

神经网络在板形检测中的应用^①

乔俊飞 郭 戈 柴天佑 王 伟

(东北大学自动化研究中心, 沈阳 110006)

摘 要 板形检测信息的模式分解是板形控制过程中的技术难点, 该文提出的一种新的神经网络模式识别方法却可以解决这个难题。该识别方法的优点是: 在 ART 网络的特征表示场中采用了具有正反馈和非线性变换的结构, 能够有效地抑制板形检测数据中的干扰影响, 提高了模式识别系统的抗干扰能力; 在类别场中抛弃了传统的竞争学习机制, 新的学习机制可以迅速分解板形模式; 按照轧机执行机构板形控制的能力设置标准板形模式, 可以对任意复杂形式的板形缺陷进行控制。用这种识别方法对实测板形进行了模式分解, 识别结果完全正确, 充分说明 ART 神经网络识别方法是一种理想的板形模式识别方法。

关键词 板形检测 模式识别 ART 神经网络

中图法分类号 TP13 TG33

板形控制的最终目的是使输出板形达到目标板形, 因此可以根据目标板形和实测板形的偏差值确定执行机构的控制量。本文以东北大学的 UC 轧机为研究对象, 该轧机具有支撑辊倾斜, 工作辊、中间辊弯曲等板形控制手段, 因此能够消除左侧浪、右侧浪等 6 种基本板形缺陷, 而更复杂的局部板形缺陷可通过分段冷却控制。

在板形控制系统中, 首先要根据轧机执行机构的要求, 对板形缺陷进行模式识别。目前普遍采用的方法是基于最小二乘法的多项式回归分解法^[1, 2], 在此基础上, 也有采用正交多项式回归分解的方法^[3, 4], 其共同的缺点是抗干扰能力差, 难以满足高精度的板形控制要求。而本文采用的 ART (adaptive resonance theory) 神经网络识别方法有效地克服了上述不足, 而且具有良好的板形识别效果。

1 板形的数学描述

板形是指带材的翘曲程度, 其实质是带材

内部残余应力分布。在冷轧板形控制系统中, 首先用板形仪测量出带材内部的残余应力, 作为闭环板形控制系统的反馈量。现将板形检测数据在坐标系上表示出来。坐标系原点取在检测的带材边缘处, 设所测带材的宽度为 B , 带材与检测辊各测量段中心对应处的坐标为 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$, n 为被带材覆盖的测量段的数量。

根据实测板形和目标板形求出板形调节偏差 $\Delta \sigma_i$

$$\Delta \sigma_i = \sigma_{mi} - \sigma_{ti} \quad (1)$$

式中 σ_{mi} — 张力测量辊测得的实际板形, σ_{ti} — 选定的目标板形。

板形偏差中的最大值为

$$\Delta \sigma_{\max} = \max_{i=1}^n \{ \Delta \sigma_i \} \quad (2)$$

由式(1)和(2)求得板形偏差归一化处理结果 $\Delta \sigma'_i$ 为

$$\Delta \sigma'_i = \frac{\Delta \sigma_i}{\Delta \sigma_{\max}} \quad (3)$$

① 国家自然科学基金重点项目和辽宁省优秀青年科研人才培养基金项目

收稿日期: 1997- 03- 18; 修回日期: 1997- 11- 17 乔俊飞, 男, 29 岁, 博士研究生

2 ART 神经网络的构成

根据板形控制的要求,神经网络应具有稳定分解板形模式的能力。本文中的 ART 神经网络由特征表示场 F_1 、类别表示场 F_2 和调整子系统三部分组成,其结构如图 1 所示。

2.1 特征表示场 F_1

$\Delta\sigma'_i$ 是经过归一化处理后的板形调节偏差数据,它是输入矢量 $\Delta\sigma' = [\Delta\sigma'_0, \Delta\sigma'_1, \dots, \Delta\sigma'_{N-1}]$ 中的一个分量。在 F_1 中有相应的 N (N 为板形仪的测量段数) 个处理单元,每个单元可分为 3 层。图 1 所示的是第 i 个处理单元的结构。可以看到,每一层里都包括两种功能不同的神经元,一种是空心圆,另一种是实心圆。

