基于粒子群优化算法的二维最大相关法图像分割

吴 薇
(西安武警工程学院 通信工程系,陕西 西安 710086)

摘 要: 二维最大相关法图像分割算法充分利用了图像像素的灰度分布信息和各像素间的空间相关信息,因此算法的抗干扰能力强、图像分割效果好。但该算法的搜索空间大、计算时间长。为解决这一问题,提出了一种基于粒子群优化算法的二维最大相关法。该算法充分利用粒子群优化算法的特点,并对其进行了有益的改进,提高了算法的性能和搜索速度。实验结果证明了该算法的快速性、有效性和稳定性。

关键词: 图像分割;阈值;二维最大相关准则;粒子群优化算法
中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

2D maximum relativity criterion algorithm for image segmentation based on particle swarm optimization

WU Wei
(Dept. of Communication Engineering, The Engineering College of Armed Police Force, Xi'an 710086, China)

Abstract: 2D maximum relativity criterion for image segmentation takes full advantage of image's intensity distribution and spatial information, and improvements are made on image segmentation quality and anti-interference feature. The drawbacks of algorithm are large search range and long computing time. So an improved particle swarm optimization is used to solve this problem. It improves the properties and search speed of algorithm. Experiments show that the good results can be achieved steadily and quickly.

Key words: image segmentation; threshold; maximum relativity criterion; particle swarm optimization

图像分割是一种基本的计算机视觉技术,也是由图像处理到图像分析的关键步骤。阈值分割法是最为常用的图像分割方法,其原理是利用图像的灰度特征来选择若干个最佳灰度阈值,将图像中的像素按灰度值分割到合适的类别中。虽然各种阈值法采用的准则不同,但大多需要在全灰度范围内搜索最佳阈值,因此存在搜索空间大、耗时多的缺陷。如何快速、准确地搜索最佳阈值,一直是阈值分割法研究的重要课题。

粒子群优化算法PSO(Particle Swarm Optimization)是近年发展起来的一种新的全局优化进化算法[1]。该算法通过模拟鸟群觅食行为的规律和过程,利用群体智能建立了一个简化优化模型。其内在的并行性和对全局信息的有效利用能力,使该方法只需检测少量结构就能反映搜索空间较大的区域,并获得稳定的最优解。因此,该算法已成功应用于科学和工程领域,在解决实际问题中展示了其优越性。

本文将粒子群算法和二维最大相关法相结合,提出了一种基于粒子群优化算法的二维最大相关法图像阈值分割,有效提高了算法的速度,改善了图像分割效果。

1 二维最大相关法图像阈值分割

1.1 最大相关准则的基本思想

设 X 是分布在 $R=\{X_0, X_1, X_2, \cdots\}$ 上的离散随机变量,P_i 是 $\{X=X_i\}$ 的概率,则定义 X 的相关数 $C(X)$ 为:

$$C(X)=-\ln\sum_{i\geq 0}P_i^2 \tag{1}$$

在混沌与分形理论中,"熵"和"相关数"都可用于图像的恢复和实际物体的模拟。但"熵"的计算涉及许多对数的运算,远比"相关数"的计算复杂。因此,Yen 等人

提出了最大相关准则来取代一般常用的最大熵准则[2]，作为选取图像分割阈值的方法。其基本原理是选取使图像中目标和背景的相关总量最大的阈值作为最优分割阈值，并根据图像直方图中对应于目标和背景部分的分布，重新进行了归一化处理，设分割阈值为 t，则目标 O 和背景 B 的相关数分别为：

$$C_O(t)=-\ln\sum_{i=0}^{t-1}\left[\frac{P_i}{P(t)}\right]^2,\ C_B(t)=-\ln\sum_{i=t}^{l-1}\left[\frac{P_i}{1-P(t)}\right]^2 \tag{2}$$

