

文章编号:1001-9081(2006)10-2369-03

图像压缩中基于量子行为的粒子群优化算法研究

陈玉萍, 须文波, 孙 俊

(江南大学 信息工程学院, 江苏 无锡 214122)

(cyp117@hotmail.com)

摘 要: 为了降低图像存储、传输的空间复杂度, 必须对图像进行压缩。为此, 研究如何将量子行为的粒子群优化算法(QPSO)运用于图像压缩。在图像的压缩处理中, 先对原始图像元素序列进行排序, 再根据收敛性要求对压缩编码进行优化。实验结果表明该算法压缩效果优于经典遗传算法(GA)。

关键词: 基于量子行为的粒子群优化算法; 遗传算法; 图像压缩

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Research on QPSO algorithm in image compression

CHEN Yu-ping, XU Wen-bo, SUN Jun

(School of Information Technology, Southern Yangtze University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

Abstract: In order to decrease the space complexity of image storage and transfer, it is necessary to do image compression. Therefore, how to apply Quantum-behaved Particle Swarm Optimization (QPSO) to image compression was studied in this paper. During the compression process, an ordered representation of image was first obtained, and then the compressed code was optimized according to the particles astringency. Experimental results show that the compression efficiency of QPSO algorithm is much better than Genetic Algorithm (GA).

Key words: Quantum-behaved Particle Swarm Optimization (QPSO) algorithm; Genetic Algorithm (GA); image compression

0 引言

由于图像信号是高维信息, 内容复杂, 数据量大, 如果将其直接用于通信或存储, 往往受到信道和存储设备的限制, 在很多情况下都无法实现, 因此, 图像的压缩编码成为图像通信的关键技术^[1]。

在图像压缩研究的几十年中, 已经提出了诸如 DPCM (即通过预测和差分编码方式来减少冗余, 实现数据压缩的目的)、DCT (离散余弦变换)、霍夫曼编码、小波变换等压缩方法, 并已出台了基于 DCT 等技术的国际压缩标准, 如 JPEG、MPEG、H. 264^[4~6] 等。人们逐渐发现了这些方法的一些缺点: 比如高压比时图像出现严重的方块效应、人眼视觉系统的特性不易被引入到压缩算法中, 等等。本文介绍了一种新的能保证全局收敛的基于量子的粒子群优化算法^[7~9] (Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, QPSO), 并将此算法运用于解决图像压缩编码的序列优化问题。实验证明, QPSO 算法的性能在图像压缩上优于其他算法。

1 遗传算法完成图像压缩的过程

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 是模拟生物进化过程而建立的一种优化方法, 从给出的原始种群出发, 不断经行进化而产生新的解, 逐步收敛于全局最优点, 从而得到理想的结果。在这里, 主要是用基于图像像素的遗传聚类算法分析图像压缩问题, 先用遗传算法得到一个有序的图像像素序

列^[3], 然后进行聚类压缩。

1.1 算法的基本步骤

- 1) 初始化父代个体;
- 2) 由父代个体交叉产生子代个体;
- 3) 变异子代个体;
- 4) 按照一定的规则产生新的父代个体;
- 5) 聚类;
- 6) 重复步骤 2) ~ 4), 直到满足进化结束条件算法终止。

1.2 适应度函数

用遗传算法获得一个有序元素序列, 目的是缩小元素的无序性, 为此, 假设给定一个有序元素序列: $X = [X_i]$ (N 表示有序元素序列中元素的个数, 其中每一个元素是一个包含 P 个字节的向量)。则该有序序列的适应度函数定义如下:

$$F(x_i) = \sum_{i=1}^{N-1} dist(x_i, x_{i+1}) \quad (1)$$

$$其中 dist(x_i, x_{i+1}) = \sum_{j=1}^p (x_{i,j} - x_{i+1,j})^2 \quad (2)$$

F 表示序列中每一个元素和它的下一个元素之间的距离之和, 优化的目标是最小化 F 。

1.3 父代个体选择操作

父代个体的选择十分重要, 因为父代个体的优劣影响整个进化过程的收敛速度。如果父代个体很优秀, 进化进程就可能在较少的若干代内收敛到最优解, 反之则需要经过较长时间的进化。这里所面临的问题是函数的最小化问题, 因此目标

收稿日期: 2006-04-04; 修订日期: 2006-06-09 基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60474030)

作者简介: 陈玉萍 (1975-), 女, 江苏无锡人, 硕士研究生, 主要研究方向: 嵌入式操作系统、图形图像处理; 须文波 (1946-), 男, 江苏无锡人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 人工智能、计算机控制技术、嵌入式操作系统; 孙俊 (1971-), 男, 江苏无锡人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向: 人工智能。

