

文章编号 1004-924X(2018)04-0962-09

结合粒子群优化和综合评价的 脉冲耦合神经网络图像自动分割

张坤华^{1,2*}, 谭志恒^{1,2}, 李 斌^{1,2}

(1. 深圳大学 信息工程学院, 广东 深圳 518060;
2. 深圳市媒体信息内容安全重点实验室, 广东 深圳 518060)

摘要:为了解决脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)在图像分割中多参数设定以及评价准则单一的问题,提出了一种结合粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)和综合评价准则的 PCNN 图像自动分割方法。采用单调递增阈值搜索策略的 PCNN 改进模型,将 PSO 优化原理与由交叉熵参数,边缘匹配度和噪点控制度共同构成的综合评价相结合,以综合评价作为粒子的适应度函数,自动寻优获取 PCNN 图像分割模型的目标时间常数,连接系数以及迭代次数 n ,从而实现全参数自适应的 PCNN 图像分割。实验结果表明算法在保证 PCNN 运行效率下对不同类型图像都能进行正确完整的分割并兼顾纹理细节的保留。从实验数据可以看到,本文算法在综合评价和通用综合指标上均优于其他对比算法,综合评价平均优于其他算法 10.5%。客观评价结果与视觉主观评价相一致,分割较理想,算法具有较高的鲁棒性。

关键词:脉冲耦合神经网络;粒子群优化;综合评价;参数自适应;图像分割

中图分类号:TP394.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182604.0962

Automated image segmentation based on pulse coupled neural network with partide swarm optimization and comprehensive evaluation

ZHANG Kun-hua^{1,2*}, TAN Zhi-heng^{1,2}, LI bin^{1,2}

(1. College of Information Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China;
2. Shenzhen key laboratory of media information content security, Shenzhen 518060, China)
* Corresponding author, E-mail: zhang_kh@szu.edu.cn

Abstract: Multi-parameter setting and single segmentation evaluation criterion are the problems in image segmentation based on Pulse Coupled Neural Network (PCNN). Through combining Particle Swarm Optimization (PSO) with comprehensive evaluation criterion, this paper presented an automatic image segmentation algorithm based on PCNN. The improved PCNN model with monotonically increasing threshold search strategy was utilized in this algorithm. The Comprehensive Evaluation Criterion(CEC) obtained by cross-entropy parameter, edge matching degree and noise control degree were proposed as the fitness of particles in PSO, then the parameters of PCNN such as the target time constant, the connection coefficient and the iteration times n were acquired adaptively by updating fitness value of particles. By using these acquired optimum parameters,

收稿日期:2017-06-28;修订日期:2017-08-15.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61572329)

the image was segmented by the improved PCNN. For different types of images, experimental results show that algorithm proposed can segment image completely and accurately under PCNN operating efficiency, moreover texture details are retained. Compared with other experimental methods, the segmented results obtained by proposed algorithm are superior to that obtained by other algorithms in CEC 10.5%. In addition, the general comprehensive indicators of the segmented results obtained in this research are also optimal. Thus, it can be seen that the objective evaluations are consistent with the visual subjective evaluations, and the algorithm proposed has high robustness.

Key words: Pulse Coupled Neural Network(PCNN); Particle Swarm Optimization(PSO); comprehensive evaluation; parameter adaptive; image segmentation

1 引言

1990年, Eckhorn等人通过研究猫的大脑皮层视觉区神经元的内部机理,提出了一种具有同步脉冲发放特性的脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)^[1];此后, Johnson等人用电路的理论解释了PCNN并将其改进成为适合于图像处理的模型^[2]。由此, PCNN模型被广泛应用于图像处理领域,尤其是图像分割领域。其中马义德等通过信息熵准则确定PCNN循环迭代次数实现图像分割^[3];刘勃等对PCNN模型进一步简化,通过最小交叉熵准则得到分割图像^[4];赵峙江等运用连通域计算的边缘统计准则确定PCNN循环迭代次数进行图像分割^[5]。由于PCNN模型参数众多,前述方法中多数参数都是通过经验设定,对于不同的输入图像,需重新设定PCNN模型参数,然而仅凭经验人工设定既低效又繁琐。因此,众多文献开始研究PCNN模型的改进及参数的自适应设定^[6-14],优化算法逐渐被引入。郑欣等利用图像局部活跃度指标实现PCNN模型关键参数的自适应设定及图像分割^[6];Chen Yuli等利用简化PCNN神经元动态特性和输入图像静态属性的直接联系对PCNN参数进行自适应设定得到一种图像自动分割方法^[7];曲仕茹等将遗传算法运用于PCNN图像分割,实现参数的寻优设定^[8];吴俊等提出了一种联合蚁群算法与简化PCNN结合的脑部核磁共振图像分割方法^[9];Tan Wengchun等将改进的PCNN模型与PSO算法结合,以互信息作为分割准则,实现精子图像检测分析^[10]。

