

基于遗传微粒群混合算法的灰度图像增强

贾占朝,张亚鸣

(中南大学 信息科学与工程学院,湖南 长沙 410075)

摘要:文中提出了一种基于遗传算法和微粒群算法的混合算法,该算法兼有遗传算法和微粒群算法的优点。混合算法以微粒群算法为主体,同时应用遗传算子操作来优化参数搜索,并引进了摒弃因子来调整微粒的随机性,最终得到最优值。本算法中交叉和变异算子采用了概率自适应策略,微粒群算法使用了动态惯性因子来控制微粒的速度更新。通过对标准试验函数的测试,与标准遗传算法及微粒群算法的结果比较,证明了该混合算法的有效性,并应用于图像增强处理,获得了较为满意的结果。

关键词:遗传算法;微粒群算法;图像增强;混合算法

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)07-0069-04

A Gray - Image Enhancement Based GA and PSO Hybrid Algorithm

JIA Zhan-chao, ZHANG Ya-ming

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: Propose a novel hybrid algorithm, which based the genetic algorithm and particle swarm optimization. This algorithm combines the strengths of particle swarm optimization with genetic algorithms. It takes the particle swarm optimization as the main operator, at the same time, applies of genetic operators to optimize the search parameters and eventually gets the optimal value. In this algorithm, the crossover and mutation operator use the strategy of adaptive probability, particle swarm optimization uses dynamic inertia factor to control the speed of particles update. Compare this hybrid algorithm to both the standard genetic algorithm and particle swarm optimization in the standard test functions, the result shows this hybrid algorithm to be highly effectiveness, often outperforming the both genetic algorithm and particle swarm optimization. So apply it to the image enhancement, and get the more satisfied results.

Key words: genetic algorithms; particle swarm optimization; image enhancement; hybrid algorithms

0 引言

目前,图像处理在生产和科研中的应用越来越广泛,其重要性也与日俱增。尤其是图像预处理中的图像增强,是图像后继处理的基础,地位越发重要。

传统的图像增强方法有两种:空间域方法和频域方法。空间域方法是对图像的像素直接进行操作,包括直方图均衡化、算术逻辑操作等。频域法是以修改图像的傅氏变换为基础,包括傅里叶变换、小波变换等。传统方法存在着诸如普适性差、计算量大和过多人工干预等问题。因此,提出一种能根据图像的灰度值来自动调节的方法是必需的。文中旨在以 Tubbs 提出的能完全覆盖灰度图像增强的非完全 Beta 变换函数为基础,应用混合算法良好的参数寻优能力,达到图

像自适应增强的目的^[1]。

1 遗传算法和微粒群混合算法

1.1 遗传算法原理

遗传算法是由美国密歇根大学 Holland 教授于 20 世纪 70 年代根据生物遗传学和自然选择机理,通过人工方式所构造的搜索算法。算法具有简单、全局搜索性强、鲁棒性强和并行性等优点。但也存在早熟、后期搜索效率较低等缺陷。

遗传算法的实现有五个主要因素:参数的编码、初始种群的设定、适应度函数的设计、遗传操作、算法控制参数的设定。

1.2 微粒群算法基本原理

微粒群优化算法是一种进化计算技术,由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士发明,源于对鸟群回巢的行为研究。PSO 同遗传算法类似,是一种基于迭代的优化工具,通过迭代搜寻最优值。

PSO 中,系统首先初始化为一组随机解,优化问题

收稿日期:2008-10-28;修回日期:2009-02-28

作者简介:贾占朝(1980-),男,河南南阳人,硕士研究生,从事智能信息处理技术的研究;张亚鸣,副教授,研究方向为模糊控制、智能控制、工业过程控制等。

的每一个解是搜索空间中的一只鸟,称之为“微粒”。所有的微粒都有一个由被优化的函数决定的适应度值,每个微粒还有一个速度决定它们飞翔的方向和距离。每次迭代过程中,微粒通过两个“极值”来更新自己,第一个是该微粒所经历过的最优解,称之为个体极值 P_i ; 另一个是整个群体所经历的最优解,称之为全局极值 p_g 。根据这两个极值,可以由以下公式来更新 $t+1$ 代第 i 个微粒的第 j 维分量的速度和位置:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_1 (p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_2 (p_g(t) - x_{ij}(t)) \quad (1)$$

