

基于人工蚁群优化的矢量量化码书设计算法

李 霞, 罗雪晖, 张基宏
(深圳大学信息工程学院, 广东深圳 518060)

摘 要: 本文提出一种基于人工蚁群优化的矢量量化码书设计新算法. 该算法利用人工蚁群系统中蚂蚁通过信息素留存寻找最优路径的机制, 结合单只蚂蚁通过拾起、放下物体从而使物体聚堆的行为模式, 合理设计放下概率、禁忌列表、信息素更新方式以及相应的参数. 与基于进化模拟退火和随机竞争学习的码书设计算法相比, 本文提出的算法能获得性能较好的码书, 其峰值信噪比比传统的 LBG 算法提高超过 2dB.

关键词: 蚁群算法; 图像压缩; 矢量量化; 码书设计

中图分类号: TN9191.81 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2004) 07-1082-04

Codebook Design for Image Vector Quantization with Ant Colony Optimization

LI Xia, LUO Xuehui, ZHANG Jihong

(College of Information Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: A new codebook design algorithm is proposed for vector quantization image coding based on the ant colony optimization. Inspired by the ability of real ants to find the shortest path through the laying down of pheromone and to cluster corpse in the nest through the picking up and dropping of small objects by individual ant, we proposed the ant clustering based codebook design algorithm with emphasis on the appropriate design of the dropping probability, the tabu list as well as the way pheromone was updated, and the determination of the corresponding parameters. Experimental results are very encouraging and it is found that the new algorithm outperforms the latest evolutionary simulated annealing and stochastic competitive vector quantization codebook design, the improvement of pixel signal to noise ratio exceeds 2dB compared with the conventional LBG algorithm.

Key words: ant colony algorithm; image compression; vector quantization; codebook design

1 引言

码书设计是矢量量化技术的关键, 码书性能的好坏直接影响图像编码性能. 传统的码书设计算法如 LBG 算法^[1], 虽然简单直观, 收敛速度快, 但其聚类结果过分依赖于初始码书的选择, 较易陷入局部最小. 近年来, 人们利用神经网络理论和模糊理论等, 对码书设计算法进行了深入的研究, 提出了一些比传统码书设计算法性能更优的算法, 如快速模糊矢量量化算法^[2]、模糊竞争学习算法 (FCLVQ)^[3]、随机竞争学习算法 (SCLA)^[4]、进化模拟退火算法 (ESA)^[5]等; 其中, FCLVQ 算法给所有的训练矢量均赋予了介于 0、1 之间的隶属度, 通过引入模糊获胜的概念, 从一定程度上解决了神经元节点利用不足和类别模式与类别矢量间距离信息利用不足的问题; ESA 算法利用模拟退火选择邻域中的低能量状态, 并通过模拟进化的进化策略给模拟退火的搜索提供更广泛的空间; SCLA 算法则将竞争过程与代价函数最小化结合起来, 在学习过程中引入模拟退火, 可以在较短的时间内获得性能较好的码书.

本世纪 50 年代中期创立的仿生学, 使人们从生物进化机理中受到启发, 提出了许多用以解决复杂优化问题的新方法, 如遗传算法、进化规划与进化策略等. 蚁群算法是近年出现的

一种随机搜索算法, 它基于对自然界中真实蚁群的集体行为的研究^[6,7], 已成功应用于求解旅行商问题 (TSP)^[8]、VLSI 电路中的分割问题^[9]等. 本文将蚁群算法应用于图像压缩的矢量量化技术, 提出一种基于人工蚁群优化的矢量量化码书设计算法. 该算法利用人工蚁群系统中蚂蚁通过信息素留存寻找最优路径的机制, 结合单只蚂蚁通过拾起、放下物体从而使物体聚堆的行为模式, 合理设计放下概率、禁忌列表及信息素更新方式, 从而可以获得性能较好的码书.