相比于其他优化方法, PSO(Particle Swarm Optimization)算法无需编码,没有交叉和变异操作,原理清晰,参数更少,能更快地收敛到最优

解^[15],更适合应用在高效的图像分割操作。但现有这些运用优化算法进行PCNN参数自适应设定的图像分割方法中^[6-14],分割评价准则基本都是单一的,仅采用熵,类间差,或者互信息等。单一准则对于分割结果评价相对片面,不够具体和完整,难以有效利用PCNN的有利特性。为此本文提出了一种结合PSO及综合评价的PCNN自适应图像分割方法。

2 PCNN模型

传统PCNN模型过多的参数设置令图像分割工作复杂繁琐,带来分割的不稳定性。即使运用优化算法进行参数寻优,过多的参数也会导致算法复杂,运行速度慢,易陷入局部优化等后果。传统PCNN模型中利用了阈值指数的衰减特性,其规律符合人眼对灰度反应的非线性要求,但对图像分割而言,其目的在于将目标与背景以及不同目标进行区分,对于这些灰度相似度较差的不同区域,采用阈值指数衰减机制反而给分割带来一定的困难^[4]。因此从PCNN分割精度和效率的角度出发,本文采用单调递增的阈值搜索策略的PCNN改进模型^[17],如下图所示:

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

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

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

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

$$E_{ij}[n] = E[n] = \begin{cases} g[n]E_0, & Y_{ij}[n-1] = 1 \\ E_0, & Y_{ij}[n-1] = 0 \end{cases}, \quad (5)$$

$$g[n] = c^{-\frac{n}{\alpha}}. \quad (6)$$

改进的PCNN模型分为接收、调制以及脉冲

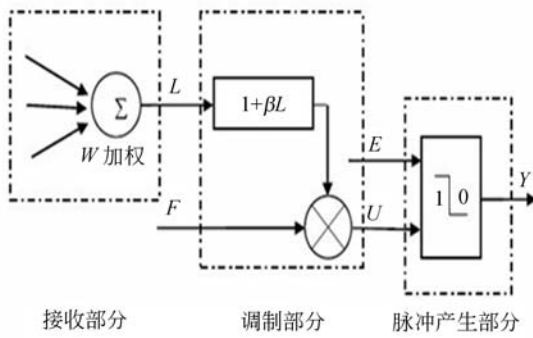


图 1 改进型 PCNN 模型

Fig. 1 Model of modified PCNN

产生 3 部分。式(1)和式(2)分别为接收部分中的反馈输入和耦合子系统,式(3)为调制部分,在脉冲产生部分中,式(4)为脉冲点火子系统,式(5)和式(6)为动态门限子系统。下标 i, j 为神经元标号,对应图像像素, k, l 为其邻域像素标号。 W 为连接权矩阵,可通过比较与当前像素欧式距离归一化得到。 F_{ij} 为神经元输入项。 L_{ij} 、 U_{ij} 、 Y_{ij} 、 E_{ij} 分别为连接输入、内部活动项、脉冲输出和动态阈值。 n 为迭代次数。 I_{ij} 为输入像素灰度值。 β 为内部活动项连接系数。 E_0 为最大灰度值。 $g[n]$ 是一个动态门限变换函数,随时间上升,其中 a 为动态门限中的递增阈值时间常数, c 为一个底数常数,一般设定为 2 或 e 。

PCNN 中,相邻的一群神经元可发放同步脉冲。当一个或数个神经元激活,输出的脉冲信号传送到相邻的神经元,使之迅速激活,从而这一群神经元都开始点火;当一个或数个神经元由于阈值升高而抑制时,这一信息也迅速地传到相邻的神经元,从而使这一群神经元迅速抑制。整群神经元就像一个巨大的神经元,同步地发放出脉冲^[18]。这称为 PCNN 网络的捕获特性或同步脉冲发放现象。

图像分割过程中,首先给出一个全局零阈值使得所有像素在第一次迭代中全部被激活,并根据式(5)产生下一代阈值,进行循环迭代。耦合子系统会对邻域神经元像素产生作用,当某一像素小于输入阈值,若邻域内存在与其灰度相近的像素,则会引起该邻域像素抑制,从而输出序列,第 n 次输出序列 $Y[n]$ 构成的二值图像即为 PCNN 的输出分割图像。

