

## 基于免疫克隆聚类协同神经网络的图像识别

缙水平 焦李成 田小林

(西安电子科技大学智能信息处理研究所 西安 710071)

**摘要:** 该文提出了基于免疫克隆聚类的协同神经网络原型向量求解算法, 该算法充分利用免疫克隆的高效全局最优搜索能力构造数据聚类算法, 将新聚类算法用于训练协同神经网络的原型向量, 并对 Brodatz 纹理图像库以及合成孔径雷达图像目标进行识别。仿真实验结果表明, 相比标准协同神经网络, 该算法可以提高网络的识别性能, 同经典的支撑向量机相比, 该算法在识别率相当的情况下, 样本的训练和测试时间都明显缩短。

**关键词:** 图像识别; 免疫克隆聚类; 原型向量; 协同神经网络

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)02-0263-04

## Image Recognition Using Synergetic Neural Networks Based on Immune Clonal Clustering

Gou Shui-ping Jiao Li-cheng Tian Xiao-lin

(Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** A novel image recognition algorithm, Synergetic Neural Networks (SNN) based on immune clonal algorithm, is proposed in this paper. The presented method introduces the global optimal searching ability of immune clonal select algorithm to construct data clustering algorithm, which used to solve the prototype vector in SNN. The simulation result of the Brodatz images and Synthetic Aperture Radar (SAR) images show the proposed algorithm can improve the performance of SNN as compared with the standard SNN and it can reduce greatly the training and test time leave the classification accuracy almost unchanged as compared with the traditional support vector machine.

**Key words:** Image recognition; Immune clonal clustering; Prototype vector; Synergetic Neural Network(SNN)

### 1 引言

目标识别是图像处理领域一个很重要的课题, 也是计算智能领域中的一个重要分支, 本文采用协同神经网络作为分类器来进行图像中的目标识别。90年代, Haken 将协同理论推广到模式识别领域, 提出了一种新的用于模式识别的神经网络理论, 即协同神经网络<sup>[1]</sup>。协同神经网络是通过自上而下的方式来构造网络, 其最大的特点就是没有伪状态的出现, 而伪状态的出现一直是传统神经网络碰到的最大困难。王海龙等提出了基于聚类法的协同神经网络学习算法<sup>[2]</sup>, 此方法对初始值很敏感容易陷入局部最优; 由于进化协同神经网络能够克服神经网络本质上基于梯度下降算法的缺陷, 如: 易陷入局部最小值、对大的多峰的空间搜索效率差等<sup>[3, 4]</sup>, 因此, 神经网络的进化学习正日益成为智能计算领域中研究的热点。在真实图像的识别方面, 进化协同神经网络也引起了广大研究者的兴趣。为了增加种群的多样性, 同时避免早熟现象, 杜海峰、焦李成等人提出了一种新的计算智能算法—免疫克隆算法<sup>[5]</sup>。因此本文利用免疫克隆构造聚类算法, 训练协同神经网络原型向量, 来提高目标的识别性

能, 提出了基于免疫克隆聚类的协同神经网络算法 (Synergetic Neural Networks based on Immune Clone Clustering Algorithm, ICCA-SNN), 该算法借鉴免疫系统的克隆理论, 引入了抗体、克隆和记忆单元机制并采用相应的算子, 从而可以快速地收敛于全局最优解。

### 2 协同神经网络

模式识别的过程对应于一个动力学过程<sup>[1]</sup>, 对待识别模式  $q$  可以构造一个动力学过程, 使  $q$  经过中间状态  $q(t)$  进入到诸原型模式中的一个原型模式  $v_k$ , 即这个原型模式与  $q$  最为靠近。可用如下动力学方程描述:

$$\dot{q} = \sum_{k=1}^M \lambda_k (v_k^+ q) v_k - B \sum_{k=1}^M v_k (v_k^+ q)^2 (v_k^+ q) - C q (q^+ q) + F(t) \quad (1)$$

