

基于自适应遗传算法的细胞神经网络模板设计

程莹, 刘文波

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 细胞神经网络具有能够高速并行计算, 易于硬件实现等特点, 使其广泛应用于图像处理边缘提取、字符识别等诸多领域。细胞神经网络要正确实现不同的图像处理功能的关键在于模板参数的设计。提出一种基于自适应遗传算法求解模板参数的方法, 一方面, 通过对交叉概率和变异概率的改进以及遗传算子的设计, 克服了基于简单遗传算法设计模板时算法容易早熟的不足; 另一方面, 采用准精确惩罚函数来设计适应度函数, 降低了算法的运算量, 提高了算法的收敛速度。给出了实例仿真结果, 表明该方法的有效性。

关键词: 细胞神经网络; 自适应遗传算法; 模板参数

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2008)05-0054-03

Design on CNN Template Parameters Based on Adaptive Genetic Algorithm

CHENG Ying, LIU Wen-bo

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

Abstract: A cellular neural network(CNN) is a large scale nonlinear logic circuit suitable for real-time signal and high-speed computation which make it applied to image processing such as edge detection and character recognition. Designing template parameters is critical when CNN is used to image processing correctly. Puts forward a novel adaptive genetic algorithm (AGA) to solve template parameters. On one hand, by improving the probability of inheritance and variation and genetic operators, it can improve the forwardness of GA, on the other hand, by using the quasi-exactness penalization function to compute fitness function, it can make the algorithm rapidly converge to the global optimum. And also the amount of data is lesser. The results presented show that this approach is valid.

Key words: cellular neural networks; adaptive genetic algorithm; template parameter

0 引言

细胞神经网络(CNN)^[1]是一种实时处理信号的大规模非线性模拟电路, 它的连续时间特点以及局部互连特点使其可以进行并行计算, 并且非常适用于超大规模集成电路(VLSI)的实现。它的这些特点使其特别适合于图像处理, 如水平线检测、垂直线检测、噪声移去、边缘检测等。关于CNN模板参数的求解已经提出了一些算法, 例如基于简单遗传算法的模板参数的求解^[2], 但该算法存在以下缺陷:

(1) 该算法采用的是边缘图与原图的图像之间能量值的差异作为适应度函数, 计算量太大, 搜索效率低

(2) 该算法存在早熟现象, 不易搜索到全局最优解。

针对以上问题文中采用自适应遗传算法求解模板

参数, 用原图像的能量函数作为目标函数, 采用准精确惩罚函数法构造出适应度函数。

1 细胞神经网络

一个标准的由 $M \times N$ 个细胞组成的 CNN 阵列中的每一个细胞 $C_{i,j}$ 都有一个状态变量 x_{ij} 、一个恒定的外界输入 u_{ij} 和一个输出 y_{ij} 。每一个细胞的动态过程可用下述一阶非线性微分方程描述:

状态方程:

$$C \frac{dv_{ij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_x} V_{xij}(t) + \sum_{C(k,l) \in N_c(i,j)} I_{xy}(i,j;k,l) + \sum_{C(k,l) \in N_c(i,j)} I_{xu}(i,j;k,l) + I = -\frac{1}{R_x} V_{xij}(t) + \sum_{C(k,l) \in N_c(i,j)} A(i,j;k,l) V_{ykl}(t) + \sum_{C(k,l) \in N_c(i,j)} B(i,j;k,l) V_{ukl}(t) + I$$

$$1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N \quad (2)$$

输出方程:

收稿日期: 2007-08-07

作者简介: 程莹(1982-), 女, 江西乐平人, 硕士研究生, 研究方向为数字图像处理等; 刘文波, 博士, 教授, 研究方向为图像处理。

$$V_{yij}(t) = \frac{1}{2}(1|V_{xij}(t) + 1| - |V_{xij}(t) - 1|) \quad (3)$$

约束条件:

$$|V_{xij}(0)| \leq 1, |V_{yij} \leq 1 \quad (4)$$

状态方程式(2)中, C, R_x, I 分别是细胞等效电路中的线性电容、线性电阻及独立电流源; 称 $\tau = R_x C$ 为时间常数, 它反映了网络动态过程的快慢; A 称为反馈模板, B 称为控制模板, 每个细胞与近邻细胞之间的连接权都由 A 和 B 中的元素所决定。 $V_{yij} = f(V_{xij})$ 表示输出与状态变量之间的关系。偏置量 I 以及模板 A 和 B 可以根据处理问题的不同进行设计, 它们的值决定了 CNN 的瞬态特性。