式中，$P(t)=\sum_{i=0}^{t}P_i$。准则函数 $C(t)$ 取为 $C_O(t)$、$C_B(t)$ 之和，即：

$$C(t)=C_O(t)+C_B(t) \tag{3}$$

则最佳分割阈值为：$t^*=\arg\max C(t),\ t\in G$ (4)

1.2 二维最大相关法图像阈值分割

一维最大相关准则在图像质量较好和背景稳定变化时，可以取得比较理想的图像分割结果。但当图像的信噪比较低或图像背景较为复杂时，其效果不佳。因此，本文提出了二维最大相关法对图像进行分割。算法采用像素灰度和邻域平均灰度构成的二维直方图搜索阈值，充分利用了图像像素的灰度分布信息和各像素间的空间相关信息，能够有效抑制噪声干扰，图像分割效果好。

设一 $N\times N$ 的图像 X 有 L 级灰度 $Gx=\{0,1,\cdots,L-1\}$，图像 $s\times s$ 邻域的平均灰度也有 L 级灰度 $Gy=\{0,1,\cdots L-1\}$，其二维直方图 $h(i,j)=p_{ij}$，$0\leqslant i,j\leqslant L-1$，其中 i 为像素灰度，j 为 $s\times s$ 邻域平均灰度，p_{ij} 表示向量 (i,j) 发生的概率，由下式确定：

$$p_{ij}=\frac{c_{ij}}{N\times N} \tag{5}$$

式中，c_{ij} 表示向量 (i,j) 发生的次数，并且有 $\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}p_{ij}=1$。

假设图像由目标 A 和背景 B 组成，则它们有不同的概率分布，分别为：

$$A:\ \frac{p_{00}}{P_{st}},\ \frac{p_{01}}{P_{st}},\ \cdots,\ \frac{p_{st}}{P_{st}};\ B:\ \frac{p_{(s+1)0}}{1-P_{st}},\ \frac{p_{(s+1)1}}{1-P_{st}},\ \cdots,\ \frac{p_{(L-1)(L-1)}}{1-P_{st}}$$

式中，$P_{st}=\sum_{i=0}^{s}\sum_{j=0}^{t}p_{ij}$，若忽略远离对角线部分的影响，则与每个分布有关的相关数分别为：

$$C_O(s,t)=-\sum_{i=0}^{s}\sum_{j=0}^{t}\ln\left[\frac{p_{ij}}{P_{st}}\right]^2 \tag{6}$$

$$C_B(s,t)=-\sum_{i=s+1}^{L-1}\sum_{j=t+1}^{L-1}\ln\left[\frac{p_{ij}}{1-P_{st}}\right]^2 \tag{7}$$

图像的相关总量为：

$$\begin{aligned}C(s,t)&=C_O(s,t)+C_B(s,t)\\&=-\ln[G_O(t)\cdot G_B(t)]+2\ln[P_{st}\cdot(1-P_{st})]\end{aligned} \tag{8}$$

式中，$G_O(t)=\sum_{i=0}^{t-1}\sum_{j=0}^{s-1}P_{ij}^2$，$G_B(t)=\sum_{i=t}^{l-1}\sum_{j=s}^{l-1}P_{ij}^2$

使 $C(s,t)$ 取最大值的 (s,t) 即是分割图像的最佳阈值。即：

$$(s,t)^*=\arg\max_{0\leqslant s,t\leqslant L-1}C(s,t) \tag{9}$$

2 粒子群优化算法的实现

粒子群优化算法 PSO 是一种新的全局优化进化算法[3]，该算法模拟飞鸟集群觅食行为规律，利用群体智能建立一个简化模型。作为一种新的并行优化算法，PSO 算法具有收敛速度快、寻优质量高的优点，已成功应用于函数优化、神经网络训练、工程系统优化等领域。