2 蚁群算法及其在图像压缩编码中的应用

2.1 蚁群算法模型

2.1.1 基于路径寻优的蚁群算法^[6] 该算法通过人工模拟蚂蚁搜索食物的过程 (即通过个体之间的信息交流与相互协作最终找到从蚁穴到食物源的最短路径) 可求解复杂优化问题. 以旅行商问题 (TSP, Traveling Salesman Problem) 为例, 求解 n 个城市 TSP 问题的蚁群系统模型如下: 设 m 为蚂蚁数量, $S_{ij}(t)$ 和 $p_{ij}^k(t)$ 分别表示 t 时刻城市 i 与城市 j 连线上的信息量以及蚂蚁 k 由城市 i 转移到城市 j 的概率. 经过 n 次移动, 每个蚂蚁均完成一次循环, 所有蚂蚁走过的封闭路径中最短的一条被记录下来. 定义:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{S_{ij}^k A_i^B(t)}{ES_{ij}^k C_k^B(t)}, & s, j | \text{tabu}_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中, A、B 分别表示第 k 只蚂蚁在运动过程中所积累的信息及启发式因子在蚂蚁选择路径中所起的不同作用; $G_i(t)$ 表示由城市 i 转移到城市 j 的期望程度, 可根据某种启发式算法确定; $\text{tabu}_k(k=1, 2, \dots, m)$ 用以记录蚂蚁 k 目前所走过的城市, 该禁忌列表随时间做动态调整. 此外, 各城市之间的路径上的信息量可按下式更新,

$$S_{ij}(t+n) = QS_{ij}(t) + \$ S_{ij}, \$ S_{ij} = \sum_{k=1}^m \$ S_{ij}^k \quad (2)$$

其中, 参数 $1-Q$ 表示信息消逝程度, $\$ S_{ij}^k$ 表示蚂蚁 k 在本次循环中留在路径 j 上的信息量的增量, $\$ S_{ij}$ 表示本次循环中路径 j 上的信息量的总增量. 由于缺乏相关理论, 参数 A、B、Q 常采用实验方法确定其最优组合.

2.1.1.2 基于聚类的蚁群基本模型^[7] 真实世界中的蚂蚁不仅可以个体之间的信息交流与相互协作找出从蚁穴到食物源的最短路径, 还具有将蚁巢中散乱的尸体聚集成堆的能力, 即如果一个地方已经聚有一些尸体, 那么它将吸引蚂蚁将其余的尸体放在这里, 越聚越多, 最终形成几个较大的尸体堆^[9]. 为此, Deneubourg 等人^[7] 提出了模仿蚂蚁此种行为的基本模型(Basic Model, 称作 BM), 该模型主要基于对于单只蚂蚁拾起、放下物体的行为模式进行建模, 主要通过以下三个参数来控制完成:

(1) 各物体之间的相似函数 f, 该函数的选取必须由实际解决的问题来决定;

(2) 拾起概率 $p_p = [k_1 / (k_1 + f)]^2$, 其中 k_1 为门限常数;

(3) 放下概率 $p_d = [f / (k_2 + f)]^2$, 其中 k_2 为另一门限常数.

BM 算法的思想是: 一只随机移动的无负载蚂蚁在遇到一个物体时, 周围与这个物体相同的物体较少, 则拾起这个物体的概率越大; 一只随机移动的有负载蚂蚁如果周围的与所背物体相同的物体越多, 则放下这个物体的概率越大, 由此可以保证不破坏大堆的物体, 且能收集小堆的物体. 当用于数据聚类时, 该方法首先要求将高维数据映射到二维平面上, 蚂蚁可以在其上随机移动, 且最终的类别数目并不确定, 它在迭代的过程中逐渐减小, 直到达到问题所要求的精度或类别数. 与基于路径寻优的蚁群算法不同, 在 BM 模型中, 信息量不是遗留在蚂蚁已走过的路径上, 而是与所形成聚堆的形状有关, 由邻近的蚂蚁去感知, 并以此为依据选择放下背负的物体或者拾起零散的物体的概率.

本文基于以上两种模型, 提出一种基于人工蚁群优化的矢量量化码书设计算法.

