

DHNN优化设计新方法及在板形模式识别的应用

张秀玲, 张志强

(燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘要:基于离散 Hopfield神经网络 (DHNN)的联想记忆能力,提出了随机扰动优化设计 DHNN的新方法.该方法降低了 DHNN对权值矩阵的苛刻要求,避免进入伪稳定点;并将其用于板形模式识别,采用勒让德多项式表示常见的6种板形基模式,不需大量的测试样本来训练网络,是一种更简单、实用的板形模式识别新方法,为实现板形控制提供依据,仿真结果证明了这种方法的可行性.

关键词:离散 Hopfield神经网络 (DHNN);随机扰动优化设计;勒让德多项式;板形模式

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785 (2008) 01-0250-04

A novel method of optimal designing DHNN and applied to flatness pattern recognition

ZHANG Xiu-ling, ZHANG Zhi-qiang

(College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: A novel method of optimal designing DHNN is proposed based on random destabilization and its associative memory. This method reduces the harshness requirement of the weight matrix and avoids getting into the pseudo stability point. The method is applied to flatness pattern recognition. Denote seven kinds of basis flatness modes that meet with usually by Legendre orthodoxy polynomials, don't need more sample in training the network. It is a more simple and availability method in flatness pattern recognition and makes reference for carrying out the flatness control. Simulation result shows this way is practicable.

Keywords: discrete Hopfield neural networks (DHNN); random destabilization optimal designing; Legendre orthodoxy polynomials; flatness pattern

离散 Hopfield神经网络 (discrete Hopfield neural networks, DHNN)的每个神经元将输出传给其他神经元,同时又接收其他神经元传来的信息,起到反馈作用.这种神经网络具有2种设计方式^[1]: 1)通过学习调整网络的连接权值达到模式记忆与识别的目的; 2)按照某种方法设计权值,按一定的规则计算更新网络的状态,使其达到稳定状态,若将稳定状态设计在网络能量函数的极小值上,则可实现网络的联想记忆. DHNN的联想记忆能力是通过权值矩阵实现的,因此选择合适的权值是设计网络的关键.另外, DHNN具有收敛到伪稳定点的缺点,为此,提出了随机扰动优化设计 DHNN的新方法,该方法降低

了 DHNN对权值矩阵的苛刻要求,避免了进入伪稳定点.板带材在国民生产中起到了举足轻重的作用,板形模式识别是板形控制的关键和前沿课题,到目前为止,还没有采用 DHNN进行板形模式识别的研究报道.对板形进行数学建模,分析处理常见的几种板形模式,应用神经网络的联想记忆能力,利用提出的随机扰动优化设计 DHNN的新方法实现了板形模式识别.与现有板形识别方法相比,不需大量的测试样本,因而更简单、实用.

1 DHNN的基本概念

设有 n 阶 DHNN 系统

$$N = (W, Q). \quad (1)$$

式中: 权值矩阵 $W = (W_{ij})_{n \times n}$, 阈值矩阵 $Q = (Q_i)_{n \times 1}$.

收稿日期: 2007-07-13.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50374058); 燕山大学博士基金资助项目 (B70).

通讯作者: 张秀玲. E-mail: zxlsu@yahoo.com.cn

令 $X_i(t)$ 表示神经元 i 在时刻 t 的状态,采用双极硬限器^[2]:

$$\operatorname{sgn}(H_i) = \begin{cases} 1, & H_i \geq 0, \\ -1, & H_i < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $H_i = \sum_{j=1}^n W_{ij} X_j(t) - Q_i$.

因此 $X_i(t) = [X_1(t), X_2(t), \dots, X_n(t)]^T \in \{-1, 1\}^n$ 在 $t+1$ 时刻, $X_i(t+1) = \operatorname{sgn}(H_i)$, 神经网络以异步方式运行,即在神经网络中随机选取一个神经元 i 计算在 $t+1$ 时的输出值,而 X_i 以外的所有输出值保持不变,选择下一个神经元,直到网络进入稳定状态.稳定状态可以用以下 2 个定义解释^[2].

定义 1 若神经元 i 的输出值在后续更新中不再改变,则称其为稳定的.

定义 2 若 DHNN 中的所有神经元都是稳定的,则称其为稳定的.

2 随机扰动优化设计 DHNN 的新方法

通常对 DHNN 稳定性的讨论是以权值矩阵为基础的^[3],如要求权值矩阵对称和对角线元素非负等,整个网络输出是与权值和阈值两者相关的,引用以下定理以阈值为基础对网络的稳定性进行分析^[4].

