第37卷 第14期 计 算 机 工 程 2011年7月
Vol.37 No.14 Computer Engineering July 2011

·图形图像处理· 文章编号：1000—3428(2011)14—0228—03 文献标识码：A 中图分类号：TP391.4

# 基于微粒群优化和粗糙熵的图像分割算法

王 明[1,2]，黄海峰[2]，何 峰[1,2]，左文艳[3]

(1. 江苏大学计算机科学与通信工程学院，江苏 镇江 212013；2. 镇江市高等专科学校电子与信息工程系，江苏 镇江 212003；
3. 镇江高等职业技术学校电气工程与自动化系，江苏 镇江 212016)

**摘 要：**提出一种基于微粒群优化(PSO)的边界区域粗糙熵的阈值图像分割算法。该算法采用边界粗糙熵作为图像分割的评价标准，利用优化领域的PSO功能把图像分割问题转化为优化问题。实验结果表明，该方法使用PSO算法避免了早期大量熵的计算，相对于分块大小的敏感性较小，得到较好的分割效果，并且能提高计算速度，是一种实用有效的图像分割方法。

**关键词：**图像分割；微粒群优化；边界地区；粗糙熵

# Image Segmentation Algorithm Based on Particle Swarm Optimization and Rough Entropy

WANG Ming[1,2], HUANG Hai-feng[2], HE Feng[1,2], ZUO Wen-yan[3]

(1. School of Computer Science and Telecommunication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China;
2. Department of Electronics and Information Engineering, Zhenjiang College, Zhenjiang 212003, China;
3. Department of Electrical Engineering and Automation, Zhenjiang Vocational Technical College, Zhenjiang 212016, China)

【**Abstract**】The image threshold segmentation algorithm based on the Particle Swarm Optimization(PSO) combined with the rough entropy based on boundary region is presented. The algorithm adopts the rough entropy based on boundary region as the valuation standard of image segmentation and converses image segmentation problem into an optimization problem and fully utilizes PSO function in the optimization field. Experimental results show that the proposed method can not only obtain the perfect performance of segmentation but also greatly improve the speed of computation, it avoids a great deal of entropy calculation for the use of PSO and the sensibility of the algorithm to the partition-size image sub-piece is low, it is a practical and effective method of image segmentation.

【**Key words**】image segmentation; Particle Swarm Optimization(PSO); boundary region; rough entropy

**DOI:** 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.14.077

## 1 概述

图像分割是图像分析、图像识别、图像检测等领域的关键技术，目前的图像分割技术主要有阈值分割技术、基于边缘的技术、基于区域的技术和综合技术[1]。结合微粒群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法、粗糙熵理论的优点，本文提出一种基于微粒群优化和边界区域粗糙熵的图像分割算法。

## 2 微粒群优化算法

微粒群优化(PSO)算法是一种基于群智能的随机优化算法，它借鉴了鸟群或鱼群捕食过程的社会行为，是一种有别于遗传算法的进化计算技术[2]。PSO 算法将每个个体看作是在 $d$ 维搜索空间中的一个没有体积和质量的微粒，在搜索空间中以一定的速度飞行，并根据个体和群体的最优位置动态调整自身的速度和位置。每个微粒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目标定义。设种群共有 $N$ 个微粒，其搜索区域为 $d$ 维空间，则第 $i$ 个微粒的位置可表示为 $x_i(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{id})$，其飞行速度表示为 $v_i(v_{i1}, v_{i2},\cdots,v_{id})$。每个微粒所经历过的具有最好适应值的位置称为个体最好位置，记为 $p_i(p_{i1},p_{i2},\cdots,p_{id})$，种群中所有微粒所经历过的最好适应值位置称为全局最好位置，记为 $p_g(p_{g1},p_{g2},\cdots,p_{gd})$。对 PSO 算法的每次迭代，微粒通过动态跟踪 $p_i, p_g$ 来更新自身的速度和位置。速度和位置的更新方程为：

