

# 基于改进禁止搜索算法的矢量量化码书设计

陆哲明<sup>1</sup>, 潘正祥<sup>1,2</sup>, 孙圣和<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系, 哈尔滨 150001; 2. 高雄科学技术学院电子工程系, 台湾高雄)

**摘 要:** 本文提出了基于改进禁止搜索(TS)算法的矢量量化(VQ)码书设计方法. 禁止搜索算法的关键是如何定义一个解以及如何在当前解的基础上生成邻域解. 由于码书设计的两个优化准则是最邻近条件和聚类质心条件, 本文提出了两种禁止搜索算法的解描述方案, 其相应算法分别叫基于码书的禁止搜索(CB-TS)算法和基于聚类划分的禁止搜索(PB-TS)算法. 为了提高禁止搜索算法的性能, 文中在禁止搜索算法中融入了模拟退火(SA)机制. 为了进一步提高码书性能, 文中还将码书设计的传统LBG算法融入禁止搜索算法中. 结果表明, 基于禁止搜索的两种码书设计方案所生成的码书性能都比LBG算法有明显提高.

**关键词:** 矢量量化; 码书设计; 禁止搜索; 模拟退火

**中图分类号:** TN919.31 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2000) 09-0108-03

## VQ Codebook Design Based on the Modified Tabu Search Algorithms

LU Zhe-ming<sup>1</sup>, PAN Jeng-shyang<sup>1,2</sup>, SUN Sheng-he<sup>1</sup>

(1. Dept. of Automatic Test and Control, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;

2. Dept. of Electronic Engineering, Kaohsiung Institute of Technology, Kaohsiung, Taiwan)

**Abstract:** Codebook design algorithms based on tabu search (TS) approach are presented for vector quantization (VQ). The key questions of the tabu search are how to define a solution and how to generate neighboring solutions of the current solution. The two optimality criteria of codebook design are nearest neighbor condition and centroid condition, so two corresponding methods to generate new solutions that are called codebook-based tabu search (CB-TS) algorithm and partitioning-based tabu search (PB-TS) algorithm are presented respectively. In order to improve the performance of the tabu search algorithm, simulated annealing technique is introduced. In order to improve the codebook performance, the conventional LBG algorithm is introduced in each iteration of the tabu search algorithm. Tests show that the proposed two algorithms based on the tabu search approach can greatly improve the codebook performance compared to the conventional LBG algorithm.

**Key words:** vector quantization; codebook design; tabu search; simulated annealing

## 1 引言

矢量量化(VQ)技术<sup>[1,2]</sup>已经广泛地应用于语音编码和图像压缩系统中. 矢量量化可以定义为从  $k$  维欧几里德空间  $R^k$  到一个有限子集  $C$  的一个映射, 即  $Q: R^k \rightarrow C$ , 其中  $C = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_N | Y_i \in R^k\}$  称为码书,  $N$  为码书大小. 该映射应满足:  $Q(V | V \in R^k) = Y_p$ , 其中  $Y_p = (y_{p1}, y_{p2}, \dots, y_{pk})$  为码书  $C$  中的码字并满足

$$d(V, Y_p) = \min_{1 \leq j \leq N} (d(V, Y_j)) \quad (1)$$

其中  $d(V, Y_j)$  为矢量  $V$  与码字  $Y_j$  之间的失真测度. 常用的失真测度为欧氏距离的平方, 即

$$d(V, Y_j) = \sum_{l=1}^k (v_l - y_{jl})^2 \quad (2)$$

矢量量化的两个基本问题是码书设计和码字搜索. 码书设计是矢量量化的关键. 考虑训练矢量集  $X = \{X_1, X_2, \dots,$

$X_M\}$ ,  $M$  为训练矢量个数. 码书设计的目的是将这些训练矢量分成互不重叠的  $N$  个聚类. 每个聚类用一个码字来描述, 这些码字构成了码书  $C = (Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$ . 码书设计的目的是使以下的平均失真最小:

$$MSE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M d(X_i, Q(X_i)) \quad (3)$$