2.1.2 基于人工蚁群优化的码书设计算法思想

设 $T_s = \{x_0, x_1, \dots, x_{N-1} | x_i \in R^K\}$ 表示由 N 个训练矢量 x_i 所构成的训练序列, 码书设计就是将这些训练矢量分成互不重叠的 J 个区域或称胞腔 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_{J-1}\}$, 其中每一胞腔 s_l 用一个码字 y_l 描述, 这些码字构成码书 $Y = \{y_0, y_1, \dots, y_{J-1} | y_l \in R^K\}$. 码书设计的目的是使平均失真即

最小, 其中 $d(x_i, y_j)$ 为训练矢量 x_i 和码字 y_j 之间的失真度, 常定义为两者之间的欧氏距离.

$$D(Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \min_{0 \leq j \leq J-1} d(x_i, y_j) \quad (3)$$

最小, 其中 $d(x_i, y_j)$ 为训练矢量 x_i 和码字 y_j 之间的失真度, 常定义为两者之间的欧氏距离.

矢量量化码书设计本质上是一种高维数据的聚类, 可利用第 2.1.1.2 节的蚁群基本模型. 由于图像处理数据量较大, 并不要求将高维数据映射到二维平面上. 蚂蚁的个体行为更趋于简单, 它总是会从未聚类的数据中随机拾起一个训练矢量并将其以一定的放下概率置于某一胞腔中, 该概率一方面与训练矢量之间的相互关系有关, 另一方面也取决于当前的胞腔状态. 经过一定时间(不失一般性, 假设为单位时间), 每只蚂蚁相对同样的初始条件各得到一组码书; 在此基础上, 可以根据所获得码书性能的优劣更新信息量, 重新设定初始码书, 修正每一训练矢量的放下概率, 重复上述过程, 直到获得性能较好的码书为止.

2.1.3 算法实现

定义

$$\text{tabu}(t) = \{x_i | \arg \min_{0 \leq j \leq J-1} d(x_i, y_j(t-1)), 0 \leq i \leq N-1\} \quad (4)$$

表示 t 时刻蚂蚁的一个禁忌列表, 即新一次迭代开始时的一组初始码书. 设有 m 只蚂蚁, 每只蚂蚁可以在其允许的训练矢量列表 $T_{cs}(t) = T_s - \text{tabu}(t)$ 中依次/ 拾起 0 训练矢量, 并以一定概率选择在某一胞腔中/ 放下 0. 当每只蚂蚁完成一次迭代, 即蚂蚁对所有 $x_i \in T_{cs}(t)$ 完成一次分配. 在 t 时刻拾起 x_i 的蚂蚁 k 将其放在胞腔 s_j 的概率为:

$$p_{ij}^k(t) = \frac{S_{ij}^k A_i^B(t)}{\sum_{x_j \in \text{tabu}(t)} S_{ij}^k C_k^B(t)} x_j \in \text{tabu}(t), x_i \in T_{cs}(t) - \text{tabu}_k(t) \quad (5)$$

其中, $\text{tabu}_k(t)$ 用以记录在 $[t, t+1)$ 时间内蚂蚁 k 已经拾起过的训练矢量列表; A、B 分别表示蚂蚁在堆放过程中所积累的信息及启发式因子在蚂蚁聚堆中所起的不同作用; $G_i(t)$ 表示将训练矢量 x_i 和 x_j 聚为一类的期望程度, 它仅由数据本身的特性决定, 而与聚类过程无关, 不妨定义为两者之间欧氏距离的倒数 $(1/X_j)$. $S_{ij}(t)$ 表示 t 时刻训练矢量 x_i 和 x_j 之间的信息量, 其更新是依据所有蚂蚁当前的聚类情况局部进行,

$$S_{ij}(t+1) = QS_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \$ S_{ij}^k \quad (6)$$

其中

$$\$ S_{ij}^k = \begin{cases} 1/Q_k, & \text{对所有 } x_i, x_j \in s_l, l=0, 1, \dots, J-1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

表示蚂蚁 k 在本次迭代中留在位于同一胞腔的 x_i 和 x_j 之间的信息量的增量, Q_k 是一个与蚂蚁 k 的聚类结果相关的常数, 它定义为所有训练矢量 x_i 与其所属胞腔对应码字 y_j 之间的距离平方和的平均, 即

$$Q_k = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} d^2(x_i, y_j^{(k)}) \quad (8)$$

以下给出基于人工蚁群优化的码书设计基本步骤:

(1) 初始化参数 A、B、Q 初始化信息量; 随机产生一组初始码书 Y_0 .

