

图象压缩的模糊竞争矢量量化方法

徐勇

陈贺新 戴逸松

(长春邮电学院科技处, 长春 130012) (吉林工业大学电子工程系, 长春 130025)

摘要 在分析神经网络竞争学习算法和模糊C均值算法的基础上,提出了模糊竞争学习算法,并对模糊隶属度函数进行了探讨。理论分析和实验结果表明,模糊竞争学习算法用于图象矢量量化压缩编码是一种非常有有效的方法。

关键词 图象压缩,模糊竞争学习,矢量量化,神经网络

1 引言

近年来,矢量量化技术由于其特有的性能而被广泛应用于语音和图象压缩领域^[1]。矢量量化图象压缩的性能优劣取决于码书的设计质量(矢量的聚类)。码书设计的传统方法,如C-均值算法和LBG算法,虽然简单直观,收敛速度快,但它们的聚类结果过于依赖于初始训练矢量的选择,极易陷入局部最小。目前,神经网络作为实现矢量量化的一种新的途径和手段,在图象矢量量化压缩中取得了优于传统聚类算法的性能^[2]。本文基于神经网络竞争学习和模糊C-均值聚类的原理,提出模糊竞争学习算法,探讨模糊竞争图象矢量量化的形式,最后给出对图象压缩的实验结果。

2 矢量量化

一个k维尺寸为N的矢量量化器Q定义为k维欧氏空间 R^k 中的映射:

$$Q: R^k \rightarrow W =$$

$$\{w_1, w_2, \dots, w_N | w_i \in R^k, i = 1, 2, \dots, N\}$$

其中W称为尺寸为N的码书。设训练矢量为:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_M | x_i \in R^k, i = 1, 2, \dots, M\}$$

矢量量化的码书设计就是将上述训练矢量分配给

N个类,每一类由一个码矢来代表,这就是聚类过程。

3 模糊竞争学习算法

我们基于模糊C-均值算法(FCM)^[3],推导模糊竞争学习算法的形式。求下面泛函的极小值

$$J_m = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M u_{ij}^m d(x_i, w_j) \quad (1)$$

应用梯度下降法,则得

$$\begin{aligned} w_j(t+1) &= w_j(t) - \frac{1}{2} a(t) \nabla J_m[x_i(t), w_j(t)] \\ &= w_j(t) + a(t) u_{ij}^m [x_i(t) - w_j(t)] \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $a(t)$ 为学习速度函数,是时间的单调减函数,且 $0 \leq a(t) < 1$ 。

根据式(2),将模糊竞争学习算法描述如下:

- (1)初始化:设置竞争神经元个数N、模糊指数m和权值矢量 $w_j(0)$;
- (2)输入训练矢量 x_i ;
- (3)失真距离计算: $d(x_i, w_j) = \|x_i - w_j\|^2$
- (4)计算模糊隶属度函数 u_{ij} ;
- (5)模糊竞争学习:
按式(2)调整每个神经元的权矢量;
- (6)结束:重复2~5,直到完成预定的学习次

数或完成规定的终止条件为止。

3.1 模糊竞争学习算法 1(FCL1)

在 FCL1 中,模糊隶属度函数按下式计算^[4]

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{l=1}^N \left(\frac{d(x_i, w_l)}{d(x_i, w_j)} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (3)$$

3.2 模糊竞争学习算法 2(FCL2)

在模糊聚类算法中,输入训练矢量 x_i 属于第 j 类的程度,由模糊隶属度函数 u_{ij} 来度量。不难发现, u_{ij} 满足下列条件:

- (1) u_{ij} 是失真测度 $d(x_i, w_j)$ 的减函数;
- (2) $u_{ij} \rightarrow 1$, 当 $d(x_i, w_j) \rightarrow 0$;
- (3) $u_{ij} \rightarrow 0$, 当 $d(x_i, w_j) \rightarrow \max_{w_j \in W} d(x_i, w_j)$ 。

所以,我们可以定义

$$u_{ij} = \left(1 - \frac{d(x_i, w_j)}{\max_{w_j \in W} d(x_i, w_j)} \right)^\lambda \quad (4)$$

式中, λ 为正整数。应用式(4),形成模糊竞争学习算法 2。

4 实验及结果

采用 $256 \times 256 \times 8\text{bit}$ Lenna 图象,分别用于训练与压缩。输入维数为 16 的矢量(4×4 图象块),码书尺寸为 256。

在 FCL1 和 FCL2 中,学习速率定义为

$$\alpha(t) = \left(1 - \frac{t}{t_{\max}} \right)$$

其中, t_{\max} 为最大训练次数。



徐勇,长春邮电学院副教授,中国电子学会高级会员。1984 年 7 月毕业于湖南大学无线电技术专业,获学士学位;1990 年 6 月获吉林工业大学通信与电子系统专业硕士学位;现为吉林工业大学通信与电子系统专业在职博士生。主要从事智能信息处理、神经网络与应用和图象处理等领域的研究。

表 1 算法性能比较

Table 1 Performance of the proposed algorithms

算法	m=1.2 λ=2		
	FCM	FCL1	FCL2
PSNR(dB)	29.91	32.27	32.69

在相同实验条件下,实验结果的峰峰信噪比如表 1 所示(限于篇幅,略去图象)。可以看出,FCL1 和 FCL2 在性能上均优于 FCM 算法。

5 结论

与传统神经网络竞争学习算法不同,模糊竞争学习算法中每个权矢量都按照隶属度函数得到不同程度的调整,尤其是本文提出的 FCL2 算法,充分利用输入训练矢量与码矢之间的距离信息来修正模糊隶属度函数,使之有效地控制码矢的训练调整过程,不存在码矢欠利用问题。实验结果表明,模糊竞争学习矢量量化方法在图象压缩编码中具有优良性能。

参考文献

- 1 Akrouf N, Prost G, Goutte R. Image Compression by Vector Quantization: A Review Focused on Codebook Generation. *Image and Vision Computing*, 1994, 12(10): 627~637.
- 2 Dony R D, Haykin S. Neural Network Approaches to Image Compression. *Proc. of IEEE*, 1995, 83(2): 288~303.
- 3 Chung F L, Lee T. Fuzzy Competitive Learning. *Neural Networks*, 1994, 7(3): 539~551.
- 4 Bezdek J C. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. New York: Plenum, 1981.

Subsurface Radar Signal Pulse Compression

Kong Xiangwei, Wang Chengxun, Zhang Ru, Ma Xiaohong

(Dalian University of Technology, Dalian 116023)

Abstract This paper studies signals and images obtained by a subsurface radar, presents a adaptive filter and a linear predicate data expand discrete fourier transform which realize the pulse compression.

Keywords Subsurface radar, Signal, Pulse compression

(上接 494 页)

Fuzzy Competitive Vector Quantization for Image Compression

Xu Yong, Chen Hexin*, Dai Yisong*

(Changchun Institute of Posts and Telecommunications, Changchun 130012)

(* Jilin University of Technology, Changchun 130025)

Abstract Based on the analysis of neural network competitive learning algorithms and fuzzy C-means algorithms, two new fuzzy competitive learning algorithms (FCL1 and FCL2) have been proposed, and the fuzzy membership functions have been investigated. Both the theoretical analysis and the experimental results have proven that the proposed fuzzy competitive learning algorithms are efficient for image vector quantization compression coding.

Keywords Image compression, Fuzzy competitive learning, Vector quantization, Neural network