

# 具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络

黎明 严超华 刘高航

(南昌航空工业学院测控工程系, 南昌 330034)

**摘要** 在 ART2 神经网络的标准警戒测试准则中, 通过引入截断双曲线函数来计算输入矢量与神经网络由顶向下权重矢量之间的相似程度, 而提出了一种新的具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络. 截断双曲线函数一方面抑制输入样本中的噪声, 另一方面, 如果输入矢量某些分量与由顶向下权重矢量对应分量之间存在冲击变化时, 则截断双曲线函数将放大这些对应分量之间的冲击变化. 而且这种新的警戒测试准则具有更强的抗噪声能力, 即在较低的输入信噪比水平上, 具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络比标准 ART2 神经网络具有更高的正确识别率.

**关键词** 模式识别 神经网络 ART2 警戒测试

**中图法分类号:** TP183 TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2001)01-0081-05

## ART2 Neural Networks with More Vigorous Vigilance Test Criterion

LI Ming, YAN Chao-hua, LIU Gao-hang

(Dept. of Test & Control Engineering, Nanchang Institute of Aeronautical Technology, Nanchang 330034)

**Abstract** The neural network models based on adaptive resonance theory (ART) are capable of organizing stable recognition categories for arbitrary binary or real input patterns. However the ART neural networks are not sensitive to the distinguishing of those categories which there are only a few components in obvious difference between them. A new ART2 neural network model with more vigorous vigilance test criterion is proposed in this paper. The modified intercepted hyperbola function is adopted in the new vigilance test criterion to calculate the matching degree between the input vector and the weight vector of top to bottom. On one hand, the hyperbola function reduces the effect of noises and on the other hand, it emphasizes the effect of those components of input vector which have impulsive differences to the corresponding components of weight vector. The palm image recognition using the ART neural networks with the new vigilance test criterion has been carried out in this paper, the experiment results shows that the new vigilance test criterion is more robust to noises, and the new ART2 neural network can gain higher recognition rate under lower SNR.

**Keywords** Pattern recognition, Neural networks, ART2, Vigilance test

## 0 引言

基于自适应谐振理论的 ART2<sup>[1]</sup>神经网络是采用竞争学习和自稳机制原理来实现稳定的分类. 由于 ART2 神经网络调整子系统警戒测试部分是 ART2 神经网络学习和分类稳定性的保证, 因此警戒测试准则是非常重要的<sup>[1~4]</sup>. 标准的 ART2 警戒测试准则是通过测试输入矢量的每个分量与对应的由顶

向下矢量的每个分量之间的差别, 并通过计算各项分量的差别总和是否在预定义的阈值范围之内来进行分类识别的. 如果只有某几项分量之间的差别发生了冲击变化, 那么这种标准的警戒测试准则的反应并不敏感, 即当输入样本中特征信噪比较低时, 标准的警戒测试准则并不是最有效的. 本文提出了一种新的更严格的警戒测试准则, 它能检测出输入矢量与由顶向下矢量之间只有某几项分量之差别存在冲击变化的情况, 并进一步抑制了输入矢量中的基底噪声, 从而

提高了 ART2 神经网络的正确识别率。

### 1 ART2 神经网络结构及警戒测试准则

一种典型的 ART2 神经网络<sup>[1,3]</sup>结构如图 1 所示,它包括  $F_1$  特征表示场和  $F_2$  类别表示场这两层。图 1 描述了  $F_1$  场的第  $j$  个神经元以及  $F_2$  场中竞争获胜的第  $I$  个神经元的工作原理。

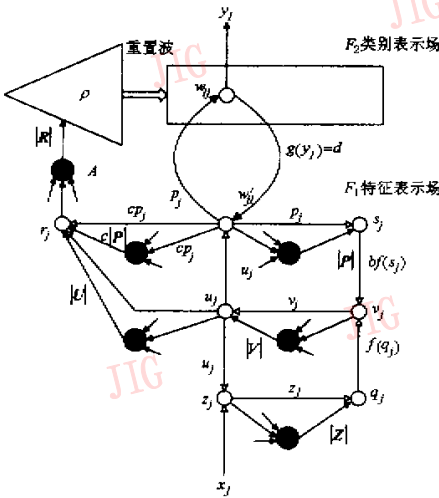


图 1 ART2 的一种典型结构

图中左侧是调整子系统,右侧是注意子系统。设输入神经网络的观察矢量  $X$  是一个  $N$  维模拟矢量,它的  $N$  个分量是  $x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$ ;与  $v_j, z_j, u_j, cp_j$  相连的实心圆的输出分别为  $|V|, |Z|, |U|, c|P|$ ,其中  $b, c$  和  $d$  是可选择的参数,  $f(\cdot)$  为非线性变换函数。图 1 左侧的调整子系统中的实心圆  $A$  的输出为