这里  $Q(X_i)$  表示码书中与训练矢量  $X_i$  最近的码字. 码书设计问题可以用下面的两个优化准则来描述: (1) 最邻近条件. 即对于给定码书, 训练矢量集的最优分类可通过把每个训练矢量映射为离它最近的码字而得到. (2) 质心条件. 即对于给定的训练矢量分类, 其对应的最优码书中各码字可以通过求各聚类中心矢量而得到. 传统 LBG 算法<sup>[2]</sup>正是在迭代中轮流使用上述两条准则. 但是, 该算法生成的码书是局部最优的, 其性能易受初始码书影响, 并且算法的计算量大. 子空间失真

算法<sup>[3]</sup>试图通过失真计算的矢量维数降低来减少计算量。对偶最邻近(PNN)算法<sup>[4]</sup>在码书设计之初把每个训练矢量看作一类,而在码书设计的过程中不断地合并那些最相近的类直到得到所需数目的码字。这两种算法虽然减少了计算量但码书性能有一些下降。为了得到更优的码书,文献<sup>[5]</sup>提出模拟退火(SA)算法。该算法企图通过脱离局部极小点使算法向另一个使总失真更小的极小点收敛以获得更优码书。但该算法的计算时间是 LBG 算法的几倍。

禁止搜索(TS)算法<sup>[6,7]</sup>是带有短期记忆的全局优化技术。它使用多个候选解以引导搜索向目标函数值有最大改进的方向进行。另一方面,算法作次优的移动允许从先前的局部最优点出发继续搜索。禁止搜索算法还使用了所谓的禁忌表来阻止搜索过程回到以前已经搜索过的解。本文根据码书设计的两个优化准则,提出了基于码书的禁止搜索(CB-TS)算法和基于聚类划分的禁止搜索(PB-TS)两种码书设计算法。

## 2 基于禁止搜索算法的码书设计方法

### 2.1 禁止搜索基本概念

禁止搜索算法的基本思想是通过一系列移动来搜寻可行解的搜索空间并且禁止目前迭代的某些搜索方向以避免死循环而逃离局部极小。这些移动部分地或完全地记录在禁忌表中,目的是为了禁止以后迭代中的重复操作。设禁忌表大小  $T_s$ , 每次迭代测试解个数  $N_s$  以及最大迭代次数  $I_m$ , 则基本的禁止搜索算法可以描述如下:

步骤 1. 随机产生初始解  $C_{INIT}$ 。

步骤 2. 令当前解为  $C_{CURR} = C_{INIT}$  以及最优解  $C_{BEST} = C_{INIT}$ 。

步骤 3. 迭代步骤 3.1 到步骤 3.6 共  $I_m$  次。

步骤 3.1 在解  $C_{CURR}$  的邻域内产生  $N_s$  个测试解  $C_i, 1 \leq i \leq N_s$ 。

步骤 3.2 求出各测试解相应的目标函数值。

步骤 3.3 按目标函数值从好到坏排列这  $N_s$  个测试解。从最优测试解到最差测试解判断, 如果测试解不是禁忌解或者虽是禁忌解但是其目标函数值比最优解的目标函数值还好, 则把它作为新的当前解  $C_{CURR}$  转到步骤 3.4; 否则, 继续测试下一个测试解。如所有测试解都是禁忌解, 则转向步骤 3.1。

步骤 3.4 如果当前解  $C_{CURR}$  的目标函数值比最优解  $C_{BEST}$  的目标函数值好, 则令  $C_{BEST} = C_{CURR}$ 。

步骤 3.5 如果禁忌表满了, 则把表中保存的最旧解移走。

步骤 3.6 把当前解  $C_{CURR}$  插入禁忌表中。

步骤 4. 记下最优解  $C_{BEST}$ , 终止算法。

禁止搜索算法的关键之处是如何描述一个解以及如何产生当前解的  $N_s$  个邻域解。下面将讨论禁止搜索的解描述方案、参数选择问题和邻域解生成问题。

### 2.2 解的两种描述方案

码书设计的两个优化准则决定了以下两种解描述方法:

(1) 基于码书的解描述方法。这时禁止搜索算法的一个解

就是一个码书。以图像压缩为例, 可以证明基于码书的解描述方案的不同解个数(解空间)为  $2^{bkN}$ , 这里  $b$  为每个像素点的比特数,  $k$  为矢量维数,  $N$  为码字个数。(2) 基于聚类划分的解描述方法。这里禁止搜索算法中的一个解就是训练矢量到码书的一个映射方案。可以证明基于聚类划分的解描述方案的解空间大小为  $N^M$ , 这里  $M$  为训练矢量数,  $N$  为码字个数。

