

基于优化遗传算法的模糊聚类图像分割算法^{*}

朱 斌,管 莉,张胜超,齐 敏,郝重阳

(西北工业大学电子与信息工程研究所,西安 710072)

摘 要:根据个体适应度大小和变化快慢来自适应改变遗传算法中的计算参数,并引入基于直方图二阶导数的约束条件,对遗传算法进行了两方面的优化,不仅可增加计算的自适应程度以增大计算结果的准确性,而且可缩小搜索空间,提高运算速度,从而形成一种基于优化遗传算法的模糊 C 均值聚类图像分割算法。实验结果证明,文中算法不仅减小了最小均方误差,改善了分割效果,而且大大缩短了计算时间,提高了运算效率。

关键词:图像分割;遗传算法;模糊聚类

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Fuzzy Clustering Image Segmentation Based on Improved Genetic Algorithm

ZHU Bin, GUAN Li, ZHANG Shengchao, QI Min, HAO Chongyang

(Institute of Electronics and Information Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: The genetic algorithm was improved in the following aspects: (1) the parameters in the genetic algorithm were adjusted adaptively according to the value and the varying velocity of individual fitness to increase the genetic algorithm's adaptability and the accuracy of results; (2) the constraint based on the second order derivative of histogram was introduced into genetic algorithm to reduce the searching scope and increase calculating efficiency. Consequently, a novel fuzzy clustering image segmentation algorithm based on improved genetic algorithm was proposed. The experimental results show that the segmentation algorithm, compared with the method using simple genetic algorithm, costs less time, reduces mean square error and improves segmentation results.

Keywords: image segmentation; genetic algorithm; fuzzy clustering

1 引言

在众多的图像分割算法中,将直方图中的像素分布进行聚类而得到分割阈值的聚类分割算法是一种广泛使用的算法。其中,将简单遗传算法应用于模糊 C 均值(FCM)迭代计算的分割算法^[1]虽然能够提高 FCM 算法的计算速度和全局搜索能力,但简单遗传算法中的变异率 P_m 和交叉率 P_c 在计算中不能自适应调节,且在搜索过程中像素分布信息没有被利用,这不仅影响了计算结果的准确性,使分割效率也受到很大影响。

文中针对上述问题,对遗传算法进行了改进

和优化,使参数 P_c 、 P_m 能够根据个体适应度大小和变化快慢自适应地改变,增加了算法的自适应程度和准确性,而且加入了约束条件,缩小搜索空间,提高搜索效率。与只采用简单遗传算法对聚类中心进行迭代计算的算法^[1]相比,不仅计算结果更加准确,计算效率也大大提高。

2 基于简单遗传算法的模糊 C 均值(FCM)图像分割算法

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是一个有限数据集, c 是聚类数目,FCM 聚类算法实质上是一个使:

^{*} 收稿日期:2007-10-12

基金项目:国家高等学校博士学科点专项科研基金(20040699015);西北工业大学研究生创业种子基金(Z200632)资助

作者简介:朱斌(1983—),男,陕西西安人,硕士研究生,研究方向:虚拟现实与多媒体。

$$J_m(U,V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (1)$$

d_{ik} 为第 k 个样本与第 i 类聚类中心在样本空间上的欧氏距离, u_{ik} 是第 k 个样本相对于第 i 类的隶属度,体现了样本的模糊性。 m 为加权指数,决定了隶属度即模糊化对分类的影响。

利用 FCM 对图像进行分割聚类是根据像素灰度信息,依据误差平方和最小准则,迭代计算聚类中心,并据此计算出分割阈值以进行图像分割的算法。然而,FCM 算法中的目标函数一般存在多个局部极小点,因此,若计算初始在某个局部极小点附近,迭代计算就易收敛到局部极小而陷入局部最优^[4]。后来,人们用简单遗传算法对 FCM 的迭代进行了优化并应用于图像分割^[1],但因为简单遗传算法缺乏自适应性,并在迭代计算中未能充分利用像素分布信息,使简单遗传算法的优化效果并不明显,基于此的 FCM 图像分割结果和计算效率也都受到很大影响。