$q$  为原始输入图像,  $q_0$  为初始状态的状态向量;  $\lambda_k$  是注意参数, 其值为正时, 对应的模式才能被识别;  $v_k, v_k^+$  可以称为学习矩阵即原型向量和伴随向量, 实现  $q$  的线性变换; 式(1)右端第2项用于模式间的辨别, 产生模式吸引子; 第3项用于抑制  $\lambda_k$  为正时导致的  $q$  的指数增长;  $F(t)$  是涨落力, 可以暂时不考虑;  $B, C$  为基本常数。

模式识别系统可以认为是协同系统, 初始状态的设置表现为部分有序化的子系统, 属于这个子系统的序参量在竞争

中取胜,最后支配整个系统并使其进入这个特定的有序状态。根据协同学的基本思想,模式识别过程可以理解为若干序参量的竞争过程。可用如下协同神经网络序参量动力学方程描述:

$$\dot{\xi}_k = \lambda_k \xi_k - B \sum_{k' \neq k} \xi_{k'}^2 \xi_k - C \left( \sum_{k'=1}^M \xi_{k'}^2 \right) \xi_k \quad (2)$$

其中  $\xi_k$  满足初始化条件:

$$\xi_k(0) = v_k^+ q(0) \quad (3)$$

在协同神经网络中原型向量  $v_k$  代表不同的模式,当输入的模式类数小于表征原型模式的特征维数时,模式间相关性很小,在协同方法中可以通过求状态向量  $q$  和伴随向量的内积(序参量)如式(3),来避免对原型向量正交化以去除模式间的相关性,从而可以构造出更合理的分类空间。

### 3 基于免疫克隆聚类的协同神经网络图像识别

#### 3.1 免疫克隆算法

免疫克隆算法(Immunity Clonal Algorithm, ICCA)是一种新兴的人工免疫系统方法,在人工智能计算中,抗原、抗体一般分别对应于求解问题及其约束条件和优化解。因此,抗原与抗体的亲合度(即匹配程度)描述解和问题的适应程度,而抗体与抗体间的亲合度反映了不同解在解空间中的距离。免疫克隆算法的核心在于构造克隆算子,以增加种群的多样性。在此,克隆算子具体可以描述为克隆、克隆变异和克隆选择<sup>[6]</sup>。

(1)克隆算子  $T_c^C$  设抗体群  $A$ , 其规模为  $N$

$$T_c^C(A) = [T_c^C(a_1), T_c^C(a_2), \dots, T_c^C(a_N)] \quad (4)$$

其中  $T_c^C(a_i) = I_i \times a_i (i = 1, 2, \dots, N)$ ,  $I_i$  为元素值为 1 的  $q_i$  维行向量。 $q_i$  为抗体  $a_i$  克隆后的规模。

$$q_i(k) = \text{Int} \left[ N_c \times \frac{D(a_i(t))}{\sum_{j=1}^N D(a_j(t))} \right], \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

$\text{Int}(x)$  表示大于等于  $x$  的最小整数,而  $N_c$  是与克隆后的规模有关的设定值且满足  $N_c > N$ 。克隆规模是依据抗体亲合度  $D(a_i(t))$  的大小自适应地调整,克隆过后,种群变为

$$A' = \{A, A'_1, A'_2, \dots, A'_N\} \quad (6)$$

其中

$$A'_i = \{a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iq_i-1}\}, \quad a_{ij} = a_i, \quad j = 1, 2, \dots, q_i - 1 \quad (7)$$

(2)克隆变异算子  $T_m^c$  本文采用高斯变异方法,为了保留抗体原始种群的信息,克隆变异并不作用到保留的原始的种群上,不作用到  $A \in A'$ 。

(3)克隆选择算子  $T_s^c$  免疫选择  $T_s^c$  是从克隆免疫基因操作后的各自子代和相应父代中选择优秀的抗体,从而形成新的种群,即  $A(t+1) = T_s^c(A(t) \cup A''(t))$ , 其中  $A''(t)$  为经过克隆变异操作后的抗体种群。

