

# Elman 神经网络的板形模式识别方法

张秀玲<sup>1,2</sup>, 李少清<sup>1,2</sup>, 田力勇<sup>1,2</sup>

(1. 燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004; 2. 燕山大学 工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004)

**摘要:**针对静态网络设计和识别时间模式的能力弱、泛化能力差、学习速度慢等缺点, 建立了一个基于 Elman 神经网络的板形模式识别系统. 该系统由于考虑到了神经网络的过学习或过拟合问题, 且通过经验公式和对比实验来确定神经网络的隐层节点数, 具有简单、有效的优点. 系统通过对 6 种基本板形模式及其组合模式的学习, 具有了一定的泛化能力. 经仿真验证, 实际输出的误差均小于 0.1, 识别效果良好, 可以证明基于 Elman 动态网络的系统, 其板形识别能力要强于 BP 网络构成的系统.

**关键词:**板形模式识别; Elman 神经网络; 动态网络

**中图分类号:**TP183 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2010)05-0449-05

## Research of flatness pattern recognition based on the Elman neural network

ZHANG Xiu-ling<sup>1,2</sup>, LI Shao-qing<sup>1,2</sup>, TIAN Li-yong<sup>1,2</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. Key Laboratory of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** Due to the presently poor level of designing and recognizing time patterns and generalizations of static neural networks, as well as the fact that learning speed is slow, a flatness pattern recognition system based on the Elman neural network was presented. The system is simple and efficient, because of its philosophy of over-learning or over-fitting a neural network and determining the number of the hidden nodes with experiential formulas and contrasting experiments. This system has generalization capability through learning the six basic flatness patterns and their combinations. The simulation shows that each error of actual output is less than 0.1, giving a good result, and that the capability of the system based on the Elman dynamic network pattern recognition is better than the system based on a BP network.

**Keywords:** flatness pattern recognition; Elman neural network; dynamic network

板形是带钢的重要质量指标. 近年来, 板带的纵向厚度精度越来越高, 这样板形问题就变得日益突出<sup>[1]</sup>. BP 网络虽有结构简单等特点, 但用这种静态网络进行板形模式识别, 就是将动态时间建模问题变为静态空间建模问题, 这是不合适的<sup>[2]</sup>. 而由 J. L. Elman 于 1990 年提出的 Elman 神经网络是一种动态递归网络, 它在前馈人工神经网络基本结构的基础上, 通过存储内部状态使其具备映射动态特征的功能, 从而使系统具有适应时变特性的能力. 所以用 Elman 神经网络来进行板形模式识别是非常合适的.

### 1 板形基础知识

板带的轧制过程实质上是金属在轧辊作用下发生塑性变形的过程, 一定断面形状的坯料经过轧制发生明显的纵向延伸和一定的横向流动, 进而变为一件成品. 板带轧制对变形过程有一个重要的要求, 即沿板带宽度各部分应有均匀的纵向延伸. 设想将带钢分割成若干纵条, 如果对于任何一条压下量发生变化, 都会引起该窄条的纵向延伸发生变化, 同时也会影响到相邻窄条的变形. 由于带钢是一个整体, 各窄条之间必定互相牵制、互相影响. 因此, 当沿横向的压下量分布不均时, 各窄条就会相应地发生不均匀的延伸, 这就会在各窄条之间产生相互作用的内应力. 当这个内应力足够大时, 就会引起带钢的翘

曲,这就是板形缺陷产生的原因.

## 2 板形模式的建立

板形模式识别是在实测信号的基础之上,用数学的方法判别板形缺陷类型,为板形控制提供依据.将板带材的残余应力分布作为衡量板形的基础.工程上常见的板形缺陷有6种:左侧浪、右侧浪、中间浪、双边浪、四分浪和边中浪.实际的板形通常为几种板形的组合.因此,可以用实际板形与标准板形的欧氏距离来判断板形缺陷的种类.为满足板形的残余应力沿板宽方向积分为零的约束条件,采用勒让德正交多项式系来表示板形缺陷的6种基本模式.

左侧浪、右侧浪、中间浪、双边浪、四分浪、边中浪的标准归一化方程分别为

$$\begin{aligned} Y_1 &= p_1(y) = y, \\ Y_2 &= -p_1(y) = -y, \\ Y_3 &= p_2(y) = \frac{3}{2}y^2 - \frac{1}{2}, \\ Y_4 &= -p_2(y) = -(\frac{3}{2}y^2 - \frac{1}{2}), \\ Y_5 &= p_3(y) = \frac{1}{8}(35y^4 - 30y^2 + 3), \\ Y_6 &= -p_3(y) = -\frac{1}{8}(35y^4 - 30y^2 + 3). \end{aligned}$$

6种标准归一化板形模式如图1所示.

