

粒子对算法在图像矢量量化中的应用

纪 震, 廖惠连, 许文焕, 姜 来
(深圳大学德州仪器 DSPs 实验室, 广东深圳 518060)

摘 要: 本文给出了一种新的图像矢量量化码书的优化设计方法——粒子对算法. 在传统粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO) 算法的基础上, 用两个粒子构成了群体规模较小的粒子对, 在码书空间中搜索最佳码书. 在每次迭代运算中, 粒子对按先后顺序执行 PSO 算法中的速度更新、位置更新操作和标准 LBG 算法, 并用误差较大的训练矢量代替越界的码字. 此算法避免粒子陷入局部最优码书, 较准确地记录和估计每个码字的最佳移动方向和历史路径, 在训练矢量密集区域和稀疏区域合理地分配码字, 从而使整体码书向全局最优解靠近. 实验结果表明, 本算法始终稳定地取得显著优于 FKM、FRLVQ、FRLVQ-FVQ 算法的性能, 较好地解决了矢量量化中初始码书影响优化结果的问题, 且在计算时间和收敛速度方面有相当的优势.

关键词: 矢量量化; 粒子群优化; 粒子对; 码书; 码字

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 10 1916-05

A Strategy of Particle Pair for Vector Quantization in Image Coding

Ji Zhen, Liao Huirlian, Xu Wenhuan, Jiang Lai

(Texas Instruments DSPs Laboratory, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: This paper presents a new strategy of particle pair (PP) for vector quantization (VQ) in image coding. In this strategy, two particles are combined into a particle pair based on conventional particle swarm optimization (PSO) algorithm. At each iteration, the particle pair performs basic operations of PSO (velocity updating and position updating) and conventional LBG algorithm in sequence. The codevectors flying over the boundary are replaced with the training vectors, which have large distortions. This strategy prevents the particle from being trapped in a local optimum, memorizes and estimates the best direction the particle moves toward to find the optimum codebook design. The codevectors are scattered reasonably both in high density distribution regions and low density areas of the training vector space. Experimental results have demonstrated that the performance of this new algorithm is much better than that of FKM, FRLVQ, FRLVQ-FVQ consistently with shorter computational time and higher convergence rate, and the dependence of the final optimum codebook on the selection of the initial codebook is reduced effectively.

Key words: vector quantization; particle swarm optimization; particle pair; codebook; codevector

1 引言

矢量量化(Vector Quantization) 是基于块编码的有损数据压缩方法, 其关键是码书的设计. Linde, Buzo 和 Gray^[1]于 1980 年提出了 LBG 矢量量化码书设计方法, 也称为 K-means 算法, 由于其算法理论严密, 实施简便, 已成为很多其他改进算法的基础, 但它对初始码书的选择非常敏感. 在此基础上发展起来的模糊 k-means (FKM)^[2]改善了 LBG 对初始码书敏感的缺点, 但计算模糊隶属度十分耗时, 收敛速度较慢. 为克服这个缺点, Karayiannis^[3]提出了模糊矢量量化算法(FVQ), 它允许隶属度函数由软判决向硬判决逐渐转换, 虽然减少了计算

复杂度, 节省了求优过程的时间, 但其码书设计质量与 FKM 差不多. Xu 等人^[4]提出了模糊加强学习矢量量化算法(FRLVQ), 在码书设计质量上超越了 FKM, 但收敛速度非常慢. 为改善收敛速度, Xu 等人^[5]接着提出了 FRLVQ-FVQ 算法, 把 FRLVQ 作为 FVQ 的预处理, 缩短了计算时间, 提高了码书设计质量. 近十多年来人们模拟自然界的一些自然现象而发展起了一系列智能优化算法, 如模拟退火^[6]、遗传算法^[7, 8]、神经网络计算^[9, 10]和蚁群算法^[11]等. 这些进化优化算法极大推进了全局最优码书的研究热潮, 但大部分进化算法对参数的设置敏感, 求优过程耗时, 在码书设计质量上也没超越 FKM.