#### 3.2 免疫克隆聚类算法

聚类可以归结成一个带约束的非线性规划问题,通过优

化求解获得数据集的模糊划分和聚类<sup>[7]</sup>,为了克服传统的模糊聚类算法对初始化敏感和易陷入局部极小点的缺陷,本文引入免疫克隆算法来优化其模糊划分,即免疫克隆聚类算法(Immune Clonal Clustering Algorithm, ICCA),聚类算法目标函数为<sup>[8]</sup>

$$\min J_m(U, V) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C (u_{ij})^m d^2(x_j, v_i) \quad (8)$$

这里  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  是一个  $p \times N$  矩阵,  $p$  表示每一个特征向量  $x_j$  的维数;  $N$  表示特征向量数目,通常表示图像像素数;  $C$  表示聚类数目;  $u_{ij} \subseteq U$  是向量  $x_j$  隶属于第  $i$  类的

隶属度函数,满足  $\left. \begin{aligned} u_{ij} &\in [0, 1], \\ \sum_{i=1}^C u_{ij} &= 1, (j = 1, 2, \dots, N) \end{aligned} \right\}; u$  为模糊划

分矩阵,聚类中心  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$  是  $p \times C$  矩阵,  $u_{ij}$  和  $v_i$  更新等式分别如式(9)所示。对于每一个模糊隶属度,由  $m$  控制模糊度的权重指数,一般取 2。相似性测度  $d^2(x_j, v_i) = \|x_j - v_i\|^2$  中,  $\|\cdot\|$  被定义为欧氏距离。

$$\left. \begin{aligned} u_{ij} &= \frac{1}{\sum_{k=1}^C (d(x_j, v_i) / d(x_j, v_k))^{2/(m-1)}} \\ v_i &= \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m x_j / \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m, \quad i = 1, 2, \dots, c \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

本文采用实数编码方式对 ICCA 进行编码,聚类的最终目标是获得样本集  $x$  的一个模糊  $C$  划分  $u$  和聚类中心  $v$  矩阵,而  $u$  和  $v$  是相关的,所以对  $u$  矩阵进行编码,把一个  $u$  矩阵作为抗体群的一个抗体,抗体群的规模由样本的规模和样本类之间的距离来决定,样本规模大但类之间的距离小时,种群的规模可以适当的大一些,有利于提高种群的多样性;否则反之。亲合度函数的构造,目标函数  $J_m(u, v)$  越小,聚类效果越好,而在此亲合度应该越大,因此可以用式(10)构造免疫克隆亲合度函数。

$$f_k = \frac{1}{J_m(U, V) + 1} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m D^2(X_k, V_i) + 1} \quad (10)$$

ICCA 算法可描述为

(1)  $t=0$ , 初始化抗体群模糊划分  $u(0)$ , 设定算法参数: 克隆规模、变异概率, 设定聚类数目  $c$ ;

(2) 根据式(6)求出每个个体对应的聚类中心  $v$ , 计算种群的亲合度;

(3) 选择出较优个体进行克隆操作  $T_c^c$ , 克隆变异操作  $T_m^c$ , 克隆选择操作  $T_s^c$ , 获得新的抗体群  $U'(t)$ ;

(4) 利用式(10)更新  $v$ , 计算当前抗体群的亲合度;  $t=t+1$ ; 若满足终止条件, 终止计算; 否则, 回到 3。

#### 3.3 基于 ICCA 的协同神经网络图像识别

在协同神经网络中,网络的学习问题<sup>[4]</sup>可以归结为如何求解伴随向量  $v_k^+$  和原型向量  $v_k$ , 本文采用 ICCA 求解训练样本的原型向量,促进了全局范围内的寻优搜索<sup>[8]</sup>。将 ICCA

算法得到的聚类中心用作协同神经网络的训练样本的原型向量, 与标准协同神经网络算法相比, 该方法能提高网络的识别性能。本文将图像提取的特征向量作为 ICCA 算法中的样本, 免疫克隆聚类后得到的  $C$  个聚类中心作为协同神经网络的原型向量。图 1 为本文算法流程图。