改进的 PCNN 模型需要通过分析来设置的参数包括时间常数 a , 连接系数 β 和迭代次数 n 。相比传统离散模型,有效地减少了参数设置的繁琐。但要准确地手动设置这些参数,仍需大量的实验分析以及经验。对不同的图像,相同的参数不能保证获得理想分割结果。为此,本文利用粒子群算法并结合综合评价准则,进行参数的自适应设定和图像分割。

3 结合 PSO 和综合评价准则的图像分割算法

3.1 PSO 优化原理

PSO 算法是一种群体智能优化算法,源于对鸟群捕食的行为研究,于 1995 年由 Eberhart 和 Kennedy 提出,主要应用于在所求问题的解空间中搜索出目标位置。文献[19]给出了经典 PSO 算法,假设 D 维搜索空间中有总数为 m 的粒子群,每个粒子都以一定的速度飞行,其中粒子 i 的当前位置为 $X_i = (\chi_{i1}, \chi_{i2}, \dots, \chi_{iD})$, 飞行速度为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。每个粒子都有一个由优化目标函数决定的适应值,根据粒子适应值的大小确定粒子当前最优位置 $pbest_i = (pbest_{i1}, pbest_{i2}, \dots, pbest_{iD})$, 以及整个粒子群所经历过的全局最优位置 $gbest = (gbest_1, gbest_2, \dots, gbest_D)$ 。通过粒子个体的飞行经验以及群体的飞行经验,对粒子的飞行速度和位置进行动态更新,更新方程为:

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (pbest_{id}(t) - \chi_{id}(t)) + c_2 r_2 (gbest_{id}(t) - \chi_{id}(t)), \quad (7)$$

$$\chi_{id}(t+1) = \chi_{id}(t) + v_{id}(t+1), \quad (8)$$

其中: $v_{id}(t)$ 和 $\chi_{id}(t)$ 分别表示粒子 i 更新到 t 代时的第 d 维飞行速度分量和位置分量; $pbest_{id}(t)$ 表示粒子 i 更新到 t 代时的第 d 维个体当前最优位置分量; $gbest_{id}(t)$ 表示粒子 i 更新到 t 代时全粒子群最优位置的第 d 维分量; c_1 和 c_2 为加速因子,其中 c_1 为认知因子, c_2 为社会因子,为了在搜索中协调粒子群自身认知部分以及社会部分,将其都设定为 2; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数; ω 为惯性权重,为平衡全局搜索和局部搜索的性能,加快算法收敛速度,

使算法在更新初期搜索能力较强,在后期搜索中逐渐收敛到较好区域,进行更精细的搜索,本文采用线性调整惯性权重 ω 策略,其方程为:

$$\omega = (\omega_1 - \omega_2) \frac{(T-t)}{T} + \omega_2, \quad (9)$$

其中: ω_1, ω_2 分别为初始惯性权重和终止惯性权重, t 和 T 分别是当前更新代数以及最大更新代数。

在 PCNN 分割图像过程中运用 PSO 目的在于自动准确地搜索出解空间中最优位置,即 PCNN 模型的图像分割最优参数。

3.2 综合评价准则

粒子群算法在更新迭代中,需要得到每个粒子的当前适应值来评价粒子位置的优劣,并作为粒子速度和位置更新的重要依据。而在 PCNN 图像分割上,评价粒子位置的优劣就是评价分割图像结果的好坏。传统的 PCNN 分割标准一般采用的是比较信息熵、交叉熵、类间方差等,这些标准主要应用于搜索出图像分割的最佳阈值,在评价分割结果优劣上相对片面,不能有效利用 PCNN 模型的连接域和神经元抑制特性对图像进行更加准确具体地分割。为了在准确分割图像背景和目标的的前提下,保留更多目标轮廓细节以及减少错误分割带来的噪点,本文提出一种综合的适应度函数,即综合评价准则。此适应度函数由交叉熵参数 DM,边缘匹配 EM 以及噪点控制度 NM 构成。

3.2.1 交叉熵

交叉熵是用于度量分割图像与原图像之间的目标和背景两个概率分布之间的信息量差异,利用最小交叉熵准则能搜索出使分割前后图像目标和背景信息量差异最小的阈值^[4]。使用交叉熵作为综合评价之一,能够保证图像分割的准确性。交叉熵参数定义如下:

$$u_1(t) = \frac{1}{\sum_{f=0}^t h(f)} \sum_{f=0}^t f * h(f), \quad (10)$$

$$u_2(t) = \frac{1}{\sum_{f=t+1}^z h(f)} \sum_{f=t+1}^z f * h(f), \quad (11)$$

$$CE(P, Q; t) = \sum_{f=0}^t [f * h(f) * \ln \frac{f}{u_1(t)} +$$

$$u_2(t) * h(f) * \ln \frac{u_2(t)}{f}], \quad (12)$$

$$DM = 1 - \frac{CE}{Z}, \quad (13)$$

其中: f 是图像灰度值; $h(f)$ 是图像的灰度直方图; Z 是灰度上限; t 是假定阈值,可通过比较图像分割前后的累积直方图得到; $u_1(t)$ 和 $u_2(t)$ 分别是背景和目标的类内均值; CE 为交叉熵; DM 为将交叉熵归一化处理后得到的评价交叉熵优劣的参数, DM 越接近于 1,分割阈值越优,分割越准确。