收稿日期: 2006-09-12; 修回日期: 2007-03-10

基金项目: 国家自然科学基金(No. 60572100); 国家自然科学基金委员会和英国皇家学会中英合作项目; 北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室开放基金; 广东省“千、百、十”工程优秀人才基金和深圳市科技项目(200408)

1995 年 Eberhart 博士和 Kennedy 博士^[12] 基于鸟群觅食行为提出了粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO). 由于该算法概念简明、实现方便、收敛速度快、参数设置少, 是一种高效的搜索算法, 近年来受到学术界的广泛重视. 本文在 PSO 算法的基础上提出一种新的粒子对算法, 简称为 PP 算法 (Particle pair). 此算法用两个粒子组合成一个粒子对, 粒子对在每次迭代中按先后顺序执行 PSO 的基本操作 (速度更新和位置更新) 和迭代次数为 3 的标准 LBG 算法. 先让两个初始粒子对在空间中进行搜索, 初始粒子对在进化竞争后, 选其较优解作为精英粒子. 从两个初始粒子对分别选出的两个精英粒子组合成精英粒子对, 重新进行搜索, 并向最优靠拢. 本算法参数设置简单, 计算时间短, 寻优能力较强. 经过实验仿真, PP 算法的码书设计质量超过了 FKM 和 FRLVQ-FVQ 算法, 且在计算时间和收敛速度方面比 FKM 和 FRLVQ-FVQ 算法更具有优势.

2 矢量量化

令 X 为 M 个 L 维的训练矢量集, 即 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_M\}$, $x_i \in R^L, \forall i = 1, 2, \dots, M$, 其中 R^L 是 L 维的欧几里得空间. Y 是由 N 个 L 维的码字组成的码书, 即 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_N\}$, $y_j \in R^L, \forall j = 1, 2, \dots, N$. 矢量量化就是把 M 个训练矢量分配到 N 簇中, 每一簇由一个码字代表. 最终每一簇中的训练矢量都用其对应的码字代替, 从而达到压缩效果.

码书设计质量通常是由训练矢量与对应的最近码字之间的均方误差 (MSE) 来表示, 简称为 \tilde{D} :

$$\tilde{D} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [d_{\min}(x_i)]^2 \quad (1)$$

其中 $d_{\max}(x_i) = \min_{y_j \in Y} d(x_i, y_j)$, $d(x_i, y_j) = \|x_i - y_j\|$ 为欧氏距离.

此外, 较常用的评价标准有 RMSE p. p. (root mean square error per pixel) 和 PSNR (peak signal to noise ratio), 分别定义为:

$$\text{PMSE p. p.} = (\tilde{D}/L)^{1/2} \quad (2)$$

$$\text{PSNR} = 10 \log \frac{255^2}{1/(ML) \sum_{i=1}^M \|x_i - w_i\|^2} \text{ (dB)} \quad (3)$$

其中 w_i 为训练矢量 x_i 对应的码字.

3 PSO 算法

在一个 D 维的目标搜索空间中, 由 m 个粒子构成一个群体, 其中第 i 个粒子 ($i = 1, 2, \dots, m$) 的位置可表示为 D 维的矢量 $z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{iD})$. m 也被称为群体规模, 过大的 m 会影响算法的运算速度和收敛性. 根据一定标准计算 z_i 当前的适应值, 即可衡量粒子位置的

优劣. 每次迭代中粒子 i 移动的距离为粒子的飞行速度, 表示为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, 粒子迄今为止搜索到的最优位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}, \dots, p_{iD})$, 整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}, \dots, p_{gD})$. 每次迭代中, 粒子根据以下式子更新速度和位置:

$$v_{id}^{k+1} = v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id} - z_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd} - z_{id}^k) \quad (4)$$

$$z_{id}^{k+1} = z_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (5)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, m, d = 1, 2, \dots, D, k$ 是迭代次数, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数. c_1, c_2 为学习因子, 也称加速因子, 其使粒子具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力, 从而向自己的历史最优点以及群体内历史最优点靠近. 此外速度 v_i 取值范围 $v_{\min} \sim v_{\max}$, 位置 z_i 的取值范围为 $z_{\min} \sim z_{\max}$. 在灰度图像矢量量化过程中, z_{\min} 和 z_{\max} 一般分别为 0 和 255.

4 粒子对算法

PP 算法用两个粒子构成群体规模较小的粒子对, 形成协同工作关系, 如图 1. 每个粒子在每次迭代中分别调用 PSO 算法的基本操作 (速度更新和位置更新) 和迭代次数为 3 的 LBG 算法. 采用两个初始粒子对, 分别为 $\{P_1, P_2\}$ 和 $\{P_3, P_4\}$, 它们在搜索