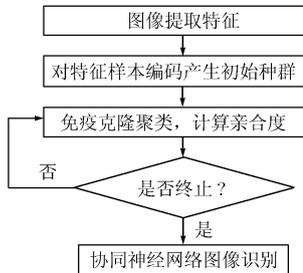


图 1 免疫克隆聚类实现协同神经网络图像识别流程图

### 4 实验结果与分析

#### 实验 1 Brodatz 纹理图像分类

样本是国际标准 Brodatz 纹理库中的 16 种类似纹理如图 2 所示。在这 400 幅中将  $2 \times 16$  幅作为训练样本, 其余的作为测试样本, 在此对图像进行 Daubechies 4 小波 3 层分解, 利用各子图像能量特征作为描述其纹理特征的信息测度, 则特征向量为 10 维:  $\{e_{LL-1}, e_{LH-1}, e_{HL-1}, e_{HH-1}, e_{LH-2}, e_{HL-2}, e_{HH-2}, e_{LH-3}, e_{HL-3}, e_{HH-3}\}$ 。本文采用了多分类问题常用的一种方法: one-against-one<sup>[9]</sup>(为了表述方便将此方法简写为 o-a-o)。实验中克隆规模为 5, 种群规模设为 10, 变异概率为 0.1。20 次测试结果如表 1 所示。其中表 1 中“均值-SNN”是指采用特征向量的均值作为原型向量。

从表 1 的结果可以看出, 引进 ICCA 方法后无论是否采用 one-against-one 策略, 相比表中其它两种方法的识别结果都有所改善, 然而训练时间上稍长了一点, 但是协同神经网络训练样本数要求少, 同时本身识别速度快, 所以这一点是可以接受的; 针对多类识别问题单单使用 SNN, 识别率不能令人满意。由于 SNN 采用式(3)进行识别时, 要求原型模式向量必须线性无关, 而在本实验中原型模式向量类数为 16, 原型模式向量特征维数为 10, 不能满足上述要求, 那么这一点会大大影响协同神经网络对于多分类问题的识别效果, 为

了克服这一缺陷, 本文采用了 one-against-one 方法, 使得识别结果有了显著地提高。最后还要说明的是, 以上 3 种方法的测试时间是一样的, 针对实验中 400 幅图像花费了 0.078s。

表 1 不同方法求解原型向量识别结果比较

	SNN		均值-SNN		免疫克隆聚类 SNN	
	未用 o-a-o	o-a-o	未用 o-a-o	o-a-o	未用 o-a-o	o-a-o
训练时间(s)	0.037	0.063	0.032	0.094	0.063	0.219
训练样本识别率(%)	87.5	98.03	88.1	99.46	91.2	100
测试样本识别率(%)	66.25	96.15	72.78	98.23	81.25	99.77

**实验 2** 数据来自 Sandia 国家实验室的 Washington 地区的 SAR 图像, 如图 3 所示, 图中标出了 12 座桥梁。为补充样本不足, 对切割下来的桥梁子图进行了旋转、伸缩和偏心处理, 从而每座桥梁可以得到 60 幅子图。然后再对这些图像进行 Radon 变换获得其不变性特征, 特征向量维数为 25。

每座桥梁 20 幅作为训练样本, 其余的作为测试样本, SVM<sup>[10]</sup>(Support Vector Machine)为标准的支撑向量机, 免疫克隆 SNN 为免疫克隆优化原型向量算法<sup>[11]</sup>, 其中克隆规模为 5, 种群规模设为 10, 变异概率为 0.1。20 次实验平均结果如表 2 所示。

表 2 不同方法识别结果比较

	SVM <sup>[10]</sup>	免疫克隆 SNN	免疫克隆聚类 SNN
训练时间(s)	751.37	379.46	389.97
测试时间(s)	86.83	1.187	1.187
平均识别率(%)	93.65	91.08	92.06

