

基于 ART1 网络的字符识别器^①

杨 戈^{1,2}, 莫青青¹, 黄 静¹

¹(北京师范大学珠海分校 信息技术学院, 珠海 519087)

²(北京大学深圳研究生院 深圳物联网智能感知技术工程实验室, 深圳 518055)

摘 要: 通过标准自适应共振理论神经网络(Adaptive Resonance Theory, ART), 设计和实现了一个字符识别器, 针对标准的 ART1 网络存在的不足, 即网络的学习不稳定, 对样本输入顺序比较敏感等问题, 给出了改进方法, 用 C 语言实现了这 2 种字符识别器, 实验结果表明这 2 种字符识别器能够对不同的字符进行识别, 改进方法比基于标准 ART1 网络具有更好的稳定性.

关键词: 人工神经网络; 自适应共振理论; ART1; C 语言

Character Recognizer Based on ART1 Network

YANG Ge^{1,2}, MO Qing-Qing¹, HUANG Jing¹

¹(College of Information Technology, Beijing Normal University (Zhuhai Campus), Zhuhai 519087, China)

²(Engineering Lab on Intelligent Perception for Internet of Things (ELIP), Shenzhen Graduate School, Peking University, Shenzhen 518055, China)

Abstract: Adaptive Resonance Theory (ART) neural network is analyzed in this paper. A character recognizer is designed and implemented based on the standard ART1 network, aiming at the shortcomings of the standard ART1 network, which concludes the unstability of network learning and the over sensitiveness to the input sample sequence. This paper gives a method to improve the implementation in C 2 kind of identifier. Experimental validation of these two character recognizer can identify the different character. The improvement method based on standard ART1 network has better stability.

Key words: artificial neural network; adaptive resonance theory; ART1; C language

1 绪论

人工神经网络作为一门新兴的信息处理交叉科学, 由于人工神经网络是一种旨在模仿人脑结构及功能的信息处理系统. 因此, 它在功能上具有某些智能特点. 比如联想记忆功能, 分类与识别功能, 优化计算功能等. 它不仅可以广泛应用于工程、科学和数学领域, 也可广泛应用于医学、商业、金融甚至于文学领域.

本文提出一个基于人工神经网络自适应共振理论 ART1(Adaptive Resonance Theory one)网络字符识别器的设计与实现的方法. 字符识别是模式识别领域的一项传统的课题^[1]. 由于具体问题、条件的不同, 解决

的方法也就不尽相同, 因此图像字符识别的研究仍具有理论和实践意义.

自适应共振理论(ART), 一种竞争型的神经网络, 自适应共振网络的基本思想是网络竞争层各神经元竞争对输入模式的响应机会, 最后仅一个神经元成为竞争的获胜者, 并将与获胜神经元有关的各连接权朝着更有利于它竞争的方向调整, 这一获胜的神经元则表示对输入模式的分类.

ART1 网络是 ART 网络的第一代网络, 主要针对双极型或者二进制输入模式的应用场合, 其应用领域涉及故障诊断、模式分类、数据聚类、字符识别和人

① 基金项目: 国家自然科学基金(61272364); 广东省学科建设专项资金(2013WYXM0122); 深圳市科技计划项目及基础研究计划(JC201005270275A); 深圳市战略性新兴产业发展专项资金 (JCYJ20120614144655154); 北京师范大学珠海分校科研创新团队(201251006); 北京师范大学珠海分校教改项目(201329)

收稿时间: 2014-03-24; 收到修改稿时间: 2014-07-11

脸识别等^[2]. ART 网络与常用的前馈与反馈型的人工神经网络有所不同, 例如 BP 网络和 Hopfield 网络等都不具备在线学习能力, 即这些网络的学习是分批进行的, 学习完毕后, 一旦有新的输入样本需要网络学习时, 必须把这些新的输入样本和以前的输入样本一起重新输入到网络中进行学习. 而 ART 网络成功的解决了这一问题, 实现了网络的实时学习, 因而在模式识别的很多领域中得到了广泛的应用^[3-17].

