

# 一种基于 Tabu 搜索的模糊学习 矢量量化图象编码算法

罗萍 张基宏  
(深圳大学信息工程学院, 深圳 518060)

彭旭昀  
(深圳市第二技工学校, 深圳 518040)

**摘要** 模糊学习矢量量化算法(FLVQ)虽然解决了硬的竞争学习对初始码本的依赖性问题,但收敛速度变慢,且仍无法克服陷入局部最小。为此在分析模糊学习矢量量化图象编码原理的基础上,探讨了FLVQ算法的几种优化途径,进而提出了一种基于Tabu搜索(TS)的模糊学习矢量量化的新算法(TS-FLVQ),并给出了该算法的具体实现方法及步骤。该算法首先利用TS技术产生一个面向全局搜索的寻优列表,然后再进行模糊学习以得到最优解。实验结果表明,该算法在收敛速度及编码效果上均较FLVQ有较大的提高。

**关键词** 图象编码 模糊学习 Tabu搜索

**中图分类号**: TN919.8 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2002)02-0115-05

## A Fuzzy Learning Vector Quantization Algorithm Based on Tabu Search for Image Coding

LUO Ping, ZHANG Ji-hong

(Information Engineering Faculty of ShenZhen University, ShenZhen 518060)

PENG Xu-yun

(The 2nd Mechanic School of ShenZhen, ShenZhen 518040)

**Abstract** Fuzzy learning vector quantization (FLVQ) algorithm outperforms the hard-competitive vector quantization in that it reduces the dependence of the resulting codebook on the initial codebook selection, yet it has the disadvantages of slow convergence and easy to be trapped in local minima. In this paper, the principle of fuzzy learning vector quantization for image coding is reviewed. Followed by a discussion of the possible ways for optimizing the FLVQ algorithm, a new fuzzy learning vector quantization algorithm based on tabu search (TS-FLVQ) is then proposed. In this algorithm, we firstly constructed a table listing oriented to global search by the tabu search algorithm, and afterwards took advantage of fuzzy learning to reach the global minimum point of the predefined objective function. The algorithm with a detailed description of the procedure involved was simulated in the computer finally. The algorithm differs from a standard greedy search in that the best move is executed also if it leads to a configuration with a greater energy than the current one; this is necessary to be able to escape from local minima. Experimental results show that TS-FLVQ has much better coding performance over FLVQ with remarkably faster convergence.

**Keywords** Image coding, Fuzzy learning, Tabu search

## 0 引言

对于矢量量化编码方法,使用人工神经网络比

序列计算方式具有很大的优越性<sup>[1,2]</sup>。码本设计是矢量量化的关键技术,利用神经网络进行码本设计的算法主要有:基于竞争学习网络的学习矢量量化(LVQ)<sup>[3]</sup>和频次敏感竞争学习算法(FSCL)<sup>[4]</sup>,基于

Kohonen 自组织特征映射网络的无监督学习矢量量化(KSOFM)<sup>[5-6]</sup>,模糊学习矢量量化(FLVQ)及其的推广(GLVQ)、变形(FLVQ1、FLVQ2、FLVQ3)<sup>[7,8]</sup>等。LVQ存在的主要问题是:有些权值因为输入矢量的概率分布,可能无法在竞争中获胜,因此就不能够得到学习,从而使得一些神经网络单元没有得到利用;FSCL算法与LVQ算法一样结构简单、便于学习和并行实现,但也表现为:对初始码本的依赖很强,容易陷入局部最小,码本性能还不及经典的LBG算法<sup>[9]</sup>;KSOFM算法中,不仅获胜选定的单元(码本)要学习,而且它的相邻单元也要学习,如果精心选取邻域,则每个单元都可以得到学习,但相邻区域的划定、学习速率变化、网络结构选取等目前还没有明确的理论指导方法,从而限制了它的码本设计性能及在线学习能力。

模糊学习矢量量化(FLVQ)又称为模糊Kohonen 聚类网络。它的提出,弥补了硬的竞争学习算法(LVQ、FSCL)及Kohonen的自组织映射算法在码本设计性能与在线学习能力上的不足<sup>[6]</sup>,当然在计算的复杂度上,也相应地付出了代价。本文对各种模糊竞争学习(FLVQ)矢量量化技术给予了概要性的论述,并着重地分析了模糊学习矢量量化的几种优化途径;鉴于目前用的学习方法都是 $\delta$ 学习率,而 $\delta$ 学习率无法解决非线性映射网络的学习速度问题及陷入局部最小问题,本文结合Tabu搜索这一启发式全局搜索的技术,提出了一种新的FLVQ算法,以提高生成的码本的性能及收敛速度,并给出了它们的结果。

