

The Study of Image Segmentation Based on PCNN and PSO

WANG Bo^{1,3}, GE Wei², LIU Zhi-qiang³

1 Teacher Training Center, Northwest University, Xi'an, China, 710127

2 College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an, China, 710127

3 Sanmenxia Polytechnic, Sanmenxia, China, 472000

1 jdxwangbo@163.com, 2 wangmeng832@sohu.com

【Abstract】 Pulse coupled neural network(PCNN) finds many applications 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. An automated PCNN method was proposed that based on PCNN and Particle Swarm Optimization algorithm (PSO) and it was used to segment the image automatically and successfully. The correctness and dependability of the automated PCNN method are verified by experiment results, that is to say, the quality of the segmentation based on the automated PCNN method is much better and parameters-setting automatically is the main feature of the method.

【Key words】 pulse coupled neural network(PCNN); PSO algorithm; image segmentation

基于 PCNN 和粒子群算法的图像自动分割方法研究

王波^{1,3}, 葛玮², 刘志强³

1 西北大学师资培训中心, 西安, 中国, 710127

2 西北大学信息科学与技术学院, 西安, 中国, 710127

3 三门峡职业技术学院机电工程系, 三门峡中国, 472000

1 jdxwangbo@163.com, 2 wangmeng832@sohu.com

【摘要】 脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, 以下简称为 PCNN) 在图像处理中得到了广泛的应用, 但是其多个参数的设置给实际应用造成了很大的困难。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结果影响很大。而粒子群算法 (PSO) 具有对参数自动寻优的优势, 因此, 本文提出了一种基于粒子群算法和 PCNN 的图像自动分割研究方法。分割试验仿真结果验证了该方法的正确性和可信性, 即不仅可以实现正确的图像分割, 而且参数可以自动设置省去了人工试验的麻烦, 同时图像分割速度也有所提高。

【关键词】 脉冲耦合神经网络; 粒子群算法; 图像分割

1 引言

图像分割是图像分析和处理的重要内容, 其传统分割的方法有多种 (如阈值法, 区域生长法, 小波分割法等)。脉冲耦合神经网络^[1, 2] (PCNN, pulse coupled neutral network) 作为有着生物学背景的一代神经网络已被广泛地应用于图像平滑, 分割及边缘检测等图像处理领域, 并已显示了巨大的优越性。因此, 基于 PCNN 的图像分割算法研究已成为作为一

种新的新的研究热点。文献^[3, 4]都利用 PCNN 及其改进模型进行了图像分割, 但这些模型都面临 PCNN 参数选取困难的问题, 图像分割结果的好坏与参数密切相关。粒子群算法是一种具有很强导向性的启发式搜索算法, 具有强鲁棒性、自适应性和并行性等特点^[5]。将粒子群算法和 PCNN 进行有效结合充分发挥二者优势, 利用 PCNN 的生物视觉特性和粒子群算法的“解空间”随机搜索能力, 来寻找 PCNN

关键参数的最优值，从而自动完成关键参数的设置和图像的自动分割。因此，本文提出了一种基于脉冲耦合神经网络和粒子群算法图像自动分割的实现方案。

2 PCNN 模型原理及其简化

90 年代以来对猫等小型哺乳动物视觉皮层的研究促使了脉冲耦合神经网络 (PCNN) 的产生和发展。Eckhorn 及其同事^[1,2]在研究猫的视觉皮层时发现，由于相似刺激输入而引起的同步振荡现象出现在视觉皮层不同位置局部区域中。Eckhorn 认为这种现象的出现是因为视觉系统中存在某种机制，它能够局部性质联系起来成为一种整体特性，Eckhorn 验证了这种想法，进而提出了脉冲耦合神经网络模型。从图像处理的角度来看，Eckhorn 神经网络模型还存在一些实际应用上的局限性，如神经元相互间存在大量的反馈连接，使对神经网络的具体运作进行数学分析变得十分困难；还有各种漏电积分器的使用，并且每个漏电积分器有 3 个参数（放大系数、衰减时间常数、加权系数），如何设置这些参数以使整个神经网络能够有效运行就成了一项困难的工作等。为了克服这些缺点，使其更好地适应图像处理的应用要求而不是严格符合真实的生物神经元的性质，许多学者对 Eckhorn 神经元模型做了不同的修改，产生了许多新的神经元模型 [3-6]。这里我们采用标准的改进 PCNN 模型描述如下：