因此本文以 ART 网络中的 ART1 为理论基础实现字符识别.

2 标准 ART1 网络字符识别器

2.1 字符识别器的设计

本论文所设计的字符识别器是可以实现对字符进行简单识别的程序. 例如设计一个 ART1 网络, 识别如图 1 所示的四种图像.

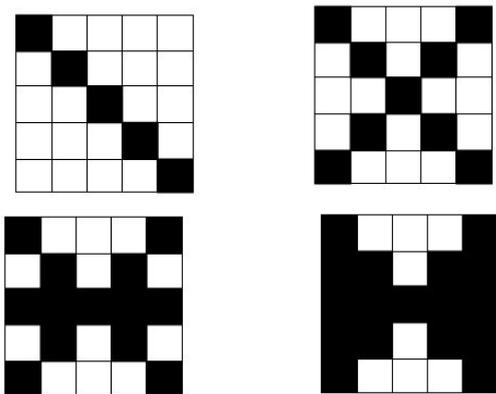


图 1 四种待识别图像

① 输入层和输出层神经元个数的确定

本例是对图 1 中的四个图像进行识别分类, 由图可以知道每种图像都是 5*5 的方格图. 自适应工作理论神经网络的结构是由输入层(比较层)—输出层(识别层)、前馈连接权和反馈连接权构成, 则在本例中, 根据所给待识别图像可以看出输入层的节点个数为 25 个, 一个图像由 25 个节点构成, 输出层为 4 个(表示 4 个不同的图像分类识别结果输出).

② 警戒参数 ρ 值得选取

ρ 一般满足这个条件即可: $0 < \rho < 1$

③ 初始化

前馈权值 W_{ij} : 根据公式 $W_{ij} = \frac{1}{1+n}$ 可得

$$W_{ij} = \frac{1}{1+25}$$

反馈权值 t_{ij} : 反馈连接权 $\{t_{ij}\}$ 最终将记忆已学的输入模式, 其值最终为 0 和 1 二值的形式, 为在开始时不丢失信息, 可设置 $\{t_{ij}\}=1$.

输入模式 U_k : 首先将这四种图像用四个输入模式向量 U_1, U_2, U_3, U_4 来表示, 其中黑色的部分用 1 表示, 没有颜色的部分节点用 0 表示. 即

$$U_1 = [1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1]^T$$

$$U_2 = [1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1]^T$$

$$U_3 = [1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1]^T$$

$$U_4 = [1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1]^T$$

这四个输入模式对应的希望输出为

$$V_1 = [1, 0, 0, 0]^T$$

$$V_2 = [0, 1, 0, 0]^T$$

$$V_3 = [0, 0, 1, 0]^T$$

$$V_4 = [0, 0, 0, 1]^T$$

该例对应的 ART1 网络的输入层有 25 个神经元, 输出层有 4 个神经元, 则其网络结构如图 2.

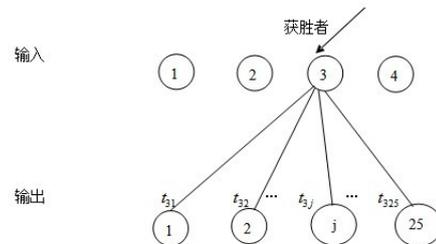


图 2 ART1 网络神经元结构

2.2 字符识别器的实现

本例的标准 ART1 网络的算法叙述如下(快速学习方法), 先做如下假设:

i 表示输入层神经元个数; j 表示输出层神经元个数; g 表示获胜神经元 ρ 为警戒参数; t 为反向链接权; t_{ij} 表示反向链接权; w_{ij} 表示前向链接权; T_g 表示获胜输出模式; U_k 表示学习输入模式; S_j 表示各个输出层的激活值, 即是输出层各神经元的输入加权和; S_g

表示最大激活值, 即是最佳分类结果.