函数 $f(x)$ 必须与适应性函数 $F(x)$ 相映射。个体 x_i 被选择作为父代的概率由下式确定:

$$\frac{f(x_i)}{\sum_{i=1}^P f(x_i)} \quad (3)$$

其中: P 是种群的大小, 如果把 $f(x)$ 当作 $F(x)$ 的转换, 那么目标函数值最大的和最小的序列之间没有太大的区别, 为此采取下列方法进行目标函数转化。

$$f(x) = C_{\max} - F(x) \quad (4)$$

C_{\max} 对应种群中最坏序列的适应度函数值。

上式的 C_{\max} 的计算如下:

$$\sum_{i=1}^{N-1} \text{dist}_{\max}(x_i, x_{i+1}) = (N-1) * \text{dist}_{\max}(x_i, x_{i+1}) \quad (5)$$

$$\text{dist}_{\max}(x_i, x_{i+1}) = \sum_{j=1}^p (\max(x_{i,j} - x_{i+1,j}))^2 \quad (6)$$

因每一个 $x_{i,j}$ 是一个字节, 那么:

$$\max(x_{i,j} - x_{i+1,j}) = 255 \quad (7)$$

$$\text{且 } C_{\max} = (N-1) * \sum_{j=1}^p 255^2 \quad (8)$$

这里遇到的问题归结为适应度函数中最大常量的计算和种群中所有染色体的适应性值彼此太接近。用这种方法产生一代的进化几乎是基于等概率的而不是基于选择上一代最佳部分。为了解决这个问题, 用下列方法测量适应性函数值:

$$f' = a * f + b \quad (9)$$

并用下列条件定义常量 a 和 b :

$$a * f_{\min} + b = 0; a * f_{\text{prom}} + b = f_{\text{prom}} \quad (10)$$

通过解方程组 (10) 可得到:

$$a = \frac{f_{\text{prom}}}{f_{\text{prom}} - f_{\min}}; b = \frac{f_{\text{prom}} * f_{\min}}{f_{\text{prom}} - f_{\min}} \quad (11)$$

1.4 交叉操作

在这个交叉操作中, 子代个体序列的第一个元素选取作为交叉的某一父代个体序列的第一个元素。子代个体序列的其余元素按下述方法依次得到: 首先找出子代个体当前最后一个元素在两个父代个体序列中的最邻近的前一个和后一个元素, 然后从这些元素中删除子代个体序列已经存在的元素, 最后从剩余元素中随机选取一个元素作为子代个体的元素。例如, 假设有 8 个元素双亲为 $P_1 = (5, 3, 8, 1, 2, 7, 6, 4)$, $P_2 = (6, 5, 1, 2, 4, 7, 8, 3)$, 现从两个父代中随机取一个父代的第一个元素作为子代的第一个元素, 假定选中 P_2 的元素 6 作为子代的第一个元素, 在父代 P_1 中和 6 最邻近的元素为 7 和 4, 在父代 P_2 中和 6 最邻近的元素为 5, 然后随机地从 4, 5, 7 选择, 假定选择 7, 把 7 作为子代序列的第二个元素。在 P_1 中与元素 7 最邻近的是 2 和 6, 在 P_2 中与元素 7 最邻近的是 4 和 8, 由于 6 已经包含在当前子代序列中, 所以随机地从 2, 4, 8 中选出子代的第三个元素, 按此方法直至结束, 假设结果为 (6, 7, 2, 4, 8, 1, 5, 3), 这样一个子代个体产生了。

1.5 变异操作

这步操作主要是解决遗传算法固有的易于陷入局部最优的问题。变异是交叉后的新染色体中部分基因发生变化而得到子代的过程。其基本思想是: 控制变异发生的元素序列位置, 使得变化前后序列元素所对应的距离差随进化过程的进行而逐渐减小。在该操作中, 遗传算法考虑到了从种群整体中随机搜索, 防止出现非成熟收敛情况。事实上, 遗传算法在组合优化上是非常实用的, 特别在局部搜索中优化最终的种群目标。变异操作函数是随机选择两个目标序列并改变它们的位置。