$$v_{ij}(t+1)=\omega v_{ij}(t)+c_1r_{ij}(t)(p_{ij}(t)-x_{ij}(t))+c_2r_{2j}(t)(p_{gj}(t)-x_{ij}(t)) \quad (1)$$

$$x_{ij}(t+1)=x_{ij}(t)+v_{ij}(t+1) \quad (2)$$

其中，$i$ 表示第 $i$ 个微粒；$j$ 表示微粒的第 $j$ 维；$t$ 表示第 $t$ 代；$\omega$ 为惯性系数；$c1$、$c2$ 为加速常数，通常在 0~2 之间取值；$r1$ 和 $r2$ 是介于[0, 1]之间的 2 个相互独立的随机数[3]。

为了使算法在初期具有较强的全局搜索能力，在晚期具有较强的局部搜索能力，可对 $\omega$ 进行改进：随着迭代进行，速度更新公式的加权因子 $\omega$ 由最大加权因子 $\omega_{\max}$ 减小到最小加权因子 $\omega_{\min}$，即：

$$\omega=\omega_{\max}-(\omega_{\max}-\omega_{\min})\times iter/iter_{\max} \quad (3)$$

其中，$iter$ 为当前迭代数；$iter_{\max}$ 为总的迭代数。

## 3 粗糙集理论

粗糙集理论是20世纪80年代初由波兰数学家 Pawlak 提出的一种处理模糊和不精确性问题的数学工具。粗糙集理论不需要预先给定某些特征或属性的数量描述，而是直接从给定问题的描述集合出发，通过不可分辨关系和不可分辨类确

**基金项目：**江苏省产业信息化重点基金资助项目(1633000004)

**作者简介：**王 明(1980－)，男，讲师、硕士研究生，主研方向：图像分割，信息处理，数据挖掘；黄海峰，讲师、硕士；何 峰，讲师、硕士研究生；左文艳，助教

**收稿日期：**2010-12-20 **E-mail：**woming1980@126.com

定给定问题的近似域，从而找出该问题中的内在规律。近年来，粗糙集理论在模式识别、机器学习、决策分析和决策支持、知识获取等领域逐渐显示了它的重要性，其理论和应用研究都取得了较快的发展。

在粗糙集理论中，对于任意集合 $X \in U$，有以下公式：

$$\underline{R}(X)=\{x_i \mid x_i \in U, and[x_i]_R \subseteq X\} \tag{4}$$

$$\overline{R}(X)=\{x_i \mid x_i \in U, and[x_i]_R \cap X \neq \Phi\} \tag{5}$$

$$BN_R(x)=\overline{R}(x)-\underline{R}(x) \tag{6}$$

其中，$\underline{R}(X)$ 称为 $R$ 的下近似；$\overline{R}(X)$ 称为 $R$ 的上近似；$BN_R(x)$ 称为 $X$ 的边界区域 $R$[4]。

## 4　基于微粒群优化和粗糙熵的图像分割算法

### 4.1　基于边界区域的粗糙熵

为了表示粗糙集的粗糙程度，本文提出了粗糙度概念，假设 $X$ 是论域 $U$ 的 $R$ 粗糙集，粗糙度定义为：

$$\rho_R(X)=1-d_R(X) \tag{7}$$

其中，$d_R(X)=\frac{|\underline{R}(X)|}{|\overline{R}(X)|}$，一定程度上 $X$ 的粗糙度反映了 $X$ 的不确定性，但是它不会对大小产生影响[5]。