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

其中, t 是迭代的次数; ω 是惯性权重,使微粒保持运动惯性,扩展搜索空间; $x_{ij}(t)$ 是当前代微粒的位置; p_{ij} 、 p_g 分别为个体极值和全局极值在第 j 维的分量; c_1 、 c_2 为加速常数,通常在 $[0, 2]$ 之间取值; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数^[2]。

1.3 遗传微粒群混合算法

1.3.1 GAPS0 算法的思想

经研究发现,PSO 和 GA 有所不同,主要表现在它将个体以微粒的形式在解空间中飞翔,而微粒的速度和位置又受全局最优微粒与个体当前最优位置信息所决定,因此微粒具有信息保存性,移动更具目的性,算法具有较高的收敛速度。同时这使 PSO 易陷入局部最小^[3]。这主要由于微粒群在解空间搜索过程中多样性丢失,在算法迭代过程中过早收敛。而遗传算法的交叉和变异算子可以增加微粒多样性,扩大搜索空间,避免早熟,提高解的精度。因此,就把交叉和变异算子应用到微粒群算法中来优化参数,避免早熟。这就是遗传微粒群混合算法^[4]。

1.3.2 GAPS0 算法的步骤

- (1) 初始化微粒群;
- (2) 计算各个微粒的适应度值;
- (3) 按照适应度值对微粒进行排序,把适应度较小的 $\text{popsize} * \text{pop}$ 微粒舍弃;
- (4) 对保留的 $\text{popsize} * (1 - \text{pop})$ 微粒进行 PSO 操作;
- (5) 同时从 $\text{popsize} * (1 - \text{pop})$ 微粒中选择 $\text{popsize} * \text{pop}$ 进行交叉变异操作;
- (6) 把分别经历过两种算法操作的微粒群重新结合为含有 popsize 的微粒群;
- (7) 若未达到结束条件,则转步骤(2); 否则输出当前全局最优微粒位置作为最优解。

在混合算法中,引进根据迭代次数的增加而减小的摒弃概率,在该概率的作用下,把每代中适应度较差

的微粒摒弃,以减小随机操作带来的开销,形式如下:

$$\text{pop} = \sigma((\text{MAXnumber} - \text{iter})/(\text{MAXnumber})) \quad (3)$$

其中, σ 为摒弃因子,在 $[0.6, 0.4]$ 之间取值; MAXnumber 为微粒的最大截止代数; iter 为当前代数。

较大的惯性权重 ω 有利于跳出局部极值点,而较小的 ω 有利于算法的收敛。

$$\omega = \omega_{\max} - ((\omega_{\max} - \omega_{\min})/\text{iter}_{\max}) * \text{iter} \quad (4)$$

其中, ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为最大值和最小值,分别取 0.9 和 0.4; iter_{\max} 为最大截止代数; iter 为当前代数^[5,6]。

2 基于混合算法的灰度图像自适应增强

输入的图像从视觉效果来看,一般的图像有偏暗、偏亮、灰度集中在某一区域三类情况。图 1 是几种典型的灰度变换图,横坐标为源图像的灰度,纵坐标为处理后的灰度。

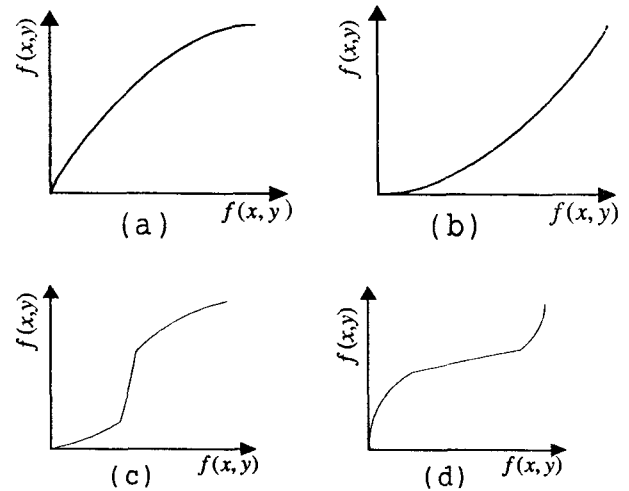


图 1 四种典型灰度函数变换

图中(a)类变换对较暗区域进行拉伸;(b)类变换是对较亮区域进行拉伸;(c)类变换是对中间区域进行拉伸而对两端压缩;(d)类变换是对两端进行拉伸而对中间区域压缩^[7]。