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

$$L_{ij}[n] = \sum w_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (2)$$

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

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > \theta[n-1] \\ 0, & U_{ij}[n] \leq \theta[n-1] \end{cases} \quad (4)$$

$$\theta_{ij}[n] = \exp(-\alpha_{\theta} \theta_{ij}[n-1]) + V_{\theta} Y_{ij}[n] \quad (5)$$

其中 S 表示输入激励，通常是点 (i, j) 的像素灰度值，每个像素对应一个神经元； F 对应神经元的输入部分， L 是连接输入， U 对应神经元内部活动

项，由 (3) 式可知 U 的取值由神经元的输入项 F 和连接项 L 共同决定。 Y 和 θ 分别是神经元的输出和动态阈值， w 对应神经元的内部连接矩阵。(4) 式说明神经元的输出只有 0、1 值，当内部活动项 U 大于此时的动态阈值 θ 则输出 1，反之，则输出 0。各神经元对应的阈值 θ 按照 (5) 式依指数规律衰减，衰减系数为 α_{θ} 。当前像素和周围像素之间相互作用的大小可通过连接系数 β 调节。PCNN 神经元模型如图 1 所示。

假设把 $M \times N$ 的二维数字图像理解为 $M \times N$ 个神经元模型，则其每一个像素的灰度值对应为每个神经元的输入 I_{ij} 。当一神经元 (i, j) 点火时，阈值 θ_{ij} 将急剧增大，然后随时间 t 指数衰减。当阈值 θ_{ij} 衰减到小于或等于相应的 U_{ij} 时，该神经元再次点火，同时阈值 θ_{ij} 再一次增大。随着这一过程的继续，神经元的输出就生成了一个脉冲序列信号。在脉冲产生的过程中，点火的神经元就会通过与相邻神经元的相互连接作用激励邻近的神经元点火，称该神经元被捕获点火。邻近的神经元点火后又会捕获其邻近的神经元点火。因此，如果有一个神经元集群接近点火阈值，则任一个神经元的点火都会触发整个集群的集体点火。这些神经元集群对应于图像中具有相似性质的一些小区域，所以应用这种同步性便可进行图像分割。这就是 PCNN 进行图像分割的原理。

3 粒子群优化算法原理

粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法由 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出，源于对鸟群捕食行为的研究^[5]。粒子群算法同遗传算法类似，是一种基于迭代的优化算法。系统初始化为一组随机解，通过迭代搜寻最优值，但是并没有遗传算法用的交叉 (crossover) 以及变异 (mutation)，而是粒子在“解空间”追随最优的粒子进行搜索。粒子群算法的优势在于简单容易实现、没有很多参数需要调整。目前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科学研究和工程应用领域^[6]。