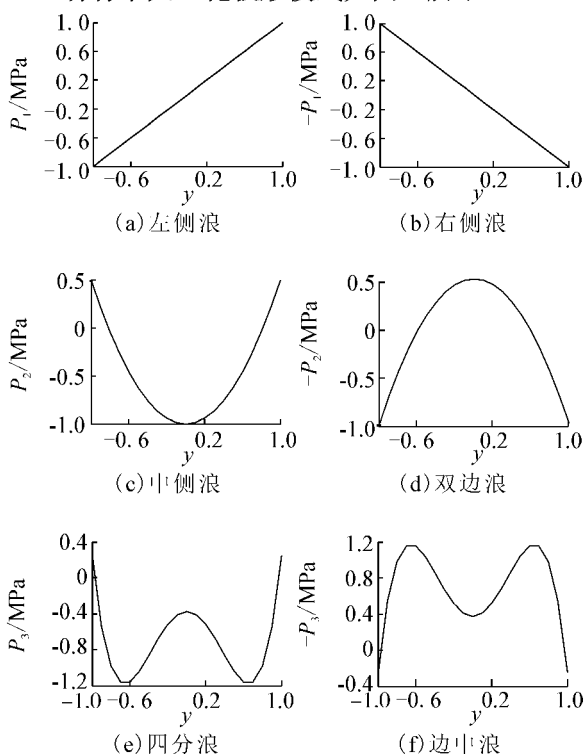


图1 板形标准模式曲线

Fig.1 Pattern curves of standard strip flatness

$Y_k (k=1,2,3,4,5,6)$  为板形标准样本的基本模

式. 轧后板形可以表示为基本板形模式的线性组合:

$$\sigma(y) = a_1 p_1(y) + a_2 p_2(y) + a_3 p_3(y).$$

式中:  $\sigma(y)$  为板带材的纵向残余应力;  $a_1, a_2, a_3$  为模式系数或特征系数. 当  $a_1 > 0$  时, 表示一次板形缺陷为左侧浪;  $a_1 < 0$  时, 表示一次板形缺陷表示为右侧浪; 当  $a_2 > 0$  时, 表示二次板形缺陷为中间浪;  $a_2 < 0$  时, 表示二次板形缺陷为双边浪; 当  $a_3 < 0$  时, 表示四次板形缺陷为四分浪;  $a_3 > 0$  时, 表示四次板形缺陷为边中浪.

## 3 基于 Elman 网络板形模式识别系统的建立

### 3.1 Elman 神经网络简介

Elman 神经网络含有输入层、隐层、输出层、状态层. 待识别的信息从输入节点进入网络, 经计算通过可变权值到达隐层节点, 隐层节点的输出既要传给输出节点, 又要传给状态层, 最后从输出层输出识别结果. 到了下一个时刻, 状态层将上一时刻的隐层节点输出值与新的输入节点输出值一道传给隐层结点, 重复上一个时刻的过程. Elman 神经网络是可用反馈网络中最简单的一种<sup>[3]</sup>. 其拓扑结构如图2所示.

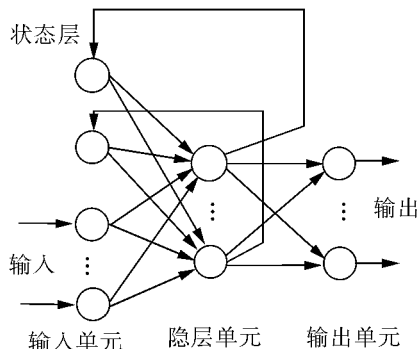


图2 Elman 神经网络

Fig.2 Elman neural network

### 3.2 基于 Elman 网络板形模式识别系统的建立

本系统拥有3个输入节点、13个隐层节点、13个状态层节点、3个输出节点. 依据文献[3]的方法, 给出网络输入. 设实测的待识别样本归一化为  $Y = (\sigma(1), \sigma(2), \dots, \sigma(m))$ ,  $\sigma(i)$  为应力值,  $m$  为板宽离散化后的段数,  $n$  个标准样本归一化为

$$Y_k = (\sigma_k(1), \sigma_k(2), \dots, \sigma_k(m)), \\ k = 1, 2, \dots, n.$$

这样, 便可求得待识别样本  $Y$  与第  $k$  个标准样本  $Y_k$  的欧氏距离:

$$D_k = \|Y - Y_k\| = \left[ \sum_{i=1}^m (\sigma(i) - \sigma_k(i))^2 \right]^{1/2}, \\ k = 1, 2, \dots, n.$$

