

一种进化模拟退火矢量量化图像编码新算法

雍正正¹, 罗 萍¹, 吴青华², 孟 丽²

(1 深圳大学信息工程学院, 深圳 518060; 2 英国利物浦大学电气与电子工程系, 利物浦 L63 3GL)

摘 要: 模拟进化和模拟退火是解决全局优化问题的随机搜索技术, 它们在工程领域有着广泛的应用. 本文将这两种技术有机结合, 提出了一种进化模拟退火算法, 并用其解决图像编码矢量量化码书设计问题. 实验表明, 算法具有收敛速度快、码书性能佳等优点.

关键词: 模拟进化; 模拟退火; 矢量量化; 图像编码

中图分类号: TN919.81 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112(2001)05-0653-04

A New Vector Quantization Image Coding Algorithm Based on Evolutionary Simulated Annealing

YONG Zheng-zheng¹, LUO Ping¹, Q. H. Wu², L. Meng²

(1. Information Engineering Faculty of Shenzhen Univ., Shenzhen 518060, China;

2. Department of Electrical Engineering and Electronics The University of Liverpool, Liverpool, L63 3GL, U. K.)

Abstract: Simulated evolution and simulated annealing are two stochastic search algorithms for solving the global optimization problems. They have been widely used in different engineering areas. An evolutionary simulated annealing algorithm has been proposed in this paper which combines simulated evolution with simulated annealing to solve the codebook design problems of vector quantization for image coding. The simulation results show the algorithm has fast convergence rate and excellent performance for codebook.

Key words: simulated evolution; simulated annealing; vector quantization; image coding

1 引言

传统基于梯度的非线性规划技术很难得到全局最优. 近年来研究较多的模拟进化法(SE)和模拟退火法(SA)被认为是两种可行的全局随机搜索技术^[1,2]. 它们均起源于自然现象, 其特点与传统的优化方法迥然不同. 退火是一种固体的热处理过程, 在缓慢的冷却过程中使其内部分子的自由能量达到最小. SA是一种模拟上述物理退火过程的通用随机技术, 用以解决优化问题. 它可以避免陷入局部解, 求得全局最优解, 但冷却而达到稳定分布的过程要耗费较长的时间. SE算法是模拟自然界生物进化的过程, 可应用于一些困难的组合优化问题, 例如, 货郎担问题, 神经网络和系统识别的训练与分配问题等. SE算法的特点是可通群体优化, 实现全空间的并行搜索, 但在群体规模较大时, 计算量较大.

矢量量化(VQ)编码是一种高效的图像压缩技术, 其关键技术是码本的最佳设计. 经典的LBG聚类算法是较成功的范例, 但其强烈依赖于初始码本的选取, 且容易陷入局部最佳. 模拟退火(SA)算法能得到全局最佳码书, 但计算量过大. 模拟进化算法(SE)采用并行处理的方法, 提高了计算速度, 在矢量量化图像编码中已得到广泛应用^[3-7], 但所设计的码书仍

对初始码书有一定的依赖性, 且收敛特性有待改善.

本文提出了一种进化模拟退火矢量量化图像编码新算法(ESA), 旨在发展模拟退火中的启发策略, 给予搜索过程更明确的指导, 从而克服模拟进化算法的缺点, 提高算法的鲁棒性.

2 基于模拟进化的VQ

设 $n \times s$ 个信号取样值组成的信源序列为 $\{x_i\}$, 其中每 s 个为一组, 分为 n 个 s 维矢量, 构成信源空间 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $x_i \in \mathcal{R}$, 欲将其分成 c 个聚类, 用 c 个码字表示, 形成码书 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_c\}$, 矢量量化的过程就是用 y_i 代表 x_i , 即

$$y_i = Q(x_j), 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq n$$

式中 Q 为量化函数.

