

基于克隆选择算法的 Hopfield 网络容量提升方法

隗 兵¹, 戴文战²

(1. 浙江理工大学机械与自动控制学院, 杭州 310018; 2. 浙江工商大学信息与电子工程学院, 杭州 310018)

摘 要: Hopfield 网络容量大小对网络模式识别正确率有重要影响。为进一步提升 Hopfield 的网络容量, 提出了一种基于克隆选择算法优化 Hopfield 网络容量的方法。首先将克隆选择算法引入到 Hopfield 网络中, 以 Hopfield 网络的初始输入作为克隆选择算法中的抗原; 然后随机产生权值矩阵作为克隆选择算法的初始抗体; 最后依据克隆选择算法对初始抗体进行克隆、交叉、变异, 根据亲和力的大小选择出网络的优化权值, 以提升 Hopfield 网络容量。将上述方法应用于含噪声的样本识别, 实验结果表明: 与传统的 Hopfield 网络相比, 所提出的方法能有效地提升 Hopfield 网络的容量。为提高 Hopfield 神经网络的记忆容量提供了一种新的思路。

关键词: Hopfield 网络; 克隆选择算法; 记忆容量

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A

0 引 言

人工神经网络是一种模拟大脑神经突触联接结构、对信息进行处理数学模型。1982 年, 霍普费尔德提出了以其名字命名的神经网络——Hopfield 网络^[1]。这是一种可用于联想记忆的互连网络, 并逐渐成为人工神经网络领域研究的热点。霍普费尔德定义了 Hopfield 网络的记忆容量, 即 Hopfield 网络能够准确稳定地存储输入模式的个数与神经元个数之比。已有的研究表明, Hopfield 网络的权值矩阵^[2]、样本间的 Hamming 距离^[3]、网络学习规则^[4]等都影响 Hopfield 网络存储容量。霍普费尔德根据实验得到了 n 个神经元的 Hopfield 网络的记忆容量为 $0.15n$ 。Schwenker 等^[5]在不改变 Hopfield 神经网络 Hebbian 学习规则的基础上, 利用迭代提取法将 Hopfield 神经网络的存储能力提升到 $0.19n$ 。Ma 等^[6]用感知学习规则取代 Hebbian 学习规则, 从理论上证明了 Hopfield 网络的容量可以达到 $2n$ 。姜惠兰等^[7]将 Hebbian 学习规则改进为伪逆学习算法和广义逆学习算法, 进一

步降低了对输入样本的存储要求, 使 Hopfield 网络对样本的记忆存储容量得到了提高。Singh 等^[8]结合混合进化算法优化了 Hopfield 网络的权值矩阵, 使网络的容量有效地提升至 $0.4n$ 。Anton 等^[9]利用梯度启发式方法, 虽提高了 Hopfield 网络的容量, 但此方法仅局限于只有少数神经元的情况。Salavati 等^[10]通过将纯随机存储方式改为低相关性存储模式, 提高了网络的容量。

生物免疫系统是一个高级信息处理系统。受生物免疫系统启发而产生的人工免疫算法为解决一些复杂问题提供了较好的解决方案^[11-13]。典型的人工免疫算法分为一般免疫算法、免疫网络算法、免疫进化算法、克隆选择算法等。克隆选择算法的基本思想是当机体受到抗原侵入后, 机体中只有能自动识别抗原的细胞将被保存下来, 经克隆扩增后进行变异, 这种高亲和力变异的细胞具有生长繁殖的优先权。相反, 低亲和度变异的细胞则选择不变而最后趋于死亡。

本文为提升 Hopfield 网络容量, 提出了应用克隆选择算法来改进网络的方法, 构建了基于克隆选择算法的 Hopfield 网络模型, 并对该模型的有效性进行了探讨。

收稿日期: 2014-06-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(61374022)

作者简介: 隗 兵(1990-), 男, 安徽寿县人, 硕士研究生, 主要从事神经网络方面的研究。

通信作者: 戴文战, E-mail: dwz@zjgsu.edu.cn

1 方法原理

1.1 Hopfield 网络模型

Hopfield 网络模型是一种反馈型神经网络,分为连续型 Hopfield 和离散型 Hopfield。连续型 Hopfield 网络可用于优化计算,离散型 Hopfield 网络一般用于神经网络的联想记忆。本文采用由 n 个神经元组成的离散 Hopfield 网络,其结构如图 1 所示。在图 1 中,第一层为网络的输入层,第二层为输出层。