2.1.1 空心圆

每个空心圆所代表的神经元可能有两种输入,一种是兴奋激励,用实线箭头表示;另一种是抑制激励,用虚线箭头表示。设神经元的活动电位为 V ,根据神经生理学的研究结果可以知道 V 满足下列微分方程^[5]:

$$\varepsilon \frac{dV}{dt} = -aV + (1-bV)J^+ - (c+dV)J^- \quad (4)$$

式中 J^+ 表示所有兴奋激励的总和; J^- 表示所有抑制激励的总和; ε 和 a 都是远小于 1 的正实数,且 ε 远小于 a , b 远小于 1, c 远小于 d , 且 d 接近于 1。

为了简化计算,根据式(4)给出的条件,可以设 $b=0$, $c=0$, $d=1$, $\varepsilon \rightarrow 0$ 则式(4)可化解为

$$V = \frac{J^+}{e+J^-} \quad (5)$$

式中 e 是一个与 A 无关的、远小于 1 的正实数。

2.1.2 实心圆

实心圆神经元的功能是求其输入矢量之模。

由图 1 所示的 ART 网络结构,结合两种神经元的运算功能,可以得出第一层的输入方程和规格化运算为

$$z_i = \Delta\sigma'_i + au_i \quad (6-1)$$

$$q_i = \frac{z_i}{e+|Z|} \quad (6-2)$$

式中 e 是一个很小的正实数,相对于 $|Z|$ 可以忽略不计;而参数 a 是对 u_i 的加权,它的大小不仅影响到系统的抗干扰能力,而且还影响到系统最终的分类结果。

第二层的输入方程和规格化方程可以表示

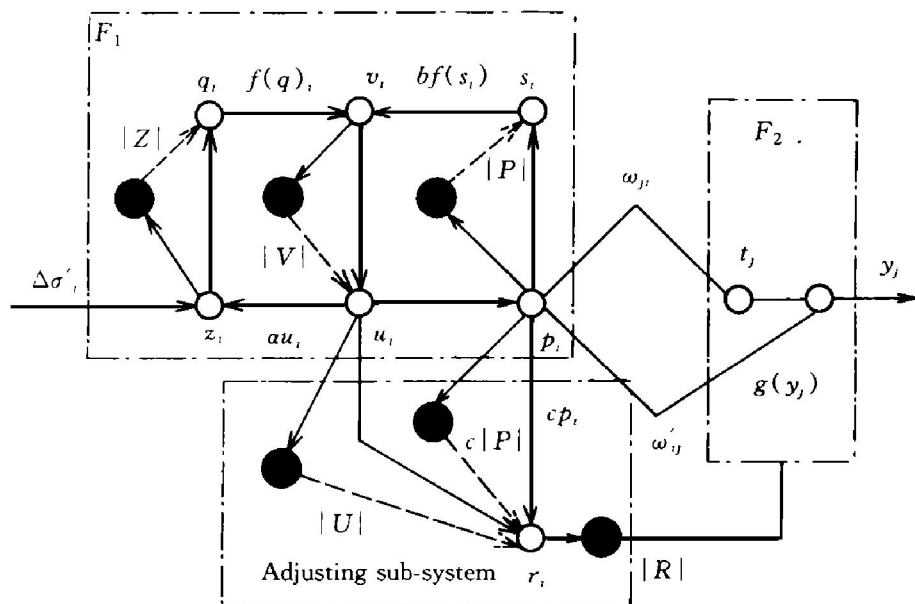


图 1 ART 神经网络结构示意图

Fig. 1 Structure of ART neural network

为

$$v_i = f(q_i) + bf(s_i) \quad (6-3)$$

$$u_i = \frac{v_i}{e + |V|} \quad (6-4)$$

$$\text{式中 } f(x) = \begin{cases} \frac{2\theta x^2}{x^2 + \theta^2} & 0 \leq x \leq \theta \\ x & x > \theta; \end{cases}$$

e 可以忽略, s_i 的加权系数 b 的大小同样影响到系统的抗干扰能力和最终的分类结果; 参数 θ 一般取值为 $1/\sqrt{N}$, 这时识别系统将均匀矢量作为噪声处理, 当 $\theta > 1/\sqrt{N}$ 时, 提高了基底噪声的抑制能力, 但是有用信号也被更多地切除。

