

基于微粒群算法和脉冲耦合神经网络的图像分割算法

卢桂馥¹, 刘金飞², 王 勇¹, 窦易文¹

(1. 安徽工程科技学院 计算机科学与工程系, 安徽 芜湖 241000;

2. 芜湖天创技术创新服务有限公司, 安徽 芜湖 241000)

摘 要:脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)在图像处理中得到了十分广泛的应用,但是其多个参数的设置给实际应用造成很大的困难。尤其是在图像分割中,不同类型的图像要求不同的分割参数,不同的参数对图像分割的结果影响很大。而微粒群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)具有对参数自动寻优的优势,为此,将 PSO 和 PCNN 相结合,以改进的最大熵函数为适应度函数,提出了一种基于 PSO 和 PCNN 算法的图像自动分割算法。实验仿真结果验证了该方法的有效性,即不仅可以正确地实现图像分割,而且参数可以自动设置,省去了人工实验的麻烦,同时分割速度也有所提高。

关键词:脉冲耦合神经网络;微粒群算法;熵;图像分割

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2008)07-0090-03

An Image Segmentation Method Based on PSO Algorithm and PCNN

LU Gui-fu¹, LIU Jin-fei², WANG Yong¹, DOU Yi-wen¹

(1. Department of Computer Science and Engineering, Anhui

University of Technology and Science, Wuhu 241000, China;

2. Wuhu Tianchuang Technology Innovation & Service Co., Ltd., Wuhu 241000, China)

Abstract: PCNN finds many application in image processing. Because the parameters greatly affect the performance of PCNN, finding the optimal parameters becomes an onerous task. Especially in image segmentation, the parameters vary with the image that needs to process. PSO algorithm has the ability to find the best parameters, so a new image segmentation method was proposed that banded PSO and PCNN and it was used to segment the image automatically and successfully. The correctness and dependability of the method is verified by experiment results, that is to say, the quality of the segmentation method is much better and time-consuming is less and parameters-setting is automatical.

Key words: PCNN; PSO algorithm; entropy; image segmentation

0 引 言

微粒群优化算法^[1](PSO)是一种新的基于群体智能的优化算法,同遗传算法相比较,不但具有遗传算法的全局寻优能力,而且同时具有较强的局部寻优能力。由于没有个体杂交、变异等操作,其参数调整简单易行,更适合计算机编程实现,在多数情况下,比遗传算法更快地收敛于最优解,而且可以避免完全寻优的退化现象。目前 PSO 算法已广泛应用于函数优化、神经网络训练、数据挖掘、图像处理等各个应用领域。

脉冲耦合神经网络^[2,3](PCNN)是一种不同于传统人工神经网络的新型神经网络,它有着重要的生物学背景,是由 Eckhorn 为解释在猫的大脑视觉皮层中实验所观察到的与特征有关的神经元同步行为现象而提出的。PCNN 的这个生物学背景使它在图像处理中具有先天优势,有着与传统方法进行图像处理所无法比拟的优越性。但 PCNN 需要通过多次实验来设置其数学模型中的各个参数,才能实现最佳图像分割^[4,5]。

将 PSO 算法和 PCNN 算法进行有效的结合可以充分发挥两者的优势,利用 PCNN 的生物视觉特性和 PSO 算法的解空间随机搜索能力,来寻找 PCNN 模型中各个参数的最优值,从而自动完成参数的设置和图像的自动分割。基于此,提出了一种基于 PSO 和 PCNN 的图像自动分割算法,此算法以改进的最大熵函

收稿日期: 2007-10-30

基金项目: 安徽省青年教师科研资助计划项目(2006jq1156); 安徽工程科技学院基金项目(2005YQ004)

作者简介: 卢桂馥(1976-),男,讲师,硕士研究生,主要研究方向为图像处理和计算机视觉。

数为适应度函数,在图像分割中取得了较好的效果。

1 基于 PSO 和 PCNN 的图像自动分割算法的设计与实现

1.1 PCNN 的标准改进模型

这里采用的标准改进模型如下:

$$F_{ij}(n) = S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = \sum_{k,l} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (3)$$

$$\theta_{ij}(n) = e^{-\alpha\theta_{ij}(n-1)} + V_{\theta} Y_{ij}(n-1) \quad (4)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0 & U_{ij}(n) \leq \theta_{ij}(n) \end{cases} \quad (5)$$

其中 $F_{ij}(n)$ 是第 (i, j) 神经元的 n 次反馈输入, S_{ij} 为输入刺激信号(这里为图像像素构成的矩阵中第 (i, j) 像素的灰度值), β 为连接系数, $L_{ij}(n)$ 是连接项, $\theta_{ij}(n)$ 为动态阈值, $Y_{ij}(n)$ 是 PCNN 脉冲输出值, $U_{ij}(n)$ 为内部活动项, W 为连接权矩阵, V_{θ} 为幅度常数, α_{θ} 为相应的衰减系数。在模型中,主要有四个参数 $W, \beta, V_{\theta}, \alpha_{\theta}$, 其中连接权矩阵 W 的设置比较简单,在不同场合几乎是一致的,取值为像素之间距离平方的倒数。其余三个主要参数通过 PSO 算法在解空间里寻求准最优解。

