

# 基于矢量量化的嵌入式零树小波改进编码方法<sup>①</sup>

马 勇, 阮 洋

(辽宁工程技术大学 理学院, 阜新 123000)

**摘 要:** 基于矢量量化的 SOFM 算法和嵌入式零树小波算法 (EZW) 如今已经广泛的被使用于图像压缩领域, 均被认为是非常有效的压缩编码技术。矢量量化方法压缩比较高, 但往往存在分块效应, 而 EZW 算法在高压缩比情况下存在恢复的图像质量较差的问题, 提出一种基于矢量量化的嵌入式零树小波方法, 它的基本原理是引入差值图像思想, 先对原图像做矢量量化, 再将原图像与矢量量化的恢复图像求差值图像, 差值图像经过小波分解以后会存在大量为 0 的小波系数, 再利用 EZW 编码, 帮助提高重建图像质量。实验表明, 相对于 EZW 和 JPEG2000 算法, 本文算法的压缩比和编码质量均有显著提高。

**关键词:** 图像压缩, 矢量量化, Kohonen 神经网络, EZW

## Improved Embedded Zerotree Wavelet Coding Based on the Vector Quantization

MA Yong, RUAN Yang

(College of Science, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

**Abstract:** Vector quantization approach high compression ratio, but usually have a domino effect. EZW algorithm in high compression ratio cases recovers images of poor quality. This paper proposes a Improved embedded zerotree wavelet coding method based on the vector quantization. The basic principle is the introduction of the concept of value for the difference image, the difference value image after wavelet decomposition can have a large number of 0 of wavelet coefficients. Using EZW coding will be conducive to improving the quality of reconstructed image.

**Key words:** image impression; Vector quantization; Kohonen neural network; EZW;

矢量量化 (Vector Quantization, 简称 VQ) 是一种利用相邻采样之间相关性的高效有损压缩方法, 它已被广泛地用于图像和语言信号的压缩, 其关键技术是码书设计。随着神经网络的发展, 它为矢量量化的研究提供了新的途径, 已经被成功的应用到矢量量化码书的设计中。在各种神经网络模型中, Kohonen 的自组织特征映射 (SOFM) 被认为是最适合于码书设计的模型<sup>[1,2]</sup>。而随着小波变换理论的近年来的兴起, 由于它在时域和频域同时具有局域化特性, 弥补了 DCT 变换的不足, 且在应用中易于考虑人类的视觉特性, 小波变换已成为 JPEG2000、MPEG4 和 MPEG7 等新的图像编码标准中的变换方法。而在基于小波变换的图像压缩方案中, Shapiro 提出的嵌入零树小波图

像编码<sup>[3]</sup>(EZW)被认为是静止图像变换域迄今为止最好的压缩算法之一。针对矢量量化方法往往存在的分块效应和 EZW 算法在高压缩比情况恢复的图像质量较差的问题, 是否能加入某种模块而将矢量量化、EZW 联系起来, 寻找出一种低比特率高信噪比的压缩算法值得研究。

本文提出一种基于矢量量化的嵌入零树小波图像编码, 其采用改进的 SOFM 生成矢量量化的码表, 用原始图像减去矢量量化重建得到的图像, 得到差值图像, 然后对差值图像利用 EZW 算法进行图像编码。

### 1 改进的SOFM算法 (ASOFM-C)

矢量量化的设计主要是编码器的设计包括码书设

① 收稿时间:2011-04-26;收到修改稿时间:2011-06-28

计和码书搜索。其基本思想：将图像分成子块，将每个小块的若干个像素灰度值作为输入模式向量。在基本 SOFM 网络无师学习中，网络可以在学习中自动提取数据中的特征，发现数据中的规律。网络学习结束后，权值便固定下来，从而可以进入已知输入和权值求输出的工作阶段。码书设计的目的是将这些输入模式矢量分成互不重叠的  $N$  个聚类。每个聚类都用一个码字来描述，这个码字是其相应聚类的中心矢量，所有这些码字则构成了码书。码书搜索相当于模式分类，将图像中的输入模式矢量分别用聚类中心矢量（即码书中的码字）来代替，此时的编码就是在相应的位置上记下码字编号，而不必记下输入模式矢量本身以达到图像压缩的目的。