## 1 模糊学习矢量量化

### 1.1 基本描述

模糊学习矢量量化(FLVQ)与LVQ一样,采用的都是竞争神经网络。设输入模式矢量为 $X = \{x_i; x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})^T \in R^k, i = 1, 2, \dots, N\}$   $N$ 为输入训练矢量的个数;网络连接权矢量 $W = \{w_j; w_j = (w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jk})^T \in R^k, j = 1, 2, \dots, M\}$   $M$ 为输出神经元个数, $k$ 为网络输入节点数(即输入模式矢量的维数)。

当每一输入矢量进入网络时,数据处理单元以最小距离为基础相互之间进行竞争,而FLVQ的数据处理单元的输出 $u_r$ 却定义为

$$u_r = u_r = \begin{cases} 1 & r = i \\ u \left( \frac{\|x - w_i\|^2}{\|x - w_r\|^2} \right) & r \neq i \end{cases} \quad (1)$$

其中, $u_r$ 表示 $x_i$ 隶属于 $w_r$ 的程度, $u$ 为隶属函数。

如果设 $f(x)$ 为 $x \in X \subset IR^n$ 的概率分布函数,则FLVQ算法中通常把目标函数定义为

$$E = \int \dots \int_{X^n} \sum_{r=1}^M u_r \|x - w_r\|^2 f(x) dx \quad (2)$$

考虑到 $X$ 为离散数值且其概率分布为平均分布,则上式可改写为

$$E = \sum_{i=1}^N \sum_{r=1}^M u_{ij} (X_i - W_j)^2 \quad (3)$$

FLVQ<sup>[8]</sup>的批处理实现算法如下

(1) 初始化权矢量 $W_1(0), W_2(0), \dots, W_M(0)$ , 设定初值 $T$ 及足够小 $\epsilon > 0$ 。

(2) 对所有的 $j = 1, 2, \dots, M$ ,按下式更新所有的权矢量

$$W_j(t+1) = W_j(t) + \alpha_j(t) \sum_{i=1}^N u_{ij}(t) (X_i - W_j(t))$$

$$\alpha_j(t) = \left( \sum_{i=1}^N u_{ij}(t) \right)^{-1} \quad (4)$$

(3) 计算 $E(t+1) = \sum_{j=1}^M \|W_j(t+1) - W_j(t)\|$ ,若 $E(t+1) > \epsilon$ 或 $t < T$ ,则 $t = t+1$ ,返回至步骤2,否则停止。

分析该算法可以看到,FLVQ的计算量很大。其虽利用了模糊逻辑中的隶属函数的概念,使算法不依赖于初始码本,但因学习过程中没考虑自适应问题,而导致收敛过程慢,对码本性能的改善能力较弱。

### 1.2 模糊学习矢量量化的优化算法

FLVQ的优化途径主要表现在学习准则的制定(全局代价函数的选取)、隶属函数的构造、学习过程中参数的调整及搜索策略等方面。下面简单介绍几种途径。

#### (1) 复合学习准则的制定

认知心理学认为,人脑具有多准则学习机制。前面提出的误差平方和准则是最简单而又被广泛应用的准则。然而,它与人脑的学习机制有较大的差异,仅适用于每类样本都很密集,而各类之间又有明显分离的模式分类问题。据此文献<sup>[8]</sup>提出了模糊准则与误差平方和准则的复合学习准则,以克服单准则学习的局限性,更好地模拟人脑的自适应学习功能,实现更有效地学习。

#### (2) 隶属函数的优化

利用模糊信息处理技术的难点之一是如何合理地选择模糊子集的隶属函数,一个好的隶属函数应

能有效地根据学习准则反映聚类之间的隶属程度。在FLVQ的优化算法中,不但引入了隶属函数的概念,而且对隶属函数也进行了一定的优化。如文献[3]中引进了模拟退火算法的概率分布函数作为隶属函数,其定义为

$$u_{ij} = \frac{e^{-\beta |x_i - w_j|^2}}{\sum_{i=1}^M e^{-\beta |x_i - w_j|^2}} \quad (5)$$