定理:设 $W = (W_{ij})_{n \times n}$ 是 n 阶神经网络 $N = (W, Q)$ 的权值矩阵,满足以下条件.

1) 若 $W_{ii} < 0$, 则 $|Q_i| / \sum_{j=1}^n |W_{ij}| + |W_{ii}|, i = 1, 2, \dots, n$;

2) 若 $W_{ii} = 0, i = 1, 2, \dots, n$, 对 Q_i 不做要求. 则 DHNN 在异步运行方式能收敛到稳定状态.

根据定理,在文献[4]的基础上提出了改进随机扰动的优化神经计算的新方法.

设 $N = (W, Q)$ 是 n 阶 DHNN, 按异步方式运行,权值矩阵 W 为对称矩阵,即 $W_{ij} = W_{ji}$. 映射 n 阶 DHNN $N = (W, Q)$, 按照异步方式运行,满足以下条件:

1) 初始状态如下

$$X(0) = [X_1(0), X_2(0), \dots, X_k(0), \dots, X_n(0)]^T;$$

2) 权值矩阵为对称矩阵,并且 $W_{ij} = W_{ji}$;

3) 随机选 k , 若 $W_{kk} > 0$, 则 $W_{kk} = -W_{kk}$, 否则 $W_{kk} = -1$;

$$4) Q_k = X_k(0) \times \left(\sum_{j=1}^n |W_{kj}| + |W_{kk}| + 1 \right).$$

算法总结如下:

1) 选择初始状态 $X(0)$, 运行网络 N , 得到稳定状态 $X(t)$;

2) 选择 k 神经元, 以 $X(t)$ 为初始状态映射并运行神经网络 N , 得到稳定状态 $X(t+1)$, 如果已找遍所有神经元, 则转 5);

3) 比较网络 N 在 $X(t)$ 和 $X(t+1)$ 2 个稳定状态下的能量函数, $E(X(t)) > E(X(t+1))$, 则转 4), 否则转 2);

4) 以 $X(t+1)$ 为初始状态运行网络 N , 得到稳定状态 $X(t+2)$, 令 $X(t) = X(t+2)$;

5) 重复运行 2) ~ 4), 直到得到满意的解为止.

以上算法就是在神经元状态的转换过程中,通过增加一定的随机扰动,避免进入伪稳定点,进入稳定平衡点的吸引域,最终收敛于稳定平衡点.

3 板形模式的分析和处理

工程上通常所见的板形模式有 6 种^[5]: 左边浪、右边浪、中间浪、双边浪、四分浪、边中浪. 每种模式所对应的残余应力满足下式:

$$\int_{-1}^1 (y) dy = 0 \quad (3)$$

式中: y 为横向相对坐标,从板的一边到另一边 y 从 -1 变化到 $+1$, 式 (3) 称为板形的基本性质. 对以上几种模式的残余应力分布进行归一化处理, 定义为板形的基模式, 分别选用一次、二次、四次勒让德正交多项式表示这 6 种板形模式, 容易验证用这种方法表示板形模式满足板形基本性质, 所以选用勒让德多项式表示板形是合理的^[5]. 除了以上 6 种畸形板形模式外, 添加一种良好情况下的板形模式, 根据文献[5], 可以知道板形良好情况下的勒让德多项式必须满足式 (3), 即 $Y_0 = 0$ 在轧制过程中, 如果能知道即将轧制的板形属于哪一种板形模式, 则可以根据这种模式的特点, 采取适当的轧制方法, 如控制张力差、调整弯辊辊缝等方法^[6].

应用 DHNN 的联想记忆能力进行板形模式识别, 在对神经网络训练之前, 首先要对这几种板形模式进行处理, 由于神经网络采用的是双极硬限器, 因此对板形模式的处理也采用双极硬限器:

$$\operatorname{sgn}(Y) = \begin{cases} 1, & Y \geq 0, \\ -1, & Y < 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: Y 为勒让德多项式的值, 经过双极硬限器后, 代表每种板形模式的勒让德多项式被转换成取值为 $\{1, -1\}$ 的分段函数, 通过对各个分段函数的样本采集, 得到作为系统需要记忆板形模式的数据.