矢量量化编、译码的全过程就是完成一个从 s 维欧氏空间 \mathcal{R} 到 \mathcal{R} 空间中有限子集 Y 的映射:

$$Q: \mathcal{R} \supset X \rightarrow Y = \{y_1, y_2, \dots, y_c\} \quad (1)$$

此映射关系可以用一个 $c \times n$ 阶的非退化分布矩阵 M_{cn} 表示.

$$M_{cn} = \left\{ U \in \mathcal{R}^{c \times n} \mid \sum_{i=1}^c U_{ik} = 1, 0 < \sum_{k=1}^n U_{ik} < n, \text{ 且 } U_{ik} \in \{0, 1\} \right\} \quad (2)$$

对于确定的训练矢量, 根据分布矩阵 M_{cn} , 可由硬 C 均值 (HCM) 准则唯一地得到一个码书. 由于在硬分布的情况下, 矩阵 M_{cn} 的每一列只有一个非零元素, 所以可以简化为一个 n 维的矢量 $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$. 其中 $\alpha_i \in [1, c]$, 表示第 i 个矢量映射为第 α_i 个码字.

作者在文[8]中将 SE 算法与 HCM 聚类算法相结合, 通过改进标准遗传算法 (GA) 和使用重估适应度等策略, 使其表现出良好的聚类性能, 克服了 HCM 聚类算法易于陷入局部最小和标准遗传交叉操作对聚类应用不适应的缺点, 为设计全局最佳方案提供了新思路.

该算法用分布矩阵 $U \in M_{cn}$ 代表种群中的每一个染色体 (一个解). 为了对种群中的每个解进行评估, 建立如下与聚类目标函数成反比的适应度函数, 同时对每次进化后的适应度值进行重估:

$$f_0 = \frac{1}{J \times (1 + bcount/c)} \quad (3)$$

$$f_{gen+1} = f_{gen} \times a + b \quad (4)$$

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (U_{ij}) \|x_j - y_i\|^2 \quad (5)$$

式中, $bcount$ 为码书中的空胞腔数, a 和 b 分别为基于种群适应度分布进行调节的因子, gen 为进化次数. 引入空胞腔数及变更适应度的目的是利用了最优化问题中的罚函数法, 使不利于遗传的个体被选择作为父代的概率降低.

遗传操作中的选择是按照随机全局抽样 (SUS) 法则进行^[9]. 它是模仿生物进化过程中适者生存的原则, 把种群中适应度高的个体选取出来, 进行交叉和变异. 交叉操作是通过染色体之间的基因互换来产生新一代种群. 为了克服 GA 随机多点交叉操作规程在处理聚类问题时性能不佳的缺点, 采用了一种与 K 邻域相结合的操作方法^[7]. 变异操作是通过随机生成新的基因来产生新的解. 在此, 定义染色体的变异率为 $P_m = \lambda \cdot e^{-\lambda}$, 其中 $\lambda = n \times p$, n 为染色体内的基因数, P 为每个基因的变异率, 取值不可过高. 为了保持一种平稳分布的遗传机制, 采用先入先出 (FIFO) 的替代方法进行种群的更新. 迭代中止准则是设置一个最大进化次数, 超过这个最大值时算法终止.

算法具体步骤如下:

- (1) 给定进化代数、种群进化率 Pr 及染色体总数 $Popsize$, 随机初始化种群.
- (2) 统计当前种群的各项属性, 找出最佳个体, 并按照式 (4) 重估适应度.
- (3) 根据遗传操作随机广义选取 $Pr * Popsize$ 个染色体进行交叉和变异.
- (4) 按 FIFO 原则进行种群的更新. 重复步骤 (2) ~ (4), 直到满足终止条件.

3 模拟退火算法

基于模拟退火算法的 VQ, 可以降低设计码书对初始码书的依赖性. 它将训练矢量集 X 加热至一定的初始温度后, 各个矢量划分到每一胞腔的概率是相等的. 随着温度的下降, 这些矢量逐渐划分到不同的胞腔. 在温度最低时, 各矢量重新以

一定的结构归属各个胞腔. 统计力学表明, 在温度 T , 矢量 x_i 停留在胞腔 V_j 满足 Boltzmann 概率分布

$$p(x_i \in V_j) = \frac{1}{Z(T)} \exp\left[-\frac{E(j)}{k_B T}\right], j = 1, 2, \dots, c \quad (6)$$

式中 $E(j)$ 为矢量 x_i 与胞腔 V_j 相关联的能量, $k_B > 0$ 为 Boltzmann 常数, $Z(T)$ 为概率分布的标准化因子, 定义为

$$Z(T) = \sum_{x_i \in V_j} \exp\left[-\frac{E(j)}{k_B T}\right] \quad (7)$$

基于欧氏距离平方定义的能量函数为

$$E(j) = \|x_i - m_j\|^2 \quad (8)$$

式中 m_j 为第 j 个胞腔的质心. 在同一温度, 训练矢量停留在低能量状态的概率比停留在高能量状态的概率要大. 当温度相当高时, 式 (6) 的概率分布使得每个状态的概率基本相同, 当 T 趋于 0 时, 训练矢量 x_i 停留在最低能量状态的概率趋向 1.