$$|R| = \frac{[1 + 2c|P|\cos(U, P) + c^2|P|^2]^{1/2}}{1 + c|P|} \quad (1)$$

其中  $\cos(U, P)$  是矢量  $U$  和  $P$  之间夹角的余弦值,即

$$\cos(U, P) = \frac{P \cdot U}{|P||U|} = \frac{|U|^2 + dU \cdot W'_I}{|P||U|} \quad (2)$$

因此,

$$|R| = \frac{[(1+c)^2 + 2(1+c)|cdW'_I|\cos(U, W'_I) + |cdW'_I|^2]^{1/2}}{1 + [c^2 + 2c|cdW'_I|\cos(U, W'_I) + |cdW'_I|^2]^{1/2}} \quad (3)$$

其中,  $\cos(U, W'_I)$  表示的是由底向上矢量和由顶向下矢量之间的相似度。设  $\rho$  为警戒测试参数,则标准 ART2 神经的警戒测试准则<sup>[1]</sup>为:

如果  $|R| > \rho$ , 则无需对  $F_2$  场重置,即进入 LTM 权重系数学习的阶段;

如果  $|R| \leq \rho$ , 则需对  $F_2$  场重置,并重新选择另一竞争获胜输出端的神经元,进行下一次的警戒测试。

### 2 具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络

标准的 ART2 神经网络警戒测试就是比较矢量  $P$  和  $U$  的相似度,其中,矢量  $P$  结合了由顶向下传递矢量的特征,它是 ART2 神经网络学习过的输入样本特征的反映。矢量  $U$  则融合了输入矢量  $X$  和  $W'_I$  的重要特征,并且抑制了  $X$  的基底噪声。如果两类输入样本很相似,它们的输入矢量  $X^A$  和  $X^B$  之间只有某几项相差很大,则这种标准的警戒测试准则的反应并不敏感。设输入  $X^A$  时,警戒测试得到的相似度为  $|R|^A$ ;输入  $X^B$  时,警戒测试得到的相似度为  $|R|^B$ ,则可能会发生如下的情况:由于噪声的影响,虽然  $X^A$  和  $X^B$  之间有几项分量完全不同,但总体的相似度  $|R|^A$  和  $|R|^B$  却差不多,因此标准的 ART2 神经网络警戒测试准则不能分辨  $|R|^A$  和  $|R|^B$  之间的区别。对于本文实验采用的掌纹图象特征空间来说,如果在大量样本空间进行识别时,可能存在两类掌纹图象的屈肌纹曲线大部分相似,而只有某几个局部变化较大的情况,此时,标准的警戒测试准则并不是最有效的。

为了解决上述的问题,本文提出一种更为严格的警戒测试准则。这种具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络如图 2 所示。

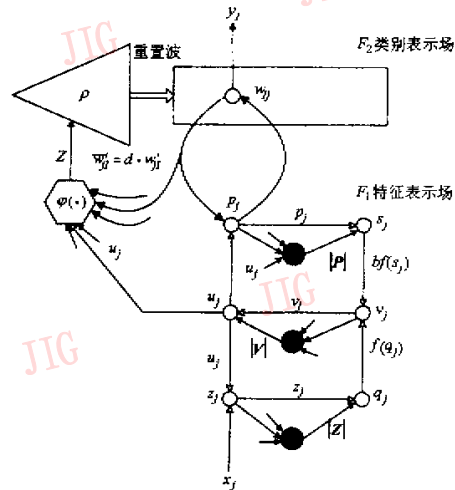


图 2 具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络结构示意图

改进网络与标准网络的区别在于其左侧调整子系统的警戒测试部分,即新的警戒测试部分在图 2 中用空心的六角形表示,它用于比较所有处理单元的  $u_j$  与  $\bar{w}'_{jl} = d w'_{jl} (j=0, \dots, N-1)$  的相似程度,且新的警戒测试部分是一变换函数  $\varphi(\cdot)$ ,其输出值是  $Z$ ,假设由顶向下的 LTM 权重系数矢量为

$$\bar{W}'_l = \{\bar{w}'_{jl}, j = 0, \dots, N-1\} \quad (4)$$

则图 2 警戒测试部分的六角形部分的输出为

$$Z = \varphi(U, \bar{W}'_l) = \frac{[(1+c)^2 + 2(1+c)|c\bar{W}'_l|\psi(U, \bar{W}'_l) + |c\bar{W}'_l|^2]^{1/2}}{1 + [c^2 + 2c|c\bar{W}'_l|\psi(U, \bar{W}'_l) + |c\bar{W}'_l|^2]^{1/2}} \quad (5)$$