CNN 是连续时间网络模型, 其能量函数定义为:

$$E(t) = -\frac{1}{2} \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} A(i,j;k,l) V_{yij}(t) \cdot V_{ykl}(t) + \frac{1}{2R_x} \sum_{(i,j)} V_{yij}^2(t) - \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} B(i,j;k,l) V_{yij}(t) \cdot V_{ykl}(t) - \sum_{(i,j)} I V_{yij}(t) \quad (5)$$

$E(t)$ 与 V_u, V_y 有关, 虽然它不反映状态变量 $V_{xij}(t)$, 但在 $V_{yij}(t), V_{ykl}(t)$ 中包含了 $V_{xij}(t)$ 的信息。

2 改进的自适应遗传算法

遗传算法中的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的选择直接影响算法的收敛性。交叉概率和变异概率太小容易使系统陷入局部极值而无法脱离, 若太大虽然能脱离局部极值, 却会因交叉和变异次数过于频繁而造成系统不易稳定和收敛。为此, 不少学者采用以下两式对交叉概率和变异概率进行动态调整^[3]:

$$P_c = k_1(f_{\max} - f') / (f_{\max} - f_{\text{avg}}) \quad (6)$$

$$P_m = k_2(f_{\max} - f') / (f_{\max} - f_{\text{avg}}) \quad (7)$$

式中, f' 为要交叉的两个个体中较大的适应度值; f 为要变异个体的适应度值。

按照以上两式调整交叉概率和变异概率时, 对于适应度接近或等于最大适应度的个体, 其交叉和变异概率接近或等于零。这样在进化初期, 优良个体几乎处在一种不发生变化的状态, 而此时的优良个体不一定是全局最优解。为此, 采用式(8)、(9)对交叉概率和变异概率进行动态调整。

$$P_c = \begin{cases} k_1 & f < f_{\text{avg}} \\ k_2(f_{\max} - f) / (f_{\max} - f_{\text{avg}}) & f_{\text{avg}} \leq f < f_{\text{avg}} + k_4(f_{\max} - f_{\text{avg}}) \\ k_3 & f \geq f_{\text{avg}} + k_4(f_{\max} - f_{\text{avg}}) \end{cases} \quad (8)$$

$$P_m = \begin{cases} k'_1 & f < f_{\text{avg}} \\ k'_2(f_{\max} - f) / (f_{\max} - f_{\text{avg}}) & f_{\text{avg}} \leq f < f_{\text{avg}} + k'_4(f_{\max} - f_{\text{avg}}) \\ k'_3 & f \geq f_{\text{avg}} + k'_4(f_{\max} - f_{\text{avg}}) \end{cases} \quad (9)$$

式中, $k_1 \sim k_4, k'_1 \sim k'_4$ 为(0,1)的常数。该方法使种群中适应度接近和等于最大适应度的个体的交叉概率和变异概率提高到 k_3 和 k'_3 , 并且可通过 k_4 和 k'_4 控制接近最大适应度的程度。另外, 对于适应度低于平均适应度的不良个体, 统一采用较大的交叉概率和变异概率, 以使这些个体向最优个体方向进化。

3 优化问题的数学模型

3.1 约束条件

灰度图像的边缘提取的模板 A, B, I 通常取以下格式^[4]:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & a & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -c & -c & -c \\ -c & b & -c \\ -c & -c & -c \end{bmatrix} \quad I = i \quad (10)$$

其中, 模板参数 b, c, a, i 的取值应满足以下约束条件^[5]:

$$\begin{aligned} g_1(b, c, i, a) &: |b - 8c| \leq i \\ g_2(b, c, i, a) &: b - 6c > i \\ g_3(b, c, i, a) &: a > 1 \end{aligned} \quad (11)$$

3.2 适应度函数的构造

CNN 是一种典型的具有局域连接结构和优化能力的非线性网络, 与网络的能量函数的局部极小值对应的是网络的连接权矩阵 A 和 B 。基于这种思想, 采用网络的能量函数作为改进自适应遗传算法的目标函数。

模板设计问题可以转化为以下数学模型:

$$\begin{cases} \min E(t) \\ \text{s.t. } g_i(b, c, i, a) \leq 0 \quad i = 1, 2, 3 \end{cases} \quad (12)$$

文中采用了准精确惩罚函数法来设计适应度函数, 它不同于传统的惩罚函数, 因为惩罚不是施加于个别约束上而是施加在整体性约束上, 因而这种惩罚比个别惩罚的计算效率高。

其设计步骤如下:

首先, 利用代理约束概念和最大熵原理可导出“凝聚函数” $g_p(b, c, i, a) = \frac{1}{p} \ln \{ 1 + \sum_{i=1}^3 \exp[pg_i(b, c, i, a)] \}$, 其中参数 p 取值很大, 将(12)式的多约束问题转换为以下的无约束最小化问题:

$$\begin{aligned} \min f(b, c, a, i, p) \\ = E(t) + \ln \{ 1 + \sum_{i=1}^3 \exp[pg_i(b, c, i, a)] \} \end{aligned} \quad (13)$$

最后将(13)式的无约束最小化问题转换为以下的无约束最大化问题:

$$\max F = \begin{cases} C_{\max} - f & C_{\max} > f \\ 0 & \text{其他情况} \end{cases} \quad (14)$$

其中 C_{\max} 是一个给定的大数, 式(14)可作为改进

自适应遗传算法中的适应度函数。基于以上分析,设计流程图如图 1 所示。

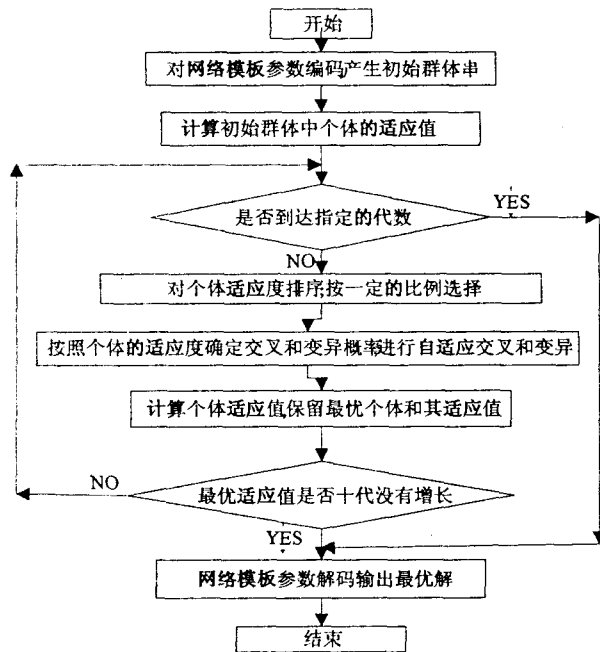


图 1 算法流程图

4 仿真结果

算法的参数设置可以结合图像处理的实际情况自行设定。这里设置 A 的范围 $a \in [2, 5]$; B 的范围 $b \in [7, 10]$, $c \in [-1, 2]$; I 的范围 $i \in [-1, 2]$, 种群数 $P_s = 100$, 根据简单遗传算法经过 70 次循环后收敛到如下解:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 4.1287 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -1.0321 & -1.0321 & -1.0321 \\ -1.0321 & 8.2469 & -1.0321 \\ -1.0321 & -1.0321 & -1.0321 \end{bmatrix}$$

$$I = -0.5532$$

根据文中提出的自适应遗传算法, 经过 50 次循环后, 收敛得到如下的解:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3.9899 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -0.9804 & -0.9804 & -0.9804 \\ -0.9804 & 8.0025 & -0.9804 \\ -0.9804 & -0.9804 & -0.9804 \end{bmatrix}$$

$$I = -0.5387$$

图 2 为用简单遗传算法和改进自适应遗传算法求

解的模板用于边缘提取结果的对比图。



原图



简单遗传算法提取的边缘图 改进自适应遗传算法提取的边缘图

图 2 实验对比图

由图 2 可见, 运用改进自适应遗传算法求解出的模板参数与简单遗传算法求解出的模板参数用于灰度图像的边缘提取效果相比, 提取的边缘更加全面, 也在一定程度上减小了噪声。

5 结语

提出用自适应遗传算法求解神经网络模板参数, 以 CNN 的能量函数最小化为目标建立了网络参数求解的数学模型。该模型是一个单目标、多约束、多变量寻优问题, 通过准精确惩罚函数法构造出适应度函数, 该算法能够快速收敛到全局最优解。

仿真结果表明, 运用自适应遗传算法设计出的网络参数能更好地提取出灰度图像的边缘, 验证了该算法的有效性。

参考文献:

- [1] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: application[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1988, 35: 1273-1290.
- [2] 尚 壹. 基于细胞神经网络的图像处理[D]. 北京: 中国科学院, 2004.
- [3] 李敏强, 林 丹. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [4] Chua L O. CNN: A Paradigm for Complexity[C]//World Scientific Series on Nonlinear Science. Singapore: [s. n.], 1998.
- [5] 黄 蕾. 基于 CNN 的灰度图像边缘提取算法中模板参数的研究[J]. 计算机与现代化, 2006(6): 69-72.