第三层的方程和规格化运算为

$$p_i = u_i + \sum_{j=0}^{M-1} g(y_j) w'_{ij} \quad (6-5)$$

$$s_i = \frac{p_i}{e + |P|} \quad (6-6)$$

式中 M 是标准板形模式个数, e 仍可以忽略, $g(y_j)$ 在后面的讨论中给以描述。

2.2 类别场 F_2

F_2 场中输入矢量 $T = [t_0, t_1, \dots, t_{M-1}]$ 的某一分量可以表示为

$$t_j = \sum_{i=0}^{N-1} w_{ji} p_i \quad (7)$$

式中 $i = (0, 1, \dots, N-1)$ 。

由于待识别的板形数据可能是几种标准板形模式的组合, 因此在 F_2 场中不能采用传统的竞争学习机制来判断其归属某一类标准模式。 Y 是 F_2 场输出矢量, $Y = [y_0, y_1, \dots, y_{M-1}]$, 对于本文中的 UC 轧机而言, 由于它有 6 种标准板形模式, 故 $M = 6$ 。其中 y_0, y_1, y_2, y_3, y_4 和 y_5 分别表示板形缺陷中左侧浪、右侧浪、双边浪、中间浪、边中浪和四分浪的含量。根据轧机的执行机构要求, 识别出的板形基本模式中不能同时存在左侧浪和右侧浪、中间浪和双边浪、四分浪和边中浪。于是 Y 的各个分量可以确定为

$$y_0 = \begin{cases} t_0 - t_1 & t_0 > t_1 \\ 0 & t_0 \leq t_1 \end{cases} \quad (8-1)$$

$$y_1 = \begin{cases} 0 & t_0 > t_1 \\ t_1 - t_0 & t_0 \leq t_1 \end{cases} \quad (8-2)_{na}$$

$$y_2 = \begin{cases} t_2 - t_3 & t_2 > t_3 \\ 0 & t_2 \leq t_3 \end{cases} \quad (8-3)$$

$$y_{yi} = \begin{cases} 0 & t_2 > t_3 \\ t_3 - t_2 & t_2 \leq t_3 \end{cases} \quad (8-4)$$

$$y_4 = \begin{cases} t_4 - t_5 & t_4 > t_5 \\ 0 & t_4 \leq t_5 \end{cases} \quad (8-5)$$

$$y_5 = \begin{cases} 0 & t_4 > t_5 \\ t_5 - t_4 \text{ 且 } t_4 \leq t_5 \end{cases} \quad (8-6)$$

2.3 权系数的学习

用 ART 神经网络对板形检测数据进行模式分解, 其结果主要取决于 F_1 和 F_2 场间的权系数, 所以权系数的学习至关重要。在训练该神经网络时, 首先要给出标准板形模式。

对于本文所研究的 UC 轧机而言, 由于它只能消除左侧浪、右侧浪、中间浪、双边浪、边中浪和四分浪 6 种基本板形缺陷, 而更复杂的局部板形缺陷需要通过分段冷却控制, 所以在板形标准模式设置时, 只要设置出左侧浪、右侧浪、中间浪、双边浪、边中浪和四分浪 6 种基本模式即可。考虑到控制板形的执行机构施加力的对称性, 在选取板形标准模式时也要使标准曲线关于带材中心对称, 如图 2。