1.6 取代操作

这步操作是从父代 $P(\text{old})$ 和子代 $P(\text{offspring})$ 中选择一个固定大小的种群。其基本思想是: 由用户给定一个参数 X , 确定新的种群 $P(\text{new})$ 是由父代 $P(\text{old})$ 和子代 $P(\text{offspring})$ 组合成最优的序列而来的。 $P(\text{new})$ 的剩余部分是随机地从子代 $P(\text{offspring})$ 选择出来的。当参数 X 为零时, $P(\text{new})$ 全部从 $P(\text{offspring})$ 里选择。否则, 如果参数 X 等于种群的大小那么 $P(\text{new})$ 是由 $P(\text{old})$ 和 $P(\text{offspring})$ 共同形成。

1.7 聚类操作

通过遗传算法获得有序元素序列后, 就可以处理聚类问题, 下面用固定聚类算法来解释这问题。

1.7.1 固定聚类

在该算法里聚类的数目是固定的, 每个类里含有相同个数的数据向量。当获得最终的有序序列时可依据数据向量划分相应的类, 如公式: $E = \frac{N}{M}$

N : 元素的数目, M : 类的数目, E : 每类所含元素。

2 QPSO 算法完成图像压缩的过程

2.1 QPSO 算法

QPSO 是一种微粒群进化算法, 用“群体”和“进化”的概念, 依据个体 (微粒) 的适应值大小进行操作。QPSO 将每个个体看作是 N_d 维搜索空间中的一个没有重量和体积的微粒, 并在搜索空间中以一定的速度飞行。该飞行速度由个体的飞行经验和群体的飞行经验动态调整。每个粒子代表 N_d 维空间中的一个位置, 朝着下面两个方向调整粒子的位置:

1) 至今发现的每个粒子的最优的位置;

2) 粒子群的最优位置。

每一个粒子 i 包含下列信息:

1) $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$: 粒子的当前位置;

2) $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{id})$: 代表粒子 i 的最佳适应性值, 即 $pbest$;

3) $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gd})$: 代表粒子群的最佳适应性值, 即 $gbest$ 。

粒子的进化公式为:

$$mbest = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_i = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i1}, \dots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{id} \right) \quad (12)$$

$$p_{id} = \varphi * P_{id} + (1 - \varphi) * P_{gd}, \varphi = rand \quad (13)$$

$$x_{id} = p_{id} \pm \alpha * |mbest_d - x_{id}| * \ln\left(\frac{1}{u}\right) \quad (14)$$

这里的 $mbest$ 是粒子群 $pbest$ 的中间位置, p_{id} 为 p_{id} 和 p_{gd} 之间的随机点。 α 为 QPSO 的收缩扩张系数, 它是 QPSO 收敛的一个重要的参数, 一般可取 $\alpha = (1.0 - 0.5) * (MAXITER - T) / MAXITER + 0.5$ 。

2.2 QPSO 算法的模型应用

算法的应用方法是: 依据一幅图像的像素点的分布, 将相邻的各像素点看成一个样本, 计算样本之间的几何距离并

进行样本聚类 $d(z_p, m_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^{N_d} (z_{pk} - m_{jk})^2}$, 也即最小化总的类内距离。通常情况下, 在 c 个聚类内搜索所有的 n 个样本分离度是很麻烦, 甚至不可能。因此在实际搜索中找出一个总类内距离的一个局部最小点, 方法是重复调整 c 个聚类的质心 m_j , 并将各样本分配到最近的质心所在的类别中去:

$$E = \sum_{j=1}^c \sum \|x_i - m_j\|^2 \quad (15)$$

E 可看成聚类时的偏差。

算法的基本步骤:

1) 特征向量的提取。

2) 初始化(聚类中心、局部最优、全局最优)。

For T = 1: MAXITER

3) 根据欧几里得几何距离进行聚类。

4) 根据公式(12)计算 m_{best} , 根据公式(15)计算适应性函数值。

5) 更新局部最优 p_{best} , 及全局最优 g_{best} 。

6) 根据公式(13)计算随机点。

7) 根据公式(14)更新粒子的中心向量。

End

重复计算 2) ~ 6) 步, 直到满足迭代的次数。

3 实验结果

实验中用的图像为一幅 24 位真彩色 JPEG 图像 (600×800), 每个像素点有三个特征向量, 聚为五类。为了实现对比, 所用的参数如下:

粒子数(popsize)为 30; 染色体的长度(lchrom)为 3; 迭代代数(maxgen)为 100; 变异概率(pcross)为 0.01; X 为 10; K 为 500; R 为 100

测试结果如表 1 所示。

表 1 GA 算法与 QPSO 算法在下列部分迭代中偏差的对比 (E)

