

等误差原则在进化算法优化矢量量化中的应用

张 高, 余松煜

(上海交通大学图像通信与信息处理研究所, 上海 200030)

摘 要: 文中利用进化算法优化矢量量化器设计, 在选择后代码书矢量时, 利用等误差原则选择获胜后代码书矢量. 算法采用 LBG 算法作为基本聚类算法, 利用所选后代码矢调整相应区域的父代码矢, 减小各区域子误差, 改善总的期望误差. 试验证明了此方法的有效性, 解决了 LBG 算法局部最优的局限, 获取更接近全局最优的码书.

关键词: 矢量量化; 进化算法; 等误差原则

中图分类号: TN911.21 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112(2001)08-1101-03

A New Quantizer Design with Evolutionary Algorithm

ZHANG gao, YU Song-yu

(Shanghai jiaotong University Image Communication & Information Processing Institute, Shanghai 200030, China)

Abstract: Evolutionary algorithm has been used to optimize vector quantizer design, and a method to select the survived offspring codevectors based on equidistortion is introduced. Those selected codevectors are used to adjust parent codebook to decrease the sub-region distortion. The experimental results prove that the algorithm has better improved the expected distortion by overcoming the local optimality of LBG algorithm.

Key words: vector quantization; evolutionary algorithm; equidistortion principle

1 引言

矢量量化已广泛用于信号压缩以减小传输和存储信息时所需的比特率^[1]. 在保证可接受的保真度的前提下, 向量量化在中、低压缩率的应用中是非常有效的^[2]. 文献[3]提出 LBG 算法, 该算法基于优化码书的两个必要条件: 最近邻准则和中心准则. 由于该算法简单有效, 成为矢量量化器设计最经典算法. 然而 LBG 算法较强地依赖初始码书, 不好的初始码书导致低质量的码书. 为了克服码书训练过程中落入局部最优的问题, 一些改进算法被提出, 如竞争学习算法 (CL)^[4], 频率敏感竞争学习算法 [FSCL]^[5] 等. 然而这些算法总体属于单调梯度下降算法, 对摆脱局部最优效果并不显著. 随机优化技术^[6]的引入可更好地避免训练结果落入局部最优.

进化算法是近年来受到广泛关注的一种随机优化技术, 适于对多目标复杂问题求优过程. 通过模拟自然界对生物种群的选择, 对解种群进行有针对性的操作, 能够迅速找到全局最优. 在进化算法用于优化矢量量化器设计中, 选择合适的原则选取获胜后代码矢是最终获取较好码书的关键问题. 本文在进化算法中, 利用等误差原则作为选择后代码矢的选择原则, 并用被选择的获胜子代码矢调整父代码矢, 获得新的较优码书. 试验所得结果与 LBG 算法和文献[7]提出的 MMPDL 算法所得结果进行了比较.

2 选择获胜后代码书向量的选择

矢量量化器可定义为一个映射 Q , 它将 k 维欧氏空间矢

量点 x 映射为子集 Y , $Q: R^k \rightarrow Y$, 其中 $Y = \{y_i \in R^k | i = 1, 2, \dots, N\}$ 称为码书, N 为码书大小, 因此, $Q(x) = y_i$ 为 N 点量化器. $S = \{S_i: i = 1, 2, \dots, N\}$ 是相关的空间划分, 且满足 $\bigcup_{i=1}^N S_i = R^k$ and $S_i \cap S_j = \emptyset, i \neq j$. 最常用的误差度量采用样点均方差:

$$D(Q) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^N \int_{S_i} d(x, y_i) p(x) dx \quad (1)$$

其中, x 为训练向量, $p(x) = p(x_1, x_2, \dots, x_k)$ 是 x 的联合概率密度函数. $d(x, y)$ 为:

$$d(x, y) = \sum_{j=1}^k |x_j - y_j|^2 \quad (2)$$

由式(1)得:

$$D(Q) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^N D_i \quad (3)$$

其中 D_i 表示区域 S_i 所对应的子误差. 各区域子误差可表示为:

$$D_i = \sum_{x \in S_i} d(x, y_i) \quad (4)$$

优化过程是使总误差 $D(Q)$ 最小, 当各子误差 D_i 最小时其总误差也最小, 但由于各子区域划分是相互影响的, 因此找到使各子区域误差同时为全局最小的区域划分是很困难的.