3.1 粒子群算法原理

粒子群算法寻求最优解的基本思想是^[5]：每个优化问题的“潜在解”都是搜索空间中的一只鸟，称之为

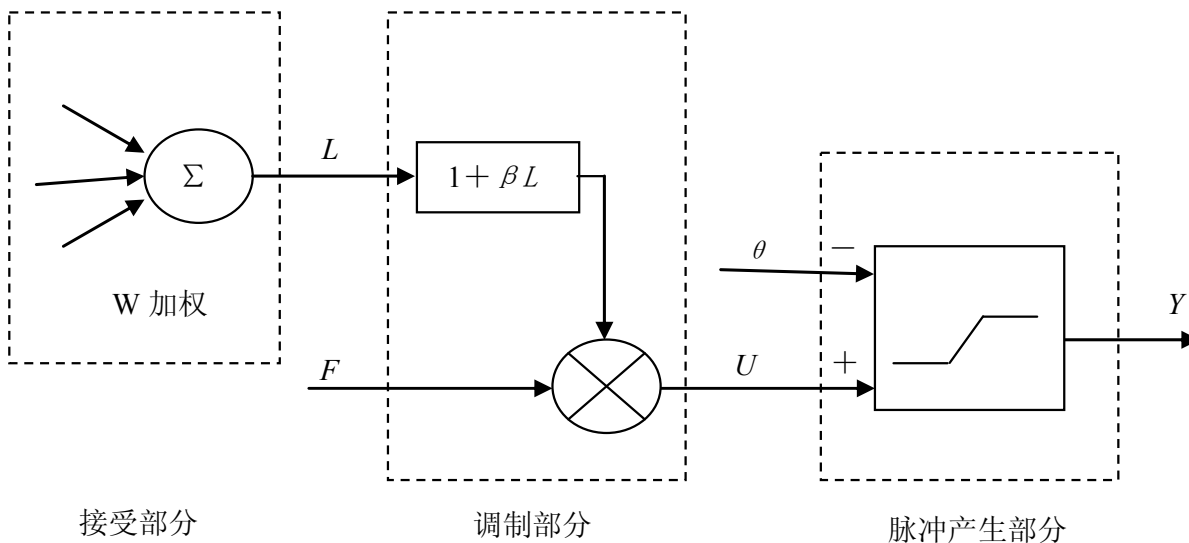


Figure 1 Pulse coupled neural network model of neurons
图 1 脉冲耦合神经网络神经元模型

为粒子, 每个粒子有一个速度向量(决定粒子飞翔的方向和速率)和一个位置

向量(决定粒子的当前位置)。所有的粒子都有一个由被优化的函数决定的适应度值。粒子群算法被初始化为一群随机粒子, 然后通过迭代方式搜索最优解, 经过若干次迭代, 即可得到优化问题的最优解。假设在一个D维的目标搜索空间中, 有m个粒子组成一个群体, 其中第 i 个粒子表示一个 D 维的向量 $\vec{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, $i=1, 2, \dots, m$, 即第 i 个粒子在 D 维的搜索空间中的位置为 \vec{x}_i ; 第 i 个粒子的“飞翔”速度也是一个 D 维的向量, 记为 $\vec{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, 它决定粒子在搜索空间中单位迭代次数的位移。粒子群算法采用速度-位置搜索模型, 每个粒子代表“解空间”的一个候选解, 解的优劣程度由适应度函数决定, 适应度函数根据优化问题定义。粒子群算法初始化为一群随机粒子, 然后粒子通过迭代方式在“解空间”中追随当前最优粒子进行搜索, 寻找最优解。在每一次迭代中, 粒子通过跟踪两个极值进行更新, 一个极值是粒子本身当前找到的最优解, 即个体最优解 $\vec{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 另一个极值就是整个群体当前找到的最优解, 即群体最优解 $\vec{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。粒子根据以下公式来更新其速度和位置:

$$v_{id}(t+1) = wv_{id}(t) + c_1r_1(p_{id} - x_{id}(t)) + c_2r_2(p_{gd} - x_{id}(t)) \tag{6}$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \tag{7}$$

式中, $i=1, 2, \dots, m$, $d=1, 2, \dots, D$; w称为惯权因子, c_1 和 c_2 称为加速因子, 它们都是非负常数; r_1 和 r_2 是均匀分布在 $[0, 1]$ 区间的随机数; 粒子在每一维飞行的速度不能超过设定的最大速度 v_{max} , 即 $v_{id} \in [-v_{max}, v_{max}]$ 。经过若干次迭代, 粒子通过在“解空间”内不断跟踪个体极值与群体极值进行搜索, 即可找到问题的最优解。

3.2 粒子群算法的应用方案设计

3.2.1 编码

本文直接对粒子位置进行实数编码, 初始群体的每个个体都是随机产生的, 其相应的适应度值有高有低。

3.2.2 适应度函数

求解优化变量时, 粒子群算法的适应度函数的选取是很重要的。在图像分割中常用信息熵、类间方差、相关性、最小误差等作为适应度函数。设灰度上界为 L 的图像熵值为 t, 图像中第 i 个灰度出现的概率为 p_t , 则图像的熵 $H(t)$ 为

$$H(t) = H_A(t) + H_B(t) \\ = -\sum_{i=0}^l \frac{p_i}{p_i} \ln \frac{p_i}{p_i} - \sum_{i=t+1}^l \frac{p_i}{1-p_i} \ln \frac{p_i}{1-p_i} \quad (8)$$

