

基于遗传 LBG 的图像矢量量化改进算法

陈 倩

(东莞理工学院计算机学院 东莞 523808) (浙江大学计算机科学与技术学院 杭州 310027)

摘 要 矢量量化在图像压缩中有着举足轻重的地位。码书的设计是算法的关键,经典的 LBG 聚类算法由于对初始码书的选择非常敏感会导致不同的量化效果。把遗传算法和 LBG 算法相结合,充分利用 LBG 算法的局部搜索能力和遗传算法的全局寻优能力,能够在大大改善码本质量的同时加快算法的收敛速度。

关键词 图像矢量量化, LBG 聚类算法, 遗传算法

中图分类号 TP312 **文献标识码** A

Vector Quantization Method for Image Compression Based on GA and LBG Clustering Algorithm

CHEN Qian

(Department of Computer Science and Technology, Dongguan University of Technology, Dongguan 523808, China)

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract Vector quantization is a very important image compression algorithm and its key is the design of codebook. The classic LBG clustering algorithm results in different performance because of sensitive selection of the initial cluster center. This paper applied LBG clustering algorithm into genetic algorithm to optimize cluster center, which uses the advantages of high local search ability of LBG and global optimization ability of GA. The hybrid method can not only improve the quality of codebook but also speed algorithm convergence.

Keywords Image vector quantization, LBG clustering algorithm, Genetic algorithm

1 引言

矢量量化(Vector Quantization)是基于块编码的有损数据压缩方法,其在图像压缩中有着非常广泛的应用。矢量量化码书的设计是直接影响压缩效果的关键。Linde, Buzo 和 Gray^[1]于 1980 年提出了 K-Mean 聚类算法用于码书设计,其也称为 LBG 算法。LBG 算法理论严密,实施起来简单方便,已经成功地应用于图像的矢量量化压缩中。但是, LBG 算法对初始码书的选择非常敏感,不同的初始值可能导致不一样的聚类结果,甚至有可能造成无解。为了克服 LBG 聚类算法的这个缺点,很多研究者提出了不同的改进算法。在文献[2]中提出了 PNN 码书设计方法,该方法把每个训练矢量作为一类,然后两两合并具有最小距离的类,直到类个数达到码书个数。PNN 码书设计算法降低了计算复杂度,不过码书性能可能不如 LBG 算法。文献[3]使用模糊 K-Means(FKM)算法改善了依赖初始码书的缺点,但是其计算模糊隶属度非常耗时,收敛速度较慢。近年来,随着模拟自然界的智能优化算法(如模拟退火算法、遗传算法、神经网络计算和蚁群算法)等的发展,研究人员纷纷把智能优化算法引入矢量量化码书设计中,极大地推动了全局最优码书的研究。比如文献[4]将模拟退火算法运用到矢量量化码书设计中;文献[5]用两个粒子构成群体规模较小的粒子对,在码书空间中搜索最佳码书;文献[6,7]将遗传算法用于码书设计,通过基因编码,搜索全局

最优解。

很多研究表明,单纯地将智能优化算法直接用于图像矢量量化,虽然能够解决局部优化问题,但算法对参数的设置敏感,求优过程非常耗时,难以取得理想的性能。本文将 LBG 聚类算法应用于遗传算法,充分利用 LBG 聚类算法较强的局部搜索能力和遗传算法全局优化能力,不但可以加快遗传算法的收敛速度,而且能够取得比 LBG 聚类算法质量更好的码书。

2 矢量量化和 LBG 聚类算法

矢量量化的数学描述为 M 个 L 维的训练矢量集 X , 即 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m\}$, 矢量量化目的是给 M 个训练矢量找到 N 个最佳分类, 用一个码字来代表每个类, 最终每一类中的训练矢量都用其对应的码字来代替, 从而达到压缩效果。矢量量化的研究包括码书设计算法、码字搜索算法, 以及码字索引分配算法 3 个部分。其中, 码字设计算法是关键部分, 码字质量会直接影响压缩的效果, 也是整个量化器设计好坏的关键。

经典的 LBG 聚类算法码书优化过程中通过 LBG 迭代两个优化条件对训练矢量进行聚类: 在每次迭代中, LBG 算法根据最近邻居准则把每个训练矢量分配到相关的码字中, 其中最近邻居原则可以用隶属度函数来描述为

$$\mu_i = \begin{cases} 1, & d(x_i, y_i) = d_{\min}(x_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