4 仿真研究

4.1 Hopfield 神经网络的训练

设来料宽度为 200 mm, 以来料的宽度中心作为坐标零点, 此时代表板形模式的勒让德多项式:

$$\int_{-100}^{100} (y) dy = 0 \quad (5)$$

对文献 [5] 中的勒让德多项式进行坐标变换:

1) 良好模式: $Y_0 = 0$;

2) 左边浪: $Y_1 = y/100$;

3) 右边浪: $Y_2 = -Y_1$;

4) 中间浪: $Y_3 = 3/2 \times (y/100)^2 - 1/2$;

5) 双边浪: $Y_4 = -Y_3$;

6) 四分浪: $Y_5 = 1/8 \times [35 \times (y/100)^4 - 30 \times (y/100)^2 + 3]$;

7) 边中浪: $Y_6 = -Y_5$.

试验和理论研究表明 DHNN 作为存储器时具有容量上的上限, 即储存信息的个数不能超过网络神经元个数的 15%, 如果存储信息过多, 网络误差也就急剧增加^[1,7]. 根据网络记忆容量为 $(0.13 \sim 0.15)n$, n 为网络神经元个数. 本文需要存储 7 种板形模式, 基于以上规则, 采用具有 51 个神经元的 DHNN. 在 $[-100, 100]$ 区间按照等差数列取 51 个点, 然后把各点的坐标分别代入到代表板形模式的 7 个方程中, 得到 7 个 (51×1) 的列矩阵, 采用双极硬限器对 7 个列矩阵进行处理, 则得到所要存储的 7 种状态. 采用正交化方法得到 (51×51) 的权值矩阵和 (51×1) 的阈值矩阵, 仿真验证所设计的神经网络在异步运行方式下对 7 种标准模式都能快速的收敛到稳定点.

4.2 DHNN 优化算法的仿真

按照所提出的方法设计 n 阶 DHNN N , 随机选取几种数据按照改进后的随机扰动优化算法, 以汉明距离^[8]为准则, 大部分的节点能很好的收敛到 7 种模式之一.

有些输入数据仿真的效果和理想的有些误差, 但是在对板形模式的识别还是很精确的, 之所以会有仿真上的误差, 这主要是因为当采用 51 个神经元作为输入输出时, 网络具有 $(3^{51} - 7)$ 个不稳定平衡点, 不稳定平衡点的数目太多, 造成一定的误差, 因此在设计网络的时候要尽可能多的设计稳定的平衡点, 以减少不稳定点的数目^[3], 图 1~4 便是优化算法后随机选取数据的板形识别图.