① 初始化

取前向连接权的初值为:

$$W_{ij} = \frac{1}{1+25} \tag{1}$$

取反向连接权的初值为:

$$t_{ji}(0) = 1(i=1,2,\dots,25; j=1,2,3,4) \tag{2}$$

设定警戒参数 ρ : 0.3, 0.7, 0.9

② 将输入模式 $U_k = [U_1^k, U_2^k, \dots, U_{25}^k]$ 提供给输入层.

③ 计算激活值, 如式(3):

$$S_j = \sum_{i=1}^{25} W_{ij} U_i^k (j=1,2,3,4) \tag{3}$$

④ 选出 S_j 中最大值 S_g , 如式(4):

$$S_g = \max_{j=1}^4 [S_j] \tag{4}$$

⑤ 比较反馈连接权矢量与输入模式矢量相似程度是否大于预先设定的警戒参数 ρ

$$|U_k| = \sum_{i=1}^{25} U_i^k (k=1,2,3,4) \tag{5}$$

$$|T_g U_k| = \sum_{i=1}^{25} t_{gi} U_i^k \tag{6}$$

$$\frac{|T_g U_k|}{|U_k|} > \rho \tag{7}$$

⑥ 按下式调整连接权.

$$W_{ig}(t+1) = \frac{t_{gi}(t)U_i^k}{0.5 + \sum_{i=1}^{25} t_{gi}(t)U_i^k} \tag{8}$$

$$t_{gi}(t+1) = t_{gi}(t) * U_i^k \tag{9}$$

其中, (5)式表示向量 U_k 中元素为 1 的个数; (6)式表示向量 $T_g = (t_{g1}, t_{g2}, \dots, t_{g25})$ 与学习模式 U_k 的逻辑“与”, 计算结果为这 2 个向量中同时为 1 的元素的个数; ρ 为警戒参数, 它决定了向量 T_g 与 U_k 之间差距的大小. 若(7)式成立, 则转入第⑦步, 否则转入第⑥步.

⑦ 取消识别结果, 将神经元 g 排除在下一次识别范围之外, 返回第④步. 当所有已记忆过的神经元都不满足式(7)时, 则选一个新的输出层神经元作为输入模式 U_k 的分类结果, 并令这个神经元为神经元 g , 进入第⑦步.

⑧ 返回第②步, 对下一个输入模式进行识别.

用 ART1 网络快速学习发实现字符识别器的算法流程图, 如图 3 所示.

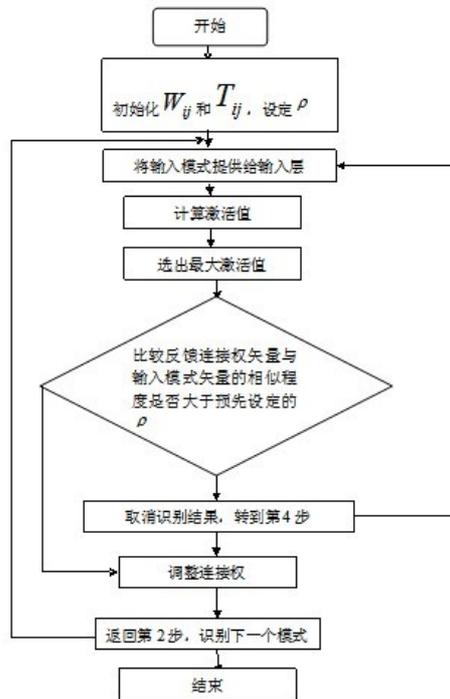


图 3 字符识别器 ART1 网络的算法流程图

2.3 字符识别器的 C 语言算法实现

算法伪代码如下:

头文件;

Main(){

声明变量;

初始化前向连接权; //初始化阶段

初始化反馈连接权;

初始化输入层样本模式 U_1, U_2, U_3, U_4 ;

初始化输出层;

输出程序标题;

设定警戒参数 tou, 并放入数组 str1[];