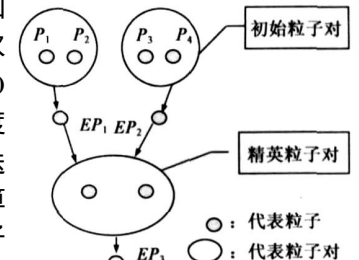


图 1 粒子对算法示意图

过程中是作为两个独立的群体进行速度更新和位置更新, 此时群体规模 m 为 2. 初始粒子对的两个粒子具有自我总结和向粒子对中方个体学习的能力, 从而向自己的历史最优点以及对方个体历史最优点靠近. 这两个粒子在空间里不断搜索并进化, 较优者将被选为精英粒子. 分别从两个初始粒子对中选出的两个精英粒子 EP_1 和 EP_2 重新组合成一个新的精英粒子对 $\{EP_1, EP_2\}$, 继续进行搜索和进化, 较优者 EP_3 将被选为最终解.

4.1 粒子结构

在 PP 算法中, 粒子结构的设计是基于码字的, 每个粒子代表着一个码书. 例如, 把数据聚类成 N 簇, 每一簇由一个 L 维的码字 $y_j \in R^L$ 代表, 则其粒子结构设计如表 1.

表 1 粒子结构示意图

$y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1L}$	$y_{21}, y_{22}, \dots, y_{2L}$	\dots	$y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jL}$	\dots	$y_{N1}, y_{N2}, \dots, y_{NL}$
---------------------------------	---------------------------------	---------	---------------------------------	---------	---------------------------------

4.2 PP 算法中的 PSO 和一般 PSO 算法的差异

PP 算法中 PSO 的速度更新公式采用了 Yuhui Shi^[13]

提出的带有惯性权重 w 的改进粒子群算法, 即:

$$v_{id} = wv_{id} + c_1r_1(p_{id} - z_{id}) + c_2r_2(p_{gd} - z_{id}) \quad (6)$$

此外, PP 算法中 PSO 的参数值比一般 PSO 算法的参数值小, 这是为了抑制粒子过于活跃. 码书设计过程中粒子的码字位置数值超过最大灰度值 z_{\max} 时将会导致空码字的出现, 在 PP 算法中, 将用具有较大误差的训练矢量来代替具有越界问题的码字.

一般 PSO 算法中采用的粒子个数较多, 但在 PP 算法中只使用了一个粒子对, 这是因为一般 PSO 算法在求解问题中所得到的解只代表训练矢量空间中的一个点, 但在码书设计问题中一个解代表了训练矢量空间中的 N 个点(码字), 意味着迭代过程中要涉及到粒子之间 N 个点的对应位置差异. 例如, 群体中每个粒子包含两个码字, 共有三个粒子: $P_1 = \{y_1, y_2\}$, $P_2 = \{y_2, y_1\}$ 和码书设计质量较差的粒子 $P_3 = \{y_3, y_4\}$, 其中粒子 P_1 和 P_2 之间不存在总体位置差异, 因为它们是由同一对码字构成(只是调换了码字的顺序), 但它们相应位置的差异的总和却是很大. 在接下来的搜索过程中, 粒子 P_1 和 P_2 的码书设计质量相当, 有时候粒子 P_1 的码书设计质量比粒子 P_2 好, 有时候粒子 P_2 反超粒子 P_1 , 这意味着粒子 P_3 有时候根据粒子 P_1 来调整自身的位置和速度, 有时候又根据粒子 P_2 来调整自身的速度和位置, 所以粒子 P_3 表现得缺乏方向性, 其码书设计质量并没有因为迭代更新而有提高. 在实际的码书设计中, 像粒子 P_1 和 P_2 这种只是码字排序不同的粒子组合的出现概率是很小的, 但粒子间码字的相应位置的差异总和很大, 而码书设计质量差异不大的粒子组合是非常普遍的, 在这种情况下其他表现较差的粒子是不会受益于这种粒子组合. 所以群体中粒子数量过多的情况下会难于协调多个粒子之间 N 个点的对应位置关系, 且运算量较大(总运行量 = 粒子个数 \times 单个粒子的运算量).

4.3 码书更新过程

在码书更新过程中, PP 算法所起的作用为:

(1) 扩散码字: 初始码字集中在训练矢量空间的小范围内, 随迭代次数增加码字在空间中逐渐扩散. 在粒子搜索前期, 较差的粒子与群体迄今为止找到的最优码字相差较大, 使得公式(6)中的 $(p_{gd} - z_{id})$ 项较大, 所以搜索前期粒子的速度比较快, 也意味着码字扩散速度较快. 在搜索后期, 粒子位置与群体最优码字的差值将会逐渐减少, 粒子速度变小, 码字扩散速度变小, 分布相对稳定.