3.2.2 边缘匹配

在 PCNN 模型中,由于其捕获特性,多个相近灰度值神经元会在相同时刻进行脉冲发放,但实际中灰度值相同的像素点可能是目标也可能是背景,如何将这一些像素点进行正确分割,对分割结果有着重要影响。考虑到边缘是图像分割的重要特征之一,可作为分割评价优劣的一个标准,为此本文引入边缘匹配度作为综合评价之一。利用边缘作为分割边界,引导神经元像素进行同步脉冲发放,将目标及目标的细节纹理逐一分割。

为了降低运算复杂度以及增强抗噪性能,本文采用微分算子进行边缘检测。梯度阈值使用最大类间差方法自适应得到。边缘匹配度为:

$$EM = \frac{\sum Y_edge(i, j) \times I_edge(i, j)}{\sum I_edge(i, j)}, \quad (14)$$

其中: Y_edge 为分割图像的二值化边缘, I_edge 为原图像的二值化边缘。EM 值越大,分割图像保留细节越丰富。

3.2.3 噪点控制

为了让分割图像在保留目标轮廓细节基础上,不会因错误分割导致的噪点出现,引入噪点控制参数作为综合评价之一。若目标像素 8-邻域范围内无其他目标像素,则将其视为不连续的分割点,即盐噪点。同样的,背景像素 8-邻域范围内无其他背景像素,则视为为椒噪点。噪点控制度为:

$$V(i, j) = \mathbf{H} * \mathbf{Y}(m, n), \quad (15)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad (16)$$

$$Smap(i, j) = \begin{cases} 1, & Y(i, j) = 1, V(i, j) = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (17)$$

$$Pmap(i, j) = \begin{cases} 1, & Y(i, j) = 0, V(i, j) = 8 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (18)$$

$$NM = 1 - \frac{\sum Smap(i, j) + \sum Pmap(i, j)}{k * N}, \quad (19)$$

其中: $Y(m, n)$ 为包含当前像素 $Y(i, j)$ 的 8-邻域像素, $V(i, j)$ 为目标像素数, $Smap$ 为盐噪点标记图, $Pmap$ 为椒噪点标记图, N 为图像总像素数, k 为归一化控制参数, 取值范围为 $(0, 1)$ 。NM 值越大, 分割图像受噪点影响越小。

3.2.4 综合评价准则

为了能正确分割目标和背景, 并兼顾目标整体轮廓和纹理细节, 运用交叉熵, 边缘匹配度以及噪点控制度等权重构成综合评价准则

$$CEC = \frac{1}{3} (DM + EM + NM) \quad (20)$$

以 CEC 作为分割评价准则, 利用 PSO 进行 PCNN 的参数寻优, CEC 值越大, 分割图像质量越好。

3.3 算法步骤

将综合评价准则 CEC 作为 PSO 中粒子的适应度函数进行更新迭代, 自动寻优 PCNN 模型的多个参数进行图像分割, 具体步骤如下:

Step 1 粒子群初始化: 设置粒子群总数为 $m = 30$, 每个粒子的维数为三维, 分别表示阈值常数 α , 连接系数 β 以及迭代次数 n 3 个参数; 算法最大更新次数为 100; 随机设定各粒子的初始位置;

Step 2 将每个粒子 i 代入 PCNN 改进模型中, 计算交叉熵, 边缘匹配度和噪点控制度, 得到每个粒子的 CEC 值, 通过比较 CEC 值得出每个粒子当前最优位置 $pbest_i$ 以及整个粒子群最优位置 $gbest$;

Step 3 通过式(7)和式(8)得到粒子的下一代更新速度以及更新后的位置;

Step 4 重复 Step 2 和 Step 3, 直到满足终止条件为止。算法规定只要满足以下任意条件, 算法终止: (1)最大 CEC 值前后 5 代变化小于预设误差值; (2)算法执行到最大更新次数。PSO 算法终止, 得到 CEC 值的目标位置;