$E_R(X)$作为边界区域的粗糙度，同时指出它也是一种能用来描述粗糙集特征的粗糙度。定义如下：

$$E_R(X)=\rho_R(X)E_{BN}(R) \tag{8}$$

其中，$E_{BN}(R)=\sum\frac{|Y|^2}{|U|^2}$，||是给定的集合，$Y$ 是边界区域，$Y$ 的值为 $BN_R(x)$。

### 4.2　算法描述

本文使用基于边界区域的最大粗糙熵对应的最大灰度值作为图像分割的阈值。为了减少微粒群算法中粒子初始随机分布引起的早熟现象，本文使用初始种群统一粒子算法生成初始种群。首先，选择合适的参数 $a1$, $a2$ 把图像分成若干分块图像 $P_i$，分块图像的数量为 $a1$ 和 $a2$ 的乘积，然后分别找到整个图像像素的最大值和最小值，每个分块图像像素的最大和最小值，结合粗糙集的下近似、上近似理论计算每个粒子背景和对象的下近似、上近似、边界区域。分别定义为：$\overline{O}_T, \underline{O}_T, BN_T(O), \overline{B}_T, \underline{B}_T, BN_T(B)$，然后找到背景和对象的上近似、下近似和边界区域，按照式(8)计算粗糙熵和使用粗糙熵 $T$ 值实现图像分割。

#### 4.2.1　具体算法和主要函数说明

(1)函数 *Function*[*m*,*n*,*mat*2,*max*,*min*]=*search*(*p*,*a*1,*a*2)，扫描图像 *p* 找到它的最小灰度值、最大灰度值和图像 *image*(*m*, *n*)的尺寸大小，选择合适的参数 *a*1, *a*2 把图像分割成 *a*1×*a*2 个分块图像并且确定分块图像的最大值和最小值。参数 *a*1, *a*2 作为对图像进行分割的行数和列数，*line* 和 *row* 作为分块图像的行和列的像素数目，*mat*2(*m*,1)和 *mat*2(*m*,2)称作最大分块图像、最小分块图像。

(2)初始函数 *Function*[*particle*, *v*]=*startp*(*max*, *min*, *num*)生成和返回粒子的初始种群和粒子的初始速度，初始速度限定在最大值和最小值之间，*num* 是种群中粒子的数目。

(3)对于每个粒子函数，按照下列公式执行相应操作。

如果 $T \geqslant min$ 并且 $T \leqslant Pimin$，则 *Background_lower*(*T*)= *Background_lower*(*T*)+1。

如果 $T \geqslant min$ 并且 $T \leqslant Pimax$，则 *Background_upper*(*T*)= *Background_ upper*(*T*)+1。

如果 $T \geqslant Pimax$ 并且 $T \leqslant max$，则 *object_lower*(*T*)=*object_lower*(*T*)+1。

如果 $T \geqslant Pimin$ 并且 $T \leqslant max$，则 *object_upper*(*T*)= *object_upper*(*T*)+1。

函数 *e*=*rough entropy*(*m*,*n*,*a*1,*a*2,*max*,*min*,*mat*2,*particle*(*i*))按照上面提到的规则可以得到背景和对象的上近似、下近似。同时可以生成边界区域和粗糙度，然后按照式(8)可以计算和返回粗糙熵 *e*，这里 *T* 为 *particle*(*i*)。

(4)如果得到最大熵和相应的灰度值，则终止循环条件的判断，循环结束，如果没有得到，则执行步骤(5)。

(5)函数[*particle*,*v*]=*newparticle*(*particle*, *v*, *wmax*, *wmin*, *vmax*, *itermax*, *iter*, *max*, *min*, *num*)按照式(1)~式(3)可以生成新的粒子种群，返回新粒子的速度和位置，然后按照第(3)步、第(4)步骤继续执行，它的惯性权重系数 $\omega$ 参见式(3)。$\omega_{\max}$、$\omega_{\min}$ 分别是惯性权重系数 $\omega$ 的最大值和最小值，$iter_{\max}$ 是迭代的最大数，*iter* 是当期种群的数目。