输出四个初始化的待识别图像;

for(k=1;k<4;++k){ //K 表示输入模式个数

```

for(i = 1; i < 4; ++i){
    初始化激活值  $S_j$ ;
    for(j = 1; j < 25; ++j){
        计算激活值  $S_j$ ;
    }
}
//选出  $S_j$  中最大的激活值  $S_g$ ;
初始化 max1 = 0;
do{
    for(i = 1; i < 4; ++i){
        If 语句找最大激活值;
    }
}while();
//比较阶段
for(j = 1; j < 25; ++j){
    计算向量  $U_k$  中元素为 1 的个数 a;
}
for(j = 1; j < 25; ++j){
    计算比较反馈连接权矢量与输入模式矢量 2 个向量中
    同时为 1 的元素的个数 b;
}
c = b/a;
//寻找阶段
识别结果无效取消识别结果;
识别结果有效, 调整前向连接权和反馈连接权;
} //大循环结束
识别分类结果显示;
}

```

3 字符识别器的改进方法

如第 2 节在利用 ART1 网络进行图像识别分类过程中, 标准的 ART1 算法存在一定的缺陷, 当输入样本的输入顺序发生变化时, 网络的分类结果也随之改变, 即网络的学习不稳定, 对样本输入的顺序较为敏感. 现针对这些问题提出了改进算法, 并在实验中通过改变警戒阈值提出了对图像实现了细识别分类和粗识别分类, 识别分类结果也比较理想. 实验证明改进算法不但具有较强的稳定性和抗噪性, 同时粗识别分类的效果也比标准算法好.

3.1 改进 ART1 算法

标准算法中其他步骤不变, 只将步骤⑤(计算匹配度并进行警戒值检验)作如下改变, 输入模式 U_k 和记忆模式 T_j 的同或为:

$$|T_j \otimes U_k| = |T_j U_k| + |\overline{T_j X_k}| \quad (10)$$

$$\text{其中: } |T_j X_k| = \sum_{i=1}^n t_{ji} x_i^k \quad (11)$$

$$|\overline{T_j X_k}| = \sum_{i=1}^n (1 - t_{ji})(1 - x_i^k) \quad (12)$$

$$\text{比较相似度: } \frac{|T_j \otimes X_k|}{n} \geq \rho \quad (13)$$

当式(13)成立, 则转入步骤⑦, 否则入步骤⑥.

4 实验结果与分析

4.1 实验环境

本部分表格的形式表示出实验结果, 并对实验所得结果进行分析总结.

表 1 实验环境

操作系统	Windows 7 旗舰版
软件版本	Visual C++ 2008
硬件大小	320GB
内存大小	2.0GB

4.2 实验结果分析

在利用 ART1 网络进行图像识别分类过程中, 将同样的图像输入样本集采用不同的输入顺序, 观察识别分类结果是否有不同. 设输入样本集合为 $U = \{U_1, U_2, U_3, U_4\}$, 则对 ART1 网络进行训练, 样本的输入次序按排列组合 A_4^4 , 知相同的四个图像的输入模式共有 24 种输入顺序如表 2, 实验训练后识别分类的结果如表 3 所示.

表 2 A_4^4 排列输入样本的 24 个不同次序样本

样本	样本的输入次序
样本 1	U_1, U_2, U_3, U_4
样本 2	U_1, U_2, U_4, U_3
样本 3	U_1, U_3, U_2, U_4
样本 4	U_1, U_3, U_4, U_2
样本 5	U_1, U_4, U_3, U_2
样本 6	U_1, U_4, U_3, U_2

