

# 基于粒子群算法的细胞神经网络模板参数设计

卢珊萍, 于盛林

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

**摘要:**细胞神经网络的关键问题之一是找出其模板参数,文中提出一种基于粒子群算法结合 CNN 动态性能设计细胞神经网络模板参数的方法。该方法能在 CNN 动态性能分析确定的模板参数的区间范围内,快速地寻找到最优值。与其他优化算法相比(如遗传算法),粒子群算法参数设置比较简单,更容易实现且收敛速度比较快。经仿真证明,通过此算法设计的细胞神经网络边缘提取的模板参数是可靠的。

**关键词:**粒子群算法;细胞神经网络;模板参数;CNN 动态性能

中图分类号:TP183

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)04-0083-04

## A Template Design Method for Cellular Neural Network Based on Particle Swarm Optimizer Algorithm

LU Shan-ping, YU Sheng-lin

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** Designing the cloning template is critical to Cellular neural network for a specified task. A new method for CNN template designing based on particle swarm optimizer algorithm combined with the dynamic performance of the CNN is proposed. This method can quickly find the best value in the range which the dynamic performance of the CNN confirmed. This method compared with other optimization algorithm such as genetic algorithm, the parameter setting is simpler, convergence speed is more quick. The cloning template used in the edge detection through this method is proved to be feasible by computer simulation.

**Key words:** particle swarm optimizer algorithm; cellular neural network; cloning template; dynamic performance of CNN

### 0 引言

细胞神经网络,简称 CNN(Cellular Neural Network),是一种反馈型局部互连人工神经网络,广泛应用于图像处理和模式识别等领域。采用细胞神经网络来进行图像处理的关键是如何找到合适的模板参数。关于 CNN 的模板设计虽有一些方法提出,如遗传算法<sup>[1]</sup>,松弛算法<sup>[2]</sup>,对 CNN 动态性能的分析来设计模板<sup>[3]</sup>等,目前还没有完善的方法来设计 CNN 的模板。其各种设计方法都有一定的缺点:松弛算法虽然很快可以找到可行解,但并不一定是最优解;遗传算法,虽然可以找到最优解,但是参数设置相对比较复杂;而根据动态过程设计的模板,只不过得到模板参数的取值范围,并未求得最优解。

针对以上设计方法存在的不足,文中将粒子群算

法结合 CNN 动态性能分析,对细胞神经网络的模板参数进行设计。粒子群优化(Particle Swarm Optimizer, PSO)算法是一类新兴的随机全局优化技术,已广泛应用于函数优化、神经网络训练、模糊系统控制以及其他遗传算法的应用领域。同其他算法相比较,粒子群算法的优势在于简单、容易实现,没有许多参数需要调整,而且能比较快速地找到最优解。

CNN 广泛应用于图像处理,但是不同的图像处理需要采用不同的 CNN 模板。文中针对目前通用的 CNN 边缘提取的模板的格式,用粒子群算法对 CNN 模板参数进行优化,并进行了实验验证,实验结果表明所确定的参数是合理有效的。

### 1 细胞神经网络

细胞神经网络是一具有实时信号处理能力的大规模非线性模拟电路。CNN 是局部连接细胞的空间排列,其中每个细胞都是具有输入、输出及动力学规则相关的状态的非线性动力学系统<sup>[4]</sup>。

一个标准的  $M \times N$  的 CNN 阵列状态方程为<sup>[5]</sup>

收稿日期:2008-07-15

作者简介:卢珊萍(1985-),女,硕士研究生,研究方向为计算机测控、图像处理;于盛林,教授,博士生导师,研究方向为计算机测控,数字信号处理,混沌、分形理论及应用。

$$C \frac{dx_{ij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_x} x_{ij}(t) + \sum_{(k,l) \in N_r(i,j)} A(i,j;k,l) y_{kl}(t) + \sum_{(k,l) \in N_c(i,j)} B(i,j;k,l) u_{kl}(t) + I_{ij} \quad (1)$$