(2) 对第 t 次迭代, 按公式 (4) 确定 $\text{tabu}(t)$;

(3) 对所有蚂蚁, 依公式 (5) 对 $x_i \in Tc_s(t)$ 进行聚类, 计算各自码书及相应的平均失真;

(4) 记录当前最小的平均失真 D^* 及所对应的码书 Y^* ;

(5) 按式(6)、(7)更新信息量;

(6) 若满足算法终止条件, 输出最优码书 Y^* ; 否则, 令 $t = t + 1$, 清空禁忌表, 回到步骤(2).

2.1.4 参数的选取

基于人工蚁群优化的矢量量化码书设计算法的一个关键问题是参数的适当选取. 从式(5)中不难看出, A 值的大小表明任意两个训练矢量之间的信息量受重视的程度, 其值越大, 蚂蚁将其聚为同一类别的可能性越大, 不过 A 值过大会导致搜索过早限于局部最小点. B 值的大小则反映了启发式信息, 即训练矢量之间的相关信息受重视的程度, 显然, 其选取与信息量和启发式因子的比率相关, 和 A 值的选取也存在一个折中. 另一方面, 参数 Q 表示信息的保留程度, 其大小会影响算法的收敛速度与搜索效果, 过大则信息量挥发过慢, 算法很容易在较短时间内停滞; 过小则信息量挥发过快, 导致过去较好的结果未能充分予以利用. 如式(6)所示, 在算法运行初期启发式因子起主要作用, 而随后则是训练矢量之间的信息量占据主导地位, 考虑到信息量的挥发是按幂级数衰减, 所以 Q 的选取应该是一个比较接近于 1 的小数. 本文通过大量的实验仿真以确定相应的参数, 不失一般性, 假设算法收敛终止条件为连续多次迭代码书性能未有改善.

在实际的仿真过程中, 考虑到信息量的初始值为常数, 则在算法运行的最初阶段, 拾起 x_i 的蚂蚁 k 将其放在各个胞腔 $s(j = 0, 1, \dots, J-1)$ 中的概率近似相等, 是一个非常小的数. 随着迭代次数的增加, 由于训练矢量之间的信息量留存与挥发的程度不同, 而导致对不同的 j , $p_j^k(t)$ 差别很大. 为了加快算法收敛的速度, 选取适当的参数 $srate$, $0 < srate < 1$, 对 $p_j^k(t)$ 按降序排列后所得 $q_j^k(t)$ 进行截断处理, 即寻找最大的 n_0 使

$$\sum_{j=1}^{n_0} q_j^k(t) < srate \quad (9)$$

将训练矢量 x_i 以经过归一化处理后的转移概率即

$$q_j^k(t) = \frac{q_j^k(t)}{\sum_{j=1}^{n_0} q_j^k(t)}, j = 1, \dots, n_0 \quad (10)$$

分配到概率较大的某些类别中, 而对概率较小的类别不予考虑. 后续的实验结果验证了其有效性.

3 实验讨论与结果

本文在奔腾 2GHz 计算机上完成实验, 采用峰值信噪比 (PSNR) 和平均最小失真来对算法设计的图像码书性能进行客观评价. 将本文的算法与传统的 LBG 算法、ESA 算法、SCLA 等算法进行了比较, 处理图像是 8bit, 尺寸为 256@256 的 Lenna 标准图像. 采用 16 维的矢量, 即有 4096 个矢量作为训练矢量, 码书大小为 256, 实验结果是以同样实验条件下十次计算机仿真的统计平均予以表示.

3.1.1 参数选取对算法的影响

首先就蚁群算法中的参数 A , B , Q , $srate$ 以及蚂蚁数目 m

对算法性能的影响进行实验分析, 采用的方法是通过固定其它参数, 考察某一参数改变对算法运行时间、收敛时的平均最小失真及 10 次实验的平均最小失真的均方差的影响, 详细实验结果如图 1 所示.