Step 5 将目标位置的 3 个参数代入 PCNN 改进模型中, 输出分割图像。

4 实验结果和分析

为了测试本文方法的有效性和可靠性, 从主观视觉和客观准则评价两方面进行算法的对比分析。对比方法包括文献[4]中基于最大信息熵和最小交叉熵准则的 PCNN 图像分割算法, 文献[10]中利用 PSO 和最大互信息(Maximal Information, MI)的 PCNN 图像分割算法, 文献[12]基于 PSO 和改进最大类间差(OTSU)的 PCNN 图像分割算法。

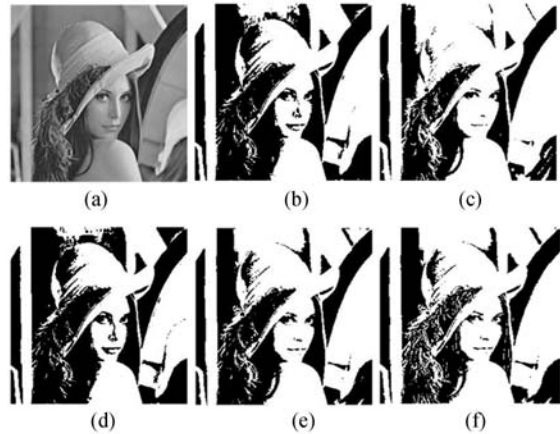


图 2 Lena 图像分割结果

Fig. 2 Segmentation results of Lena image

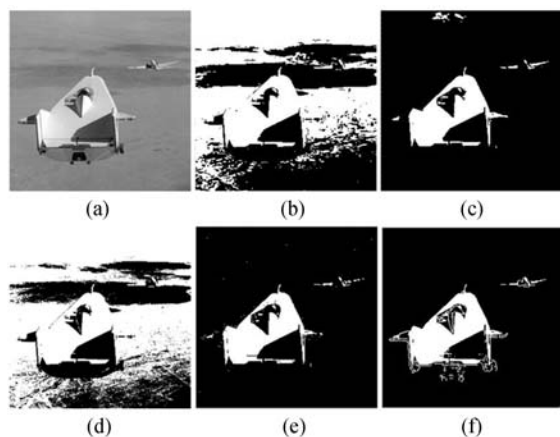


图 3 Airship 图像分割结果

Fig. 3 Segmentation results of Airship image

图 2 为对细节较多的 Lena 图像进行分割, 其中图 2(b)为最大信息熵分割结果, 图 2(d)为 PSO (MI)算法分割结果, 二者在帽子和背部等区域出

现了错误分割;图 2(c)为交叉熵算法分割结果,在帽子顶端和鼻口等处有过分割现象;图 2(e)所示的 PSO(OTSU)方法能够准确分割出目标和背景,整体分割结果与图 2(f)所示的本文算法(PSO 自动获取最优参数为 $\alpha=5.6123, \beta=-0.46381, n=5$)相似,但本文算法对面部轮廓、五官和帽穗纹理等细节信息保留更好。

图 3 是对两个目标图像 Airship 的分割结果。图 3(b)为最大信息熵分割结果,图 3(d)为 PSO(MI)算法分割结果,二者无法完整准确分割出目标和背景,引入了许多冗余信息。其他 3 种算法都正确将目标与背景分割开来,但由于目标表面灰度变化剧烈,图 3(c)交叉熵算法和图 3(e)所示的 PSO(OTSU)方法在分割中小目标出现了明显断裂,大目标丢失了滑轮和机舱等处的细节信息。图 3(f)为本文算法(PSO 自动获取最优参数为 $\alpha=2.707, \beta=-0.638, n=6$)分割结果,可以看到在准确分割出两个目标的前提下,很好地保留了目标滑轮和机舱的细节信息,保证了分割目标的完整性。

图 4 为对多目标 Rice 图像的分割,图 4(b)、(d)和(c)分别为最大熵,交叉熵以及 PSO(MI)分割方法,三者都不同程度地出现了因错分导致的噪点。图 4(e)为 PSO(OTSU)方法,虽然控制了噪点,但在图像背景灰度较小的下部无法把每个米粒完整分割出。从图 4(f)可以看到,本文算法(PSO

