

基于 $g-l$ -PSO 算法的灰度图像增强方法

罗圣敏

(清远职业技术学院, 广东 清远 511500)

摘 要: 规则化 Beta 函数给出了灰度图像对比度变换函数的统一表达形式, 但是 Beta 函数的参数需要根据具体图像而确定, 难于找出合理的参数值. 首先分析了传统 PSO 算法的不足, 使用种群的局部最优解为遗传依据, 全局最优解为变异依据, 提出综合的 $g-l$ -PSO 算法. 将 $g-l$ -PSO 算法用于确定 Beta 函数的参数, 通过适应度评估, 可以获取最适当前图像的参数值. 通过三幅 Pout 图像的增强效果分析, 可知该灰度图像增强方法切实可行.

关键词: 粒子群算法; 图像增强; 规则化 Beta 函数

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)06-0109-05

A Gray Image Enhancing Algorithm Based on $g-l$ -PSO

LUO Sheng-min

(Qingyuan Polytechnic, Qingyuan 511500, China)

Abstract: Regular Beta function gives a uniform expression of gray image contrast transform functions. But the two parameters of Beta function relate to specific images and they are difficult to find reasonable parameter values. This paper analyzed the traditional PSO algorithm and proposed a $g-l$ -PSO algorithm. Using the local optimal solution for the population genetic and the variation was based on the global optimal solution. The Beta function parameters were determined $g-l$ -PSO through the fitness assessment. This work can obtain the most suitable parameter values for current image. Three typical images enhancing experiments show that this approach is feasible.

Key words: PSO; image enhancing; regularized Beta function

1 引言

图像增强的主要技术手段有空域法和频域法两种. 空域法以灰度的变换和映射为基础, 直接处理图像的像素, 使用映射变换达到增强的目的, 其主要方法有灰度变换、直方图均衡和灰度级校正等方法等. 频域法将目标图像映射到特定空域中, 通过技术获取映射过程中的变换因子, 而后通过反向变换复原空域, 产生增强图像, 典型的图像变换技术有小波变换、傅里叶变换、离散余弦变换等^[1-2].

对比度变换的方法是灰度图像的增强常用方法, 不同对比度分布的图像需要采用不同的对比度变换函数. 研究者提出规则化 Beta 函数^[3]来实现对比度变换函数的自动拟合, 拟合过程是对 Beta 函数的参数的确定过程, 此问题可以抽象为无约束函数

的求解问题, 典型解决方案是利用遗传算法进行参数匹配.

粒子群算法是一种优秀的进化算法, 种群的进化过程中, 种子选择方案决定了算法的收敛性. 若采用局部现则方法(l -PSO)^[4]算法收敛速度慢, 反之, 采用全局选取方案(g -PSO)^[5]则会导致算法早熟. 依据上述原因, 文中首先提出一种全局-局部融合的种子选择方案, 构建 $g-l$ -PSO 算法, 并将算法应用于 Beta 函数求解过程, 提出一种高效的灰度图像增强方法.

2 $g-l$ -PSO 算法

PSO 初始化产生一群随机粒子(随机解), 然后通过叠代找到最优解. 在每一次叠代过程中, 粒子通过跟踪两个“极值”来自我进化, 其一是粒子本身所

找到的最优解称作个体极值 PB, 另一个极值是整个种群目前找到的最优解, 记为 GB. 粒子根据如下的公式进行位置调整:

$$V = V + C_1 * \text{Rand}() * (PB - \text{CurPos}) + C_2 * \text{Rand}() * (GB - \text{CurPos}) \quad (1)$$

$$\text{CurPos} = \text{CurPos} + V \quad (2)$$

式中, V 称作粒子的速度, CurPos 是粒子当前的位置(取值), $\text{Rand}()$ 过程可以产生 $[0, 1]$ 区间内的随机数, 而调节因子 C_1 与 C_2 通常取值为 2. PSO 算法本身没有遗传操作, 粒子根据自己的速度来决定搜索.

PSO 算法的拓扑结构改进是相关研究的热点, 典型代表是全局寻优 PSO (g -PSO) 和局部寻优的 PSO (l -PSO). l -PSO 算法中, 每一个粒子搜索空间内速度的变化规律与该粒子到目前迭代轮经历过的最好位置及改粒子邻域内的粒子经历过的最好位置有关. 粒子邻域可定义为: 任一粒子 i 与 $i-l$ 和 $i+l$ 之间的粒子形成半径为 l 的空间范围. g -PSO 收敛速度快, 但是有收敛到局部最优的潜在可能, 容易导致算法早熟; 而 l -PSO 则有更多的机会得到更好的解, 但收敛速度较慢.