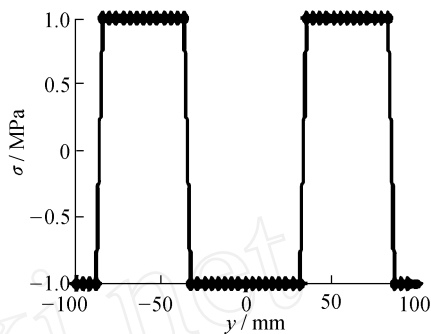


图 1 识别较好的模式 (7) 图形

Fig 1 Recognition better result of mode 7

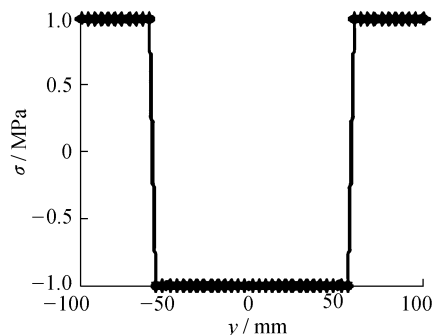


图 2 识别较好的模式 (4) 图形

Fig 2 Recognition better result of mode 4

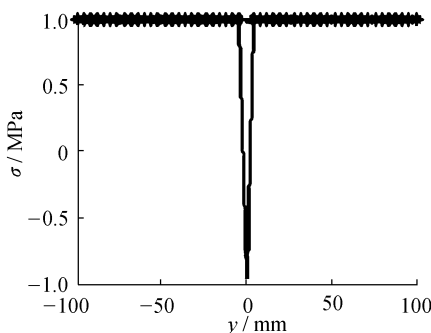


图 3 识别较差的模式 (1) 图形

Fig 3 Recognition result of mode 1

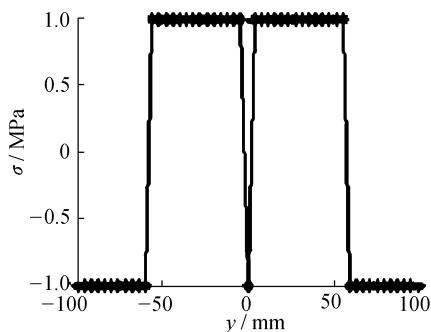


图 4 识别较差的模式 (5) 图形

Fig 4 Recognition result of mode 5

5 结束语

通过仿真研究,证明了所提出的关于 DHNN 优化方法的正确性,从而降低了 DHNN 对权值矩阵的要求;更重要的是通过对板形模式记忆的研究,找到了在轧制过程中对板形进行模式识别的一种新方法,文献 [5] 是根据大量的板形测试数据建立的 GA-BP 模型,与参考文献 [5] 相比,只需将 7 中板形缺陷存贮在网络中,不需大量的板形测试样本来训练网络,因而更简单、实用。

参考文献:

- [1] 王旭,王宏,王文辉. 人工神经网络原理与应用 [M]. 沈阳:东北大学出版社,2000: 69-79.
- [2] 李军,边肇祺. 用于最优化的计算智能 [M]. 北京:清华大学出版社,1999: 15-19.
- [3] 丛爽. 神经网络、模糊系统及其在运动控制中的应用 [M]. 合肥:中国科学技术大学出版社,2001: 38-51.
- [4] 李雪耀,王志平. Hopfield 网络的稳定性优化计算研究 [J]. 哈尔滨工程大学学报,1998,19(6): 71-76.
LI Xueyao, WANG Zhiping. Research on stability calculation for optimization of Hopfield network [J]. Journal of Harbin Engineering University, 1998, 19(6): 71-76.
- [5] 张秀玲,刘宏民. 板形模式识别的 GA-BP 模型和改进的最小二乘法 [J]. 钢铁,2003,38(10): 29-34.

ZHANG Xiuling, LU Hongnin. The GA-BP model of flatness pattern recognition and improved least-squares methods [J]. Iron and Steel, 2003, 38(10): 29-34.

[6] 卢秉林. 板形一厚综合控制方法的探讨 [J]. 冶金设备, 2002(4): 9-11.

LU Binglin. Discussing about strip flatness and gauge integrative control [J]. Metallurgy Equipment, 2002(4): 9-11.

[7] CHANG S J. Adaptive clipping for neural associative memories [J]. Chinese Journal of Lasers, 1997(4): 372-377.

[8] CHEN W Y. On the asymptotic stability of hopfield neural networks [J]. Journal of Systems Science and Systems Engineering, 1997(4): 389-395.

作者简介:



张秀玲,女,1968年生,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,省部级一等奖、二等奖各 1 项;发表论文 50 余篇,编著出版教材 2 部。



张志强,男,1979年生,硕士研究生,主要研究方向为神经网络优化设计。

第 4 届全国机器翻译研讨会

The 4th China Workshop on Machine Translation (CWMT '2008)

为了推动中国机器翻译研究的发展,促进自然语言处理领域国内外同行的交流,第 4 届全国机器翻译研讨会将于 2008 年 11 月份在北京召开。本次会议将邀请国际著名学者做特邀报告,并在时间上与中日自然语言处理研讨会相衔接,这将为会议代表提供更多学习和交流的机会。本届研讨会除了征集关于机器翻译方面的学术论文以外,还将组织“中国中文信息学会第 4 届机器翻译评测”。评测委员会将统一提供训练语料和测试语料及评测标准,参评单位提交自己系统的翻译结果并由评测委员会统一测评。评测大纲与日程另行发布,请随时关注会议主页。参评系统的研制人员应提交系统介绍的论文,并到会做报告。

论文主题包括(但不限于):

- 针对机器翻译的词典、语料库加工技术和工具开发
- 机器翻译模型和方法,包括基于规则、实例、统计等的模型与方法
- 机器翻译系统评价方法
- 机器翻译基础问题研究,如:词语对齐、短语翻译对抽取、命名实体翻译、为机器翻译服务的词法分析、句法分析、语义分析、篇章分析等
- 机器翻译应用系统开发,包括跨语言检索、计算机辅助翻译、嵌入式翻译、多语言对话、语音翻译等
- 机器翻译的前处理和后处理技术
- 多引擎翻译系统实现
- 民族语言机器翻译

会议网站: <http://www.cipsc.org.cn/cwmt-2008.html>