式(5)中 $\beta$ 的初值很小,并随时间递增,从而使得在算法的初期各聚类最模糊化,而随着时间的增加,各聚类之间逐步明晰,进而得以改善算法码本设计的性能,并加速收敛速度。此外,文献[10]还提出了另一指数型隶属函数,并与FVQ算法结合,减小了运算的花费,加快了超球体的收敛。

### (3) 学习过程中参数的调整策略

FLVQ中依不同的变体,其所需调整的参数各不相同,但归纳起来大概有模糊度的调整、学习速率的调整、隶属函数中参数的调整等。文献[11]中提出了一种学习率的自适应调整策略,其对加快算法的收敛速度有一定的效果。目前有关学习率、模糊度 $m$ 的调整也仍只能由启发策略通过经验来确定,即使用到了一些自适应方法,也可能又引来另外一些参数的确定<sup>[12]</sup>。不过,通过实验,由启发策略合理地选取各参数的初值,调整策略一般也能有较好的效果。

### (4) 搜索策略

FLVQ算法所用的搜索方法仍然是传统的解析方法,它是通过求解目标函数梯度为零的一组非线性方程来进行搜索的。一般而言,若目标函数连续可微,解的空间方程比较简单,那么解析法还是可以用的,但是,当方程的变量有几十或几百个时,它就无能为力了。此时,算法往往在找到一个局部最小值后,就停止了搜索。当然,这时可从一个新的随机点再重新搜索,但却要耗费大量的时间。

避免局部最小的方法,如模拟退火、遗传算法及列表寻优法等常用到一些全局搜索技术。模拟退火算法中温度等参数的控制是关键,其计算的复杂程度及收敛特性使该算法的应用有所限制。而遗传算法的出现使神经网络的训练有了一个崭新的面貌,将基于遗传算法的遗传进化和基于梯度下降的FLVQ算法的学习训练相结合,可使算法具有较好的局部与全局搜索能力,但由于遗传算法是面对群体的,这必然给新算法的实现带来了异乎寻常的复杂性及计算量。为此,本文提出了一种新的优化搜索

技术与FLVQ相结合的混合训练算法,即基于Tabu搜索的模糊学习矢量量化方法。

## 2 基于Tabu搜索的模糊学习矢量量化算法

### 2.1 Tabu搜索

Tabu搜索(TS)技术与解析方法相比,是两种完全不同的搜索方法,对于最小化目标函数的问题在此可以转变为解决形如 $(F, E)$ 的组合优化问题( $F$ 可定义为有效解集的点(配置)的有限集合, $E$ 为要最小化的目标函数)。从一个配置到另一个配置的变换由一个基本运动集合 $M$ 确定,以使 $E$ 趋于最小。其具体过程是,在每一步迭代时,对每一点进行一次随机运动( $M$ 集合的一个随机子集),估计 $E$ 值,选择最佳的点作为下一次迭代的起点;为了避免陷入局部最小,即使变换后得到的 $E$ 值比当前值要大,也应进行下一次迭代起始点的选择;为了避免进入“死循环”,对于那些可能对前面的运动产生抵消作用的随机运动给予禁止,即在搜索过程中,设立一可运动子集及禁止运动子集;如果运动一次的计算量过大或可运动子集过大,可考虑仅随机选取它的一个子集来进行搜索。基本运动的定义如下:

设搜索空间为 $S$ ,其包含所有的固定长度为 $L$ 的二进制串(或限定大小的实数串),基本运动集合 $\{\mu_i | i=1, \dots, L\}$ 的每一个基本运动产生的作用如下: $\mu_i([f_1, \dots, f_i, \dots, f_L]) = [f_1, \dots, f_i', \dots, f_L]$ ,  $f_i'$ 是 $f_i$ 的反码或变量函数(函数的具体形式由具体问题决定)。

TS算法是由Glover于1989年第1次提出的<sup>[13]</sup>。TS技术与遗传算法的不同在于它的群体只有一个个体,因而只有遗传算法中的进化操作;另外,TS技术设置了可运动子集与禁止运动子集,从而它不再是马尔可夫链,这是与进化操作相比不同也是有所改进的地方。

### 2.2 TS技术与FLVQ算法的结合

TS技术与FLVQ算法结合的基本思想是:利用TS技术产生一个面向全局搜索的寻优列表,然后再通过模糊学习以达到最优解,即对于一随机初始权矢量集 $\{w_j\}$ ,随机产生 $p$ 个基本运动 $M(w_j)$ :  $\mu_i([w_1, \dots, w_i, \dots, w_L]) = [w_1, \dots, w_i', \dots, w_L]$ ,其中, $L$ 为权矢量集的大小, $i$ 是 $0 \sim L$ 之间的随机整数,  $w_i' = w_i + q$ , ( $q$ 是与 $w_j$ 维数相同的随机矢量, $q$ 的每