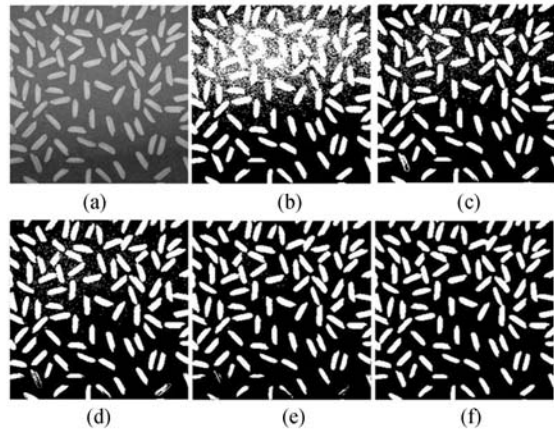


图 4 Rice 图像分割结果

Fig. 4 Segmentation results of Rice image

自动获取最优参数为 $\alpha=2.9767, \beta=-0.39531, n=4$,将全部目标米粒完整分割出来,同时很好地抑制了噪点。

从上述实验结果的视觉主观评价看出,本文算法对于不同类型图像在正确完整分割的同时兼顾了细节纹理的保留,分割结果较理想。

此外,在本文提出的评价准则基础上,引入文献[17]中的区域一致性、区域对比度、形状测度等通用分割性能评价指标,同时比较 PCNN 模型的迭代次数,从客观准则上对算法进行对比分析,如表 1 和表 2 所示。

表 1 本文算法评价准则数据

Tab. 1 Evaluation criteria data of our algorithm

图像	方法	交叉熵参数	边缘匹配	噪点控制	综合评价
Lena	最大信息熵	0.915 5	0.439	0.962 6	0.772 4
	最小交叉熵	0.928 1	0.520 7	0.961 9	0.803 6
	PSO(MI)	0.912 9	0.434 3	0.963 5	0.770 3
	PSO(OTSU)	0.925 5	0.453 5	0.967 0	0.782 0
	本文算法	0.927 8	0.606 8	0.964 8	0.833 1
Airship	最大信息熵	0.927 8	0.354 3	0.957 9	0.746 7
	最小交叉熵	0.940 8	0.243 2	0.995 1	0.726 3
	PSO(MI)	0.927 7	0.375 9	0.903 3	0.735 6
	PSO(OTSU)	0.940 8	0.396 2	0.991 2	0.776 1
	本文算法	0.939 6	0.523 8	0.992 7	0.818 7
Rice	传统最大信息熵	0.924 3	0.343 6	0.728 2	0.665 4
	传统最小交叉熵	0.935 2	0.592 7	0.875 6	0.801 2
	PSO(MI)	0.935 9	0.629 4	0.927 1	0.830 8
	PSO(OTSU)	0.935 5	0.622 8	0.993 1	0.850 5
	本文算法	0.936 1	0.786 9	0.998 5	0.907 2

表 2 通用评价准则数据

Tab. 2 Common evaluation criteria data

图像	方法	区域一致性	区域对比度	形状测度	综合指标	迭代次数
Lena	最大信息熵	0.989 1	0.318	0.549 9	0.619 0	20
	最小交叉熵	0.989 1	0.354 3	0.594 2	0.645 9	15
	PSO(MI)	0.988 9	0.313 4	0.535 9	0.612 7	7
	PSO(OTSU)	0.989 5	0.342 1	0.586 2	0.639 3	5
	本文算法	0.988 1	0.363 2	0.607 0	0.652 8	5
Airship	最大信息熵	0.990 4	0.138 9	0.364 3	0.497 9	22
	最小交叉熵	0.992 2	0.225 5	0.359 3	0.525 7	13
	PSO(MI)	0.990 4	0.137 8	0.376 2	0.501 5	10
	PSO(OTSU)	0.992 8	0.229 9	0.349 8	0.524 2	5
	本文算法	0.990 1	0.233 7	0.386 3	0.536 7	6
Rice	最大信息熵	0.989 2	0.290 7	0.608 0	0.687 6	16
	最小交叉熵	0.992 2	0.309 3	0.784 6	0.695 4	18
	PSO(MI)	0.992 4	0.312 2	0.823 3	0.709 3	8
	PSO(OTSU)	0.992 6	0.313 3	0.845 1	0.717 0	5
	本文算法	0.992 3	0.317 3	0.864 6	0.724 7	4

由表 1 可以看出,对于交叉熵参数,边缘匹配度和噪点控制度,本文算法在数据对比中都表现稳定或优于其他算法,在综合评价准则上最优,平均优于其他 4 种算法 10.5%。这反映在分割结果上表现为整体分割正确,抗噪能力强并且较好保留纹理细节。

从表 2 通用评价准则的数据对比中可以看出,本文算法在区域对比度和形状测度上都表现突出。由于对目标的分割除了保证其正确完整还考虑到

细节的保留,因此在区域一致性上略有妥协但依然稳定。由这 3 项测度平均所得通用综合指标本文算法依然最优,分割较理想。

在算法效率上,最小交叉熵,最大信息熵,以及 PSO(MI)算法的 PCNN 循环迭代次数较多,算法速度明显较慢。而 PSO(OTSU)算法是预先设定好的 5 次迭代,非参数自适应,这样可能会导致解空间缩小,最优解游离于解空间范围外,得不到最优的分割结果。本文算法相比于其他自适应获取