设带材宽度为 B , 板形缺陷中应力最大值

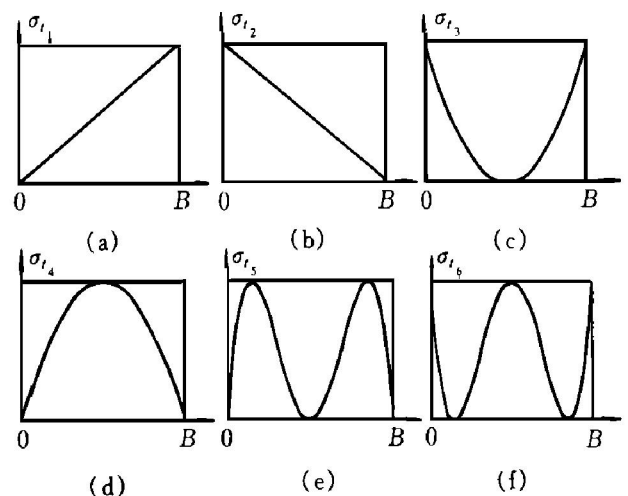


图2 归一化后的标准板形缺陷

Fig. 2 Defect of standard shape after normalization

(a) —Left-side wave; (b) —Right-side wave;
(c) —Middle wave; (d) —Two-side wave;
(e) —M-wave; (f) —W-wave

为 S , 于是可以得到左侧浪的标准方程和归一化方程

$$\sigma_{t_1}(x) = \frac{S}{B}x \quad (9-1)$$

$$\sigma'_{t_1}(x) = \frac{1}{B}x \quad (9-2)$$

右侧浪的标准方程和归一化方程

$$\sigma_{t_2}(x) = S - \frac{S}{B}x \quad (9-3)$$

$$\sigma'_{t_2}(x) = 1 - \frac{1}{B}x \quad (9-4)$$

中间浪的标准方程和归一化方程

$$\sigma_{t_3}(x) = S - \frac{4S}{B}x + \frac{4S}{B^2}x^2 \quad (9-5)$$

$$\sigma'_{t_3}(x) = 1 - \frac{4}{B}x + \frac{4}{B^2}x^2 \quad (9-6)$$

双边浪的标准方程和归一化方程

$$\sigma_{t_4}(x) = \frac{4S}{B}x - \frac{4S}{B^2}x^2 \quad (9-7)$$

$$\sigma'_{t_4}(x) = \frac{4}{B}x - \frac{4}{B^2}x^2 \quad (9-8)$$

边中浪的标准方程和归一化方程

$$\sigma'_{t_5}(x) = \frac{16S}{B}x - \frac{80S}{B^2}x^2 + \frac{128S}{B^3}x^3 - \frac{64S}{B^4}x^4 \quad (9-9)$$

$$\sigma'_{t_5}(x) = \frac{16}{B}x - \frac{80}{B^2}x^2 + \frac{128}{B^3}x^3 - \frac{64}{B^4}x^4 \quad (9-10)$$

四分浪的标准方程和归一化方程

$$\sigma_{t_6}(x) = S - \frac{16S}{B}x + \frac{80S}{B^2}x^2 - \frac{128S}{B^3}x^3 + \frac{64S}{B^4}x^4 \quad (9-11)$$

$$\sigma'_{t_6}(x) = 1 - \frac{16}{B}x + \frac{80}{B^2}x^2 - \frac{128}{B^3}x^3 + \frac{64}{B^4}x^4 \quad (9-12)$$

当输入第 j 类标准板形模式时, 令其相对应的类别输出值 y_j 为 1, 其余类别的输出值均为 0。权系数按下列方式学习^[6]:

$$w'_{ij}(k+1) = w'_{ij}(k) + g[y_j(k)] \cdot [p_i(k) - w'_{ij}(k)] \quad (10-1)$$

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + g[y_j(k)] \cdot [p_i(k) - w_{ij}(k)] \quad (10-2)$$

式中 $i = 0, 1, \dots, N-1$;

$j = 0, 1, \dots, M-1$

在这里变换函数 $g(y_j)$ 选择为

$$g(y_j) = d \cdot y_j$$

式中 d 是一个实常数, 其值的选择影响 ART 神经网络分类的稳定性, 一般在选取 d 时, 使 $\frac{cd}{1-d}$ 尽量接近于 1。

2.4 调整子系统

在 ART 神经网络中, 由于 P 中融合了 $\Delta\sigma'_i$ 和 $G(y)w'$ 的特征信息而抑制了基底噪声, 当板形检测信息 $\Delta\sigma'_i$ 和矢量 $G(y)w'$ 足够相似时, 矢量 U 和 P 也足够相似, 反之亦然, 因此可以用 U 和 P 的相似程度来衡量网络识别的正确与否。其中

$$G(y) = [g(y_0), g(y_1), \dots, g(y_{M-1})],$$

$$w' = \begin{bmatrix} w'_{00} & w'_{10} & \dots & w'_{N-1,0} \\ w'_{01} & w'_{11} & \dots & w'_{N-1,1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w'_{0,M-1} & w'_{1,M-1} & \dots & w'_{N-1,M-1} \end{bmatrix}$$