式中:A表示目标;B表示背景。本文将以信息熵作为适应度函数,则粒子群算法的适应度函数

$$Fitness(t) = H(t) \\ = -\sum_{i=0}^l \frac{p_i}{p_i} \ln \frac{p_i}{p_i} - \sum_{i=t+1}^l \frac{p_i}{1-p_i} \ln \frac{p_i}{1-p_i} \quad (9)$$

3.2.3 粒子群算法参数的确定

粒子群算法需要参数较少,主要包括搜索空间维数,粒子群体规模,惯性因子,加速因子和粒子的最大速度。参数的选择尚处于研究阶段,目前主要靠经验来确定。搜索空间维数的大小由求取的最优变量个数决定。群体规模影响算法的性能和效率,若群体规模太小,则容易出现“早熟”的现象,而群体规模越大,则计算量就越大,在实际应用时应根据特定的优化问题选择适当的群体规模。该试验群体规模设置为40。惯性因子 w 用来控制前面的速度对当前速度的影响,较大的惯性因子可以加强粒子群算法的全局搜索能力,而较小的惯性因子能加强局部搜索能力。惯性因子设置为 $[0.4, 0.1]$ 的线性下降,使得粒子群算法在开始时搜索较大的区域,较快地定位最优解的邻近区域,随着惯性因子逐渐减小,粒子速度减慢,开始精细的局部搜索。一般取加速因子 $c_1=c_2=1.49$,粒子在每一维飞行的速度不能超过算法设定的最大速度 v_{max} ,最大速度设置为50,粒子群的初始速度向量 v_0 在 $[-50, 50]$ 范围内随机产生。

3.2.4 终止准则

任何算法设计的最后一步都是要分析它的收敛条件:在本文中算法执行时满足下列条件之一,算法终止:

(1) 最大的适应度值在连续四次之内变化小于0.001,算法终止。

(2) 条件(1)不满足时,算法执行到最大迭代次数时算法自动终止。

4 基于PCNN和粒子群算法图像分割方法实现步骤

在PCNN模型中,主要有四个参数 $w, \beta, \alpha_\theta, V_\theta$,

其中连接矩阵设定比较简单,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($\beta, \alpha_\theta, V_\theta$)我们通过粒子群算法在“解空间”里寻求准最优解。分割方法实现步骤如下:

(1) 初始化:设置搜索空间维数 $D=3$,群体规模 $N=40$,最大迭代次数 $I=20$,惯性因子 w 为 $[0.4, 0.1]$ 的线性下降,速因子 $c_1=c_2=1.49$,粒子最大速度 $v_{max}=50$,读入目标图像;

(2) 对40个个体进行解码,代入PCNN标准模型,计算输出图像的熵值;计算粒子的适应度,令 $I=1$;

(3) 开始循环;

(4) 进行粒子群算法操作:更新粒子位置和速度;

(5) 对40个个体进行解码,代入PCNN标准模型,计算输出图像的熵值,计算粒子的适应度;

(6) 判断是否满足终止准则:不满足, $I=I+1$ 转到第三步,继续循环;满足,迭代(循环)终止输出分割图像。

5 仿真试验结果

本文在MATLAB7.0平台下对Lena和Bacteria两幅图像(大小均为 256×256 , 8bits)进行了仿真试验。为了测试本文提出的算法与文献^[7]中的算法进行比较,试验结果如图2所示。综合三幅实验图像的分割结果,在主观视觉效果上,本文算法明显优于文献^[7],本文算法分割的图像细节丰富,图像形状明显,没有孤立点,分割效果与人类的视觉基本一致。在本文算法中对粒子群个体解码之后,输入到PCNN模型,迭代次数的确定采用粒子群算法终止准则。从试验结果可以看出,当需要分割的图像纹理变化比较大的时候,本算法显示出了它的优势,在保持了较高分割质量的前提下,分割时间相对人工试验方法降低了一个数量级,提高了图像处理的效率。通过粒子群算法的自动寻优,PCNN的网络参数可以自动设置,省去了人工设置和试验的麻烦,提高了模型的自动化程度,实现了PCNN图像处理自动化。利用熵最大和粒子群算法的收敛准则两个条件的结合,可以使PCNN在圆满完成图像处理任务的时候,迭代自动终止,使PCNN具备了自动分割的能力。