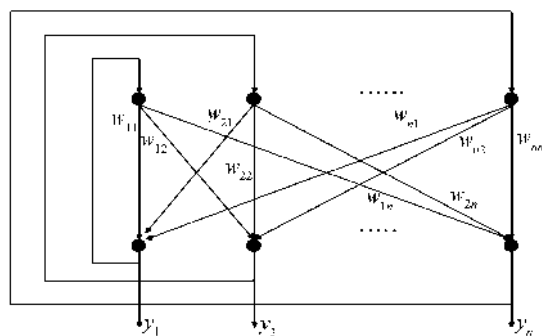


图 1 n 个神经元组成的 Hopfield 网络

对于离散 Hopfield 网络,其神经元在构架上采用 McCulloch-Pitts 模型,网络的状态是输出神经元信息的集合。当输出层是 n 个神经元,在 t 时刻网络的状态可表示为一个 n 维的向量: $Y(t)=[y_1(t), y_2(t), y_3(t), \dots, y_n(t)]$, 由于 $y_i(t)$ ($i=1, 2, 3, \dots, n$) 的取值为 1 或 -1, 所以 Hopfield 网络有 2^n 种状态。在图 1 中,假设 $w_{ij}=w_{ji}$, 且对于任意的 i 有 $w_{ii}=0$, 即网络自身没有神经元输出反馈, 则对于图 1 中的每个神经元, k 时刻网络输出层的线性组合器输出可表示为式(1):

$$v_i(k) = \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j(k) - \theta_i = w_i^T x(k) - \theta_i \quad (1)$$

其中: $i=1, 2, \dots, n$; θ_i 是阈值; $x(k)=[x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)]^T$ 是网络的输入; $w_i^T=[w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]$ 。则 $k+1$ 时刻网络状态可表示为式(2):

$$x_j(k+1) = \text{sgn}(v_i(k)) = \begin{cases} +1, & v_i(k) \geq 0 \\ -1, & v_i(k) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中 $\text{sgn}(\cdot)$ 是符号函数。如果 $v_i(k)=0$, 则将 $x_i(k)$ 定义为它的先前的状态。当 $w_{ij}=0$ 时, 网络的权值矩阵为式(3):

$$w = \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & 0 & \cdots & w_{2n} \\ w_{31} & w_{32} & \cdots & w_{3n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n-1,1} & w_{n-1,2} & 0 & w_{n-1,n} \\ w_{n1} & w_{n2} & w_{m-1} & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中每一行是 n 个神经元的连接权值向量。网络输出向量可表示为式(4):

$$X(k+1) = \text{sgn}(wX(k) - \theta) \quad (4)$$

式中 $\theta=[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]^T$ 。

Hopfield 网络联想记忆过程即为神经元状态演化的过程。网络从初始状态开始,按能量递减的方向进行演化,直到网络的输入没有变化为止。此时得到的稳定状态即为网络的输出。

1.2 基于克隆选择算法的 Hopfield 网络容量提升方法实现

Hopfield 网络依据其存储记忆能力,能将正确输入从信息不完整和带有误差的输入中辨识出来,但网络的容量大小严重影响 Hopfield 网络对正确输入的存储记忆能力。为提升 Hopfield 网络的存储记忆能力,本节将克隆选择算法引入到 Hopfield 网络中。首先,以 Hopfield 网络的初始输入作为克隆选择算法中的抗原;其次,随机产生权值矩阵作为克隆选择算法的初始抗体;再次,依据克隆选择算法对初始抗体进行克隆、交叉、变异,根据亲和力和力的大小选择出网络的优化权值;最后,将优化后得到的权值矩阵作用于 Hopfield 网络。具体实现步骤如下:

Step1: 创建 Hopfield 神经网络,将初始输入作为克隆选择算法的抗原。

Step2: 随机产生权值矩阵 W 作为初始抗体。 W 的维数由网络的神经元个数决定。

Step3: 亲和度评价,初始抗体是否满足亲和度条件。

Step4: 对初始抗体进行克隆,构成新的抗体集 C 。即将权值矩阵 W 进行连续复制,以增加变异后抗体的多样性。考虑到复杂性,克隆的次数一般选为 3~5 次。

Step5: 对抗体集 C 进行变异操作,获得一个变异后的抗体群 C^* 。操作中采用一致变异的方式,即根据变异参数对权值进行等概率变异。变异参数范围选择为 0.4~0.7。