Tubbs 提出用归一化的非完全 Beta 函数来实现图 1 所示的四类变换曲线的自动拟合。归一化的非完全 Beta 函数 $T(u)$ 定义为:

$$T(u) = B^{-1}(\alpha, \beta) * \int_0^u t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt, \quad 0 < \alpha, \beta < 10 \quad (5)$$

$$\text{其中 } B(\alpha, \beta) = \int_0^1 t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt \quad (6)$$

设原始图像为 $f(x, y)$, 其中 $(x, y) \in \Omega$, Ω 为图像的定义域。增强后的图像为 $f(x, y)$, $(x, y) \in \Omega$ 。利用自适应算法进行图像增强的具体过程如下:

首先对灰度图像值进行归一化处理,将其变换到 $[0, 1]$ 空间,即:

$$g(x,y) = [f(x,y) - L_{min}]/[L_{max} - L_{min}] \quad (7)$$
其中, L_{max} 、 L_{min} 分别为该图像灰度的最大值和最小值, 可见 $0 \leq g(x,y) \leq 1$ 。定义非线性变换函数为 $T(u)$, $0 \leq u \leq 1$, 可得:

$$g'(x,y) = T[g(x,y)] \quad (8)$$

其中, $0 \leq g'(x,y) \leq 1$ 。令 $T(u)$ 为公式(5), 则根据 $g'(x,y)$ 可得输出图像 $f'(x,y)$

$$f'(x,y) = (L_{max} - L_{min})g'(x,y) + L_{min} \quad (9)$$

由此可得, 我们的任务就是利用寻优算法, 自适应地确定变换函数 $T(u)$ 的最佳参数 α, β 。该过程中, 需要根据如下的适应度函数来评价图像质量:

$$Fitness(i) = \frac{1}{n} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f^2(x,y) - [\frac{1}{n} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x,y)]^2 \quad (10)$$

其中, M, N 分别为图像的宽和高, $n = M * N$ 。Fitness(i) 的值越大, 则图像灰度分布越均匀, 图像质量越好^[8]。

3 仿真结果及讨论

用 Matlab 语言实现本算法。首先, 用标准测试函数 Freudenstein - Roth 来测试算法的可行性, 并与遗传算法和微粒群算法的结果进行比较, 测试函数如下:

$$f(x,y) = (-13 + x + ((5 - y)y - 2)y)^2 + (-29 + x + ((y + 1)y - 14)y)^2 \quad (11)$$

当 $x = 5, y = 4$ 时, 该函数取极小值 $f(x,y) = 0$ 。

表 1 给出了 GA、PSO 和 GAPS0 算法所设定的参数及结果。三种算法均运行五次, 结果取最优。

从表 1 可以看出, 混合算法比 GA 和 PSO 要精确得多。

在验证混合算法有效性基础上, 把 GAPS0 算法应用于图像增强, 结果如图 2, 图 3 所示。

图 2、图 3 中的(c)为原图的直方图, 横坐标代表像素的灰度级[0,255], 纵坐标代表图像的像素的值在每一灰度级上的分布; (d)为相对应的变换曲线, 其纵横坐标范围均为[0,1]。

图 2 中, 图像大小为 203 * 978, 从(a)和(b)都可以看出, 整幅图像显得偏暗; α, β 分别为 3.5, 8.0, 对图像较暗的区域进行拉伸, 从(b)中可以看出效果有了显著的提高。图 3 中, 图像大小为 140 * 140。原图图像的直方图集中于偏暗的区域, 可以由(d)得到验证, α, β 分别是 6.0, 2.6, 符合图 1 中的(c)类, 对中间区域进行拉伸; 由(b)可看出比原图像取得了较大的改善。