	5	10	15	20	25	30	50	70	80	90	100
GA	101	206	126	103	173	81	103	115	94	149	167
QPSO	163	15	87	21	60	55	13	69	78	116	55

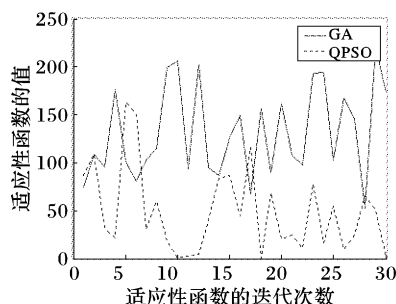


图 1 在 100 次的迭代中取前 30 次迭代结果

表 1 给出了 GA 算法与 QPSO 算法的运算复杂度的对比, E 为编码中最大的搜索偏差。从对比看出, QPSO 算法搜索距离明显低于 GA 算法。相应的曲线图见图 1。

4 结语

所有的测试在同一幅图像中, 所有的各步操作在本文中是有效的。与遗传算法相比较, QPSO 没有遗传操作如交叉和变异, 而根据随机点来搜索。在遗传算法中, 搜索一个最优的序列来满足相邻像素点的最优位置, 整个种群的移动是比较均匀地向最优区域移动。而在 QPSO 算法中, 用粒子群的最优位置来对像素点进行调整, 整个搜索更新过程是跟随当前最优解的过程。通过上述实验结果分析可以得出: 基于量子行为的微粒群优化算法在处理图像压缩问题上算法简单, 效果明显, 是一种高效的、可靠的算法, 它具有一定的实用价值。

参考文献:

- [1] 原岛博. 图像信息压缩[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [2] BHUYAN J. Genetic Algorithm for Clustering with an Ordered Representation[A]. Proceedings of Fourth International Conference on Genetic Algorithms[C]. 1991. 408 - 415.
- [3] DUBES K. Experiments in projection and clustering by simulated annealing[J]. Pattern Recognition, 1989, 22(1): 213 - 220.
- [4] 何小海. 图像通信[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2005.
- [5] 谷口庆治. 数字图像处理[M]. 北京: 科学出版社共立出版, 2002.
- [6] 全子一. 数字视频图像处理[M]. 北京: 北京电子工业出版社, 2005.
- [7] SUN J, XU WB. A Global Search Strategy of Quantum-behaved Particle Swarm Optimization[A]. Proceedings of IEEE conference on Cybernetics and Intelligent Systems[C]. 2004. 111 - 116.
- [8] SUN J, FENG B, XU WB. Particle Swarm Optimization with Particles Having Quantum Behavior[A]. Proceedings of 2004 Congress on Evolutionary Computation[C]. 2004. 325 - 331.
- [9] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [10] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.

(上接第 2368 页)

参考文献:

- [1] JUTTEN C, HERAULT J. Blind separation of sources, Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture[J]. Signal Processing, 1991, 24(1): 1 - 10.
- [2] COMON P. Independent component analysis, a new concept[J]. Signal Processing, 1994, 36: 287 - 314.
- [3] 柏森, 张邦礼, 曹长修. 神经网络图像复原方法的研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(11): 1105 - 1112.
- [4] GERACE I, CRICCO F, TONAZZINI A. An extended maximum likelihood approach for the robust blind separation of autocorrelated images from noisy mixtures[A]. In: Proc. ICA2004[C]. Granada, Spain, 2004. 954 - 961.
- [5] CASTELLA M, PESQUET JC. An Iterative Blind Source Separation Method for Convolutional Mixtures of Images[A]. In: Proc. ICA2004[C]. Granada, Spain, 2004. 922 - 929.
- [6] 曾生根, 朱宁波, 包晔, 等. 一种改进的快速独立分量分析算法及其在图像分离中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(10): 1159 - 1165.
- [7] 曾生根, 王小敏, 范瑞彬, 等. 基于独立分量分析的遥感图像分类技术[J]. 遥感学报, 2004, 8(2): 150 - 157.
- [8] HYVÄRINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 626 - 634.
- [9] 吴小培, 冯焕清, 周荷琴, 等. 基于独立分量分析的图像分离技术及应用[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(2): 133 - 137.
- [10] AMARI S, CHEN TP, CICHOCKI A. Non-holonomic constraints in learning algorithms for blind source separation[J]. Neural Computation, 2000, 12: 1463 - 1484.
- [11] BELL AJ, SEJNOWSKI TJ. An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. Neural Computation, 1995, 7(6): 1004 - 1159.
- [12] CICHOCKI A, AMARI S. Adaptive Blind Signal and Image Processing: learning algorithm and applications[M]. Chichester, England: John Wiley, 2002.