### 2.3 禁止搜索的四个主要参数的选择

禁止搜索算法的四个主要参数为: 解改动概率阈值  $P$ , 迭代次数  $I_m$ , 每次迭代测试解个数  $N_s$  和禁忌表长度  $T_s$ 。解改动概率阈值  $P$  定义了由当前解生成邻域解所作的改动量占当前解的百分比。它取决于训练矢量集大小  $M$ , 码字个数  $N$  和矢量维数  $k$ 。这些参数值越大, 该概率应选择得越小, 本文取  $P = 0.5\%$ 。迭代次数  $I_m$  和每次迭代测试解个数  $N_s$  共同确定了禁止搜索算法的所能搜索的解个数为  $I_m \cdot N_s$ 。本文选取  $I_m = 200$ ,  $N_s = 20$ 。通常, 禁忌表的长度取决于每次迭代的测试解个数, 所以本文选取  $T_s = 20$ 。

### 2.4 如何生成邻域解

禁止搜索算法最关键的问题是如何产生邻域解。在基于聚类划分的方案下, 最简单的方法就是对当前解作随机变动。这种方法的缺点是将产生许多无用的测试解。如果在移动时考虑训练矢量与各个聚类之间的距离即离得越近的聚类越容易选中, 则算法将变得有效得多。因此引入了权函数  $w_i = 1/d_i$ , 其中  $d_i$  表示所处理的训练矢量与第  $i$  个码字的距离。则选中第  $i$  个码字的概率定义为  $p_i = w_i / \sum w_j$ 。在基于码书的方案下, 邻域解的产生可采用以下两种方法: (1) 在码字上加噪声; (2) 用训练矢量替换码字。前一种方法的缺点是解改动是局部的。在后一种方法中, 一个码字以概率  $P$  被一个随机选中的训练矢量所代替, 这样生成的邻域解不是局部的。

### 2.5 融入模拟退火机制

在禁止搜索基本算法的步骤 3.3 中, 如果测试解是非禁忌解, 我们将无条件地把它作为新的当前解。但这个解往往比当前解和最优解差, 所以本文引入了模拟退火来改善其搜索性能。首先在步骤 1 中设初始温度  $T_n, n = 0$ 。然后修改步骤 3.3 如下:

步骤 3.3 按目标函数值从好到坏排列这  $N_s$  个测试解。从最优测试解到最差测试解判断, 如果测试解是非禁忌解并且其目标函数值比当前解目标函数值还好或者虽是禁忌解但是其目标函数比最优解目标函数值还好, 则把它作为新的当前解, 然后转到步骤 3.4; 如果测试解是非禁忌解但其目标函数值比当前解目标函数值差, 则以概率  $\exp(-|v_c - v_t| / T_n)$  接受它为新当前解, 这里  $v_c$  为当前解目标函数值而  $v_t$  为测试解目标函数值, 同时降温, 即  $T_{n+1} = T_n - T_n, n = n + 1$ 。如果解被接受, 则转到步骤 3.4; 否则, 判断下一个测试解。如果所有测试解都是禁忌解或被拒绝, 则转向步骤 3.1。

### 2.6 融入 LBG 算法

实验发现, 如果把禁止搜索算法每次迭代产生的测试解作为 LBG 算法初始解, 并通过 LBG 算法的迭代生成新测试解, 这样虽增加了计算时间但可大大提高码书性能。本文限制 LBG 迭代次数为 10 次以使计算时间不至于太长。

### 3 仿真实验

为了验证算法的效果,本文用  $256 \times 256$  的 256 灰度标准 Lena 图像作为训练图像来产生码书,码字个数为 256,矢量维数为 16. 为了比较,本文对 LBG 算法和 SA 算法也作了相应测试. 所有测试都在 Pentium 计算机上进行,测试结果如表 1 所示. 表 1 对比了各算法的均方误差和计算时间. 图 1(a) 为原始的 Lena 图像,图 1(b), 1(c), 1(d), 1(e) 分别是用 LBG、SA、PB-TS 和 CB-TS 算法产生的码书对标准 Lena 图像进行编码的恢复图像,其峰值信噪比 (PSNR) 分别为 28.91dB, 30.02dB, 30.24dB, 30.35dB.