$D_k$  就成为神经网络的输入. 神经网络的输出为 3 个板形特征值. 文献[4]的识别网络有 6 个输入, 仍不够简单. 在得到 6 个欧氏距离后, 用文献[5]的方法, 可以将 6 个输入  $D_k$  简化为 3 个输入  $d_s$  ( $s = 1, 2, 3$ ). 若  $D_1 < D_2, d_1 = D_1$ , 当  $D_1 > D_2$  时,  $d_1 = -D_2$ ; 若  $D_3 < D_4, d_2 = D_3$ , 当  $D_3 > D_4$  时,  $d_2 = -D_4$ ; 若  $D_5 < D_6$  时,  $d_3 = D_5$ ;  $D_5 > D_6, d_3 = -D_6$ .

下面来确定 Elman 神经网络的隐层节点数. 隐层节点数的选取可以靠经验公式和实践来完成. 选多了学习时间长, 精度不一定提高, 网络结构会过于复杂, 而选少了又达不到要求的学习和识别精度. 按照文献[6]的方法, 考虑到状态矢量和待估计模型的阶数, 用待估计模型的阶数乘以 2 再加 1, 及对比试验的效果, 可以将隐层节点数定为 11 或是 13. 经仿真验证, 拥有 13 个隐层节点的网络其识别精度要高于拥有 11 个隐层节点的网络. 隐层节点数多于 13 时, 精度会下降, 学习过程将变得十分缓慢. 代价函数选为实际输出与标准输出的欧氏距离.

4 仿真结果

本文用 Matlab 神经网络工具箱进行编程仿真. 一般情况下, 人们用这个工具箱只是为了验证自己的成果, 而作者将工具箱作为构建系统的平台. 作者注意到, 神经网络需要一定的时间来学习, 但如果神经网络的学习时间太长, 会出现过学习或过拟合的情况<sup>[7]</sup>, 并不利于其泛化能力的增强. 这一点, 在文献[8]中也得到了验证, 在训练神经网络时, 它的泛化误差经历了一个先单调减小, 接着复杂变化, 最后单调上升的过程, 而最佳的泛化能力出现在训练误差的全局最小点出现之前. 为了解决这个问题, 采用

最优停止法. 即将样本数据分为 2 组, 一组用来训练网络, 另一组用来测试网络. 在训练网络的过程中, 每隔一段时间用测试数据来检验网络对未经训练数据的适应能力, 当测试用的数据使得网络误差开始上升时, 表明出现了过学习或过拟合, 应停止训练. 经多次仿真实验, 选择训练次数为 5 000. 对于本文的 Elman 网络, 如果训练次数过大, 虽然训练误差仍继续减小, 但泛化误差将会增大. 因此, 训练到 5 000 次时神经网络的权值及阈值是最理想的, 此时 Elman 网络的泛化能力是最强的. 如果出现测试结果不一致的情况, 就取结果较好的网络结构进行保存. 在 Matlab 主界面右上端 Workspace 一栏下, 有一个叫做“net”的小图标, 里面即是训练好的神经网络, 全部的权值、阈值都在那里, 以后用到它时只需调用即可. 如果想看到权值或是阈值, 只需在 Command Window 中输入“net”, 再回车即可. Elman 神经网络定为输入层 3 个节点、输出层 3 个节点、隐层 13 个节点、状态层 13 个节点. 为了验证 Elman 神经网络的板形模式识别能力, 在其完成对 6 种标准的板形模式及其组合学习后, 对其进行了测试. 利用与 Elman 网络拥有同样的隐层节点数、同样长仿真时间的 BP 网络进行了对比仿真, 仿真结果如表 1 所示. 其中误差  $E$  为标准输出与网络输出的欧氏距离. 图 3 为第 4 个测试样本的 Elman 网络识别结果图. 从结果中可以看出, 对于绝大多数测试样本的 3 个板形特征值识别结果, Elman 网络要优于 BP 网络, 而对于实际输出与标准输出的欧氏距离, 前者也要小于后者. Elman 网络拥有动态记忆及模仿系统动力学特性的能力<sup>[9]</sup>, 因此, Elman 网络确实比 BP 网络更适合进行板形模式识别.