如前所述, A 的大小反映了所积累的信息对蚂蚁当前操作的影响. 显然, $A = 0$ 即该算法以较大的概率按最近邻原则进行聚类, 类似传统的 LBG 算法; 随着 A 的增大, 信息量的启发作用随之增强, 算法的全局搜索能力有所提高, 所以与求解 TSP 问题的蚁群算法^[6]相类似, A 通常应该选择一个较大的数, 从图 1(a) 中可以看出, 当

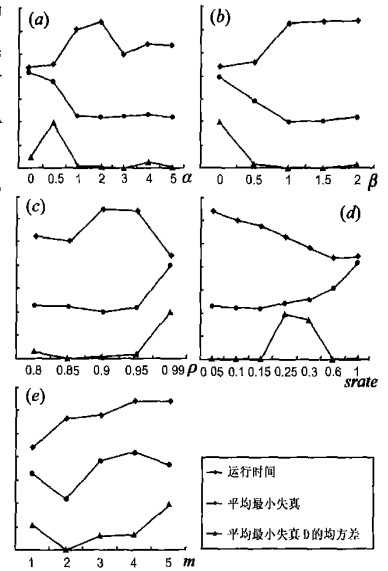


图 1 不同参数对算法性能的影响

当 $A=3$ 时所获得的码书平均失真最小. 根据公式(5), B 表示训练矢量之间的相关信息 (以相互之间的欧氏距离表示) 对蚂蚁确定放置概率的影响. 直观讲, 聚类通常是与距离有关的, 所以为了获得好的聚类结果, 训练矢量之间所固有的信息必须予以充分利用, 否则与盲目的随机搜索无异, 图 1(b) 中给出 B 值的一个较好的选择是 $B = 11.0$. 参数 Q 表示过去累积信息的留存程度, Q 值的大小反映了过去留存的信息与当前聚类结果对后续操作的影响程度不同. 从公式(6) 不难看出, 过去的信息随时间以幂级数方式消逝, 所以 Q 的取值应该是一个比较接近于 1 的小数. 此外, 由图 1(d)(e) 可知, 概率截断门限 $srate$ 和蚂蚁数目 m 的不同取值对算法的性能均有一定的影响, 其数值的确定是依问题而定的, 通常需要通过实验经验选取.

根据以上实验数据, 综合权衡算法运行时间、获得的码书性能以及算法的稳定性等因素, 上述五个参数分别选取为 $A = 3$, $B = 11.0$, $Q = 0.19$, $srate = 0.15$ 和蚂蚁数目 $m = 2$ 时能获得很好的编码性能.

3.1.2 不同算法码书性能比较

表 1 列出本文提出的算法 (用 ANT 表示) 与其它典型的基于矢量量化的码书设计算法的性能比较, 从表中可见, 该算法设计的码书性能比 LBG、ESA 和 SCLA 算法分别改善了 21.41、01.41、01.34dB. 图 2 示意性给出了 Lenna 原图像、由 LBG 算法和基于人工蚁群优化的码书设计算法 (ANT) 所获得的仿真图像结果. 由图中可见, ANT 算法与 LBG 算法相比, 译码图像的主观效果有了明显的改善, 尤其是鼻梁和肩部. 实验同时发现, 随机选取的初始码书对 ANT 算法设计结果影响很小, 10 次实验的平均最小失真其均方差仅为 0.26. 表 2 列出以 Lenna 标准图像作为两种比较算法的训练样本所获得的码书

对 Baboon、Kgirl 和 Camera 三幅标准图像解码后的统计性能比较(用 $PSNR_{LBG}$ 、 $PSNR_{ANT}$ 表示), 同时给出了分别以各自图像为训练样本的 LBG 算法译码性能(用 $PSNR_{LBG}^*$ 表示)。显然, 对于不同的图像, 当采用相同的训练样本时, 本文算法所获得的码书译码性能均优于经典的 LBG 算法所获得的码书性能, 对于 Kgirl 图, 其译码性能甚至超过以 Kgirl 图像本身作为 LBG 算法的训练样本所获得的码书性能超过 1dB。图 3 则以 Lenna 标准图像作为 ANT 算法的训练样本所获得的码书对上述三幅标准图像解码的效果图, 图中较好的解码效果进一步说明, 本文提出的新算法所获得的码书具有良好的通用性。