一个分量均是均值为 0, 标准方差为  $\delta$ , 的正态分布的随机数); 每一个基本运动的适应度由  $E = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M u_{ij}(X_i - W_j)^2$  来度量, 然后再从原  $\{w_j\}$  和  $p$  个  $M(w_j)$  中选取具有最小  $E$  的码本进行模糊学习, 如此循环, 直至达到终止条件。

在上述算法中,  $p$  决定了列表的大小, 一般选为码本尺寸的  $1/8 \sim 1/4$ ; 由于基本运动  $M(w_j)$  的集合很大, 不同的  $\delta$ , 会产生效果迥异的结果, 由正态分布函数的特性可知:  $\delta$  越小, 其取值在均值处的概率就越大, 从而限制了全局搜索的能力; 而如果  $\delta$  太大, 不但不能改善学习性能, 还有可能造成算法的不收敛。要使权矢量在学习不断与样本矢量相接近, 且为了保证算法的收敛,  $\delta$  的大小可如下推导:

$$\delta_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r_i - \bar{r}_i)^2 / K}$$

$$r_i = (x_i - \hat{x}_i)$$

式中,  $\hat{x}_i$  为  $x_i$  的解码矢量,  $\bar{r}_i$  为  $r_i$  的均值,  $K$  为矢量的维数。

### 2.3 TS-FLVQ 算法的具体步骤

TS-FLVQ 中, 模糊学习部分的隶属函数形如式 (3), 式中的  $\beta$  选取很重要, 为了更好地确定  $\beta$  的大小, 可对式 (3) 中的  $\|X_i - W_j\|^2$  进行标准化, 即对每一  $\|X_i - W_j\|^2$  除以样本的标准差  $\delta_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}_i)^2$  的 2 倍, 这样  $\beta$  的初值可取实验值 1、1.5 等; 此外,  $\beta$  在迭代的后期也不可取值过大, 因为这样会使聚类之间又模糊化, 毕竟此时  $\|X_i - W_j\|^2$  为 0 的情况出现得很少。权矢量的学习公式为

$$W_j(t+1) = W_j(t) + \alpha_j(t) \sum_{i=1}^N u_{ij}(t)(X_i - W_j(t))$$

学习率取  $\alpha_j(t) = \alpha(t) \left( \sum_{i=1}^N u_{ij}(t) \right)^{-1}$ , 如  $\alpha(t)$  恒为 1, 则变为 FCM 算法。在此, 采用自适应方法取  $\alpha(t) = e^{-\lambda(E(t-1) - E(t))}$ ,  $\lambda$  应为一个足够小的常数, 以使  $\alpha(t)$  的初值在 1~2 之间。算法的具体步骤如下:

- (1) 初始化网络的权值(即码本)。初始化  $\beta(0)$ , 并设一足够小数  $\epsilon > 0$ 。
- (2) 对权矢量集进行 Tuba search ( $p$  的大小取 32 或 64), 选取最佳权矢量。
- (3) 对选取的权矢量, 按学习公式进行更新。
- (4)  $t = t + 1$ ;  $\beta(t+1) = \beta(t) \times 1.5$ , 计算

$E(t+1) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M u_{ij}(X_i - W_j)^2$  及  $\alpha(t)$ , 若  $|E(t+1) - E(t)| / E(t) > \epsilon$  或  $t < T$ , 回到步骤 2, 否则停止迭代。

### 3 实验结果及结论

用 Visual C++ 对上述各算法进行仿真, 这些算法都采用竞争学习网络, 输入结点为 16, 输出神经元为 256 个, 码本大小为 256, 训练样本集合为  $256 \times 256$  的 8bit Lena 图象(共 4 096 个 16 维训练矢量), 因而所有算法的比特率均为 0.5bpp。使用 PSNR 及空胞腔数(即未利用的神经元数)来衡量码本的性能, 以迭代次数及每次迭代的花费时间来评价算法的复杂程度, 得到各种算法的性能比较如表 1 所示, 同时在图 1 中说明了 FLVQ 与 TS-FLVQ 的收敛特性。Lena 的仿真结果如图 2 所示。从实验图表可见, TS-FLVQ 算法优于 FLVQ 算法。