从表 2 的结果可以看出, 采用 SNN 对多类的 SAR 图像识别稍微低于 SVM 的识别效果, 但是引进免疫克隆聚类算

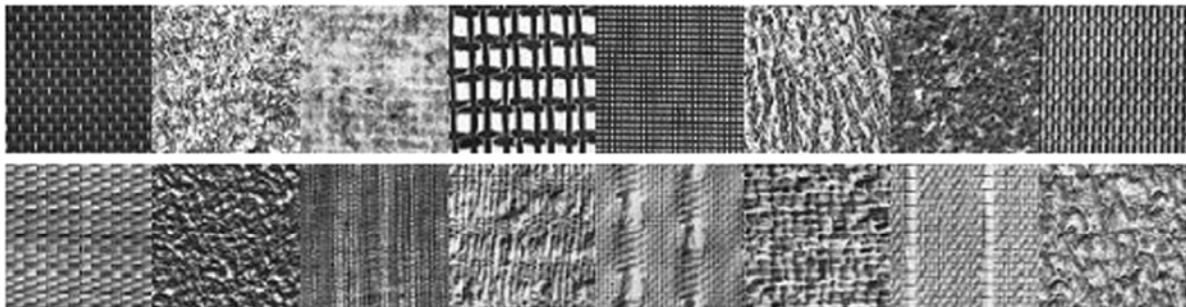


图 2 16 种 Brodatz 纹理图



图 3 Washington D.C 的 SAR 图像图

法后, 比 SVM 方法训练时间、识别时间都缩短了很多; 其次, 对 SAR 图像将 ICCA 算法得到的聚类中心用作协同神经网络的训练样本的原型向量, 与将每一类训练样本的原图能量特征直接作为原型向量相比, 该方法能提高网络的识别性能。

## 5 结束语

本文将免疫克隆算法和聚类算法相结合构造免疫克隆聚类算法对协同神经网络中的原型向量进行优化, 同时对协同神经网络关于多类识别问题也进行了研究, 识别结果比较满意, 但是关于伴随向量的求解方面、注意参数优化方面、序参量求解方面的研究还不够深入, 这是今后研究的方向。

## 参 考 文 献

- [1] Haken H. Synergetic Computers and Recognition—a Top-Down Approach to Neural Nets. Berlin: Springer-Verlag, 1991: 45–80.
- [2] 王海龙, 戚飞虎. 基于聚类法的协同神经网络学习算法. 上海交通大学学报, 1998, 32(10): 39–41.  
Wang H L and Qi F H. Learning algorithm of synergetic neural Network based on clustering algorithm. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 1998, 32(10): 39–41.
- [3] Hinton G E. Connectionist learning procedures. *Artificial Intelligence*, 1989, 40(1–3): 185–234.
- [4] Shutton R S. Two problems with backpropagation and other steepest-descent learning procedures for networks, Proceedings of 8<sup>th</sup> Annual Conference of the Cognitive Science Society, Erlbaum, Hillsdale, NJ, 1986: 823–831.
- [5] 焦李成, 杜海峰. 人工免疫系统进展与展望. 电子学报, 2003, 31(10): 1540–1548.  
Jiao L C and Du H F. Development and prospect of artificial immunity system. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(10): 1540–1548.
- [6] Liu R C, Du H F, and Jiao L C. Immunity clonal strategies. Proceedings of Fifth International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, China: Xi'an, IEEE, 2003: 290–295.
- [7] Babu G P and Murty M M. Clustering with evolution strategies. *Pattern Recognition*, 1994, 27(2): 321–329.
- [8] Bezdek J C and Hathaway R J. Optimization of fuzzy clustering criteria using genetic algorithm. Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation, 1994, 2: 589–594.
- [9] Weston J and Watkins C. Multi-class support vector machines. Technical Report CSD-TR-98-04, Royal Holloway University of London, 1998.
- [10] 张向荣. 遥感图像的特征提取与目标识别方法研究. [硕士论文], 西安电子科技大学, 2003.  
Zhang Xian-gong. Research on feature extraction and target recognition in remote sensing images. [Master dissertation], Xidian University, January 2003.
- [11] Ma X L and Jiao L C. An effective learning algorithm of synergetic neural network. Lecture Notes in Computer Science. 2004, 3173: 258–263.

缙水平: 女, 1978 年生, 博士生, 研究方向为计算智能数据挖掘、聚类分析、SAR 图像分割与分类。

焦李成: 男, 1959 年生, 教授, 博士生导师, IEEE 高级会员, 主要研究领域为信号与图像处理、自然计算和智能信息处理。