其中,  $1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N, x_{ij}$  为状态变量,  $y_{kl}$  为输出变量,  $u_{kl}$  为输入变量,  $I_{ij}$  为阈值,  $A$  为反馈系数,  $B$  为控制系数。

标准 CNN 输出方程为:

$$y_{ij}(t) = \frac{1}{2} (|x_{ij}(t) + 1| - |x_{ij}(t) - 1|) = f(x) \quad (2)$$

其中,  $1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$ , 输出函数  $f(x)$  是一个分段线性函数。细胞神经网络通过对  $A, B, I$  的设计来实现并行快速处理图像的目的。

## 2 粒子群算法

粒子群优化算法是一类新兴的随机全局优化技术,由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士发明。PSO 中,每个优化问题的解是搜索空间中的一只鸟,称之为“粒子”。所有的粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值(fitness value),每个粒子还有一个速度决定它们飞翔的方向和距离,然后粒子们就追随当前的最优粒子在解空间中搜索。

PSO 初始化为一群随机粒子(随机解),然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。第一个就是粒子本身所找到的最优解。这个解叫做个体极值 pBest。另一个极值是整个种群目前找到的最优解,这个极值是全局极值 gBest。在找到这两个最优值时,粒子根据如下的公式(3),(4)来更新自己的速度和新的位置<sup>[6]</sup>。

$$V_i(k+1) = w * V_i(k) + c_1 * \text{rand}() * (P_i - X_i(k)) + c_2 * \text{rand}() * (Pg - X_i(k)) \quad (3)$$

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1) \quad (4)$$

其中  $i = 1, 2, \dots, m, k$  表示迭代次数,  $w$  是惯性权重,  $c_1$  和  $c_2$  是学习率,  $r_1$  和  $r_2$  是 0 和 1 之间的随机数,  $V_i \in [V_{\min}, V_{\max}]$  其中  $V_{\min}$  和  $V_{\max}$  人为选定,迭代中止条件一般选为达到最大迭代次数或粒子群目前搜索到的最优位置满足预先设定的最小适应度值。

## 3 基于粒子群算法的细胞神经网络模板的学习方法

### 3.1 种群的参数确定

目前通用的 CNN 边缘提取的模板的格式如式(5),文中主要将 PSO 算法用于该模板设计中:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & x_1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} x_3 & x_3 & x_3 \\ x_3 & x_2 & x_3 \\ x_3 & x_3 & x_3 \end{bmatrix}, I = x_4 \quad (5)$$

由模板的格式(5)可知,只需要优化  $x_1, x_2, x_3, x_4$  这 4 个参数。

### 3.2 带约束条件的粒子群算法(C-PSO)优化 CNN 模板参数

文中将粒子群算法 PSO 结合 CNN 的动态性能对 CNN 模板参数进行优化,并将 CNN 动态性能分析得到的关系式作为其粒子群算法的约束条件来对参数进行优化(即 C-PSO 算法)。根据文献[7],对 CNN 的动态过程分析,推导出边缘检测模板参数,  $x_1, x_2, x_3, x_4$  存在以下关系:

$$\begin{cases} g_1(x_2, x_3, x_4) = -x_2 - 8x_3 + x_4 > 0 \\ g_2(x_2, x_3, x_4) = -x_2 - 8x_3 + x_4 > 0 \\ g_3(x_2, x_3, x_4) = x_2 + 6x_3 - x_4 > 0 \\ g_4(x_1) = x_1 - 1 > 0 \end{cases} \quad (6)$$

与普通的 PSO 优化算法不同,C-PSO 算法结合动态过程分析的结果,即将式(6)作为一个约束条件对 4 个参数进行约束。这样不仅可以使得种群比较快速地收敛于可行解的极值,而且可以使其优化得到的模板参数更好地满足 CNN 的动态稳态性能。

### 3.3 适应度函数的确定

为便于计算和更能体现函数值的差别,普通的 PSO 算法将目标函数选为细胞神经网络输出端误差  $E(t)$  的平方根,即

$$f(x) = \sqrt{E(x)} = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m |y_{ij} - \bar{y}_{ij}|} \quad (7)$$