为了保证 PSO 算法的收敛速度, 同时避免算法陷入局部最优解而失去解空间上的泛化能力, 需要综合利用局部最优值和全局最优值来调整粒子的运行速度. 文中提出一种结合局部最优与全局最优的 g - l -PSO 算法, 首先给出如下名词字典:

粒子群落(group): 对于指定求解空间 U , 散落在区间 $I = [i-l, i+l]$, $I \in U$ 上的粒子集合称作一个粒子群落, 同时考虑粒子样本的多样性和均衡性, 粒子群落初始过程时, $i = \{U/20, 3U/20, 5U/20, \dots, 19U/20\}$, $l = U/20$. 整个空间 U 被均分为 10 等份;

群落优值(l -best): 每个粒子群落内, 适应度最高的粒子取值称作群落优值, 当前进化代的群落优值记为 l -best-cur, 上代群落优值记为 l -best-last;

全局优值(g -best): 所有粒子群落你, 适应度最高的粒子取值称作全局优值;

有效移动(r -move): 对于一个粒子群落, 经过一次进化迭代后, 若产生的当代群落优值的适应度高于上代群落优值的适应度, 即 $\text{fitness}(l\text{-best-cur}) > \text{fitness}(l\text{-best-last})$, 成视本次进化迭代为有效移动, 整个群落向最优解求解方向移动, 代表求精过程. 迭代过程中, 从上一无效移动(或算法初始化代)至当前有效移动进化代的移动次数记为连续有效移

动代 r -move- g ;

无效移动(w -move): 若 $\text{fitness}(l\text{-best-cur}) < \text{fitness}(l\text{-best-last})$, 称本次进化迭代为无效移动, 发生无效移动时, 可能算法已经获取到了全局最优值, 也可能陷入了局部最优的邻域内无法跳出. 迭代过程中, 从上一有效移动至当前无效移动进化代的移动次数记为连续无效移动代 w -move- g ;

标准 PSO 算法依据粒子的移动速度调整算法的收敛速度, 并未明确定义类似于遗传算法的遗传、变异和交叉策略, 容易产生两个问题: 其一, 若依据 l -best 为粒子速度计算的基准, 容易陷入局部优值, 反之则算法收敛速度较慢; 其二, 对于多个粒子种群, 若某个种群实际已经接近全局最优, 未加大算法的求精力度, 导致不能够迅速收敛. 所以, 文中提出的 g - l -PSO 算法, 综合考虑 l -best 和 g -best 对粒子运行速度的影响, 其核心思路为: 当粒子群落朝着有利于求解的过程移动时, 应该促进该求精过程; 当粒子群落陷入局部最优时, 应该纠正群落的移动方向. 为此, 在传统 PSO 算法的基础上, 增加遗传策略、局部变异策略和全局变异策略.

遗传策略: 若存在连续有效移动代 (r -move- $g > 0$), 则表示粒子移动方向正确, 下一轮进化迭代过程, 采用群落优值作为移动速度的计算参数, 相比式(1), 取 C_2 为 0, 得速度计算公式:

$$V = V + C_1 * \text{Rand}() * (l_best - \text{CurPos}) \quad (3)$$

l -best 参与粒子速度的计算, 若在 I_m 区间内, 某粒子取值大于群落优值, $\text{CurPos} > l\text{-best}$, 式(3)将产生较上次速度小的负速度, 依据式(2), CurPos 将减小, 向 l -best 靠拢, 此时, 整个群落处于收敛形态, 代表求精过程.

局部变异策略: 若连续无效移动代大于局部变异阈值 λ_1 , 则认为此种群已经陷入局部最优, 但并不淘汰此种群, 而是将种群中的粒子向全局最优值靠拢, 增加尚处于连续有效移动代的种群的粒子规模. 式(1)中, 取 $C_1 = 0$, 得局部变异粒子速度计算公式:

$$V = V + C_2 * \text{Rand}() * (l_best - \text{CurPos}) \quad (4)$$

种群的局部变异过程, 其所有粒子朝着全局最优解移动, 由于初始局部变异状态下, g -best 与 CurPos 不在同一种群中, 故其差值较大, 粒子可以获取较大的移动速度, 随着迭代的进行, 粒子移动速度趋缓. 若在向 g -best 靠拢的过程中又出现新的有

效移动,则转入遗传策略;反之,无效移动的种群粒子完全融入有效移动种群之中,构成更大规模的算法求精种群。

全局变异策略:若所有粒子群落,均不能够产生有效移动,且群落中最小的连续无效移动代超出了全局变异阈值 λ_2 ,则重新随机初始化全部群落,重复迭代过程。

$g-l$ -PSO 算法的流程如图 1 所示,其核心步骤可以描述如下:

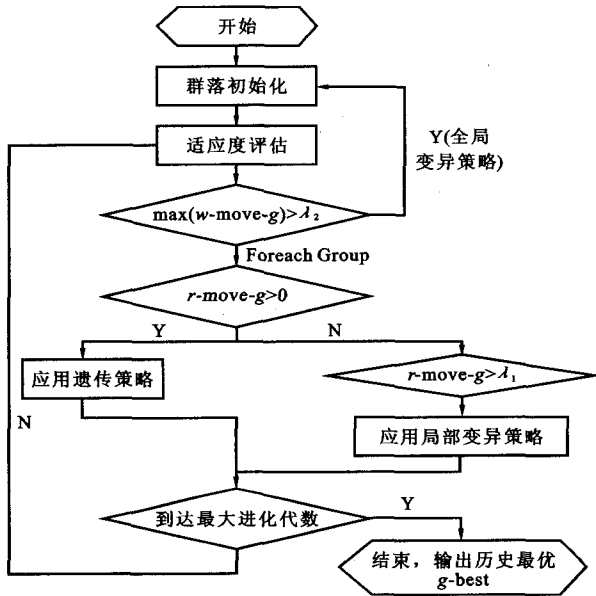


图 1 $g-l$ -PSO 算法流程图

(1) 种群初始化,依据粒子种群的定义,将求解域等分为 10 个种群区间;

(2) 适应度计算,获取每个区间的 l -best,获取 g -best;

(3) 对于每个区间,若 r -move- $g > 0$,则采用遗传策略进一步求精;若 w -move- $g > \lambda_1$,则采用局部变异策略,实施种群变异;

(4) 对于所有种群,若最小的 w -move- $g > \lambda_2$,采用全局变异策略,重新初始化种群;

(5) 算法达到预定的迭代次数,输出历史最优的 g -best 作为算法求解结果。

3 基于 $g-l$ -PSO 的图像对比度变换

灰度图像增强的核心思路是:对目标图像的所有像素点进行规则变换,改变图像灰度的统计分布,使图像具有更好的灰度对比度。增强过程有可能以扩展灰度的分布范围为目标,也可以压缩分布范围为目标,甚至是在局部压缩,其他部分扩展,可以根据实际的目标图像的特点选择压缩或者扩展。所以,

灰度图像增强过程中,根据图像特性实现图像对比度的自适应变换是解决灰度图像增强的关键问题。

已有研究中,Tubbs 等人提出了规则化 Beta 函数(Regularized Beta Function, RBF)^[3],参考相关文献,RBF 能够完全覆盖对比度典型变换函数的所有类型,提供了对比度变换的统一解析方案。在文献[3]中,使用 RBF 实现了对比度变换曲线自动拟合,所以,RBF 是解决图像增强的有力工具之一。在 RBF 的表达式中,不同图像需要使用不同的参数 a 和参数 b 取值,参数的获取过程是较为复杂。文献[6]中提出利用遗传算法、遗传算法的改进算法对 RBF 的两个参数进行自适应选择,取得了较好变换效果。但由于此类算法的流程中较多的采用交叉、变异等操作,基于遗传算法的参数选择较为复杂,计算复杂度较高,因此,不适于高效能应用场景。本文使用第二节中描述的 $g-l$ -PSO 算法,通过寻找最优粒子自适应的选择 RBF 的参数 a 与参数 b ,实现对比度的自适应变换。

3.1 对比度变换

规则化 Beta 函数定义为

$$T(\eta, a, b) = \frac{B(\eta; a, b)}{B(a, b)}, \eta \in [0, 1] \quad (5)$$

其中,

$$B(\eta; a, b) = \int_0^\eta u^{a-1}(1-u)^{b-1} du \quad (6)$$

$$B(a, b) = \int_0^1 u^{a-1}(1-u)^{b-1} du \quad (7)$$

$B(\eta; a, b)$ 称作非完全 Beta 函数,而 $B(a, b)$ 称为完全 Beta 函数。式(5)中,当给定参数 a 与 b 的条件下, T 转变成的函数,记为 $T(\eta) = T(\eta; a, b)$,该表达式满足两个条件:

(1) $T(\eta) \in [0, 1]$;

(2) $T(\eta)$ 在 $\eta \in [0, 1]$ 在内为单调递增的单值函数;