(2) 趋于最优解: PSO 中的局部最优和全局最优参数对自身历史最优解和群体历史最优解进行记录, 使粒子具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力,

并根据历史记录进行估计和调整每个码字的最佳移动方向, 从而向自己的历史最优点以及群体内历史最优点靠近.

(3) 兼顾训练矢量稀疏区域和密集区域: 在训练矢量密集区域会放置较多的码字, 在训练矢量较少的稀疏区域也会放置适量的码字.

5 实验结果

实验仿真平台为 WindowsXP, Matlab 6.5, CPU 为 P4 3.0GHz, 内存为 512M. 采用 PSNR 和 RMSE p. p. 来对 PP 算法与 LBG, FKM, FRLVQ 和 FRLVQ-FVQ 算法进行客观评价.

实验图像为 256×256 的 Lena 图, 每个象素点的灰度值范围为 0~255, 如图 6(a). 把 Lena 图分成 4096 个大小为 4×4 的块, 每一块重组成一个 16 维的训练矢量, 即 $M = 4096, L = 16$, 码书大小为 $N = 256$. LBG, FKM, FRLVQ 和 FRLVQ-FVQ 算法的迭代停止条件为 $(D^{(k-1)} - D^{(k)})/D^{(k)} \leq \epsilon$. LBG, FKM 和 PP 算法的参数设置如表 2, 其中 λ 为 FKM 算法中的模糊度控制参数, FRLVQ 和 FRLVQ-FVQ 算法的参数设置参考文献[4, 5]. 其中 PP 算法的初始粒子对的迭代次数为 19, 精英粒子对的迭代次数为 14. LBG, FRLVQ, FRLVQ-FVQ 和 PP 算法的初始码书都是从训练矢量中随机选取 256 个码字. 各算法对 Lena 图进行 10 次实验, 其统计平均值如表 3. PP 算法的 PSNR 值比 LBG, FKM, FRLVQ 和 FRLVQ-FVQ 算法分别改善了 1.11dB, 0.46dB, 0.37dB 和 0.15dB; 在运算时间 T 上比 FKM, FRLVQ 和 FRLVQ-FVQ 算法分别节省了 91.7%、95.6% 和 79.4%, 运算时间优势明显.

表 2 LBG, FKM 和 PP 算法在 16 维实验中的参数设置

算法	M	N	L	ϵ	λ	w	c_1	c_2
LBG	4096	256	16	0.001	—	—	—	—
FKM	4096	256	16	0.001	10	—	—	—
PP	4096	256	16	—	—	0.1	0.3	0.5

表 3 各算法对 Lena 图进行矢量量化的结果

	K	\bar{D}	RMSE p. p.	PSNR(dB)	T (min)
LBG	16	1070.7	8.18	29.88	0.07
FKM	32	921.8	7.59	30.53	56.41
FRLVQ	17	902.1	7.50	30.62	105.77
FRLVQ-FVQ	17	857.7	7.32	30.84	22.78
PP	52	829.1	7.20	30.99	4.69

在 10 次不同初始码书的实验中 LBG, FKM, FRLVQ, FRLVQ-FVQ 和 PP 算法的 PSNR 值的变化范围分别为 0.16dB, 0.18dB, 0.37dB, 0.16dB 和 0.08dB, PP 算法的结果最为稳定, 如图 2, 可见 PP 算法的码书设计质量不受初始码书选择的影响.

在图 3 中, PP 算法的迭代次数中, 前 19 次迭代的 PSNR 值取自于较优的初始粒子对, 之后迭代的 PSNR

值取自于精英粒子对. 可见 PP 算法的收敛速度快, 且其 PSNR 值始终稳定地保持在其他各算法之上.