Gersho 提出的码书设计的渐进优化划分的理论^[8], 被称为部分误差理论. 根据他的理论, 对于平滑有界的概率密度函数 $p(x)$, 当码书矢量数 N 足够大时, 最优码书矢量分布应使

各子区域误差近似相等, 此时所获得的码书为最优码书, 称其为等误差原则, 并将其作为优化码书的另一必要条件.

通过选择子代码矢实现此条件. 根据等误差原则, 在选择获胜后代时, 既不选择对应子误差最大的子代码矢, 也不选择对应子误差最小的子代码矢, 而是选择子误差位于中间的 S 个子代码矢作为获胜码矢, 因为这些码矢最接近平均自误差. 用这些获胜码矢调整对应父代码矢, 获得新的父代码矢.

3 算法过程描述

在本算法中由父代码书通过变异产生子代码书, 利用 LBG 算法进行聚类, 并获得各子代码矢的子区域误差, 依据上述方法选择 S 个获胜子代码矢以对父代码矢作调整. 对每个被选出的子代码矢找出与其欧氏距离最近的父代码矢作为对应码矢, 并进行比较, 如果子码矢与对应的父代码矢相比子区域误差较小且落入其子区域的训练矢量数多于对应父代码矢的子区域, 则认为此子代码矢优于对应父代码矢, 用该子代码矢对对应父代码矢作较大调整; 如子区域误差较小且落入其子区域的训练向量数也较少, 或其子区域误差虽较大但落入该区域的训练向量数也较多, 则认为该子代码矢有可能为好的码矢, 用该子代码矢对对应的父代码矢作适当调整; 如其子区域误差较大, 且训练向量数较少, 则只对父代码矢作较小调整. 以下为算法描述:

(1) 初始化: 产生初始码书 $Y(0) = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, 设置迭代次数 $g = 1$ 和个体选择数 $S(0)$. 每个码矢对应一对实值矢量 (y_i, σ_i) , $\forall i \in \{1, 2, \dots, N\}$, $y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{ik}]$ 和 $\sigma_i = [\sigma_{i1}, \sigma_{i2}, \dots, \sigma_{ik}]$ 为 k 维矢量.

(2) 变异: 由父代码书 $Y(g)$ 产生后代码书 $\hat{Y}(g)$, 其中从每个父代码矢 (y_i, σ_i) 产生一个后代码矢 $(\hat{y}_i, \hat{\sigma}_i)$, $\forall i \in \{1, 2, \dots, N\}$

$$\hat{\sigma}_{ij} = \sigma_{ij} \times \exp(\tau \times N(0, 1) + \tau_1 \times N_j(0, 1))$$

$$\hat{y}_{ij} = y_{ij} + \hat{\sigma}_{ij} \times N_j(0, 1)$$

$\tau = 1/\sqrt{2k}$, $\tau_1 = 1/\sqrt{2\sqrt{k}}$, $N(0, 1)$ 为均值为 0, 方差为 1 的高斯随机数式中参数 σ 值的大小将影响新后代码矢的分布, 大的 σ 值有利于在较大空间范围内搜索优良码矢, 小的 σ 值产生的子代码矢将在小范围内调整码矢的空间分布, 使整个码书的误差趋于最小. 因此在算法初期用较大 σ 值有利于在全局搜索可能的最优码矢分布, 当码矢分布基本确定则选用较小 σ 值以迅速寻找全局最小点. 在本算法中, σ 值的改变采用自适应方法.