到稿日期: 2011-08-15 返修日期: 2012-01-06 本文受广东省科技计划项目(2009B010900011)资助。

陈倩(1978—), 女, 博士, 讲师, 主要研究方向为智能算法、图像处理, E-mail: donggcq@126.com。

式中, $\mu_j(x_i)$ 表明了训练矢量 x_i 属于码字 y_j 的程度, 其取值只能是 0 或 1, 0 代表空隶属度, 1 代表全隶属度。对于给定的隶属度, 根据质心条件, 可通过式(2)来更新码字。

$$y_j = \frac{\sum_{i=1}^M \mu_j(x_i) x_i}{\mu_j(x_i)} \quad (2)$$

LBG 算法迭代地执行上述两个操作。经过一定的训练过程, 将会得到一组最终的码书。算法停止的条件为: 误差的减少率 $\delta(k)$ 低于一个阈值 ϵ , 其中 $\delta(k)$ 定义为

$$\delta^{(k)} = \frac{\bar{D}^{(k-1)} - \bar{D}^{(k)}}{\bar{D}^{(k-1)}} \quad (3)$$

3 应用 LBG 聚类算法的遗传矢量化改进算法

遗传算法是一种基于自然选择和群体遗传机理的搜索算法。在利用遗传算法求解问题时, 问题的解被编码成“染色体个体”, 若干个个体构成种群。种群在进化过程中, 根据目标函数对每个个体进行评估, 给出适应值; 基于此适应值, 选择个体来复制下一代, 体现“适者生存”的原理, 即“好”的复制, “坏”的淘汰。选择出来的个体通过交叉和变异再组合生成新一代种群, 这个新的种群由于继承了上一代个体的优良性质, 在性能上要优于上一代, 因此逐步朝更优解的方向进化。遗传算法直接应用于图像矢量化时, 每个染色体对一个码本进行编码, 若干个染色体构成种群。种群个体通过各种进化操作算子(选择、交叉和变异)多次迭代在整个训练矢量空间中搜索, 合理分配码字以避免陷入局部最优, 使整体码书向全局最优解靠近。

直接将遗传算法应用于矢量化, 参数设计难, 搜索前期速度慢, 并且易于出现早熟现象, 所以效果不佳。本文把 LBG 算法引入遗传算法中, 个体在每次迭代进化前调用 3 次 LBG 算法, 利用 LBG 算法较强的局部搜索能力, 使之能够在每个码字所代表的区域中进行局部搜索, 以得到质量更好的码本编码进入选择、交叉和变异操作来进行全局搜索。

3.1 编码及适应度函数

在遗传矢量化算法中, 染色体编码设计方案是基于码字的, 每个染色体代表一个码书, 如果把训练样本聚类成 N 类, 每一类由一个 L 维的码字 $y_j \in R^L$ 代表, 则染色体个体编码结构如下。

$$y_{11} \dots y_{1L} \quad y_{21} \dots y_{2L} \quad \dots \quad y_{j1} \dots y_{jL} \quad \dots \quad y_{N1} \dots y_{NL}$$

为了对每个染色体个体进行评估, 需要设计合适的适应度函数。根据图像矢量化量化的特点, 可以采用码书平均失真度的倒数作为适应度函数, 即

$$f = \frac{1}{D_{\text{平均失真}}} \quad (4)$$

3.2 选择和交叉操作

选择操作是为了从种群中选择优良的个体并淘汰劣质个体。根据这个原则, 适应度越大的个体, 被选中的可能性就越大。应用 LBG 的遗传算法在选择之前, 先对种群中每个个体完成 3 次 LBG 迭代, 将所得到的结果作为候选种群。选择算法采用最佳个体保留法, 即把所有个体按适应值从大到小排列, 然后选择适应度最大的前 M 个个体, 进入配对池中, 交叉产生下一代种群。交叉是指把两个父代个体的部分结构加以替换重组而生成新个体的操作, 交叉算子采用随机选择一个交叉点, 然后拼合两个父代的交叉点前后部分以得到新的个体的方法。这种方法能够较大幅度地保留两个父代码本中已经搜