(6)参照最佳灰度值 *g*，函数 *cut*(*f*, *g*)完成图像的分割。

#### 4.2.2　算法步骤

本文算法步骤如下：

(1)根据给定图像，计算该图像的最大和最小灰度值；

(2)计算各分块图像的最大和最小灰度值；

(3)初始化：定义粒子群初始种群和相关参数；

(4)对每个粒子利用粗糙熵理论，按照上面提到的规则得到背景和对象的上近似、下近似，同时生成边界区域和粗糙度，然后按照式(8)计算和返回粗糙熵；

(5)生成新种群的速度和位置；

(6)若得到最大熵和相应的灰度值，则算法结束，否则，转步骤(4)；

(7)根据得到的最大熵和对应的灰度值，进行图像分割。

## 5　实验结果与分析

本文算法的处理对象为标准测试图像 Lena.pgm 及 Camera man.pgm，如图 1(a)、图 2(a)所示，2 幅图像的灰度级为 512。按照 2×2, 4×4, 8×8, 16×16 和 32×32 的分块大小对图像进行分割。限于篇幅，本文只显示 16×16 分割的效果。

参数设置如下：粒子群数目为 30，种群数目为 5，*c*1,*c*2 的值为 2，*r*1,*r*2 为 0 到 1 之间的随机数，$\omega_{\max}$ 的值为 0.9，$\omega_{\min}$ 的值为 0.3，$V_{\max}$ 的值为 25.6。

计算机性能：CPU Intel(R) Celeron(R)2.8 GHz，内存：512 MB，操作系统：Windows XP，工具软件：Matlab Version 7.1。

图 1(b)~图 1(d)、图 2(b)~图 2(d)分别为使用最大粗糙熵算法、基于边界粗糙熵算法和文本算法分割的图像效果。

(a)原图　(b)最大粗糙熵算法　(c)边界粗糙熵算法　(d)本文算法

**图 1　Lena 图像分割效果对比**

(a)原图　(b)最大粗糙熵算法　(c)边界粗糙熵算法　(d)本文算法

**图 2　Camera man 图像分割效果对比**

从图 1、图 2 的结果可以看出，使用本文算法分割的图像更符合人类视觉效果。

图 3 中曲线 1 为本文算法的阈值曲线，曲线 2 为基于边界区域粗糙熵算法的阈值曲线，从图 3 的曲线 1 可以看出，图像分块的大小对本文算法影响较小，该算法能得到更稳定和更好的阈值，从曲线 2 可以看出，对基于边界区域粗糙熵算法影响较大，经过多组实验测试，分割的图像越小，获得的分割图像效果越好。当图像分块大小改变时，曲线 1 能获得较好的阈值同时相对稳定，但曲线 2 波动较大。

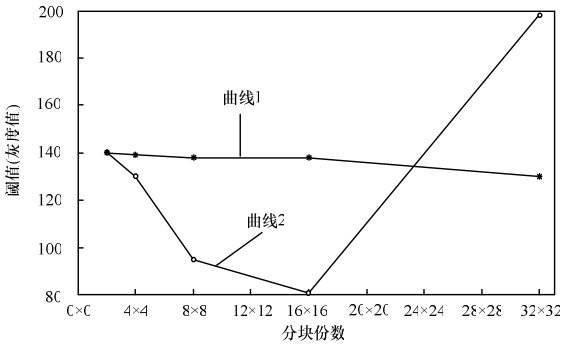



**图 3 图像 Lena 的阈值曲线**

从时间性能方面来说，从表 1 可以看出本文算法消耗的时间比基于边界区域粗糙熵算法消耗的少，因为本文算法避免了 PSO 算法早期大量熵的计算，另外本文算法对分块大小的敏感性较小，对于一个相对较大分块图像来说可以有效地节省时间消耗。

**表 1 不同算法图像分割时间消耗对比** s

| 算法 | 图像分割块数为 2×2 | 图像分割块数为 4×4 | 图像分割块数为 8×8 | 图像分割块数为 16×16 | 图像分割块数为 32×32 |
|---|---|---|---|---|---|
| 基于 PSO 的边界区域粗糙熵算法 | 21.48 | 6.33 | 4.28 | 2.76 | 1.27 |
| 基于边界区域的粗糙熵算法 | 25.36 | 8.52 | 5.43 | 3.54 | 2.56 |