求解极小值问题 $\min f(x)$ 的 SA 聚类算法具体步骤如下:

- (1) 设定初始温度 t_0 为一个很大的数, 随机给定初始解 x_0 .
- (2) 若在该温度下, 满足内循环停止条件, 则到步骤 (3); 否则, 从邻域 $N(x_i)$ 中随机选取一 x_j , 计算 $\Delta f_{ij} = f(x_j) - f(x_i)$; 若 $\Delta f_{ij} \leq 0$, 则 $x_i := x_j$, 否则若 $\exp(-\Delta f_{ij}/t_k) > \text{random}(0, 1)$ 时, 则 $x_i := x_j$; 重复步骤 (2).
- (3) 降低温度, $t_{k+1} = d(t_k)$; $k := k + 1$; 若满足停止条件, 终止计算; 否则, 回到步骤 (2).

4 进化模拟退火算法

SE 算法与传统的 LBG 算法相比, 虽然有并行性等优点, 但它一样很有可能陷入局部最小. 实验表明, SE 算法对不同统计特性的图像信源, 其码书性能并不理想. SA 算法虽可减小 VQ 码书对初始码书的依赖性, 但其计算量很大. 将模拟进化策略和模拟退火技术相结合可以克服 SE 和 SA 算法的缺点. 为此, 本文提出了 ESA 算法. 其基本思想是利用模拟退火以大的概率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, 从而找出多峰值 (极小值) 目标函数中的最小值点.

如果给定初始群体 POP , 其群体规模为 $Popsize$, 在温度 T 下, 对父代群体运用进化操作: 选择、交叉、变异等, 按照 Metropolis 判据产生 L 个新的个体^[10]. 将增加后的群体中的个体按适应度进行排序, 通过选择得到新一代的群体. 然后降低温度, 重复上述过程直至满足终止判据的条件. 求解极小值问题 $\min f(x)$ 的进化模拟退火算法可用伪码描述如下:

```

begin
initialise ( T, POP ( k ) );
evaluate POP ( k );
termination criterion := false;
while termination criterion = false do
begin
for i := 1 to L do
begin
for j := 1 to Popsize do

```

```

begin
generate  $y_j$  from  $x_j$ ;
    if  $f(y_j) - f(x_j) \leq 0$ 
    then  $x_j := y_j$ 
    elseif  $\exp[-f(y_j) - f(x_j)/t_j] > \text{rand}[0, 1)$ 
    then  $x_j := y_j$ 
    end
reproduction;
crossover;
mutation;
end
evaluate  $POP(k)$ ;
 $k := k + 1$ ;
select  $POP(k)$  from  $POP(k-1)$ ;
lower  $T$ ;
end
end
    
```

为了保证算法的收敛特性, 采取如下技术措施:

(1) 邻域的构造: 在给定邻域结构后, 退火过程是从一个状态到另一个状态的随机游动. 对于每个状态需保证其邻域能从该状态通过一步转移而获得. 由于本文采用了 SE 算法中的表示方案, 所以在邻域的构造上采用如下设计: (a) 通过对原始种群中每个染色体的变异操作产生新的种群, 其中每个新的染色体是否被接纳由 Metropolis 准则决定. (b) 在给定的温度下对该种群进行选择、交叉、变异三种遗传操作来产生 L 个新状态点.

(2) 种群的更新: 采用精英选取的策略, 即把对原始种群 (含 $Popsiz$ 个染色体) 按 SE 算法得到的新的染色体与邻域中的 L 个染色体按染色体适应度的大小进行排序, 取得最佳的 $Popsiz$ 个染色体作为进行下一次循环的新一代种群.