索到的优秀码本到子代中。交叉算子示意图如图 1 所示。

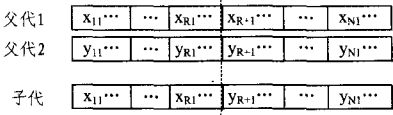


图 1 交叉算子示意图

3.3 变异

变异操作就是以很小的概率去随机改变群体中个体的某些基因的值。变异操作在使遗传算法具有局部随机搜索能力的同时使得遗传算法能够保持群体的多样性, 以防止出现未成熟收敛。在本算法中, 变异操作的过程是: 产生一个 $[0, 1]$ 之间的随机数, 当随机数小于变异概率时, 则随机选择一个训练矢量替代染色体中某个码本矢量。这种变异策略使得染色体可以在多个不同的区域进行搜索, 以接近全局最优解。

3.4 应用 LBG 聚类的遗传矢量化算法描述

应用 LBG 算法的图像遗传矢量化算法过程描述如下: 初始化各个相关参数, 比如, 种群大小 N , 变异概率 pm , 最大迭代次数 T 等。

随机选取 256 个矢量作为每个染色体个体的码本初值。

while(it <= T)

```
{
    For(int i=0 ; i< N; i++)
    {
        3 次 LBG 聚类运算;
    }
    calculate_Fitness(); //计算每个个体的适应度;
    select(); //选择操作
    cross(); //交叉操作
    variation(); //变异操作
}
```

在种群中得到适应度最大的个体, 以此个体作为最后的码本输出。

4 实验结果分析

本实验图像为测试图像: Lena 图、Camera-man 图、Peppers 图。图像大小均为 256×256 , 每个像素点的灰度值范围为 $0 \sim 255$ 。把图像分成 4096 个大小为 4×4 的块, 每一块重组成一个 16 维的训练矢量, 最后得到 4096 个 16 维大小的训练矢量。设定码书大小为 256, 实验分别使用 LBG 聚类算法、模糊 k 均值聚类算法和本文的遗传改进算法对 3 个图像进行 10 次矢量化。初始码本都是从训练矢量中随机选择 256 个矢量, 遗传算法种群取 10, 变异概率取 0.3, 计算平均值, 得到的实验结果如表 1 所列。

表 1 3 种算法的实验结果比较

算法	k(迭代次数)	平均失真 D_k	PSNR
Lena 图:			
k-mean	20	1328.9	28.93
fkm	35	1178.5	29.61
本文算法	20	1031.7	30.03
Camera-man 图:			
k-mean	20	1886.3	27.41
fkm	35	1410.5	28.52
本文算法	20	1319.8	28.96
Peppers 图:			
k-mean	20	830.6	30.97
fkm	35	950.4	30.37
本文算法	20	627.5	32.18

(下转第 286 页)

参考文献

- [1] He X. Laplacian regularize d-optimal design for active learning and its application to image retrieval[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19
- [2] 杨红菊, 张艳, 曹付元. 一种基于颜色矩和多尺度纹理特征的彩色图像检索方法[J]. 计算机学报, 2009(9): 274-277
- [3] 王熠, 翟宏琛, 梁艳梅, 等. 形态描述矩阵及其在彩色图像检索与识别中的应用[J]. 中国科学 E 辑技术科学, 2004, 34(3): 337-344
- [4] 王军, 张明柱. 图像匹配算法的研究进展[J]. 大气与环境光学学报, 2007, 2(1)
- [5] Swain M J, Ballard D H. Color Indexing[J]. UCV, 1991, 7(1): 11-32
- [6] 曹奎, 冯玉才, 王元珍. 一种基于颜色的图像表示及全局相似检索技术[J]. 计算机研究与发展, 2001, 38(9): 1121-1126
- [7] Shim S-O, Chol T-S. Image indexing by modified Color co-occurrence matrix[J]. Proceedings of 2003 International Conference,