其中,  $\psi(U, \bar{W}'_l)$  是本文设计用来更严格地检测由底向上矢量和由顶向下矢量之间相似度的函数

$$\psi(U, \bar{W}'_l) = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} \xi(u_j \bar{w}'_{jl})}{\left[ \sum_{j=0}^{N-1} u_j \right]^{1/2} \left[ \sum_{j=0}^{N-1} \bar{w}'_{jl} \right]^{1/2}} \quad (6)$$

其中,  $\xi(\cdot)$  是截断双曲线函数

$$\xi(x) = \begin{cases} \sqrt{x^2 - h^2}, & \text{if } x \geq h \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

其中,参数  $h$  是该曲线在横坐标上的顶点. 设  $\rho$  为警戒测试参数,新的警戒测试准则为:

如果  $Z > \rho$ ,则无需对  $F_2$  场重置,即进入 LTM 权重系数学习的阶段;

如果  $Z \leq \rho$ ,则需对  $F_2$  场重置,并重新选择另一竞争获胜输出端的神经元,进行下一次的警戒测试.

由式(7)的截断双曲线函数可知,在合适的参数  $h$  下( $h$  为较小的实数),当  $U$  和  $\bar{W}'_l$  相似程度较高时,  $x = u_j \bar{w}'_{jl} (j=0, 1, \dots, N-1)$  的值较小,且与  $h$  的值较为接近,则  $\sum_{j=0}^{N-1} \xi(u_j \bar{w}'_{jl}) \approx 0$ ,由式(5)和式(6)可计算出  $Z \approx 1$ ,它不仅满足新的警戒测试准则,且与标准警戒测试准则的结果一致. 因此当识别较为相似的同类输入矢量样本时,这种由式(4)到式(7)定义的新的警戒测试准则不仅与式(3)定义的标准警戒测试准则的作用效果基本相同,而且式(7)定义的截断双曲线函数  $\xi(\cdot)$  还减弱了基底噪声对警戒测试准则的影响,增强了 ART2 神经网络的抗噪声干扰能力.

当  $U$  和  $\bar{W}'_l$  相异程度较高时,  $x = u_j \bar{w}'_{jl} (j=0, 1, \dots, N-1)$  的值远大于  $h$  的值,此时  $\xi(x) \approx x$ ,由以上论述可推出

$$\varphi(U, \bar{W}'_l) \approx \cos(U, \bar{W}'_l) \quad (8)$$

此时,新的警戒测试准则与标准警戒测试准则也是基本相同的.

设 A 类输入矢量样本与 ART2 神经网络的 B 类由顶向下矢量的大多数分量较为相似,而只有几个分量相差较大,则当具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络在比较 A 类输入矢量样本与 B 类由顶向下矢量时,式(5)将抑制那些相似程度较高的  $u_j$  和  $\bar{w}'_{jl}$  分量的作用(此时  $x = u_j \bar{w}'_{jl}$  的值与  $h$  的值较为接近,且  $\xi(u_j \bar{w}'_{jl}) \approx 0$ ),同时突出相差较大的输入矢量分量作用(此时  $x = u_j \bar{w}'_{jl}$  的值比  $h$  的值大得多,  $\xi(u_j \bar{w}'_{jl}) \approx u_j \bar{w}'_{jl}$ ),因此,由式(5)计算出的警戒测试值  $Z$ ,由于突出反应了相差较大的输入矢量的作用,因而可以更为有效地区分出这些特殊的不同类输入矢量样本,而此时标准警戒测试准则却不能进行正确分类.

参数  $h$  可用来抑制在识别同类样本过程中由于基底噪声所引起的误差干扰,若  $h$  值越大,则抑制基底噪声的效果越好,但另一方面却对输入样本矢量集中的各对应分量之间较小变化的分辨能力不够,因此,参数  $h$  需要选择合适的值. 如同标准 ART2 神经网络对其它参数的选择方法一样,本文通过实验来确定参数  $h$ ,当然也可以采用遗传算法来获取参数  $h$  的最优值.