Step6: 依据亲和力的大小,从 C^* 中重新选择,产生新的抗体群。

Step7: 如符合演化结束条件的,即结束演化。否则返回 Step 3。

Step8: 将以上基于克隆选择算法选择出来的权值矩阵应用于 Hopfield 网络,并检验其存储记忆能力方法实现的流程图如图 2 所示。

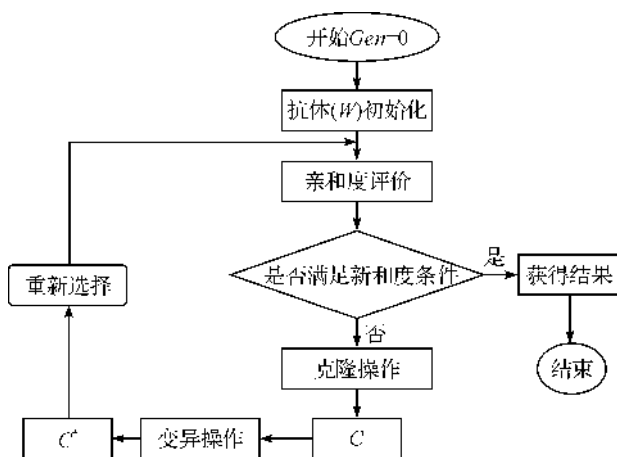


图2 克隆选择算法优化 Hopfield 网络权值流程

2 仿真实验

为验证本文方法的有效性,用 4×4 、 5×5 、 6×6

的 Hopfield 网络进行仿真实验。Hopfield 神经网络的阈值取为 0,变异参数取为 0.5,克隆次数取为 3 次。依据本文提出的步骤,误差通过人工修改的方法产生,即改变某一位置输入的值,如正确输入为 $x_1=[111-1]^T$ 、 $x_2=[111-1-1]^T$ 、 $x_3=[111-1-1-1]^T$,经过人工修改后产生的含有误差的输入分别为 $x'_1=[11.21-1]^T$ 、 $x'_2=[11.21-1.2-1]^T$ 、 $x'_3=[111.2-0.8-1-1]^T$ 。回忆阶段运行步数设置为 1000。首先将初始输入样本(P)作用于 Hopfield 网络,获得部分可被网络准确记忆的样本(P^*),然后重新将 P^* 作用于 Hopfield 网络获取权值矩阵来确定亲和力。网络的容量定义为在同一测试网络下,准确稳定存储模式个数与神经元个数的比率。网络仿真结果如表 1—表 3 所示。

表 1 网络运行前输入(4×4 网络)

序号	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)
输入	1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1
	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1
	1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1

表 2 增加误差后输入(4×4 网络)

序号	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)
含误差	1	1	0.8	1	-1	1	1.2	-1	1	-1	-0.6	-1	-1	-1	1	-1
输入	1	1.2	1	-1.2	1	1.2	-1	-0.8	-1	0.7	1	-1.2	-1	1.2	-1	-1.2
	0.8	1	-0.6	0.6	1.2	-1	-1.2	1	1.2	1	-1	-1	0.6	-1	-0.6	-1
	1	-1	1	1	0.7	-0.6	1	1	-1	-1	1.1	1	-1	-1	-1	-1

表 3 网络运行后输出(4×4 网络)

序号	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)
输出	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1
	1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1

表 4 为 4×4 、 5×5 、 6×6 3 种网络情况下,实验得到网络的存储模式个数、神经元个数及可存储容量。从表 4 中可以看到, 4×4 、 5×5 、 6×6 的 Hopfield 网络的存储容量分别为 $0.437n$ 、 $0.4n$ 、 $0.417n$ 。

表 4 3 种情况的 Hopfield 网络容量

网络结构	4×4	5×5	6×6
可存储模式个数	7	10	15
神经元个数	16	25	36
网络容量	$0.437n$	$0.4n$	$0.417n$

将文献[1]、文献[5]、文献[8]得到的结果与本文所得结论进行比较,结果如表 5 所示。从表 5 可以看到,传统 Hopfield 网络的容量为 $0.15n$,基于迭代提取法^[5]的 Hopfield 网络记忆容量为 $0.19n$,基于混合进化算法^[8]的 Hopfield 网络容量接近 $0.4n$,而本文提出的基于克隆选择算法的 Hopfield 网络记忆容量为最小时为 $0.4n$,最大可达 $0.437n$ 。

分析上述结果可知:在不改变网络结构、学习规则及容量定义条件下,文中提出的网络模型不需要算法的多次数学迭代及采用两种进化适应度作用

于网络,而且相同的训练条件下,能够取得更好的记忆容量。

表 5 不同方法的 Hopfield 网络容量比较

Hopfield 网络	网络容量
传统 Hopfield 网络 ^[1]	$0.15n$
Schwenker 基于迭代提取 Hopfield 网络 ^[5]	$0.19n$
Singh 混合进化算法 ^[8]	$0.4n$
本文提出的基于克隆选择算法的 Hopfield 网络	$0.4n$