样本 7	U_2, U_1, U_4, U_3
样本 8	U_2, U_1, U_3, U_4
样本 9	U_2, U_3, U_4, U_1
样本 10	U_2, U_3, U_1, U_4
样本 11	U_2, U_4, U_3, U_1
样本 12	U_2, U_4, U_1, U_3
样本 13	U_3, U_1, U_2, U_4
样本 14	U_3, U_1, U_4, U_2
样本 15	U_3, U_2, U_4, U_1
样本 16	U_3, U_2, U_1, U_4
样本 17	U_3, U_4, U_1, U_2
样本 18	U_3, U_4, U_2, U_1
样本 19	U_4, U_1, U_2, U_3
样本 20	U_4, U_1, U_3, U_2
样本 21	U_4, U_2, U_3, U_1
样本 22	U_4, U_2, U_1, U_3
样本 23	U_4, U_3, U_1, U_2
样本 24	U_4, U_3, U_2, U_1

样本 $m(m=1,2,\dots,24)$ 对应表 2 中 24 种样本之一, 表示四个图像的一个输入模式; 分类结果用 1、2、3、4 表示, 1 表示输出层第一个神经元获胜, 且表示四个图像被识别归为一类, 即只识别出第一个记忆模式 U_1 , 2 表示输出层第二个神经元获胜, 四个图像被识别分为 2 类, 即识别出了前两个记忆模式 $U_1、U_2$, 3 表示识别出了前三个识别模式 $U_1、U_2、U_3$, 4 表示准确的识别出了四个图像 U_1, U_2, U_3, U_4 .

表 3 ART1 改进算法对不同顺序图像的分类识别结果

识别分类结果	ρ				
	0.3	0.7	0.8	0.9	0.95
样本					
样本 1	1	2	3	4	4
样本 2	1	2	3	4	4
样本 3	1	2	3	4	4
样本 4	1	2	3	4	4
样本 5	1	2	3	4	4
样本 6	1	2	3	4	4
样本 7	1	2	3	4	4
样本 8	1	2	3	4	4
样本 9	1	2	3	4	4
样本 10	1	2	3	4	4

样本 11	1	2	3	4	4
样本 12	1	2	3	4	4
样本 13	1	2	3	4	4
样本 14	1	2	3	4	4
样本 15	1	2	3	4	4
样本 16	1	2	3	4	4
样本 17	1	2	3	4	4
样本 18	1	2	3	4	4
样本 19	1	2	3	4	4
样本 20	1	2	3	4	4
样本 21	1	2	3	4	4
样本 22	1	2	3	4	4
样本 23	1	2	3	4	4
样本 24	1	2	3	4	4

表 4 标准算法和改进算法实验结果比较

识别分类结果	ρ						
		0.3	0.7	0.8	0.9	0.95	
算法及对应样本	标准算法	样本 1	1	2	3	3	4
	样本 2	1	2	3	4	4	
	样本 3	1	1	2	4	4	
	样本 4	1	2	3	4	4	
	样本 5	1	2	3	3	4	
	样本 6	1	2	3	4	4	
	样本 7	1	2	2	3	4	
	样本 8	1	2	3	4	4	
	样本 9	1	2	3	4	4	
	样本 10	1	2	2	3	4	
改进算法	样本 1	1	2	3	4	4	
	样本 2	1	2	3	4	4	
	样本 3	1	2	3	4	4	
	样本 4	1	2	3	4	4	
	样本 5	1	2	3	4	4	
	样本 6	1	2	3	4	4	
	样本 7	1	2	3	4	4	
	样本 8	1	2	3	4	4	
	样本 9	1	2	3	4	4	
	样本 10	1	2	3	4	4	

由表 3、4 可知改进后的算法有效的解决了标准

算法的学习不稳定性问题。同时,可看出随着警戒值 ρ 的增大, ART1 网络的两种算法对样本的识别分类都越来越准确,说明随着警戒值 ρ 值取得越来越大时,识别器对输入样本的识别分类越准确,反之则是对样本的准确识别率越低。并且表 4 的比较可以看出当警戒值 ρ 达到一定程度,即是当 ρ 大于等于 0.9 时,两种 ART1 网络算法经过学习后,都能正确的区分这 4 个图像,但是在相同 ρ 值时,标准算法的正确识别率明显低于改进算法。