与遗传算法相似，PSO 算法也是根据对环境的适应度使群体（这里称为粒子群）中的个体（这里称为粒子）向好的区域移动。但与遗传算法基于“适者生存，优胜劣汰”的进化思想不同，PSO 算法是通过个体间的信息共享、相互协作，使整个群体在问题求解空间的运动从无序到有序，最终获取最优解[4-5]。

在 PSO 算法中，搜索空间中的粒子代表优化问题的一个可能解，粒子位置坐标对应的目标函数值即是该粒子的适应度，算法根据适应度的值衡量粒子的优劣。算法首先初始化一群随机粒子，然后通过迭代搜索最优解。假设在目标搜索空间中有 N 个粒子组成 1 个群体，其中第 i 个粒子的位置为向量 $X_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{im})$，$i=1,2,\cdots,N$；$X_i$ 在搜索空间中的“飞行”速度用向量 $V_i=(v_{i1},v_{i2},\cdots,v_{im})$ 表示。记第 i 个粒子目前搜索到的最佳位置为 P_i，$i=1,2,\cdots,N$，整个粒子群目前搜索到的最佳位置为 P_g，则对每一次迭代，粒子根据下面 2 个公式更新自己的速度和位置。

$$v_{im}^{k+1}=\omega\times v_{im}^{k}+c_1\times rand\times(P_i^k-x_{im}^k)+c_2\times rand\times(P_g^k-x_{im}^k) \tag{10}$$

$$x_{im}^{k+1}=x_{im}^{k}+v_{im}^{k+1} \tag{11}$$

式中，ω 是惯性加权系数，一般在 0.1~0.9 之间取值；c_1、c_2 被称为学习因子，它们使每个粒子向 P_i 和 P_g 位置加速运动，通常取 $c_1=c_2=2$；$rand$ 是 $[0,1]$ 之间的随机数。

在速度和位置的更新过程中，每个粒子会将其当前位置与其目前搜索到的最佳位置 P_i 进行比较，若当前位置更好，则将其设置为 P_i；同样，每个粒子将其当前位置与群体目前搜索到的最佳位置 P_g 进行比较，若当前位置更好，则将其设置为 P_g。迭代的终止条件根据具体情况可确定为最大迭代次数或粒子群当前搜索到的最优解满足预设的运算精度。此外，迭代过程中粒子的速度 V_i 将被最大速度 $V_{\max}$ 所限制，粒子每一维的坐标也被限制在允许的范围内。

一般而言，PSO 算法是通用的，不依赖于问题的领域和种类。PSO 算法通常采用实数编码，需要人为确定的参数不多；且算法利用群体智能、对解空间的不同区域进行并行搜索，因此，算法具有结构简单、使用方便和搜索速度快的优点。

基于二维最大相关准则的图像阈值分割算法，实际

上是一个优化问题，即在图像的二维灰度空间上搜索最优参数(s,t)使式(8)取最大值。因此算法存在计算量很大、耗时多的问题。为此，本文采用PSO算法在图像的二维灰度空间中完成对最优分割阈值的搜索。令“粒子”代表图像分割阈值(s,t)，将适应度函数$f(s,t)$定义为图像的相关总量函数$C(s,t)$(式(8))。但在具体实现时，本文着重改进了PSO算法的早熟问题。

PSO算法在运行过程中，如果某个粒子搜索到1个当前最优解时，其他粒子会迅速向其靠拢；若该最优解为一局部极值，则算法容易陷入局部极值点而出现早熟现象。

为此，本文在PSO算法中引入遗传算法的变异算子。当算法有可能收敛于某局部极值时(算法的收敛条件未满足，而粒子群搜索到的当前最佳位置P_g连续多次不变化或变化极小)，对解群中的粒子进行自适应变异操作。具体做法是：若算法可能收敛于某局部极值，保留P_g；其他粒子以概率P_m重新初始化其速度和位置，然后进行迭代更新，直至算法满足收敛条件。变异算子的概率P_m设定为与粒子群的多样度[6]有关的变量，令其取值与粒子群的多样度成反比。