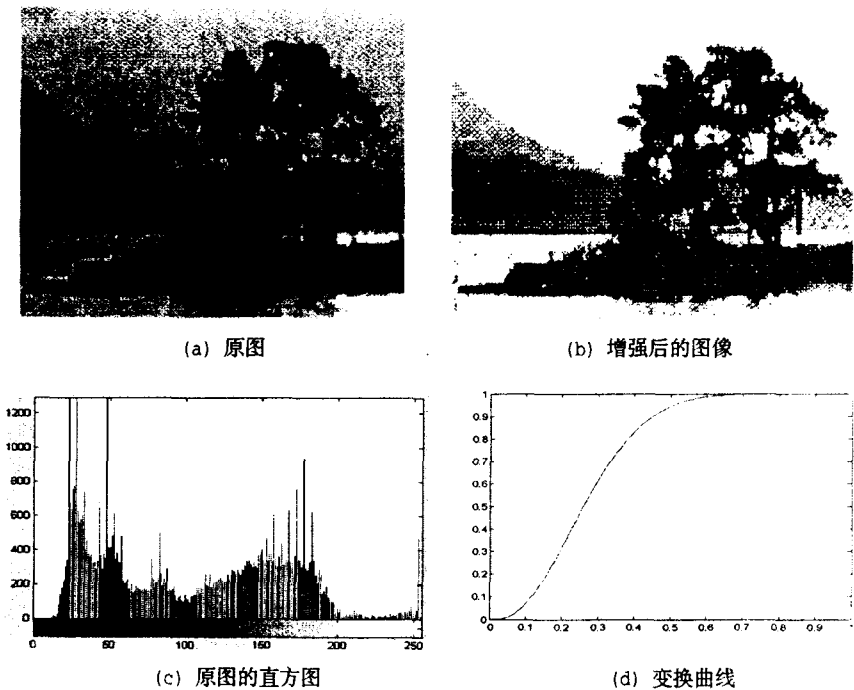


图 2 混合算法处理实例 1

4 结束语

从表 1 实验对比来看, 文中提出的遗传微粒群混合算法利用遗传算子和微粒群相结合, 提高了搜索能力和稳定性, 并能获得最优或是近似最优解。据此, 把该算法应用于灰度图像增强中, 由以上实例可以看出, 获得了良好的实际效果, 具有一定的工程应用价值。

表 1 三种算法比较

	Code Length	Pop size	Generation	Mutation probability	Crossover probability	$c_1 = c_2$	result
GA	2	50	100	0.05	0.6	/	$f(4.95, 4.00) = 0.0069$
PSO	2	50	100	/	/	1.7	$f(5.61, 3.98) = 0.6335$
GAPS0	2	30	100	0.05	0.6	1.7	$f(5.0, 4.0) = 1.02e-025$