表 1 板形识别结果  
Table 1 The results of flatness pattern recognition

测试样本	标准输出			Elman 网络输出及误差				BP 网络输出及误差			
	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$E$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$E$
$Y=0.2Y_1+0.8Y_5$	0.2	0.0	0.8	0.205 2	0.023 3	0.824 2	0.033 9	0.200 9	-0.048 9	0.876 7	0.091 0
$Y=0.1Y_1+0.9Y_3$	0.1	0.9	0.0	0.111 3	0.895 1	-0.002 7	0.012 6	0.124 4	0.799 5	-0.187 3	0.213 9
$Y=0.4Y_3+0.6Y_5$	0.0	0.4	0.6	0.049 6	0.349 1	0.632 8	0.078 3	0.105 9	0.473 5	0.459 2	0.190 9
$Y=0.2Y_4+0.8Y_6$	0.0	-0.2	-0.8	-0.041 6	-0.196 1	-0.781 6	0.045 6	-0.134 0	0.092 3	-0.971 3	0.364 3
$Y=0.7Y_2+0.3Y_5$	-0.7	0.0	0.3	-0.691 2	-0.003 1	0.271 4	0.030 1	-0.538 4	-0.084 7	0.353 1	0.190 0
$Y=0.4Y_2+0.6Y_6$	-0.4	0.0	-0.6	-0.405 0	-0.052 5	-0.654 4	0.075 8	-0.248 8	0.036 2	-0.773 3	-0.232 9

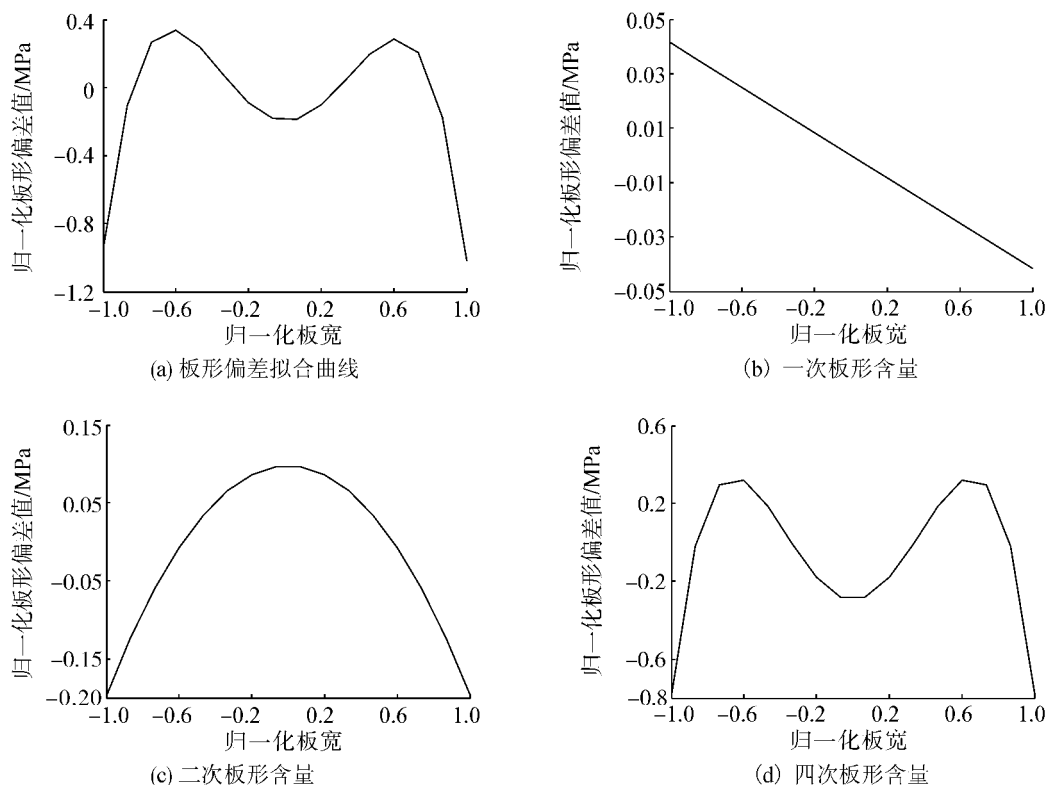


图3 第4个测试样本的识别结果

Fig. 3 The fourth test sample recognition results

## 5 结束语

通过仿真试验建立的基于 Elman 神经网络的板形模式识别系统,在测试中明显好于 BP 网络的识别结果.这在实践上可以证明 Elman 神经网络通过存储内部状态,具备了映射动态特征的功能,从而使系统具有适应时变特性的能力,这是 BP 网络所不具有的.另外,对过拟合的考虑,使得 Elman 神经网络板形模式识别系统较同等结构的 BP 神经网络具有更好的泛化能力,因此更具实用价值.通过仿真结果可以看出,基于 Matlab 仿真软件平台,只要有训练数据,就可以构造出适合于生产实际的板形模式识别系统.