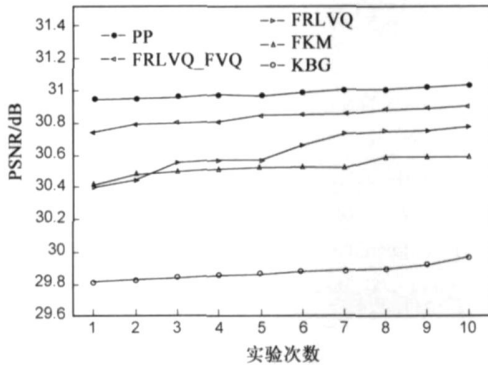


图 2 各算法的 10 次实验结果比较

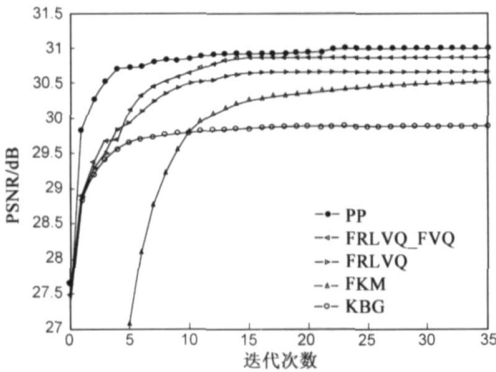


图 3 各算法的 PSNR 值与迭代次数的关系示意图

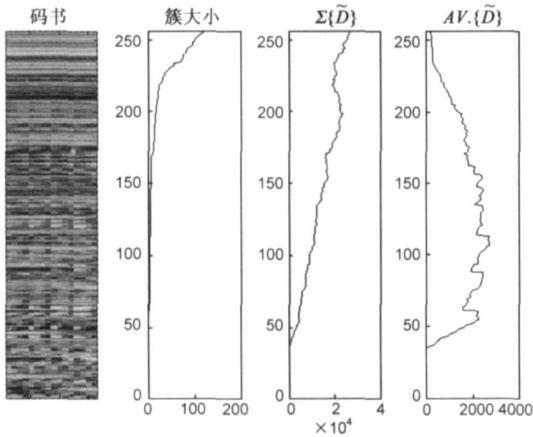


图 4 PP 算法求得的码书的特征

在图 4 中给出了 PP 算法求得的码书的特征, 码书栏中的每一行代表一个 1×16 的码字, 灰度值范围为 0 ~ 255, 码字是按照其所代表的簇的规模从上到下排序; 簇大小栏给出了码字对应的簇中训练矢量的数量; $\Sigma\{\tilde{D}\}$ 栏给出了对应簇中训练矢量的总误差; $AV. \{\tilde{D}\}$ 栏给出了对应簇中每个训练矢量的平均误差. 从簇大小栏可看到, PP 算法允许较多训练矢量集中在一部分码字上; 从 $\Sigma\{\tilde{D}\}$ 栏可看到, 规模较大的簇的总误差较大, 规模较小的簇的总误差较小; 从 $AV. \{\tilde{D}\}$ 栏可看到,

部分训练矢量的平均误差为零, 因为其对应的码字所代表的簇中只有一个训练矢量, 即一个码字只代表着一个训练矢量, 在图 5 中画出了这种训练矢量(用小白点表示), 可见 PP 算法对图像细节区域的关注.



图 5 PP 算法处理后的 Lena 图 ($k=52$, PSNR=31.00dB)

此外还对其他图像进行了实验仿真, 如图 6(b)、(c) 和 (d) 所示, 大小都是 256×256 , 灰度值范围为 0~ 255. 实验参数设置不变, 各算法对不同的图进行 10 次实验, 其平均统计值如表 4 所示, 可见 PP 算法的码书设计质量比 LBG、FKM、FRLVQ 和 FRLVQ-FVQ 算法都好, 且计算时间明显比 FKM、FRLVQ 和 FRLVQ-FVQ 算法都短.

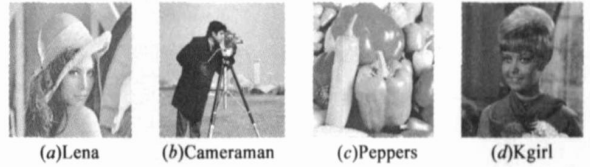


图 6 实验图

表 4 各算法对不同图像的矢量量化结果比较

图像	算法	k	\bar{D}	RMSE p.p.	PSNR(dB)	$T(\text{min})$
Cameraman	LBG	18	1968.7	11.09	27.23	0.08
	FKM	31	1398.9	9.352	8.715	3.90
	FRLVQ	18	1255.5	8.86	29.19	113.41
	FRLVQ-FVQ	17	1234.7	8.78	29.26	22.62
	PP	52	1177.2	8.58	29.46	5.87
Peppers	LBG	17	1090.4	8.26	29.80	0.08
	FKM	27	947.6	7.70	30.41	48.44
	FRLVQ	17	916.0	7.57	30.55	103.70
	FRLVQ-FVQ	16	879.4	7.41	30.73	22.57
	PP	52	864.5	7.35	30.80	4.64
Kgirl	LBG	15	725.3	6.73	31.57	0.07
	FKM	30	575.7	6.00	32.57	52.20
	FRLVQ	20	571.1	5.97	32.61	117.70
	FRLVQ-FVQ	17	556.4	5.90	32.72	23.02
	PP	52	523.3	5.72	32.98	5.19