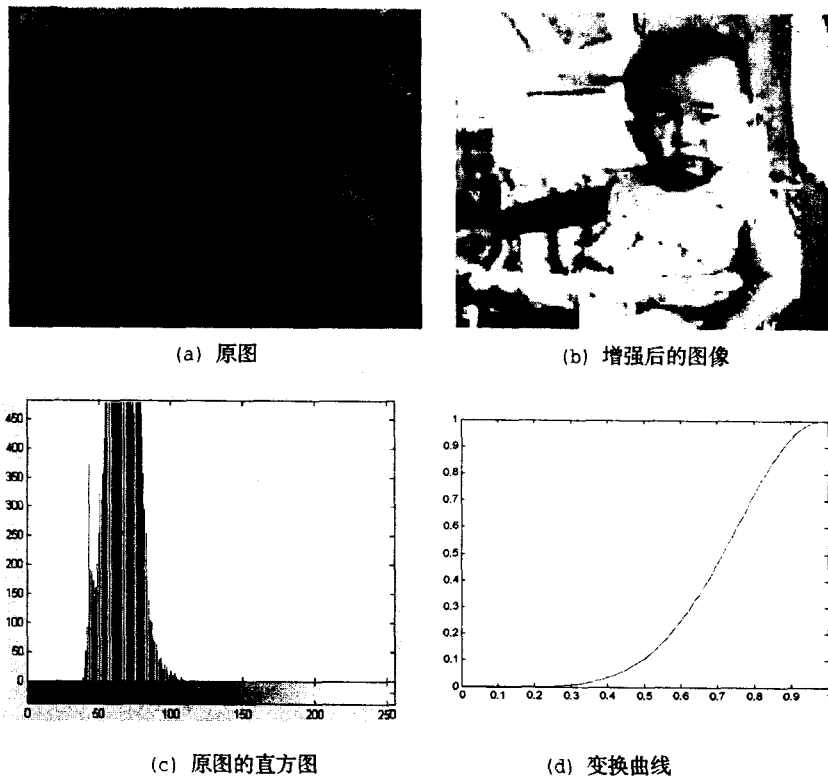


图 3 混合算法处理实例 2

参考文献:

- [1] Saitoh F. Image contrast enhancement using genetic algorithms

[J]. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, 1999, 4: 899 - 904.

- [2] 曾建潮,介婧,崔志华. 微粒群算法[M]. 北京:科学出版社,2004.
- [3] Shi Y, Lu Y H. Hybrid evolutionary algorithm based on PSO and GA [J]. Evolutionary Computation, 2003, 4: 2393 - 2399.
- [4] 张芳,张亚鸣. 基于 GA 的 AN-FIS 在自适应噪声消除中的应用[J]. 计算机技术与发展, 2007, 17 (5): 52 - 54.
- [5] 董元,王勇,易克初. 粒子群优化算法发展综述[J]. 商洛学院学报, 2006, 12(5): 28 - 33.
- [6] 封磊,蔡创,齐春,等. PSO 和 GA 的对比及其混合算法的研究进展[J]. 控制工程, 2005, 5 (12): 89 - 92.
- [7] 周激流,吕航. 一种基于新型遗传算法的图像自适应增强算法的研究[J]. 计算机学报, 2001, 24

(9): 959 - 964.

- [8] 卢丽银,周海银. 一种基于遗传算法的图像增强方法[J]. 数学理论与应用, 2003, 23(1): 82 - 88.

(上接第 68 页)

延和路由负荷,适用于节点较少、网络变化较小且对时延要求不高的情况;DSDV 在节点移动速度增加的情况下,虽然路由负荷和时延的变化小于按需式路由协议,但分组投递率急剧下降,所以 DSDV 协议更适用于网络节点移动速度较小的情况。

由于移动 Ad hoc 自组网应用环境的多样性,导致了不同的环境下追求不同的性能,所以应结合具体的网络应用环境寻找最优的路由协议。另外,通过大量仿真实验分析各协议的缺点和不足,可以便于今后研究其可行的改进策略。

参考文献:

- [1] 于宏毅. 无线移动自组织网[M]. 北京:人民邮电出版社, 2005.
- [2] 于斌,孙斌,温暖. NS2 与网络模拟[M]. 北京:人民邮电出版社, 2007.
- [3] 翁睿,任祥颖,钱松荣. 基于 NS2 的 Ad Hoc 网络路由协议性能比较分析[J]. 计算机应用与软件, 2007(11): 24 -

27.

- [4] 何昆鹏,李腊元. Ad Hoc 网络中按需路由协议的仿真与性能分析[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(3): 18 - 21.
- [5] 李金鹏,吕光宏,王立平. 移动 Ad hoc 网络安全路由协议研究[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(7): 30 - 33.
- [6] Ambaji K S, Raghavendra R G. Mobility model perspectives for scalability and routing protocol performances in wireless ad-hoc network[C]// International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology, ICETET. [s. l.]: [s. n.], 2008: 176 - 181.
- [7] Gao Fang, Lu Yuan, Zhang Qingshun. Simulation and analysis for the performance of the mobile ad hoc network routing protocols[C]// International Conference on Electronic Measurement and Instruments, ICEMI. [s. l.]: [s. n.], 2007: 2571 - 2575.
- [8] Boukhalkhal A, Yagoubi M B, Djoudi M. Simulation of mobile ad hoc routing strategies[C]// International Conference on Innovations in Information Technology, IIT. [s. l.]: [s. n.], 2008: 128 - 132.