### 4 结论

本文提出了两种基于改进禁止搜索算法的矢量量化码书设计方法. 为了提高算法的收敛性能,文中在算法中融入了模拟退火机制. 为了提高码书性能,文中还将 LBG 算法融入禁止搜索算法中. 结果表明,基于禁止搜索的两种码书设计方案所生成的码书质量都比 LBG 算法有明显提高.

表 1 各算法计算时间及均方误差比较

算法	时间(秒)	MSE
LBG	70	1337.673
SA	1630	993.45
PB-TS	16335	982.91
CB-TS	23785	965.16

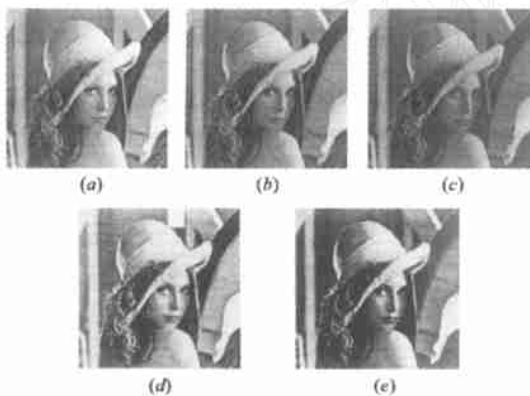


图 1 (a) 原始 Lena 图; (b) LBG 算法恢复的图像; (c) SA 算法恢复的图像; (d) PB-TS 算法恢复的图像; (e) CB-TS 算法恢复的图像

### 参考文献:

- [1] A. Gersho, R. M. Gray. Vector Quantization and Signal Compression [M]. Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [2] Y. Linde, A. Buzo, R. M. Gray. An algorithm for vector quantizer design [J]. IEEE Transactions on Communications, 1980, 28(1): 84 - 95.
- [3] L. M. Po. Novel subspace distortion measurement for efficient implementation of image vector quantizer [J]. Electronics Letters, 1990, 26(29): 480 - 482.
- [4] W. H. Equitz. A new vector quantization clustering algorithm [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech Signal Processing, 1989, 37: 1568 - 1575.
- [5] J. Vaisay, A. Gersho. Simulated annealing and codebook design [A]. Proceedings ICASSP 88, 1988: 1176 - 1179.
- [6] F. Glover. Tabu search (Part I) [J]. ORSA Journal on Computing, 1989, 1(3): 190 - 206.
- [7] F. Glover, M. Laguna. Tabu Search [M]. Kluwer Academic Publishers, 1997.

### 作者简介:



陆哲明 1974 年出生, 1995 年和 1997 年获哈尔滨工业大学学士学位和硕士学位, 现为哈尔滨工业大学自动化测试与控制系博士研究生. 目前主要致力于图像处理研究.



潘正祥 1996 年获英国爱丁堡大学博士学位. 现任台湾高雄科学技术学院电子工程系副教授, 并被哈尔滨工业大学自动化测试与控制系聘为兼职副导师. 发表论文 30 多篇, 大多数被 SCI, EI 检索. 目前主要致力于信号处理和微处理机应用研究.

孙圣和 (见本期第 12 页)

(上接第 139 页)

- [3] Holland J. Adaption in Natural and Artificial System [M]. Univ Michigan Press, 1975.
- [4] Y. H. Tseng, J. L. Wu. IEEE International Symposium on Information Theory, June 1994, 343.
- [5] H. Maini, K. Mehrotra. IEEE International Symposium on Information Theory, June 1994, 397.
- [6] L. E. Aguado-Bayon, P. G. Farrell. IEEE International Symposium on Information Theory, 1995, 347.
- [7] S. Kallel, K. Li. Bi-directional sequential decoding [J]. IEEE Trans., July 1997, IT-43(4): 1319 - 1326.
- [8] J. K. Cavers, P. Ho. IEEE Trans. Jan. 1992, Com-40(1): 74 - 83.
- [9] D. E. Goldberg. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- [10] Z. Michalewicz. Genetic Algorithms + Data Structure = Evolution Programs [C]. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 1994.