3 结 语

本文提出了一种基于克隆选择算法改进 Hopfield 网络容量的方法:利用克隆选择算法来优化 Hopfield 网络的权值。在此基础上,将其应用于 4×4 、 5×5 、 6×6 3 种 Hopfield 网络的记忆容量中,并于传统的 Hopfield 网络容量进行比较。结果表明,本方法能有效地提升 Hopfield 神经网络记忆容量,它为寻求改善 Hopfield 神经网络的容量问题提供了一种新的方法。

本文的研究没有涉及其他因素如网络学习规则等对 Hopfield 网络容量的影响。这些因素对网络容量的影响是作者下一步研究工作的重点。

参考文献:

- [1] Hopfield J J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two state neurons[J]. Proc Nat Acad Sci USA. 1984, 81(8): 3088-3092.
- [2] Mcmlicie R J, Rodemich, Eugene R, et al. The capacity of the Hopfield associative memory[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1987, 33(4): 461-483.
- [3] Lee D L, Chuang T C. Designing asymmetric Hopfield-type associative memory with higher order hamming stability[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(16): 1464-1476.
- [4] Wu Y, Hu J Q, Wu W, et al. Storage capacity of the Hopfield network associative memory[C]// 2012 5th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, IEEE. 2012: 330-336.
- [5] Schwenker F, Sommer F, Palm G. Iterative retrieval of sparsely coded associative memory pattern[J]. Neural Networks, 1996, 9(3): 445-455.
- [6] Ma J W. The asymptotic memory capacity of the generalized Hopfield network[J]. Neural Networks, 1999, 12(9): 1207-1212.
- [7] 姜惠兰, 孙雅明. 异联想记忆 Hopfield 神经网络的模型、算法及性能[J]. 系统工程理论与实践. 2005, 25(5): 101-107.
- [8] Singh T P, Jabin S, Singh M. Evolving weight matrices to increase the capacity of Hopfield neural network associative memory using hybrid evolutionary algorithm. [C]//Computational Intelligence and Computing Research, IEEE. 2010: 1-5.
- [9] Anton C, Ionescu L, Mazare A, et al. Errors correction with optimised Hopfield neural networks[C]// Telecommunications Forum, IEEE. 2013: 393-396.
- [10] Salavati A H, Raj Kumar K, Shokrollahi K, et al. Neural pre-coding increases the pattern retrieval capacity of Hopfield and Bidirectional associative memories[C]//2011 IEEE International Symposium Information Theory Proceedings. IEEE. 2011: 850-854.
- [11] 刘云龙, 林宝军. 一种人工免疫算法优化的的高有效性模糊聚类图像分割[J]. 控制与决策, 2010, 25(11): 1679-1683.
- [12] Zhang R, Wu C. A hybrid immune simulated annealing algorithm for shop scheduling problem[J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(1): 79-89.
- [13] Chen C M, Pi D C, Fang Z R. Artificial immune algorithm applied to short-term prediction for mobile object location[J]. IEEE Transactions on Electronics Letters, 2012, 17(48): 1061-1062.

(下转第 417 页)

Important Inequalities of Mean Value Bounded Variation Functions

WAN Qiu-yue

(School of Science, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: On the premise of analyzing some inequalities related to the mean value bounded variation sequences, this paper extends the mean value bounded variation concept to the function space, establishes and proves two important inequalities for Lebesgue measurable functions under this concept by mathematical methods such as integration by parts and the appropriate scaling technique.

Key words: mean value bounded variation; Lebesgue measurable function; inequality

(责任编辑: 康 锋)

(上接第 393 页)

Improvement of Hopfield Network Capacity Based on Clonal Selection Algorithm

WEI Bing¹, DAI Wen-zhan²

(1. School of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;

2. School of Information and Electronic Engineering, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: The capacity of Hopfield network is a very important factor for the accuracy of network pattern recognition. In order to further boost network capacity of Hopfield, optimized Hopfield network capacity based on clonal selection algorithm is proposed. Firstly, clonal selection algorithm is introduced to Hopfield network. Initial input of Hopfield network serves as antigen of clonal selection algorithm. Then, weight matrix generates randomly as initial antibody of clonal selection algorithm. Finally, initial antibody is cloned, crossed and varied according to clonal selection algorithm. Network optimization weight is selected according to appetency to improve Hopfield network capacity. The above method is applied to identify the samples containing noise. The results show that compared with traditional Hopfield network, the method can effectively improve Hopfield network capacity and provide a new thought for improving memory capacity of Hopfield neural network.

Key words: Hopfield networks; clonal selection algorithm; memory capacity

(责任编辑: 康 锋)