(3) 聚类: 父代码书和子代码书分别进行 LBG 算法

(4) 选择: 根据每个后代码矢子区域误差大小排序, 选择 $S(g)$ 个子代码矢作为获胜码矢, 其子区域误差位于排序中间.

(5) 产生新码书: 在父代码书中选择距所选子代码矢 \hat{y}_i 最近的父代码矢 y_n , \hat{M}_i 为落入 \hat{y}_i 所对应子区域的训练矢量数, M_n 为落入 y_n 对应子区域的训练矢量数. 如果 $i = n$, 则增大该码矢变异范围 $\sigma_i = \sigma_i \times 1.2$, 否则 $\sigma_i = \sigma_i \times 0.8$. 按下式调整相应的父代码矢:

$$y_n = \begin{cases} (4\hat{y}_i + y_n)/5, & \text{if } \hat{D}_i < D_n \text{ and } \hat{M}_i > M_n \\ (3\hat{y}_i + 2y_n)/5, & \text{if } \hat{D}_i > D_n \text{ and } \hat{M}_i > M_n \\ (3\hat{y}_i + 2y_n)/5, & \text{if } \hat{D}_i < D_n \text{ and } \hat{M}_i < M_n \\ (\hat{y}_i + 4y_n)/5, & \text{if } \hat{D}_i > D_n \text{ and } \hat{M}_i < M_n \end{cases}$$

获得新父代码书 $Y(g+1)$.

(6) 结束判决: $g = g + 1$, $S(g) = \lfloor S(0) \times (1 - g/T)^2 \rfloor$, $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取整, T 为所需循环次数. 如果 $g < T$ 则跳至 (2); 否则结束.

4 实验结果及复杂性分析

训练数据选用一阶高斯-马尔可夫序列, 由式 $x_i = \alpha x_{i-1} + N(0, 1)$ 产生, α 为相关因子. 训练数据序列大小为 8192, 循环次数 $T = 300$, 初始码书采用随机选择 N 个训练矢量, 初始选择数为 $S(0) = N/2$. 为了比较本算法的效果, 试验选择相关系数分别取 0 和 0.9, 码书大小 N 分别取 16, 32, 64, 128 和 256, 维数 k 分别取 2 和 4. 表 1 为本算法实验结果分别与相应的标准 LBG 算法和文献[7] 所得结果相比较. 文献[7] 基于部分误差理论提出减小最大区域误差的最小最大判据以实现各子区域误差趋于相等. 其算法被称为最小最大子误差竞争学习算法(MMPDCL).

为了直观显示信噪比随码率变化情况, 下图显示本算法和 LBG 算法相比其信噪比改善大小随码率变化关系. 图中横坐标为码率 $RATE = (\log_2 N)/k$, 纵坐标为本算法提高的信噪比(SNR)幅度. 图 1 显示了 $\alpha = 0$, $k = 2$ 时信噪比改善幅度随码率变化情况, 图 2 为 $\alpha = 0.9$, $k = 2$ 时的结果, 图 3 和图 4 显示了 $k = 4$, $\alpha = 0$ 和 0.9 时的结果.

表 1 不同算法的 SNR 比较

α	Vector Dim	Codebook Size	SNR(dB)		
			GLA	MMPDCL	本算法
0	4	256	11.532	11.053	12.279
	2	64	15.361	15.388	15.658
	2	128	17.993	18.158	18.810
	2	256	20.838	21.729	22.111
0.9	4	256	16.336	16.472	17.275
	2	64	19.058	19.152	19.379
	2	128	21.849	22.232	22.414
	2	256	24.643	25.369	25.440