式中为  $\bar{y}_{ij}$  细胞神经网络的实际输出;  $y_{ij}$  为细胞神经网络的期望输出。

文中的 C-PSO 算法由于考虑到约束条件式(6),而对于约束优化问题可先用罚函数方法将其转化为无约束条件的优化问题,再对其优化。因此,将适应度函数(7)扩展为式(8)作为 C-PSO 算法的适应值函数。

$$F(x) = f(x) + c \left[ \sum_{i=1}^4 \max\{0, -g_i(x)\}^2 \right] \quad (8)$$

其中,当  $x$  为可行解时,  $\max\{0, -g_i(x)\} = 0$ ;

当  $x$  为不可行解时,  $\max\{0, -g_i(x)\} = -g_i(x)$

式中:  $c$  为惩罚因子,是给定的值。且  $c$  为一个很大的值,这里取  $c = 10^7$  才能对不可行的解加以惩罚,使种群逐渐收敛于可行解的极值点。

### 3.4 算法的实现

粒子群 PSO 算法对细胞神经网络模板优化,具体步骤如下:

Step1: 初始化粒子的位置和速度;

Step2: 将值  $x_1, x_2, x_3, x_4$  代入式(5), 经式(1)、(2)求得  $y_{ij}$ , 最后由式(7)、(8) 计算其适应值  $F(x)$ ;

Step3: 对每个粒子, 将其适应值与经历的最好位置 pBest 作比较, 如果较好, 则将其作为当前值的最好位置 pBest;

Step4: 对每个粒子, 将其适应值与全局所经历的最好位置 gBest 作比较, 如果较好, 则将其作为当前值的最好位置 gBest;

Step5: 根据式(3)对粒子速度更新;

Step4: 根据式(4)对粒子位置更新;

Step5: 如果未达到循环终止条件, 返回 Step2。

### 4 实验仿真及分析

本仿真采用两组图像(见图 1, 图 2)作为样本集(其中图 1(b)、2(b)分别为图 1(a)、2(a) 边缘提取后期望得到的输出图), 按照一定的规则对粒子群算法的搜索解评估, 来取得最优值。PSO 优化算法的参数设置可以结合图像处理的实际情况自行设定。这里根据选取图像, 设置各个参数的范围  $V_i \in [-10, 10]$ ;  $x_i \in [-10, 10]$ ;  $\omega = 0.8$ ;  $c_1 = 1.4985$ ;  $c_2 = 1.27$ ; 种群数为 10; 最大迭代次数为 500 次。

文中通过以下仿真, 与其他算法进行比较。

(1) 将大小为  $14 \times 14$  的图像(图 1)作为样本集, 用遗传算法(GA)、PSO 算法和 C-PSO 算法分别对 CNN 模板参数优化, 表 1 给出各种算法的迭代次数以及仿真时间。从表 1 数据可以看出, C-PSO 算法在寻求最优值的迭代次数上明显少于遗传算法和 PSO 算法; 并且, C-PSO 算法在用时上也短于遗传算法和 PSO 算法。分别将三种算法优化得到的数值对图 1(a)进行边缘提取得到的效果图与目标图图 1(b)基本一致。由上述仿真结果可知, C-PSO 算法在寻求最优解效率上优于其他两种算法。

(2) 为了进一步比较三种算法, 文中采用  $256 \times 256$  的图像(见图 2)作为样本集, 分别用遗传算法、PSO 算法和 C-PSO 算法对 CNN 模板参数优化(设置

迭代次数为 500), 得到各自的 CNN 边缘提取的实际输出图。为了比较其搜索精度, 文中将式(9)作为一评测标准, 由表 1 结果看出, C-PSO 算法的搜索精度优于 GA 算法和 PSO 算法, 收敛时间明显短于两种算法。