设解群X，$\bar{X}$为其重心，即

$$\bar{X}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}X_i \tag{12}$$

解群X中各粒子间的距离为：

$$d_{ij}=d(X_i,X_j)=\max(x_{ik}-x_{jk}) \qquad k=1,\cdots,m \tag{13}$$

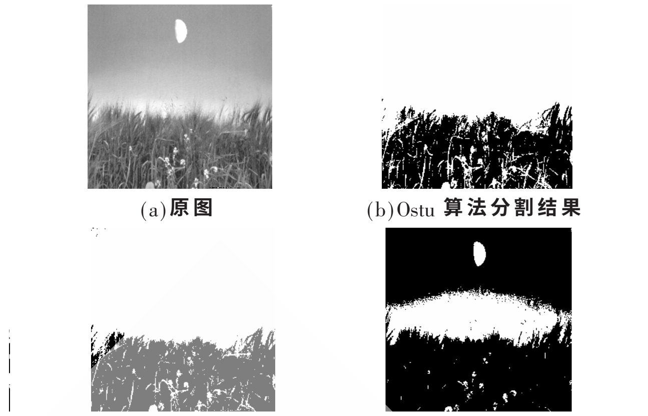
则解群X的多样度$D(X)$定义为：

$$D(X)=\sum_{i=1}^{N}d(X_i,\bar{X})=\sum_{i=1}^{N}[\max(x_{ik}-\bar{x}_k)] \quad k=1,\cdots,m \tag{14}$$

由此可见，改进算法实际上是在PSO算法的基本框架中增加了自适应变异操作，通过自适应地调节变异概率来遏制解群多样度的过早减小，因此增强了算法产生粒子多样性的能力，提高了算法的全局搜索能力，改善了算法的早熟问题。

3 实验结果

本文用传统的Ostu方法、一维最大相关法和本文提出的算法对2幅256×256像素的256级灰度图像进行了仿真实验，分割结果分别如图1、图2所示。仿真实验表明，本文算法能够比较理想地完成对图像的分割，尤其在分割相对面积较小且与背景灰度值较接近的目标时(如图1中的月亮)，比Ostu方法和一维最大相关法的分割效果好。另外，由于本文采用PSO算法搜索最佳阈值，并在PSO算法的基本框架中增加了自适应变异操作，有效改善了早熟收敛问题，提高了PSO算法的全局搜索能力。所以，本文算法虽然运算量较大，但与一维最大相关法的运行时间相差不大，基本不影响算法的运行速度，且搜索结果具有良好的稳定性。因此，基于二维最大相关准则的图像阈值分割法简单、实用，可对不同的图像实现快速、有效的分割，具有较好的应用前景。



(a)原图 (b)Ostu算法分割结果

(c)一维最大相关法分割结果 (d)本文算法分割结果

图1 Moon图像

(a)原图 (b)Ostu算法分割结果

(c)一维最大相关法分割结果 (d)本文算法分割结果

图2 Lenna图像

参考文献

[1] HOLDLAND J H. Adaptation in nature and artificial systems[M]. Massachusetts:MIT Press,1992.

[2] YEN J C, CHANG F J, CHANG S. A new criterion for automatic multilevel thresholding [J].IEEE Trans. on Image Processing,1995,4(3):233-260.

[3] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [A]. Proc. IEEE Int. Conf. on Neural Networks [C]. Perth, WA, Australia,1995:1942-1948.

[4] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory [A].Proc.6th Int.Symposium on Micro Machine and Human Science [C]. Nagoya,Japan,1995:39-43.

[5] SHI Y, EBERHART R C. A modified swarm optimizer[A]. IEEE Internationl Conference of Evolutionary Compution[C]. Anchorage, Alaska: IEEE Press, May, 1998.

[6] 郭嗣琮，陈刚.信息科学中的软计算方法[M].沈阳：东北大学出版社，2001.

(收稿日期：2009-04-08)