(3) 温度参数的控制: 温度参数是模拟退火算法中一个最关键的参数之一. 主要包含起始温度的选取、温度的下降方法和终止温度的确定. 考虑到每次循环后种群的总的适应度是渐次增加而趋于收敛的, 因此, 可采用适应度作为整个算法的控制参数. 即 (a) 起始温度的选取: $t_0 = (\text{Max. fitness} - \text{Min. fitness}) \times k$, k 为充分大的数, 其经验取值为 100, 其中, Max. fitness , Min. fitness 分别为种群中的染色体的适应度的最大值与最小值. (b) 温度下降策略: 在此, 采用了一个叫“概念样本”的冷却方案, 定义为: $t_{n+1} = \alpha t_n, n \geq 0, 0 < \alpha < 1$. α 越接近 1 温度下降越慢, 效果越好, 但也会使时间费用过大. (c) 算法终止规则: 如果在足够低的温度下, 种群中的最优解的适应度得不到有效改善, 则可以终止算法, 即

$\frac{|\text{best. fitness}(n+1) - \text{best. fitness}(n)|}{\text{best. fitness}} < \epsilon_0$ 和 $t_{n+1} < \epsilon_1$ 时, 终止算法.

5 应用实例与结论

在奔腾 330 计算机上用进化模拟退火算法 (ESA) 对 256×256 、8bits 的 Lenna 标准图像进行压缩处理. 实验中采用 16 维的矢量, 即 4096 个矢量作为训练矢量, 码书大小为 256. 计算

机仿真结果见图 1~ 图 4 和表 1 (训练集内). 图 5 是 ESA 算法与 SE 算法和 LBG 算法统计收敛特性的比较. 从图中可见, ESA 算法明显优于 SE 算法和 LBG 算法. 与 SA 算法^[11]相比



图 1 Lenna 原图像

图 2 SE 算法译码图像



图 3 ESA 算法译码图像

图 4 LBG 算法译码图像

ESA 信噪比改善了 1.06dB. 实验同时表明, 算法对于训练集外的图像表现出较强的鲁棒性, 而且随机选取的初始码书对 ESA 设计结果影响很小 ESA 也比 SA 和 SE 算法稳定.

本文将 SE 与 SA 算法相结合, 提出了一种进化模拟退火矢量化图像编码新算法, 实验表明, 算法非常有效.

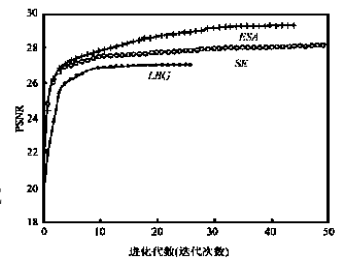


图 5 ESA、SE 和 LBG 算法比较图

表 1 算法统计性能比较

算法	迭代次数	平均最小失真	峰值信噪比	运行时间
SE	50	105.59	27.89dB	76 分 52 秒
ESA	44	79.21	29.14dB	64 分 41 秒
LBG	26	125.73	27.14dB	40 秒

参考文献:

[1] Tom A. and Zilinskas A. Global optimization [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1989.

[2] Zhigljavsky A. A. Theory of global random search [M]. Kluwer Academic Publishers, 1991.

[3] G. P. Babu and M. N. Murty. Clustering with evolution strategies [J]. Pattern Recognit., 1994, 27(2): 321- 329.

[4] J.N. Bhuyan, V. V. Raghavan, and V. K. Elayavalli. Genetic algorithm for clustering with an ordered representation [A]. in Proc. Int. Conf. Genetic Algorithms 91 [C], R. K. Belew and L. B. Booker, Eds. San Mateo, CA: Morgan Kaufman, 1991: 408- 415.

[5] P. Scheunders. A genetic c means clustering algorithm applied to color image quantization [J]. Pattern Recognit., 1997, 30(6): 859- 866.