### 3 试验结果和结论

采用本文提出的具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络对掌纹图象进行识别分析. 在输入样本集中,找出两类特征空间比较相似的掌纹图象进行分析,并将这两类掌纹分别称为 A 类和 B 类掌纹. 这两类掌纹屈肌纹的生命线<sup>[5]</sup>都始于手掌木星丘的底部,环绕手掌第一火星丘的底部,最后终止于手腕的中间部位,两类生命线只在中部一小段有明显差别, A 类掌纹的生命线,中部较为靠近手掌火星平原,而 B 类掌纹的生命线中部较为靠近手掌第一火星丘. 为了对比标准警戒测试准则的 ART2 神经网络和具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络的分类效果,只取生命线的有关特征作为输入矢量,其生命线的特征点数为 10,因此输入矢量为<sup>[5]</sup>

$$X = \{\theta, P_0, P_1, \dots, P_9\} \quad (9)$$

其中,  $\theta$  是规一化的生命线起点矢量与终点矢量之间规一化夹角.

输入的掌纹样本集中共有 100 类掌纹,1 000 个

样本,即每一类掌纹有 10 个样本. 标准 ART2 神经网络的有关参数选择为

$$N=11, \lambda = \frac{1}{\sqrt{N}} \approx 0.3, \quad (10)$$

$$a=b=10, c=0.1, d=0.9, \rho=0.85$$

具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络的有关参数选择为

$$N=11, \lambda = \frac{1}{\sqrt{N}} \approx 0.3, a=b=10, \quad (11)$$

$$c=0.1, d=0.9, h=0.35, \rho=0.87$$

这些参数的选择都是建立在实验的基础上<sup>[1,3,4]</sup>, 由式(3)和式(5)定义两种警戒测试计算方法不

表 1 A、B 两类掌纹样本标准警戒测试值与新的警戒测试值计算结果对比

	$P_0$	$P_1$	$P_2$	$P_3$	$P_4$	$P_5$	$P_6$	$P_7$	$P_8$	$P_9$	$\theta$	$ R $	$Z$	
A 类掌纹样本	1	0.622	0.602	0.563	0.544	0.585	0.638	0.657	0.690	0.710	0.737	0.664	0.915	0.972
	2	0.625	0.599	0.599	0.547	0.580	0.638	0.654	0.691	0.714	0.732	0.666	0.913	0.921
	3	0.623	0.603	0.558	0.546	0.581	0.640	0.655	0.693	0.715	0.735	0.661	0.933	0.931
	4	0.622	0.603	0.559	0.545	0.584	0.641	0.653	0.692	0.716	0.734	0.664	0.943	0.940
	5	0.620	0.598	0.561	0.548	0.582	0.642	0.653	0.688	0.709	0.735	0.663	0.901	0.899
	6	0.627	0.595	0.566	0.547	0.570	0.635	0.656	0.700	0.712	0.730	0.662	0.864	0.861
	7	0.622	0.603	0.564	0.543	0.583	0.643	0.655	0.692	0.713	0.736	0.663	0.950	0.955
	8	0.622	0.603	0.564	0.543	0.583	0.643	0.655	0.692	0.713	0.736	0.663	0.950	0.955
	9	0.627	0.604	0.563	0.544	0.590	0.630	0.656	0.680	0.708	0.738	0.666	0.865	0.859
	10	0.625	0.602	0.561	0.546	0.586	0.639	0.653	0.694	0.714	0.731	0.663	0.921	0.917
B 类掌纹样本	1	0.627	0.597	0.566	0.548	0.533	0.587	0.651	0.693	0.717	0.733	0.663	0.862	0.821
	2	0.625	0.593	0.562	0.543	0.530	0.589	0.652	0.691	0.713	0.732	0.663	0.871	0.830
	3	0.624	0.602	0.561	0.546	0.534	0.582	0.655	0.694	0.711	0.733	0.666	0.882	0.828
	4	0.622	0.593	0.566	0.544	0.530	0.590	0.651	0.697	0.710	0.740	0.662	0.868	0.829

神经网络和具有更严格警戒测试准则下的 ART2 神经网络都对这 10 个 A 类样本进行了正确的分类.