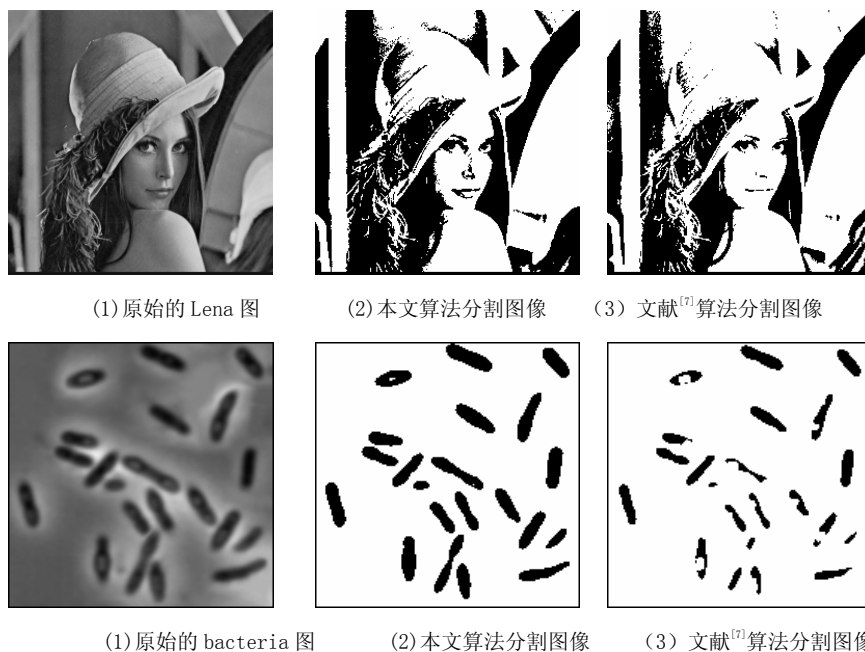


Figure 2 Test results

图 2 试验结果

6 结论

PCNN 模型参数的选择对试验结果有着极其关键的影响,但是针对不同图像这些参数的选择只能通过人工逐次试验来获得,这对其推广应用很不利。本文采用粒子群算法求出 PCNN 模型最优参数值的方法,并将最优 PCNN 模型应用于图像分割。通过 Matlab 试验仿真结果可以看出,在省却了人工设置参数麻烦的同时,较好的保证了分割的质量,为后续图像识别的精度提供了保证。

References(参考文献)

- [1] Mary Lou Padgett, John L. Johnson. Pulse Coupled Neural Networks and Wavelet[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1997: 2507-2512.
- [2] Ma Yi-de, Dai Ruo-lan, Lil Lian, A method based on impulse coupling neural network of plant embryo cells image segmentation research, CHINESE SCIENCE BULLETIN 2001, 46(21): 1781-1787.
马义德, 李廉, 戴若兰. 一种基于脉冲耦合神经网络的植物胚胎细胞图像的分割研究[J]. 科学通报, 2001, 46(21): 1781-1787.
- [3] Ma Yi-de, Dai Ruo-lan, Lil Lian, A utomated image segmentation using pulse coupled neural networks and image's entropy[J], JOURNAL OF CHINA INSTTTUTE OF COMMUNICATIONS, 2002, 23(1): 46-51.
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.
- [4] Shi Mei-hong, Zhang Jun-ying, A method of image gauss noise filtering based on PCNN[J], Computer Application s, 2002, 26(2): 1-4.
石美红, 张军英. 基于 PCNN 的图像高斯噪声滤波的方法[J]. 计算机应用, 2002, 26(2): 1-4.
- [5] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. Proc IEEE international conference on neural networks, 4st. Piscataway: NJ IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.
- [6] EBERHART R C, SHI Y. Particle swarm optimization developments, applications and resources[C]. Proc congress on evolutionary computation, 2001. Piscataway: NJ IEEE Press, 2001: 81-86.
- [7] Xiao-Dong Gu, Shi-De Guo, Dao-Heng Yu. A new approach for image segmentation based on unit-linking PCNN[C]//Machine Learning and Cybernetics, Proceedings 2002 International Conference, 2002, 1: 175-178.