6 结论

本文在 PSO 的基础上, 提出粒子对算法, 用两个粒子构成群体规模较小的粒子对, 在迭代过程中交替运行 PSO 和 LBG 算法. 新算法参数设置简单, 计算时间短, 寻优能力较强. 实验结果表明新算法在码书设计质量方面能够始终稳定地显著优于 LBG、FKM、FRLVQ 和 FRLVQ-FVQ 算法, 且收敛速度快, 解决了初始码书影响

优化结果的问题. 在计算时间方面, FKM、FRLVQ 和 FR-LVQ-FVQ 都有以牺牲时间来换取码书质量的特点, 但本文算法不仅保证码书设计质量高, 且在计算时间上也是一个很大的突破.

参考文献:

- [1] Y Linde, A Buzo, R M Gray. An algorithm for vector quantizer design[J]. IEEE Trans on Communication, 1980, 28(1): 84- 95.
- [2] J C Dunn. A fuzzy relative of the isodata process and its use in detecting compact well separated clusters[J]. Journal of Cybernet, 1973, 3(3): 32- 57.
- [3] N B Karayiannis, P I Pai. Fuzzy vector quantization algorithms and their application in image compression[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1995, 4(9): 1193- 1201.
- [4] Wenhuan Xu, A K Nandi, Jihong Zhang. A new fuzzy reinforcement learning vector quantization algorithm for image compression[A]. Proceeding of the IEEE Int Conf on Acoustic [C]. Hong Kong: speech and signal processing, 2003. 269- 272.
- [5] Wenhuan Xu, A K Nandi, Jihong Zhang. Novel vector quantiser design using reinforced learning as a pre process[J]. Signal Processing, 2005, 85(7): 1315- 1333.
- [6] Ngoc Ai Lu, Darryl R. Morrell. VQ codebook design using improved simulated annealing algorithms[A]. Proceeding of the IEEE Int Conf on Acoustic, speech and signal processing[C]. IEEE Press, Toronto, Ont., Canada, 1991. 673- 676.
- [7] J S Pan, F R McInnes, M A Jack. VQ codebook design using genetic algorithms[J]. Electronics Letters, 1995, 31(17): 1418 - 1419.
- [8] V Delport, M Koschorreck. Genetic algorithm for codebook design in vector quantisation[J]. Electronics Letters. 1995, 31(2): 84- 85.
- [9] Ashok K Krishnamurthy, Stanley C Ahalt, Douglas E Melton, Prakoan Chen. Neural networks for vector quantization of speech and images[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications. 1990, 8(8): 1449- 1457.

- [10] R Lancini, S Tubaro. Adaptive vector quantization for picture coding using neural networks[J]. IEEE Trans on Communication, 1995, 43(2- 4): 534- 544.
- [11] 李霞, 罗雪晖, 张基宏. 基于人工蚁群优化的矢量量化码书设计算法[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 1082- 1085.
Li X, Luo X H, Zhang J H. Codebook design for image vector quantization with ant colony optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3): 1082- 1085. (in Chinese)
- [12] J Kennedy, R Eberhart. Particle swarm optimization[A]. Proc of IEEE International Conference on Neural Networks [C]. Piscataway, NJ, IEEE Service Center, 1995. 1942- 1948.
- [13] Y Shi, R C Eberhart. A modified particle swarm optimizer[A]. Proc of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation[C]. Piscataway, NJ, IEEE Press, 1998. 69- 73.

作者简介:



纪震 男, 1973 年 8 月出生江苏省溧阳市, 工学博士, 2004 年晋升教授. 主要研究方向: 智能计算, 图像处理, 数字水印以及数字信号处理硬件系统. E mail: jizhen@szu.edu.cn



廖惠连 女, 1982 年 12 月出生于广东省河源市, 硕士研究生. 主要研究方向: 粒子群优化算法、矢量量化. E mail: liaohuilian@163.com

许文焕 男, 1972 年 7 月出生于广东省潮州市, 英国利物浦大学博士. 主要研究方向: 数字图像处理以及图像压缩技术.
E mail: xuwh@szu.edu.cn

姜来 男, 1978 年 8 月出生于黑龙江省哈尔滨市, 英国利物浦大学硕士, 2006 年晋升副教授. 主要研究方向: 图像压缩编码.