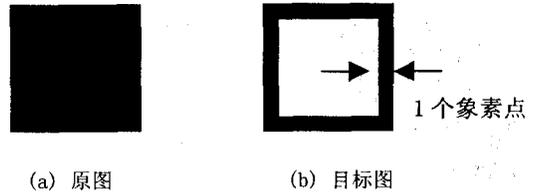


图 1 原图与目标图

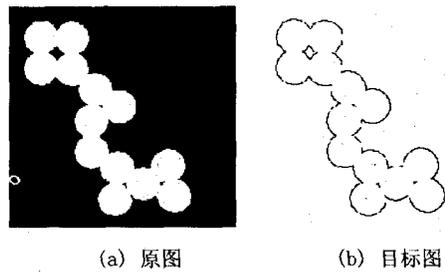


图 2 原图与目标图

$$E = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\bar{T}_{ij} - T_{ij})^2 / m * n \quad (9)$$

其中  $\bar{T}_{ij}$  为期望图的值,  $T_{ij}$  为实际输出图的值。

表 1 三种算法仿真结果

	14×14 的图 像迭代次数	14×14 的图像仿 真时间(分钟)	256×256 的图像 搜索精度	256×256 的图像 仿真时间(分钟)
GA 算法	430	40	0.0061	300
PSO 算法	25	5	0.0052	185
C-PSO 算法	5	2	0.0036	97

(3) 经遗传算法、PSO 算法和 C-PSO 算法对神经网络的训练得到 CNN 边缘提取模块的最优值如表 2。用三个模板分别对 LENA 图像(图 3(a))进行 CNN 边缘提取, 得到边缘提取结果如图 3(b)、(c)、(d)。由效果图可以看出, 采用 C-PSO 算法设计的 CNN 模板用于边缘提取时获得的边缘相对于遗传算法获得的边缘不仅更加全面, 而且还在一定程度上减小了噪声; 相对于 PSO 算法两者的边缘提取图几乎一致, 但是, 在收敛速度上, C-PSO 算法明显快于 PSO

表 2 各算法优化的 CNN 边缘提取模块的最优值

GA 算法	PSO 算法	C-PSO 算法
$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3.0696 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2.0696 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2.0181 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$
$B = \begin{bmatrix} -0.9377 & -0.9377 & -0.9377 \\ -0.9377 & 7.64 & -0.9377 \\ -0.9377 & -0.9377 & -0.9377 \end{bmatrix}$	$B = \begin{bmatrix} -1.4010 & -1.4010 & -1.4010 \\ -1.4010 & 9 & -1.4010 \\ -1.4010 & -1.4010 & -1.4010 \end{bmatrix}$	$B = \begin{bmatrix} -0.9980 & -0.9980 & -0.9980 \\ -0.9980 & 7.8724 & -0.9980 \\ -0.9980 & -0.9980 & -0.9980 \end{bmatrix}$
$I = 1.8184$	$I = 1.9428$	$I = -0.5026$

算法。综上所述,C-PSO 算法在寻求最优值的效率优于其它两种算法。

模板的设计方法,同样可以应用到细胞神经网络的其他模板的设计中。

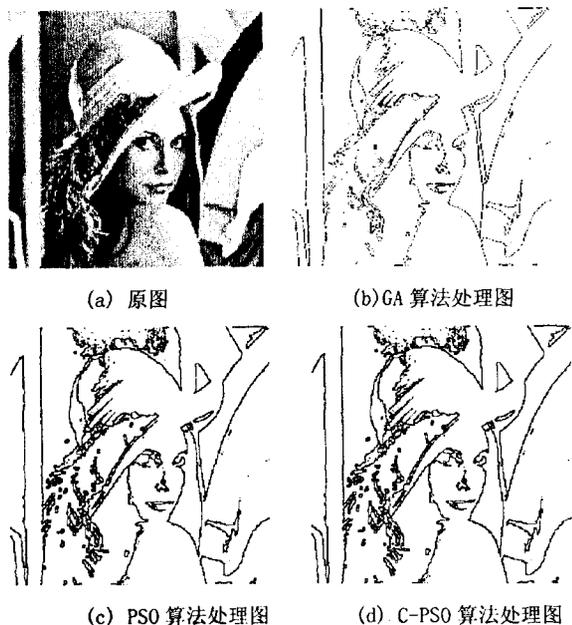


图 3 原图及处理图

### 5 结束语

文中提出了 C-PSO 算法对细胞神经网络进行参数训练的思想,从试验结果看,该算法无论是在迭代步数、时间、搜索精度上均优于遗传算法和传统的 PSO 算法。因此,C-PSO 优化算法为细胞神经网络参数的优化提供了一条新途径。文中给出的细胞神经网络