而对于 B 类掌纹 4 个不同的样本的特征输入矢量的各分量值  $P_0 \sim P_9$ , 其中除了  $P_4$  和  $P_5$  以外, 其余特征值与 A 类掌纹特征值基本相近. 这 4 个样本在输入 ART2 神经网络时, 也都在  $F_2$  场中对应于 A 类掌纹的输出端竞争获胜, 在标准警戒测试准则下这 4 个样本都能满足警戒测试, 因此被错误地分为了 A 类, 如果将警戒参数  $\rho$  提高, 虽然可以使得这 4 个样本在 A 类掌纹对应输出端竞争获胜时不满足警戒测试条件, 但会影响 ART2 神经网络对 A 类掌纹的正确分类, 同时还将引起已分类正确的 A 类样本再次输入神经网络时不满足警戒测试准则, 而被错误地分为其它类. 由此可见, 改变警戒参

数, 因此, 同等条件下, 具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络的警戒测试参数比相应的标准 ART2 神经网络的警戒测试参数要略大.

表 1 列出了实验的对比结果, 其中  $P_0 \sim P_9$  为 A 类掌纹 10 个不同的样本的特征输入矢量的各分量值, 这 10 个样本输入都在  $F_2$  场中对应 A 类掌纹的输出端竞争获胜,  $|R|$  为标准警戒测试准则下 ART2 神经网络的警戒测试值, 该 10 个样本的警戒测试值都能满足标准的警戒测试准则;  $Z$  为更严格的警戒测试准则下的 ART2 神经网络的警戒测试值, 它们也都能满足新的警戒测试准则.

从表 1 可见, 标准警戒测试准则下的 ART2 神

数  $\rho$  并不能解决上述问题. 在更严格警戒测试准则下, 这 4 个 B 类掌纹样本的警戒测试值  $Z$ , 它们都不满足新的警戒测试准则, 从而使得 B 类掌纹这 4 个样本不会被错误地识别为 A 类.

表 2 列出了在输入矢量具有不同信噪比 (SNR) 时, 标准警戒测试准则 ART2 神经网络与具有更严格警戒测试准则 ART2 神经网络的识别率对比. 在表 2 的实验中, 输入仍然是上述的掌纹样本集, 共有 100 类掌纹, 1 000 个样本, 每一类掌纹有 10 个样本, 但对输入矢量叠加了随机 Gaussian 噪声, 因而使得输入样本矢量具有不同信噪比. 通过实验结果可以看出, 在较强噪声情况下, 更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络识别率比标准警戒测试准则下的 ART2 神经网络的要高得多.

表 2 标准警戒测试下的 ART2 神经网络与新的警戒测试 ART2 神经网络的实验结果对比

信噪比(SNR)	10	15	25
标准警戒测试准则下的 ART2 警戒参数	0.74	0.80	0.83
标准警戒测试准则下的 ART2 正确识别率	94.5%	97.3%	99.8%
具有更严格警戒测试准则的 ART2 警戒参数	0.75	0.82	0.85
具有更严格警戒测试准则的 ART2 正确识别率	96.2%	97.9%	99.8%

在应用具有更严格警戒测试准则的 ART2 神经网络进行识别时,当不同类别输入矢量之间只有某几项分量存在冲击变化时,新的警戒测试准则比标准的警戒测试准则能更为有效地检测出不同类别输入矢量之间的差异,从而提高了 ART2 神经网络的识别率,也增加了 ART2 神经网络的抗噪声干扰能力。

参 考 文 献

1 Carpenter G A, Grossberg S. ART2:Stable self-organization of category recognition codes for analog input patterns. Applied Optics, 1987,26:4919~4930.

2 Baxter R. Error propagation and supervised learning in adaptive resonance networks. In:International Joint Conference on Neural Networks II, Piscataway, NJ, USA, 1991,423~429.

3 Li F, Zhan J. Fuzzy adapting vigilance parameter of ART-II neural nets. In: IEEE International Conference on Neural Networks, Orlando, FL, USA, 1994,3:1680~1685.

4 Huang J, Georgiopoulos M, Heileman G L. Fuzzy AET properties. Neural Networks, 1995,3:202~213.

5 Ming L, Paul S W. Personal identification by palm prints recognition. In: The 10th International FLAIRS Conference, Daytona Beach, Florida, USA, 1997,1211~1218.

黎 明 1965 年生,1997 年获南京航空航天大学测试工程系博士学位,教授.主要从事图象处理、模式识别、神经网络和遗传算法方面的研究工作.已发表论文 40 余篇.

严超华 1956 年生,1984 年获东南大学数理力学系硕士学位,副教授.主要从事图象测试、神经网络和遗传算法方面的研究工作.

刘高航 1946 年生,1969 年获南京航空航天大学自动控制系学士学位,教授.主要从事图象处理、模式识别、神经网络方面的研究工作.