表 1 不同算法统计性能比较

算法	LBG	ESA	SCLA	ANT
PSNR(dB)	27.14	29.14	29.21	29.55
平均失真 D	125.73	79.21	77.89	72.11



图 2 LBG 算法和 ANT 算法的解码效果图

表 2 不同训练样本统计性能比较

译码图像	$PSNR_{LBG}$	$PSNR_{ANT}$	$PSNR_{LBG}^*$
Baboon	23.72	24.66	25.03
Kgirl	26.87	28.66	27.99
Camera	23.71	25.52	26.14



图 3 其他标准图像的解码效果图

3.1.3 结论和展望

蚁群算法是一种新型的模拟进化算法, 其理论研究与应用领域均有待于进一步深入与拓展。本文探讨蚁群算法在图像压缩编码中的应用, 提出了一种基于人工蚁群优化的矢量量化码书设计新算法。该算法结合蚁群算法的两种常用模型, 利用蚂蚁通过信息素留存寻找最优路径的机制以及通过拾起、放下物体从而使物体聚堆的行为模式, 合理设计放下概率、禁忌列表及信息素更新方式。与基于进化模拟退火、随机竞争学习矢量量化的码书设计算法相比, 该算法比较稳定, 且能获得性能更好的码书, 其峰值信噪比比传统的 LBG 算法提高超过 2dB。本文算法也可用于其他数据聚类分析。后续的研究包括蚁群算法中各参数的自适应选取、与其它智能优化方法的结合以及算法收敛特性的理论分析等等。

参考文献:

- [1] R M Gray. Vector quantization[J]. IEEE ASSP Magazine, 1984, 1(1): 4- 29.
- [2] 张基宏, 谢维信. 一种快速模糊矢量量化图像编码算法[J]. 电子学报, 1999, 27(2): 106- 108.
- [3] Nicolaos B Karayiannis. An axiomatic approach to soft learning vector quantization and clustering[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, (10): 1153- 1165.
- [4] 张基宏, 李霞, 谢维信. 一种随机竞争学习矢量量化图像编码算法[J]. 电子学报, 2000, 28(10): 23- 26.
- [5] 雍正正, 等. 一种进化模拟退火矢量量化图像编码新算法[J]. 电子学报, 2001, 29(5): 653- 656.
- [6] Coloni A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies[A]. Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life[C]. Paris, France: Elsevier, 1991.
- [7] Deneubourg J L, Gross S, Franks N. The dynamics of collective sorting robotlike ants and antlike robots[A]. Proceedings of the 1st Conference on Simulation of Adaptive Behavior 1990[C]. MIT Press/ Bradford Books, 1990. 356- 363.
- [8] Dorigo M, Maniezzo V, Coloni A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1996, 26(1): 28- 41.
- [9] Kuntz P, Layzell P, Snyers D. A colony of antlike agents for partitioning in VLSI technology[A]. Proc of the 4th European Conference on Artificial Life[C]. MIT Press, 1997. 417- 424.

作者简介:



李霞女, 1968 年出生于四川乐山, 1997 年于香港中文大学获得博士学位, 现为深圳大学信息工程学院副教授, 主要研究兴趣: 智能优化方法及其在图像处理中的应用。



罗雪晖女, 1974 年出生于广东汕头, 2003 年于深圳大学获得硕士学位, 现为深圳大学信息工程学院讲师, 主要研究领域为智能信息处理及图像编码。



张基宏男, 1964 年 6 月出生于江苏南通, 1992 年于东南大学无线电系获博士学位, 先后在英国和日本合作科研, 现为深圳大学信息工程学院院长、教授, 主要从事信息论与编码理论研究, 发表学术论文四十余篇。