### 参考文献:

[1] Kozek T, Roska T, Chua L O. Genetic algorithm for CNN template learning [J]. IEEE Transaction Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, 1993, 40(6): 392 - 402.

[2] Zou F, Schwarz S, Nossek J A. Cellular neural - network design using a learning algorithm[C]//In Proceedings of IEEE Int, Workshop on Cellular neural networks Application(CNNA'90). Budapest: [s. n.], 1990: 73 - 81.

[3] Li Guodong, Min Lequan, Zang Hongyan, Design for Robustness Edge gray Detection CNN[C]//Proc. 2004 Int. Conf. on Communications, Circuits and Systems II. Paris: [s. n.], 2004: 1061 - 1065.

[4] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: Theory [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1988, 35(10): 1257 - 1272.

[5] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: Applications [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1988, 35(10): 1273 - 1290.

[6] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: [s. n.], 1995: 1942 - 1948.

[7] Yang Tao. Handbook of CNN image processing: All you need to know about cellular neural networks [M]. Tucson, AZ. Yang's Scientific Research Institute, 2002: 87 - 90.

(上接第 82 页)

$1, 998) = d(1000; 1, 500) = 250 = N/4, d(1000; \pm 1, \pm 999) = N/2$ , 无向双环网  $G(1000; \pm 1, \pm s)$  直径除掉  $s = 999$  外, 直径对称分布。

$$(3) d(1000; \pm 1, \pm s) \leq d(1000; 1, s)$$

$$(4) d(1000; \pm 1, \pm 2) = \frac{1}{2} d(1000; 1, 2)$$

$$(5) d(1000; \pm 1, \pm 999) = d(1000; 1, 990)$$

### 3 结束语

通过分析得出以下结论: 有向双环网  $G(N; 1, s)$  和无向双环网  $G(N; \pm 1, \pm s)$  的直径皆呈波状且无规则分布; 双环网络  $G(N; 1, s)$  的直径  $d(N; 1, s)$  以  $s$  为中心对称分布; 而无向双环网络  $G(N; \pm 1, \pm S)$  的直径  $d(N; \pm 1, \pm S)$  除去  $S = N - 1$  这点外, 以  $s$  为中心对称分布; 对于每给定一个  $N, S$  在 2 至  $N - 1$  中变化时, 无向双环网的直径不大于有向双环网的直径。在  $G(N; 1, N - 1)$  和  $G(N; \pm 1, \pm N - 1)$  处, 有向双

环网直径和无向双环网直径相等。

### 参考文献:

[1] 李 乔, 徐俊明, 张忠良. 最优双环网络的无限族 [J]. 中国科学, A 辑, 1993, 23(9): 979 - 992.

[2] Xuerong Y, Fujiz. An asymptotic property of the number of spanning trees of double fixed step loop networks [J]. Applied Mathematics, 1997, 12(2): 233 - 236.

[3] 刘焕平, 杨义先, 胡铭曾. 两类新的无向双环网络紧优无限族 [J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(1): 75 - 78.

[4] Boesch F T, Wang J F. Reliable circulant networks with minimum transmission delay [J]. IEEE Trans. Circuits Syst, 1985, 32: 1286 - 1291.

[5] 方木云. 双环网络  $G(N; 1, s)$  的直径求解算法和实现 [J]. 微电子学与计算机, 2005, 22(1): 58 - 61.

[6] 方木云. 无向双环网络  $G(N; \pm 1, \pm S)$  的直径求解算法 [J]. 微机发展 (现更名: 计算机技术与发展), 2004, 14(12): 132 - 135.