1.2 PSO 算法原理

PSO 算法是由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出,是一种模拟鸟群飞行觅食的行为,通过个体之间的协作来寻找最优解的进化计算技术。假设其搜索空间为 N 维,粒子总数为 n ,第 i 个粒子在 N 维空间的位置表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$,飞行速度表示为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN})$ 。每个粒子都具有一个由被优化的目标函数决定的适应值,并且知道自己到目前为止所发现的最好位置 p_{best} 和现在的位置 x_i ,每个粒子都知道目前为止整个群体所发现的最好位置 g_{best} 。每个粒子的位置按式(6)、(7)进行变化。

$$v_{id}^{k+1} = w \times v_{id}^k + \eta_1 \times \text{rand}() \times (p_{id} - x_{id}^k) + \eta_2 \times \text{rand}() \times (p_{gd} - x_{id}^k) \quad (6)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (7)$$

式中: v_{id}^k 为第 i 个粒子在第 k 次迭代中飞行速度的第 d 维分量; x_{id}^k 为第 i 个粒子在第 k 次迭代中位置的第 d 维分量; p_{gd} 为群体最好位置的第 d 维分量; p_{id} 为粒子 i 最好位置的第 d 维分量; $\text{rand}()$ 为随机数; η_1, η_2 为权重因子; w 为惯性权重。

同其它进化算法相比, PSO 算法的运行参数设置相对简单,受目标的改变影响小,是一种更高效的并行搜索算法。

1.3 适应度函数

微粒群算法在搜索迭代中一般不需要其它的外部信息,仅用适应度来评价粒子当前位置的优劣,并以此作为粒子位置更新的依据。设计一个好的适应度函数对于文中算法来说有着重要的影响。

在传统的最大熵阈值分割算法中,同一灰度级的所有像素点要么属于目标要么属于背景,而用 PCNN 进行图像分割时,由于 PCNN 的连接域特性,灰度值相同的像素点既有可能是目标也可能是背景,这和其周围的像素点相关,因此不能直接以传统的最大熵算法中的熵函数准则为 PSO 算法的适应度函数。在文中算法中采用改进的最大熵函数作为 PSO 算法的适应度函数。设 p_i 为点火的神经元中灰度 i 出现的概率, $i \in \{0, 1, \dots, L-1\}$, t_i 为未点火的神经元中灰度 i 出现的概率, $i \in \{0, 1, \dots, L-1\}$, $\sum_{i=0}^{L-1} (p_i + t_i) = 1$ 。定义最大熵函数为:

$$H(p) = k \left(- \sum_{i=0}^{L-1} \frac{p_i}{p_r} \ln \frac{p_i}{p_r} - \sum_{i=0}^{L-1} \frac{t_i}{T_r} \ln \frac{t_i}{T_r} \right) \quad k = 0.98 \quad (8)$$

$$\text{其中: } p_r = \sum_{i=0}^{L-1} p_i, T_r = \sum_{i=0}^{L-1} t_i$$

1.4 基于 PSO 和 PCNN 进行图像自动分割算法的具体实现

1) 初始化:设置微粒群规模 $m = 50$,每个微粒的维数为三维,分别表示 $\beta, V_{\theta}, \alpha_{\theta}$ 这三个参数;设置参数 η_1, η_2 为 2, w 为 1;算法的最大迭代次数为 10;随机对微粒群各微粒的各初始位置和速度进行初始设定;读入目标图像。

2) 将每个微粒代入 PCNN 标准改进模型,计算每个微粒的适应值。微粒的适应度函数选用式(8)。

3) 对每个粒子,比较它的适应度与它经历最好位置的适应度,如果更好,更新 p_{id} 。

4) 对每个粒子,比较它的适应度与群体所经历最好位置的适应度,如果更好,更新 p_{gd} 。

5) 根据式(6)、(7)更新粒子的速度和位置。

6) 重复步骤 2~5,直到满足终止准则为止。文中算法规定只要满足下列条件之一,算法即终止:最大的适应度值在前后两代内的变化小于 0.001,算法终止;或者算法执行到最大迭代次数时算法自动终止。

7) 算法结束,输出分割图像。

2 仿真结果

为了测试文中算法的有效性,用 Matlab 编程实现了文中算法并进行了计算机仿真实验。经过两次迭

代,算法即终止,求得最大熵值为 8.3425。图 1(1)为原始图像,图 1(2)为 OSTU 算法分割的结果,图 1(3)为最大熵算法分割的结果,图 1(4)为文中算法分割的结果。从图中可以看出,OSTU 算法的结果最差,最大熵算法虽然把所有目标分割出来,但是也把一些背景分割成了目标(左下角处的小黑块),文中算法效果最好,不仅把所有目标分割出来,并且不存在误分割。