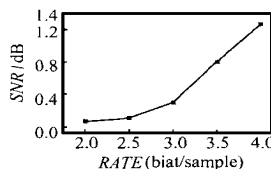


图 1 $k = 2, \alpha = 0$ 时

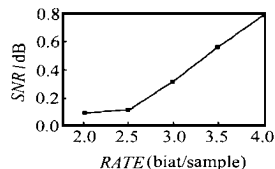
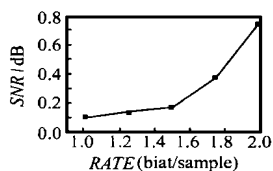
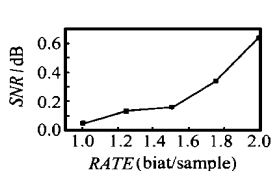


图 2 $k = 2, \alpha = 0.9$ 时

在所有情况下, 加入进化算法产生的量化器其性能优于只包含 LBG 算法的量化器及 MMPDCL 算法. 这种性能的改进随着码书大小的增加而增加. 当码书大小 $N = 16$ 时其相对 LBG 算法改进约为 0.05~0.13 dB, 当码书大小 $N = 256$ 时其改进约为 0.7~1.3 dB. 当然本算法复杂性高于 LBG 算法, 首先

图 3 $k=4, \alpha=0$ 时图 4 $k=4, \alpha=0.9$ 时

本算法比 LBG 算法需更多重复循环次数以得到算法的收敛, LBG 算法收敛一般只需几十次循环。其次, 在假设码书大小为 N 时, 本算法每次循环收敛过程除 LBG 算法外, 在变异过程每个新子代码矢的产生需两次加法和四次乘法运算, 共需 $(2+4)N$ 次运算, 在选择过程中共需 $N!$ 次运算以完成排序过程, 另外, 产生新码书过程需 N^2 次比较运算选择最近父代码矢。因此性能的改善是以算法复杂性的增加为代价的。在对量化器性能要求高的应用中, 复杂性增加带来性能的提高是必要的。

5 结论

进化算法这一随机优化技术的引入, 可大大提高矢量量化器性能, 其中获胜后代选择方法对进化结果影响很大, 选择更好的适应度测度对进一步改善算法优化非常重要。另外寻找简化算法也是重要工作。

参考文献:

- [1] R M Gray. Vector quantization [J]. IEEE Acoust., Speech, Signal Processing Mag., 1984, 1: 4-29.
- [2] N M Nasrabadi, K A King. Image coding using vector quantization: A review [J]. IEEE Trans. Commun., 1988, 36: 957-971.

- [3] Y Linde, A Buzo, R Gray. An algorithm for vector quantizer design [J]. IEEE Trans. on com., 1980, 28(1): 84-85.
- [4] E Yair, K Zeger, A Gersho. Competitive learning and soft competition for vector quantizer design [J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1992, 40(2): 294-309.
- [5] S C Ahalt, P K Chen, D E Melton. Competitive learning algorithm for vector quantization [J]. Neural Networks, 1990, 3(3): 277-290.
- [6] F J Solis, J B Wets. Minimization by random search technique [J]. Math. Oper. Res., 1981, 6(1): 19-30.
- [7] C Zhu, L M Po. Minimax partial distortion competitive learning for optimal codebook design [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1998, 7(10): 1400-1409.
- [8] A Gersho. Asymptotically optimal block quantization [J]. IEEE Trans. Inform. Theory, 1979, 25: 373-380.

作者简介:



张 高 男. 1968 年出生, 1990, 1996 年于电子科技大学电子工程系分别获得学士、硕士学位。现为上海交通大学图像通讯与信息处理研究所博士生, 主要从事图像通讯与图像处理理论研究, 发表学术论文四篇。

余松煜 男. 1941 年出生, 63 年毕业于上海交通大学电子工程系。上海交通大学图像通信与信息处理研究所副所长, 教授、博士生导师。主要从事数字电视, 图像通信, 图像处理等方面的研究。已发表《数字图像处理》、《现代图像压缩编码技术》等著作及论文多篇, 并获多项科研奖励。