取 $a \in [0, 10], b \in [0, 10]$,随机的 a, b 组合条件下, $T(\eta)$ 的表达式曲线会体现出不同的曲线位置和形状,能够覆盖全部类型的对比度变换曲线,这说明可以选择 $T(\eta)$ 作为比度变换函数的统一表达式。

利用 $T(\eta)$,可以完成图像灰度值的对比度变换,可以分为三个核心步骤:

(1) 设 f 表示原始图像, g 表示增强后的图像, $f(m, n)$ 表示灰度值(坐标为 (m, n) 的像素点)。首先,对原始图像进行最大-最小归一化处理,获取 f' :

$$f'(m, n) = \frac{[f(m, n) - K_{\min}]}{K_{\max} - K_{\min}} \quad (8)$$

式中, $K_{\max}$ 与 $K_{\min}$ 分别代表原始图像灰度的最大值和最小值;

(2) 使用确定参数 (a, b) 的对比度变换函数 $T(\eta) = T(\eta; a, b)$, 获取对比度变换结果:

$$f'_1(m, n) = T(f'(m, n)) \quad (9)$$

(3) 再次对变换后的图形进行最大-最小范数归一化, 返回图片增强结果 g :

$$g(m, n) = (K_{\max} - K_{\min}) * f'_1(m, n) + K_{\min} \quad (10)$$

可见, 对比度变换过程的关键点是确定参数 a 与参数 b , 此问题可以映射为基于函数 $T(\eta) = T(\eta; a, b)$ 的二维变量无约束求解问题, 其中自变量 $a \in [0, 10]$, 可以利用 g -l-PSO 获取其最佳取值.

3.2 算法实现

适应度评价函数是应用进化类算法解决图像增强问题的关键点, 文中采用对比度变换进行图像增强, 参考文献[7], 采用式(11)所示适应度函数:

$$\text{fitness}(f_i) = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N f_i^2(m, n) - \left| \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N f_i(m, n) \right|^2 \quad (11)$$

式中, f_i 代表第 i 个像素所对应的像素灰度值, M 为目标图像的像素行, N 表示像素列. 为了获取高质量的图像增强效果, 我们期望能够获取更大的适应度函数值, 更大的适应度表示灰度分布越趋于均匀, 灰度图像的对比度越高. 因此, g -l-PSO 的目的就是寻找能够使得 fitness 函数达到最大值的参数条件.

算法: 基于 g -l-PSO 的图像对比度变换

输入: 图像 f ;

输出: 图像增强后的效果图 g ;

begin

$f \rightarrow f'$; // 式(8)

// g -l-PSO for parameter a and b

initialize a_i, b_i ; // 粒子群落初始化, 10 种群 100 粒子

do

g_cnt++ ;

foreach group

call fitness function; // 式(11)

get l -best-cur;

get g -best-cur;

if fitness(g -best-cur) < fitness(g -best-last)

useless_ $g++$;

if fitness(l -best-cur) > fitness(l -best-last)

r_move_g++ ;

$w_move_g = 0$;

else

$r_move_g = 0$;

w_move_g++ ;

if($r_move_g > 0$)

应用遗传策略; // 式(3)

if($w_move_g > 3$)

应用局部变异策略; // 式(4)

if(useless_ $g > 3$)

应用全局变异策略;

endfor

while($g_cnt < 30$); // end do

// end g -l-PSO

$f'_1 = T(a, b; f')$; // 式(9)

$f'_1 \rightarrow g$; // 式(10)

end.

算法中, 进化代总数设定为 30, 局部变异阈值 $\lambda_1 = 3$, 全局变异阈值 $\lambda_2 = 3$.

4 仿真实验

文中采用经典的 Pout 图像进行实验仿真, 选择三幅不同对比度的 Pout 图像, 如图 2 所示. 其中, 图 2(a) 的对比度最低, 从灰度柱状图可以看出, 其像素分布集中于 50~100, 呈现比较密集的状态, 图像的清晰度也最差. 图 2(b) 相对图 2(a) 更为清晰, 而图 2(c) 最为清晰, 其灰度分布范围最广, 更加均匀地分布在 [50, 200] 的区间内.