用 $|R|$ 来表示 P 和 U 的相似度, 由图 1 中可知

$$r_i = \frac{u_i + cp_i}{e + |U| + c|P|} \quad (11)$$

于是可以得到

$$|R| = \left[\sum_{i=0}^{N-1} r_i^2 \right]^{1/2} \quad (12)$$

$|R|$ 越接近于 1, 则 U 和 P 越相似。由于在板形模式分解时, F_1 和 F_2 场之间权系数保持不变, 由式(6-5)可知只能改变输出值 Y 来促使 U 和 P 相似。选择 λ 为 ART 神经网络板形识别的警戒参数 $0 < \lambda \leq 1$, 它表明 U 和 P 的相似程度。当 $|R| < \lambda$ 时, ART 神经网络分解继续进行, 当 $|R| \geq \lambda$ 时, F_2 场输出分解结果 Y 。如果对 U 和 P 的相似程度要求较高时, 则 λ 取值应大一些; 否则, λ 取值要小一些。

根据全局板形缺陷的分解结果可以求出带材的局部板形缺陷, 为冷却控制提供依据。

$$\Delta \sigma'_h(x) = \sigma'_m(x) - \sum_{j=0}^{M-1} y_j \sigma'_{hj}(x) \quad (13)$$

式中 $\Delta \sigma'_h(x)$ 是带材局部板形缺陷的归一化处理结果, $\sigma'_m(x)$ 是待识别板形归一化处理值, $\sigma'_{hj}(x)$ 是第 j 类标准板形的归一化处理值, $j=0, 1, \dots, M-1$ 。 M 是标准板形模式的数量。

3 实测板形的模式识别

下面给出了两组实测板形应力差值的归一化处理结果:

$\Delta \sigma'_{A} = [0.0000, 0.3532, 0.6576, 0.6843,$
 $0.6659, 0.6148, 0.5845, 0.5686,$
 $0.5385, 0.5276, 0.5459, 0.6775,$
 $0.7928, 0.8755, 0.9759, 1.000,$
 $0.9825, 0.7542, 0.6532, 0.5025]$

$\Delta \sigma'_{B} = [1.000, 0.7429, 0.6613, 0.5573,$
 $0.5602, 0.5768, 0.5656, 0.3528,$
 $0.0913, 0.0000, 0.0176, 0.0842,$
 $0.1284, 0.2034, 0.2795, 0.4473,$
 $0.5537, 0.5474, 0.4305, 0.4056]$

用本文所设计的 ART 神经网络对上面两组板形数据进行模式识别, 参数选择如下:

$a = 10, b = 1, c = 0.1,$
 $d = 0.9, \theta = 0.3, \lambda = 0.95$

其运行结果如表 1, 应力分布情况如图 3、图 4 所示。

可见, 采用 ART 神经网络对带材的板形模式识别的结果与实际情况完全一致, 是一种理想的板形模式识别方法。

表 1 识别结果

Table 1 Recognition results		
Results	Measurements(A)	Measurements(B)
y_0	0.3298	0.0000
y_1	0.0000	0.2796
y_2	0.0000	0.4852
y_3	0.3784	0.0000
y_4	0.4339	0.2843
y_5	0.0000	0.0000