3 对简单遗传算法的迭代计算进行改造和优化

遗传算法(GA)^[5]是模拟生物在自然环境中遗传和进化过程的优胜劣汰规律而形成的一种优化搜索算法。在遗传算法中,交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 这两个参数大小的选择是影响遗传算法计算性能和计算结果的关键所在,设置过大,影响算法收敛速度,且易使计算结果不稳定,从而降低计算的准确性;设置过小,会使搜索速度下降,且易使计算陷入局部最优,因此就需要在计算过程中引入自适应操作。

3.1 自适应改变 P_c 、 P_m

对于 P_c 、 P_m 的计算,Srinivas^[6]等提出了一种能够随着个体适应度的大小自适应改变的算法。对于适应度高于群体平均适应度的个体, P_c 和 P_m 设定为较小的值,使该个体能够在下一代种群中得到保存;而低于平均适应度的个体,对应于较高的 P_c 和 P_m ,使该个体被淘汰掉,具体计算如下:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f \geq f_{avg} \\ P_{c1} & f < f_{avg} \end{cases} \quad (2)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f \geq f_{avg} \\ P_{m1} & f < f_{avg} \end{cases} \quad (3)$$

其中: f 、 f_{avg} 、 f_{max} 分别表示个体适应度、种群平均适应度和种群最大适应度,通过实验可将 P_{c1} 、 P_{m1} 、 P_{c2} 、 P_{m2} 各参数分别取为 0.8, 0.1, 0.4, 0.001。

然而,式(2)、式(3)中交叉率 P_c 和变异率 P_m 只是根据适应度的大小来做相应的调整,并未考虑到适应度变化快慢的情况,在实际问题中,当个体适应度变化较快,即适应度变化率较大时,说明个体基因存在着较大的缺陷, P_c 和 P_m 应相应地增加;反之, P_c 和 P_m 应相应减少。文中在计算 P_c 和 P_m 时,加入速率改变因子,即在式(5)、式(6)的右端乘以速率改变项:

$$\mu \exp(\beta | \Delta f(k) |) \quad (4)$$

其中: μ 、 β 为可变参数,通过实验可设置为 0.4 和 1.3。 $\Delta f(k)$ 为个体的第 k 代与第 $k-1$ 代适应度的差值。这样, P_c 和 P_m 就能够根据适应度的大小和变化快慢提供相对个体最佳的数值,实现自适应变化,在保存种群多样性的同时,保证遗传算法的收敛性和收敛速度。

3.2 引入约束条件以缩小搜索空间

采用传统的遗传算法进行搜索(如文献[1]),没有参考像素分布信息,而对于文中所针对的将像素聚类以得到分割阈值这个问题而言,直方图的峰值对应于聚类中心,直方图中峰值的位置信息就为各个聚类中心的计算提供了参照,可以根据峰值的位置来约束聚类中心的计算结果。因此,文中将遗传算法中聚类中心的计算结果限制在直方图的峰值附近,缩小搜索空间,使计算更加准确和高效。曲线的峰值对应于曲线二阶导数的极小值,因此可以判断产生的聚类中心对应的二阶导数是否小于某个阈值,如果不小于此阈值,舍弃这个聚类中心,重新计算,直到满足约束条件为止。

4 基于优化遗传算法的 FCM 图像分割算法

文中提出基于优化遗传算法的模糊聚类图

像分割算法,是在上述对遗传算法进行了优化的基础上形成的。不仅根据个体适应度大小和变化快慢自适应调节变异率和交叉率,提高计算准确性和效率,另外,在遗传算法迭代计算中加入基于曲线二阶导数的约束条件以加快收敛,然后用优化后的遗传算法按照模糊聚类规则对聚类中心进行计算,计算完成后,根据最终计算的聚类中心产生分割阈值以完成对图像的分割。具体步骤如下:

1) 初始化和编码操作。初始化所需参数,并采用实数编码,将直方图中归一化的聚类中心坐标值作为基因,随机生成初始种群。实数编码可以缩短染色体长度,也避免了在二进制编码所必需的译码过程,提高计算的精度和速度;