地面数字多媒体电视广播(DMB-T)传输性能仿真

门爱东, 杨 林, 杨知行

(清华大学数字电视传输技术研发中心)

1 研究背景和系统参数

经过十多年坚持不懈的研究和发展, 数字电视地面广播(Digital Television Terrestrial Broadcasting, DTTB)已经取得了很大的差别是纠错和调制方式的不同, ATSC 采用 8 VSB, 而其它两种均采用 COFDM。

上述三个系统各有其优缺点, 每个国家都需要根据本国的国情制定自己的数字电视制式。在此背景下, 对上述三个地面数字电视系统进行了深入研究, 借鉴和吸收了美国 ATSC、欧洲 DVB、日本 ISDB 和国内 HDTV 研究的经验和教训, 提出了一个新的传输方案——地面数字多媒体电视广播传输协议。系统的核心采用了具有自主知识产权的时域同步正交频分复用调制技术; 传输速率高速 32Mbps, 其频谱效率达 4bit/s/Hz ; 系统使用更加优化的前向纠错编码(FEC)来抵抗突发误码和各种干扰, 例如 Reed-Solomon 或 Turbo 码、卷积交织、矩阵交织等; 实现了分级调制和编码。

因此, 在纠错编码、调制技术和应用等方面, DMBT 比欧洲的 DVB-T 和美国的 ATSC 都有改进和提高。

为了更好的满足上述地面数字电视广播的需求, DMBT 传输协议设计了相应的系统参数, 见表 1。

(下转第 667 页)

多的成果, 达到了可以实现阶段。目前世界上公布的 DTTB 传输标准主要有三种: 美国的 ATSC、欧洲的 DVB-T 和日本的 ISDB-T。三种标准的视频编码和码流复接均采用 MPEG2, 最

表 1 TDS-OFDM 样机系统参数

带宽	8MHz
有用的带宽	7.56MHz
源编码	
视频	ISO/IEC 13818 2(MPEG2 视频) 主类(Main Profile) 语法
音频	ISO/IEC 13818 3 第 I、II 层或 Dolby AC 3
传送码流	ISO/IEC 13818 1(MPEG2 TS)TS 流
调制方案	TDS-OFDM ¹⁻²
子载波调制	TDS-OFDM
均匀星座图	QPSK、16QAM 和 64QAM
非均匀星座图	64QAM 和 256QAM
载波数目	3780
保护间隔	OFDM 符号的 1/6、1/9、1/12、1/20、1/30(16.80us)
子载波间隔	2kHz
信道编码	级联编码
内码	卷积码、网格码、Turbo 码
内码交织	时间交织和频率交织
外码	RS(208, 188) 和 RS(208, 200) 码
外码交织	309 RS 块交织、51RS 块交织、15RS 块交织
数据随机化	16 bit PRBS
净荷数据速率	
QPSK	5.4~ 6.5Mbps
16QAM(只有均匀星座图)	10.7~ 12.3Mbps
64QAM(均匀/非均匀星座图)	16~ 26Mbps
256QAM(均匀/非均匀星座图)	28~ 32Mbps
信道估计	时域 PN 序列

- [6] Lawrence O. Hall, and J. C. Bezdek. Clustering with a genetically optimized approach [J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 1999, 3 (2): 103- 112.
- [7] 涂承杰, 郭立, 朱琛. 基于遗传算法的矢量量化 [J]. 电子科学学报, 1998, 20(4): 562- 565.
- [8] L. Meng, Q. H. Wu and Z. Z. Yong. A faster genetic clustering algorithm [A]. Proceedings of Second european workshop on evolutionary computation in image analysis and signal processing, Edinburgh, 2000: 22- 33.
- [9] J. E. Baker. Reducing bias and inefficiency in the selection algorithm [A]. Proc. Second Int. Conf. Genetic Algorithm, 1987: 14- 21.
- [10] Kirkpatrick S., Gelett C. D. and Vecchi M. P. . Optimization by the simulated annealing [J]. Science, 1983, 220: 671- 680.
- [11] 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.

作者简介:



雍正正 1969 年复旦大学物理二系本科毕业, 1982 年上海交大电工及计算机科学系研究生毕业, 获硕士学位. 1986 年至 1987 年加拿大 McMaster 大学访问学者. 现为深圳大学信息工程学院教授. 研究领域为网络理论、电子线路 CAD、数字信号及图像处理、最优化计算方法和进化计算等.

吴青华 1978 年毕业于华中理工大学电力工程系, 1981 年获该校工程硕士学位. 毕业后留校任教. 1984 年赴英留学, 1987 年获英国贝尔法斯特女皇大学博士学位. 现为英国利物浦大学电力电子工程系教授. 研究领域为自适应控制、非线性系统与控制、神经网络、模糊逻辑、进化计算、计算机学习、形态学和大系统控制等.