根据计算不同样本在同一 ρ 值的情况下,标准算法的识别结果与对应的期望识别结果的相同次数和改进算法的识别结果与对应的期望识别结果的相同次数,来计算两种识别器的正确识别率,得到表 5。

表 5 两种算法正确识别率的比较

ρ	期望 识别结果	算 法	
		标准算法	改进算法
0.3	1	100%	100%
0.7	2	87.5%	100%
0.8	3	79.17%	100%
0.9	4	75%	100%
0.95	4	91.67%	100%

实验结果表明这 2 种字符识别器都能够识别出不同字符,但改进算法比基于标准 ART1 网络算法具有更好的稳定性。由表 5 可看出,当 ρ 值为 0.3 时,期望的识别分类结果为 1,而当随着 ρ 值增大,进行细识别分类时,明显改进算法的细识别分类效果更好,有效地提升了识别器的正确识别率。

4.3 实验可靠性验证

为了证明实验结果的可靠性,又对整个实验进行了 1000 次重复实验,每次的实验结果都与第一次实验结果一样,因为在噪音比较小的情况下,只要同一输入样本集的输入模式的顺序一样,标准算法识别器的识别分类结果也一样,而输入模式的顺序对改进算法识别器的识别结果无影响。因此,实验结果与结论可靠。

5 总结

本论文论述了神经网络及自适应共振理论网

络的理论知识,用 c 语言设计并实现了一个基于 ART1 网络的字符识别器。实验过程中发现标准算法对于输入样本的输入顺序较为敏感,因此又提出了一个改进算法,有效地提升了识别器的稳定性和识别准确性。下一步将考虑噪声比较大的情况下字符识别器的设计与实现。

参考文献

- 1 武强,童学锋,季隽,基于人工神经网络的数字字符识别.计算机工程,2003,29(14):112-113.
- 2 代小娟,林小竹,等.基于 ART1 改进算法的汉字分类研究.北京石油化工学院学报,2009,17(1):1.
- 3 汤茂斌,谢渝平,李就好.基于神经网络算法的字符识别方法的研究.微电子学与计算机,2009,26(8):91-93.
- 4 张宇,潘国腾,谢伦国.一种基于人工神经网络的条件分支预测算法.华中科技大学学报(自然科学版),2005,33:102-103.
- 5 王旭,王宏,王文辉.人工神经网络原理与应用.沈阳:东北大学出版社,2000.
- 6 吴建华,魏茹生,等.神经网络模型下的土石坝安全监测仿真研究.系统仿真学报,2008,20(4):1052-1054.
- 7 周春光等.一种改进的 ART1 算法及其在人像识别中的应用.小型微型计算机系统,1999,20(10):1.
- 8 谭明峰,左珑.基于 ART1 神经网络的数据聚类.计算机科学与工程,2002,24(2):92-93.
- 9 张捷.基于小波变换和 ART 网络的手写数字识别.计算机测量与控制,2004,12(11):1093-1094.
- 10 叶航军,白雪生,徐光裕.基于支持向量机的人脸姿态判定.清华大学学报(自然科学版),2003,43(1):68-69.
- 11 李应,侯义斌.运用神经网络对音频数据索引的最优基的选择.计算机学报,2003,26(6):760-763.
- 12 施少敏,马彦恒,陈建泗.基于 BP 神经网络的数字识别方法.兵工自动化,2006,10:93-96.
- 13 潘志松,陈松灿,张道强.一般化的灰 SOM 模型及其性能评估.计算机学报,2004,27(4):531-534.
- 14 成伟明,唐振民,等.基于神经网络和 PSO 的机器人路径规划研究.系统仿真学报,2008,20(3):608-611.
- 15 危辉.基于结构学习和迭代自映射的自联想记忆模型.软件学报,2002,13(3):439-445.
- 16 曾喆昭,李仁发,刘建发.高阶带阻滤波器优化设计研究.系统仿真学报,2001,13(6):744-745.
- 17 张泉灵,王树青.基于神经网络的非线性预测函数控制.浙江大学学报(工学版),2001,35(5):498-500.