## 6 结束语

本文使用 PSO 和基于边界区域的粗糙集粗糙熵获得优化阈值，该方法发挥粗糙集理论在知识获取方面的优点和微粒群算法收敛速度快的特点，大大提高了算法的计算效率。实验结果表明，将粗糙集理论与微粒群优化算法相结合来分割图像，分割速度快，分割准确，是一种有效的图像分割方法。

### 参考文献

[1] 范 伟. 基于区域生长的彩色图像分割算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(13): 192-193, 196.

[2] 田 杰, 曾建潮. 基于 QPSO 的二维模糊最大熵图像阈值分割方法[J]. 计算机工程, 2009, 35(3): 230-232.

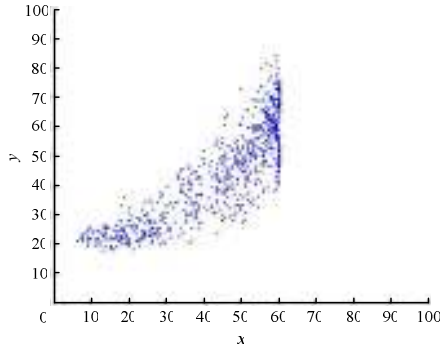
[3] Zhang Shiqun, Yu Dunshan. Design and Implementation of a Parallel Real-time FFT Processor[C]//Proceedings of the 7th International Conference on Solid-state and Integrated Circuits Technology. Beijing, China: [s. n.], 2004: 1665-1668.

[4] 张一栋, 吴锡生. 基于伪并行免疫遗传算法和粗糙集的图像分割方法[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(1): 2846-2848.

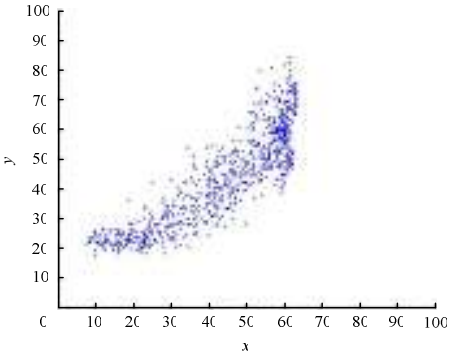
[5] 王秋萍. 基于粗糙集和小波的遗传算法图像分割[J]. 北华大学学报: 自然科学版, 2009, 10(6): 565-568.

编辑 索书志

(上接第 227 页)




(a)SSIM 评价图像的 DMOS 散点图




(b)EWSSIM 评价图像的 DMOS 散点图

**图 1 SSIM 和 EWSSIM 的 DMOS 评价散点图**

## 5 结束语

本文提出了一种边缘加权的相似性测度(EWSSIM)。通过结合轮廓信息与局部的纹理细节，EWSSIM 对于高斯模糊失真图像、强高斯噪声失真图像以及在各类不同失真评价的一致性上均优于 SSIM 方法。

### 参考文献

[1] Wang Zhou, Bovik A C, Lu Ligang. Why is Image Quality Assessment So Difficult[C]//Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. [S. l.]: IEEE Press, 2002: 3313-3316.

[2] Wang Zhou, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image Quality Assessment: from Error Visibility to Structural Similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.

[3] 杨春玲, 汪 凡. 基于结构相似度的 CT 域图像质量评估方法[J]. 计算机工程, 2010, 36(14): 190-192.

[4] Chen Guanhao, Yang Chunling, Po Laiman, et al. Edge-based Structural Similarity for Image Quality Assessment[C]//Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. [S. l.]: IEEE Press, 2006: 933-936.

[5] Sheikh H R, Wang Zhou, Bovik A C, et al. Image and Video Quality Assessment Research at LIVE[EB/OL]. (2010-09-10). http://live.ece.utexas.edu/research/quality.

编辑 顾逸斐