表 1 各种算法的性能比较

( $\epsilon = 0.00001, \lambda = 8 \times 10^{-6}, p = 32, \beta(0) = 1.5$ )

算法	初始状况 (PSNR/空胞腔数)	码本性能 (PSNR/空胞腔数)	迭代次数	复杂程度 (s/次)
LVQ <sup>[3]</sup>	15.37/179	23.58/216	37	0.8
KFOSM <sup>[6]</sup>	14.96/169	26.03/78	100	2
FSCL <sup>[4]</sup>	15.10/168	23.75/135	21	0.9
FLVQ <sup>[8]</sup>	15.64/179	28.43/0	31	19
TS-FLVQ	15.3/173	28.75/0	20	96

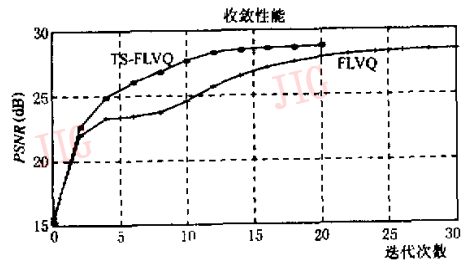


图 1 收敛特性曲线



(a) Lena 原图 (b) FLVQ 解码 (c) TS-FLVQ 解码

图 2 仿真结果

目前在矢量量化中,神经网络方法有着广泛的应用,模糊神经技术在矢量量化图象编码中有着诱人的发展前景.本文主要讨论了模糊竞争学习矢量量化的优化问题,针对模糊学习矢量量化收敛速度较慢、仍存在局部最小等问题,提出了一种基于Tabu搜索的模糊学习矢量量化的新算法.Tabu search(TS)是一种简单明了的寻优算法,实验结果表明,把TS技术精心地组合入FLVQ算法后,得到的TS-FLVQ算法不但保持了模糊学习的优点,而且大大加快了算法的收敛速度,设计得到的码本,其主、客观质量也有一定程度的提高.该算法可适用于各种图象矢量量化场合,也可用于模式识别、聚类分析等.

### 参考文献

- 1 Syed A Rizvi, Nasser M Nasrabadi. Neural networks for image coding: A survey[R]. IS&T/SPIE Conference on Application of Artificial Neural Networks in Image Processing IV, Jan. 1999.
- 2 刘春阳,梁德群.神经网络在图象压缩技术中的应用[J].工程数学学报,1997,14(3):67~80.
- 3 Eyal Yair, Kenneth Zeger, Allen Gersho. Competitive learning and soft competition for vector quantizer design [J]. IEEE Trans. on Signal Proc. 1992,40(2):294~308.
- 4 Ahalt P C S C, Krishnamurthy A K, Melton D E. Competitive learning algorithm for vector quantization[J]. Neural Networks, 1990,(3),277~290.
- 5 Kohonen T. Self-organization and associative memory [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1984.
- 6 徐勇,戴逸松.基于SOFM神经网络的图象矢量量化的研究[J].长春邮电学院学报,1998,16(1):1~8.
- 7 Nicolaos B. Karayiannis, Pin-I Pai. Fuzzy algorithms for learning vector quantization [J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1996,7(5):1196~1211.
- 8 Nicolaos B. Karayiannis. An axiomatic approach to soft learning vector quantization and clustering[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1999,10(5):1153~1165.
- 9 Gray R M. Vector quantization [J]. IEEE ASSP Magazine, 1984,1(1):4~29.
- 10 张基宏,何振亚.一种指数型模糊学习矢量量化图象编码算法[J].通信学报,1998,19(10):1~6.
- 11 张基宏,谢维信.一种快速模糊矢量量化图象编码算法[J].电子学报,1999,27(2):106~108.
- 12 Andrea Baraldi, Palma Blonda. Model transitions in descending FLVQ[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1998,9(5):724~737.
- 13 Glover F. Tabu search[J]. ORSA J. Computing, 1990,21(1):4~32.



罗萍 1972年生,1993年获南昌职业技术师范学院应用物理系学士学位,现为深圳大学学98级通信与信息系统专业硕士研究生.主要研究领域为智能信息处理及图象编码.



张基宏 1964年生,1992年获东南大学无线电系博士学位,现为深圳大学信息工程学院教授.主要从事信息论与编码理论研究.发表学术论文40余篇.



彭旭昀 1971年生,1993年获南昌职业技术师范学院应用物理系工学学士学位,现为深圳市第二技工学校讲师,电子科技大学在职工程硕士研究生.主要研究领域为DSP技术理论与实现.