另外,从算法的执行时间上看,在主频为 2.4G,内存为 256M 的 PC 机上运行本算法,综合多次实验结果来看,一般迭代到第三次就可以得到最佳分割图像,时间开销约为 4~6s。相比人工实验确定实验参数的时间开销要有一个数量级的优势。

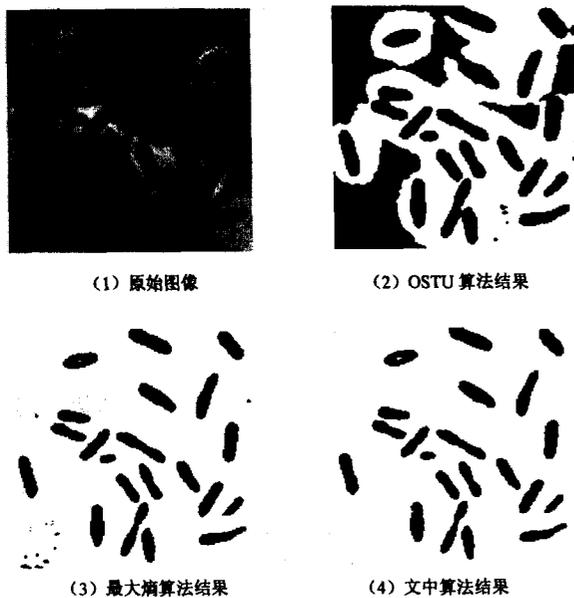


图 1 bacteria 图像及其实验结果

3 结束语

脉冲耦合神经网络是当前智能领域研究的热门课

题,它广泛应用于图像处理的各个方面,如降噪、分割、边缘检测、目标识别、特征提取等。PCNN 模型参数的选择对实验结果有着极其重要的影响,但是针对不同图像这些参数的选择只能通过人工逐次实验来获得,这对其推广应用很不利。文中提出了一种基于 PSO 算法的脉冲耦合神经网络自动系统的实现方案,以改进的最大熵函数作为适应度函数,利用 PSO 算法的全局搜索能力,较好解决了 PCNN 需人工设置参数的问题,同时分割出来的图像质量效果较好,为后续的图像识别的精度提供了保证。

实验仿真结果说明文中的研究思想具有较好的应用前景,是对 PCNN 理论的进一步完善。显然,其对于 PCNN 的理论研究和实际应用具有很重要的现实意义和借鉴意义。同时,也应看到由于对视觉机制认识的不足,PCNN 模型离真正的视觉模型还有一定差距。因此,需要对 PCNN 模型进一步改进,使其具有更强的视觉仿生能力,以便在图像处理、计算机视觉研究中取得更大的成功。

参考文献:

- [1] 吴启迪,汪 镭. 智能微粒群研究及应用[M]. 南京:江苏教育出版社,2005.
- [2] Johnson J L, Padgett M L. PCNN model and application[J]. IEEE Trans on Neural Network, 1999, 10(3): 480-498.
- [3] Ranganath H, Kuntimad G, Johnson J L. A neural network for image understanding[M]//In: Fiesler E, Beale R. handbook of Neural Computation. Oxford, UK: Oxford Univ. Press, 1997.
- [4] 马义德,戴若兰,李 廉. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动图像分割方法[J]. 通信学报, 2002, 23(1): 46-51.
- [5] 马义德,齐春亮. 基于遗传算法的脉冲耦合神经网络自动系统的研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(3): 722-725.

(上接第 89 页)

现面向方面的建模,将核心业务功能与通用功能分离开来,使它们能够独立建模,然后通过由织入技术实现的模型转换将它们连接起来。把 AOP 的思想应用于 MDA 的建模与模型转换中为 MDA 开发方法提供了新的实现途径。

参考文献:

- [1] 曹东刚,梅 宏. 面向 Aspect 的程序设计——一种新的编程范式[J]. 计算机科学, 2003, 30(9): 5-10.
- [2] 董云卫,郝克刚. 一种面向方面的软件体系结构[J]. 微机发展, 2004, 14(6): 52-56.

- [3] Kandè M M, Kienzle J, Strohmeier A. From AOP to UML: Towards an Aspect - Oriented Architectural Modeling Approach[R]. Berne, Swiss: Swiss Federal Institute of Technology, 2004.
- [4] Zhao Jianjun, Xu Baowen. Measuring Aspect Cohesion[C]// In Proc. Fundamental Approaches to Software Engineering (FASE' 2004). Barcelona, Spain: Springer - Verlag, 2004: 29-31.
- [5] Zhao Jianjun. Slicing Aspect - Oriented Software[C]// In Proc. 10th IEEE International Workshop on Program Comprehension (IWPC' 2002). Paris, France: [s. n.], 2002: 251-260.