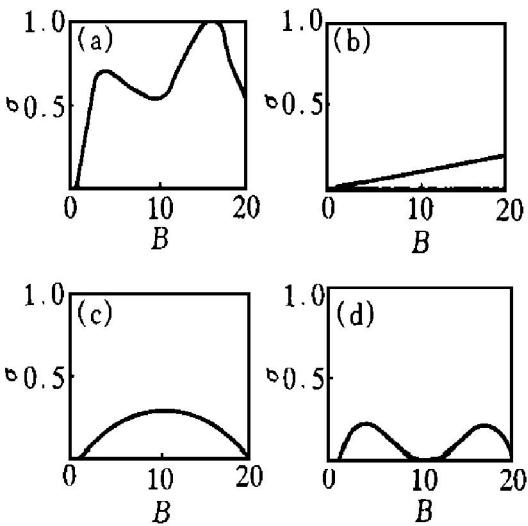


图 3 待识别板形 A 的识别结果

Fig. 3 Recognition results of shape A

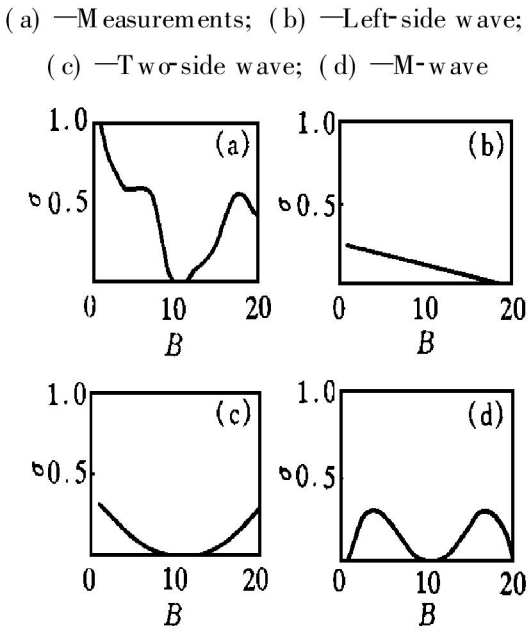


图 4 待识别板形 B 的识别结果

Fig. 4 Recognition results of shape B

(a) —Measurements; (b) —Right-side wave;
(c) —Middle wave; (d) —M-wave

4 结语

用本文所提出的 ART 神经网络对板形模式进行识别, 可以满足高精度、实时板形控制的要求。由于在类别场中采用了具有正反馈和非线性变换的结构, 有效地抑制了板形检测数据中的噪声干扰, 大大地提高了识别系统的抗干扰能力; 在轧机执行机构允许的情况下, 可

以对任意复杂的板形缺陷进行模式识别; 因此 ART 神经网络识别法是一种很有发展潜力的板形模式识别方法。

REFERENCES

- 1 Hua Jianxin(华建新) and Zhou Zheyang(周泽雁). Iron and Steel(钢铁), 1992, 27(3): 27– 31.
- 2 Di Hongshuang(邸洪双), Zhang Xiaofeng(张晓峰), Liu Xianghua(刘相华) *et al.* Iron and Steel(钢铁), 1995, 30(9): 33– 36.
- 3 Yang Xingjun(杨行峻) and Zheng Junli(郑君里). Artificial Neural Network(人工神经网络). Beijing: Higher Education Press(高等教育出版社), 1992, 9.
- 4 Carlstedt A G and Keijser O. Iron and Steel Engineer, 1991, 68(1): 34– 37.
- 5 Ikuya Hoshino *et al.* In: Proceedings of the 12th World International Federation of Automatic Control. 1993.
- 6 Stork D G. J Neural Network Computing, 1989, 1(1): 26– 42.

APPLICATION OF NEURAL NETWORK IN SHAPE MEASUREMENT

Qiao Junfei, Guo Ge, Chai Tianyou and Wang Wei

Research Center of Automation,

Northeastern University, Shenyang 110006, P. R. China

ABSTRACT Pattern decomposition of shape measurement is one of the difficult techniques in shape control system. A novel pattern recognition method based on neural network was presented in detail, its superiorities lie in the following points: positive feedback and nonlinear transforming structure are introduced in the representing field of ART neural network, so that the influences of disturbances existing in shape measurements are rejected and in turn the system is improved in disturbance rejection. Traditional competitive learning mechanism in the type field of ART neural network was abandoned and replaced by a new learning method, which is very quick at completing shape pattern decomposition; standard shape patterns are set up according to the shape control capability of the actuating units in the rolling mill, so that shape defects of any type can be controlled. When the new pattern recognition method is used in decomposing real shape measurements, completely correct results are obtained, this means that the recognition method based on ART neural network is an ideal shape recognition method.

Key words shape measure pattern recognition ART neural network

(编辑 何学锋)