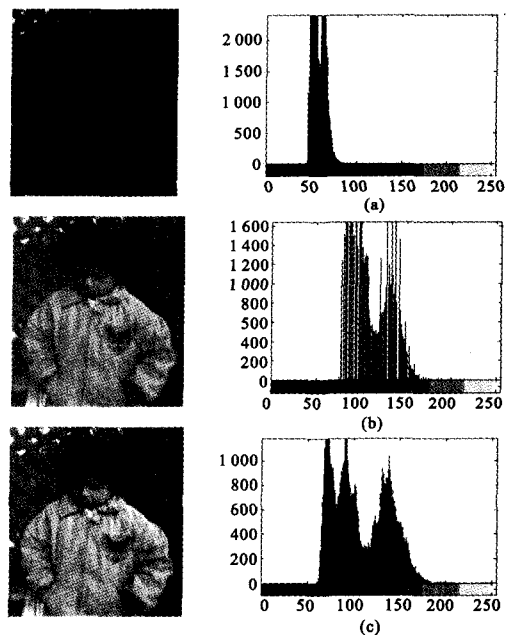


图2 增强之前的原始图像及灰度柱状图

应用文中提出的对比度变换方法, 进行图像增

强处理,图3中给出了增强后的三幅原始图片的灰度分布结果.可以看出,经过对比度变换,三幅图像的灰度分布范围均有所增大,增强了图像的视觉效果.其中,图3(a)的变化最为明显,其灰度值已经由 $[50, 100]$ 范围扩展到了大约 $[40, 160]$ 的区间之内.由此可见,应用文中提出的 $g-l$ -PSO 算法进行灰度图像增强切实有效.

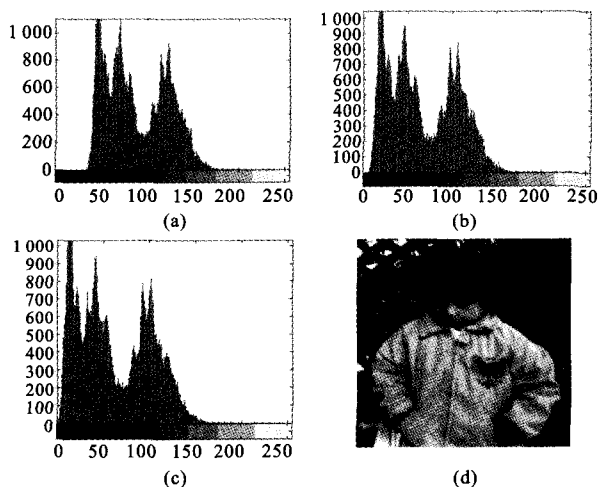


图3 增强之后的灰度柱状图及增强效果

5 结束语

使用规则化 Beta 函数,可以完成灰度图像的对比度变换,从而达到图像增强的目的.文中首先提出

了一种更加高效的 PSO 算法,并将其用于 Beta 函数的参数确定,并以不同模糊程度的图像进行图像增强实验.结果表明,利用文中的 $g-l$ -PSO 算法,可以快速地找到 Beta 函数针对目标图片的解析形式,完成图像像素对比度变换操作.下一步,将聚焦彩色图像的图像增强问题.

参考文献:

- [1] 刘兴森,王仕成,赵静.一种基于小波变换的非线性红外图像增强算法[J]. 红外技术, 2009(12):708-711.
- [2] 王正友,胡国胜,吴海燕.基于 DWT 的 Alpha2Rooting 图像增强[J]. 小型微型计算机系统, 2009(5):996-999.
- [3] Tubbs J D. A note on parametric image enhancement [J]. Pattern Recognition, 1987,30(6):617-621.
- [4] Van F den Bergh. An analysis of particle swarm optimizers[D]. Pretoria: University of Pretoria, 2001.
- [5] Kennedy J, Eberhart R C, Shi Y C. Swarm intelligence [M]. San Francisco, Morgan Kaufmann Press, 2001.
- [6] 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.
- [7] Rosenfield A, Avinash C K. Digital picture processing [M]. New York: Academic Press, 1982.

作者简介:

罗圣敏 男,(1978-),硕士研究生,讲师.研究方向为人工智能、算法分析、图形图像.

(上接第 108 页)

- [10] 何家峰,廖曙铮,叶虎年等.虹膜定位[J]. 中国图象图形学报, 2000,5(3):253-255.
- [11] 吴建华,邹德旋,李静辉.一种快速精确的虹膜定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2007,28(8):1469-1473.
- [12] 冯桂.基于形态学变换理论的虹膜识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2006,27(6):2308-2309.
- [13] 郑小梅,侯媛彬.一种新的虹膜定位方法[J]. 传感技术

学报, 2007,20(1):82-84.

- [14] Institute of Automation. Chinese academy of sciences. CASIA iris image database (ver 1.0) [DB/OL]. <http://www.sinobiometrics.com>.

作者简介:

郭荣艳 女,(1977-),硕士.研究方向为信号与信息处理.
吴定允 男,(1959-),硕士.研究方向为单片机开发.