2) 计算适应度。文中构造适应度函数为:

$$f = a/(b + J) \tag{5}$$

其中, a, b 是可调参数,由实验可分别设为 10 和 1.5。 J 为式(1) 中的目标函数;

3) 选择个体。个体被选择的概率与适应度值成正比,即根据适应度大小按比例选择个体;

4) 交叉产生新的个体。采用实值中间重组方式进行交叉操作;

5) 变异操作。文中将归一化的聚类中心坐标值作为基因,因此将变异前后个体的变化量设为 $0.5r^{(t/T)}$ 。其中, r 是区间 $[0, 1]$ 内的随机数, T 为演化最大代数, t 为当前演化代数。这种变异操作的优势在于:在演化初期即 t 较小时,个体可在较大范围内变异,提高搜索的准确性,避免陷入局部最优;而当 t 较大时,缩小个体的变异范围,有利于提高搜索效率。此外,在产生新种群的过程中,加入约束条件使产生的聚类中心与直方图峰值没有太大偏差,加快收敛速度;

6) 迭代计算。得到新种群后计算新的模糊隶属度矩阵,返回步骤 2),继续迭代计算,直到满足迭代中止条件为止。迭代中止后,依据计算出的聚类中心得到分割阈值,完成图像分割。

5 实验结果

文中对标准图像和军事目标图像分别进行了分割实验。结果表明,文中算法比优化前不仅

能够改善分割效果,减小了最小均方误差,而且运算时间短,大大提高了运算效率。

图 1 为对 Lena 标准图像和坦克图像分割效果的比较。(a)、(b)、(c) 分别为 Lena 图像的原始图和用优化前和优化后的算法得到的分割结果;(d)、(e)、(f) 分别为坦克图像的原始图和用优化前和优化后的算法得到的分割结果。对比可知,文中算法不仅能够保留图像较多的细节特征(见标准图像的对比效果),而且降低了背景噪声对目标的影响(见坦克图像的对比效果),提高了分割准确性。

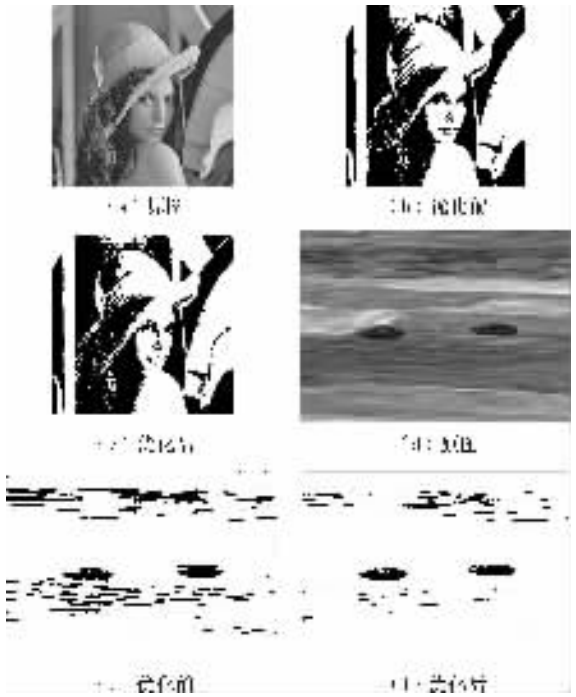


图 1 分割结果比较

表 1 为文中算法与基于简单遗传算法的分割量化比较。从中可以看出:采用文中算法,最小均方误差比通过简单遗传算法计算出的最小均方误差分别减少了 3.86% 和 4.47%。此外,文中算法在迭代计算中加入的约束条件使聚类中心限制在直方图峰值附近,缩小了搜索空间,减小了迭代次数,加速了收敛过程。在计算中,迭代的终止条件为新种群与上一代种群平均适应度之差小于 0.001,按此迭代终止条件,由表 1 可看出文中算法的迭代次数远远小于基于简单遗传算法的分割算法的迭代次数,说明了文中算法的高效性。