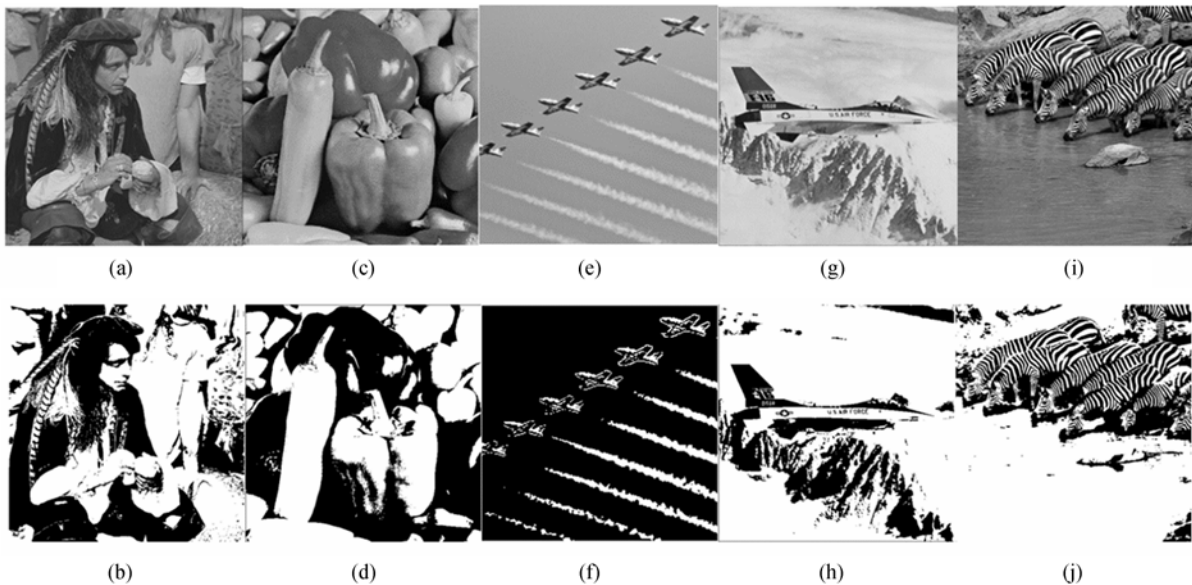


图 5 部分图像分割结果

Fig. 5 Segmentation results of partial image

迭代次数的方法,能更加快速地完成迭代,在解空间没有缩小的情况下,保证 PCNN 模型的运行效率。

为进一步验证本文算法的可靠性,对大量图像进行了分割实验,部分实验结果如图 5 所示。

可以看到,对于不同场景的图像,本文算法都能稳定正确地分割出目标,并较好地保持细节。

5 结 论

本文提出了一种 PCNN 模型全参数自适应的图像分割算法。算法在采用单调递增阈值搜索策略 PCNN 改进模型的基础上,提出以综合评价准

则作为 PSO 的适应度函数,准确搜索出 PCNN 目标参数。该综合评价准则在利用最小交叉熵准则保证整体正确分割结果的同时,加入边缘匹配度,控制神经元像素沿着边缘纹理进行同步脉冲发放,保留更多细节,并使用噪点控制来保证分割图像的区域平滑性,提高抗噪能力,最终得到兼顾目标整体轮廓及纹理细节的理想分割结果。分割图像在综合评价和通用综合指标上均达到最优,客观评价结果与视觉主观评价相一致,算法具有较高的鲁棒性。

如今优化算法众多,在 PCNN 模型参数自适应手段和评价准则的选择上,研究更加快速有效的方法,是未来将要进一步探索的问题。

参考文献:

- [1] ECKHORN R, REITBOECK H J, ARNDT M, *et al.*. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulations of results from cat visual cortex[J]. *Neural Computation*, 1990, 2(3): 293-307.
- [2] JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN models and applications[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3): 480-498.
- [3] 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.
MA Y D, DAI R L, LI L. Automated image segmentation using pulse coupled neural networks and image's entropy[J]. *Journal of China Institute of Communications*, 2002, 23(1): 46-51. (in Chinese)
- [4] 刘勃,马义德,钱志柏. 一种基于交叉熵的改进型 PCNN 图像自动分割新方法[J]. *中国图像图形学报*, 2005, 10(5): 579-584.
LIU Q, MA Y D, QIAN ZH B. Automated image segmentation using improved PCNN model based on cross-entropy[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(5): 579-584. (in Chinese)
- [5] 赵峙江,张田文,张志宏. 一种新的基于 PCNN 的图像自动分割算法研究[J]. *电子学报*, 2005, 33(7): 1342-1344.
ZHAO SH J, ZHANG T W, ZHANG ZH H. A study of a new image segmentation algorithm based on PCNN[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2005, 33(7): 1342-1344. (in Chinese)
- [6] 郑欣,彭真明. 基于活跃度的脉冲耦合神经网络图像分割[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(3): 821-827.
ZHENG X, PENG ZH M. Image segmentation based on activity degree with pulse coupled neural networks[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(3): 821-827. (in Chinese)
- [7] CHEN Y L, PARK S K, MA Y D, *et al.*. A new automatic parameter setting method of a simplified PCNN for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(6): 880-892.
- [8] 曲仕茹,杨红红. 基于遗传算法参数优化的 PCNN 红外图像分割[J]. *强激光与粒子束*, 2015, 27(5): 051007.
QU SH R, YANG H H. Infrared image segmentation based on PCNN with genetic algorithm parameter optimization[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2015, 27(5): 051007. (in Chinese)
- [9] 吴骏,孙明明,肖志涛,等. 联合蚁群算法和 PCNN 的脑部 MRI 图像分割方法[J]. *光电子·激光*, 2014, 25(3): 614-619.
WU J, SUN M M, XIAO ZH T, *et al.*. Ant colony optimization combined with PCNN for brain MRI image segmentation[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2014, 25(3): 614-619. (in Chinese)
- [10] TAN W CH, ISA N A M. Segmentation and detection of human spermatozoa using modified Pulse Coupled Neural Network optimized by Particle Swarm Optimization with Mutual Information[C]. *Proceedings of the 10th Conference on Industrial Electronics and Applications, IEEE*, 2015: 192-197.

- [11] 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.
MA Y D, QI CH L. Study of automated PCNN system based on genetic algorithm[J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 18(3): 722-725. (in Chinese)
- [12] 卢桂馥, 王勇, 窦易文. 一种参数自动寻优的 PCNN 图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(13): 145-146, 157.
LU G F, WANG Y, DOU Y W. Automated PCNN image segmentation method with optimal parameters [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(13): 145-146, 157. (in Chinese)
- [13] CHEN Y L, MA Y D, KIM D H, *et al.*. Region-based object recognition by color segmentation using a simplified PCNN[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(8): 1682-1697.
- [14] 徐光柱, 张柳, 邹耀斌, 等. 自适应脉冲耦合神经网络与匹配滤波器相结合的视网膜血管分割[J]. 光学 精密工程, 2017, 25(3): 756-764.
XU G ZH, ZHANG L, ZOU Y B, *et al.*. Retinal blood segmentation with adaptive PCNN and matched filter[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(3): 756-764. (in Chinese)
- [15] 沈艳, 郭兵, 古天祥. 粒子群优化算法及其与遗传算法的比较[J]. 电子科技大学学报, 2005, 34(5): 696-699.
SHEN Y, GUO B, GU T X. Particle swarm optimization algorithm and comparison with genetic algorithm[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2005, 34(5): 696-699. (in Chinese)
- [16] 贾松敏, 徐涛, 董政胤, 等. 采用脉冲耦合神经网络的改进显著性区域提取方法[J]. 光学 精密工程, 2015, 23(3): 819-826.
JIA S M, XU T, DONG ZH Y, *et al.*. Improved saliency region extraction algorithm with PCNN [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(3): 819-826. (in Chinese)
- [17] 马义德, 李廉, 琬琨, 等. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
MA Y D, LI L, ZHAN K, *et al.*. *Pulse Coupled Neural Network and Digital Image Processing* [M]. Beijing: Science Press, 2008. (in Chinese)
- [18] 顾晓东, 余道衡. PCNN 的原理及其应用[J]. 电路与系统学报, 2001, 6(3): 45-50.
GU X D, YU D H. PCNN's principles and applications[J]. *Journal of Circuits and Systems*, 2001, 6(3): 45-50. (in Chinese)
- [19] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings*. *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, IEEE, 1998: 69-73.

作者简介:



张坤华(1973—),女,副教授,2003年于中国科学院光电技术研究所获得博士学位,主要研究方向为图像处理,智能信息处理,模式识别,目标检测与跟踪等。E-mail: zhang_kh@szu.edu.cn



李斌(1982—),男,广东五华人,副教授,硕士生导师,2004年、2009年于中山大学分别获学士学位、博士学位,主要从事图像处理和机器学习方面的研究。Email: libin@szu.edu.cn



谭志恒(1992—),男,广东珠海人,硕士研究生,2015年于深圳大学获得学士学位,现为深圳大学信息工程学院硕士研究生,主要从事图像处理,智能信息处理的算法研究。E-mail: tanzhiheng120hz@163.com