2003, 3(2): 493-496

- [8] Kim N W, Kim T Y, Chol J S. Edge-based spatio-temporal descriptor using color vector angle for effective image retrieval[C]//Lecture Notes in Computer Science, 2005: 365-375
- [9] Yu Hong. Visual Image Retrieval on Compressed Domain with Q Distance Image Signal Process[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 31(1): 134-149
- [10] Kotoulas I, Andreadis I. Color Histogram Content-Based Image Retrieval and Hardware Implementation[J]. IEEE Proceedings Circuits Devices and Systems, 2003, 150(5): 387-393
- [11] Han Ju, Ma Kai-kuang. Fuzzy Color Histogram and Its Use in Color Image Retrieval[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(8): 240-256
- [12] Manjunath B S, Ohm J R, Vasudhna V V, et al. Color and Texture Descriptors[J]. IEEE Transactions on CSVT, 2001, 11(6): 703-715
- [13] 汪林林, 肖春雷. 基于 ROI 的多分辨率网格框架的图像检索[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2009, 21(5): 686-689

(上接第 281 页)

从实验结果可以看出, 本文算法得出的图像矢量量化评价 PSNR 比 LBG 算法和模糊聚类算法效果都要好。可见, 本文算法能够稳定地取得质量更好的聚类码本。

码书大小分别取 64, 128 和 256, 用 LBG 算法和本文算法对 Lena 图计算 10 次取平均值, 结果如表 2 所列。

表 2 不同码书大小算法的实验结果比较

算法	码本大小	平均失真 D_k	PSNR
LBG	64	8093.55	27.10
本文算法	64	6629.21	27.97
LBG	128	3295.67	28.00
本文算法	128	2682.91	28.89
LBG	256	1318.80	28.96
本文算法	256	1025.62	30.06

从实验结果可见, 不同码书大小下, 本文算法的结果都要好于 LBG 算法得到的结果, 性能分别提高了 18.1%(码书大小为 64), 18.6%(码书大小为 128), 22.3%(码书大小为 256)。

再分析算法的稳定性。3 种算法对 Lena 图分别计算 10 次, 得到的结果是本文算法整个震荡幅度不超过 0.5%, 说明此算法不受初始码书选择的影响, 结果始终稳定地好于另外两种算法, 如见图 2 所示。

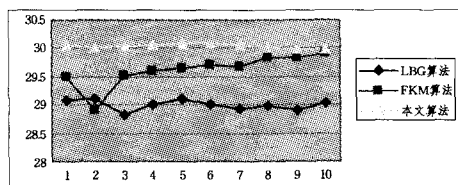


图 2 本文算法稳定性分析

此外, 算法对 Lena 图进行了实验仿真。从恢复图效果可见, 本文算法比 LBG 算法得到分布更均匀的恢复图码本, 即对图像细节区域关注更大。



图 3 Lena 原图



图 4 本文算法矢量量化后的显示图



图 5 LBG 算法矢量量化后的显示图

结束语 经典的 LBG 聚类算法效果依赖初始码本的选择, 而全局寻优的遗传算法对参数设置要求高, 直接应用于图像矢量量化效果也不好。结合 LBG 和遗传算法的混合矢量量化算法, 能够克服两个算法单独使用的缺点, 寻找高质量的稳定码本。实验证明, 此算法是行之有效的。

参考文献

- [1] Linde Y, Buzo A, Gray R M. An Algorithm for Vector Quantizer Design[J]. IEEE Transactions on Communications, 1980, 28(1): 84-95
- [2] Equitz W H. A New Vector Quantization Clustering Algorithm[J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech Signal Processing, 1989, 37: 1568-1575
- [3] Karayiannis N B, Pai P I. Fuzzy Vector Quantization Algorithms and Their Application in Image Compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(9): 1193-1201
- [4] Lu N A, Morrell D R. VQ Codebook Design Using Improved Simulated Annealing Algorithms[C]//Proceeding of the IEEE Int. Conf on Acoustic, Speech and Signal Processing, 1991: 673-676
- [5] Delport V, Koschorreck M. Genetic Algorithm for Codebook Design in Vector Quantization[J]. Electronics Letters, 1995, 31(2): 84-85
- [6] Pan J S, McInnes F R, Jack M A. VQ Codebook Design using Genetic Algorithms[J]. Electronics Letters, 1995, 31(17): 1418-1419
- [7] 纪震, 廖惠连, 许文焕. 粒子对算法在图像矢量量化中的应用[J]. 电子学报, 2007, 35(10): 1916-1920
- [8] 陈善学, 杜峰, 吴立彬. 一种改进的等误差自组织特征映射矢量量化算法[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2011, 23(2): 155-160