## 参考文献:

- [1] 王国栋. 板形控制和板形理论[M]. 北京:冶金工业出版社, 1980: 1-11.
- [2] 魏剑平, 李华德, 余达太, 等. 基于回归神经网络的复杂工业对象的建模[J]. 北京科技大学学报, 1999, 21(4): 406-408.  
WEI Jianping, LI Huade, YU Datai, et al. Modeling for a complicated industrial object based on recurrent neural network[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 1999, 21(4): 406-408.
- [3] GE Hongwei, QIAN Feng, LIANG Yanchun, et al. Identification and control of nonlinear systems by a dissimilation particle swarm optimization-based Elman neural network [J]. Nonlinear Analysis: Real World Applications, 2008, 9: 1345-1360.
- [4] 张秀玲. 冷带轧机板形智能识别与智能控制研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2002: 36-39.  
ZHANG Xiuling. Research on intelligent control and recognition of flatness for cold strip mill [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2002: 36-39.
- [5] 周会峰. 板形识别预测和控制仿真的智能方法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2005: 38-39.  
ZHOU Huifeng. Research on intelligent methods of flatness recognition prediction and control simulation [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2005: 38-39.
- [6] 谢庆国, 万淑芸, 赵金. 一种 Elman 回归网络的设计方法[J]. 华中科技大学学报:自然科学版, 2002, 30(3): 22-24.  
XIE Qingguo, WAN Shuyun, ZHAO Jin. A systemic design for Elman recurrent network[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition, 2002, 30(3): 22-24.
- [7] HAGIWARA K, FUKUMIZU K. Relation between weight size and degree of over-fitting in neural network regression [J]. Neural Networks, 2008, 21: 48-58.
- [8] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京:国防工业出版社, 2005: 97-99.

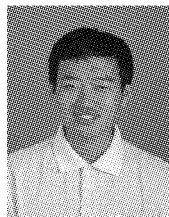
- [9]陈跃华,曹广益,朱新坚. PEMFC 的 Elman 神经网络建模与模糊神经网络控制[J]. 能源技术, 2005, 26(4): 146-149.

CHEN Yuehua, CAO Guangyi, ZHU Xinjian. Elman neural network modeling and adaptive fuzzy control of PEMFC [J]. Energy Technology, 2005, 26(4): 146-149.

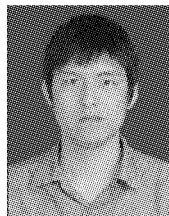
#### 作者简介:



张秀玲,女,1968年,教授、博士,主要研究方向为神经网络智能控制. 获国家科技进步二等奖1项,省部级科技进步一等奖、二等奖各1项,发表学术论文60余篇.



李少清,男,1984年生,硕士研究生,主要研究方向为 Elman 神经网络板形识别.



田力勇,男,1985年生,硕士研究生,主要研究方向为智能控制.



## 《计算机研究与发展》征订启事

《计算机研究与发展》(Journal of Computer Research and Development)是中国科学院计算技术研究所和中国计算机学会联合主办、科学出版社出版的学术性刊物,中国计算机学会会刊. 创刊于1958年(月刊),是中国第一个计算机刊物. 主要刊登计算机科学技术领域高水平的学术论文、最新科研成果和重大应用成果以及技术进展. 反映计算机领域内的新理论、新思想、新技术、重大科研任务的突破创新,是专业性很强的学术刊物.

《计算机研究与发展》历次被评为我国计算机类核心期刊,多次被评为中国百种杰出学术期刊. 是本领域最有影响力的学术期刊之一. 此外,还被美国工程索引(EI)检索系统、日本《科学技术文献速报》、俄罗斯《文摘杂志》、英国《科学文摘》(SA)、《中国学术期刊文摘》、《中国科学引文索引》、“中国科学引文数据库”、“中国科技论文统计源数据库”等重要检索机构收录. 所投稿件无论录用与否均经过同行专家的严格评审,读者对象为从事计算机研究与开发的研究人员、工程技术人员、各大专院校计算机相关专业的师生以及高新企业研发人员等.

国内邮发代号:2-654;国外发行代号:M603

国际标准连续出版物号:ISSN 1000-1239

国内统一连续出版物号:CN 11-1777/TP

#### 联系方式:

通讯地址:(100190) 北京海淀区中关村科学院南路6号《计算机研究与发展》编辑部

联系电话: +86(10)62620696(兼传真); +86(10)62600350

邮箱: crad@ict.ac.cn

网址: <http://crad.ict.ac.cn>