针对 SOFM 算法的不足，很多学者在不同方面都做了大量的改进工作，而在追求为使各个神经元能以较为均衡的几率获胜，尽量避免“死神经元”过程中，Kohonen SOFM-C 很具代表性，它既能保持拓扑不变性映射又能最有效地避免“死神经元”，即是一种带“良心”的竞争学习 Kohonen SOFM 方法。该算法实质是给每个神经元的净输入加入一个负偏置值，每次使竞争获胜的神经元偏置值减少，使经常获胜的神经元获胜的机会减少，故称为“良心”机制，其一定程度的调整了神经元的利用率，让各个神经元获胜趋向于均衡。

在 SOFM 方法中，当一个神经元获胜时，该神经元向输入模式学习，同时邻域内的神经元也向输入模式学习，加快了收敛速度同时保持拓扑不变性。但相对该输入模式邻域内的神经元并不是获胜神经元，这样在多次学习后邻域内的神经元就偏离自己本身的模式。针对这些不足，本文基于 SOFM-C<sup>[4]</sup> 算法提出了带有良心的辅助神经元自组织映射 (ASOFM-C) 算法，不仅拥有在码字利用更为均衡的优点，同时引入辅助神经元 (Auxiliary neurons) 的概念，记录下最后一次神经元获胜时的权值  $A_j$ 。当该神经元成为胜出的神经元的临近神经元时该神经元向输入模式向量和  $A_j$  的均值学习，这样既保持了该神经元的特性又保持了拓扑不变性。该算法相比于其它 SOFM 算法能获得更好的码书。

如果网络有  $N$  个神经元，各神经元的权值为  $W_{jl}$ ，输入训练向量的维数为  $k$ ，具体训练算法步骤如下：

- ① 用随机数初始化权值  $W_{jl}$ ， $l \in [1, k]$ ， $j \in [1,$

$N]$ ，设置初始邻域半径为  $NE(0)$ ，初始学习速率为  $\eta(0)$  ( $0 < \eta(0) < 1$ ) 及总学习次数为  $T$ ，各输出神经元初始偏置值  $b_j$  为  $1/c$ ， $c$  为聚类类别数，在此为神经元数  $N$ ，初始化常量  $D$  (较小)，并设置参数  $C(0)$  (较大)。

② 计算输入训练向量  $X(t)$  与每个神经元的失真测度 (欧式距离)：

$$d_j = \sum_{l=1}^k (X_l(t) - W_{jl}(t))^2 - C(t) \left( \frac{1}{c} - b_j \right)$$

$$j = 1, 2, \dots, N$$

③ 选择失真测度最小的神经元为胜出的神经元  $j^*$

④ 更改胜出的神经元  $j^*$  及其邻域内神经元的权值如下：

$$W_j(t+1) = \begin{cases} W_j(t) + \eta(t)(X(t) - W_j(t)) & j = j^* \\ W_j(t) + a(n)\eta(t) \left( \frac{X(t) + A_j}{2} - W_j(t) \right) & j \neq j^* \end{cases}$$

$$A_j = A_j - \eta(t)(A_j - X(t))$$

当  $j$  为获胜神经元时。学习速率的调整系数  $a(n)$ ，其中  $n$  为邻域内神经元与获胜神经元间层数差， $a(n)$  是随着  $n$  的增大而减小的增益项，而在修改神经元权值过程中从最远层向中心修改。

⑤ 更新学习速率  $\eta(t)$  及邻域半径为  $NE(t)$ ， $\eta(t)$  是随次数  $t$  增加而减小的增益项，它的值介于 0 和 1 之间。

$$\eta(t) = \eta_0(1 - t/T) \quad NE(t) = \text{INT}[NE(0)(1 - t/T)]$$

⑥ 更新获胜神经元偏置值  $b_j$  并且更新参数  $C(t)$ 。

$$b_j = b_j + D(1 - b_j)$$

$$C(t) = C(0)(1 - t/T)$$

⑦ 转向② 继续上述过程，直到算法收敛。

## 2 嵌入式零树小波编码 (EZW)

小波变换由于在时域和频域同时具有局域化特性，弥补了 DCT 变换的不足，且在应用中易于考虑人类的视觉特性，已成为图像编码的主要技术之一。而在基于小波变换的图像压缩方案中，Shapiro 提出的嵌入零树小波图像编码<sup>[3-5]</sup> (Embedded Zerotree Wavelets image coding, EZW) 被认为是静止图像变换域迄今为止最好的压缩算法之一。它具有方法结构简单，压缩比较高，具有嵌入特性，编码过程可以任意点截断，支持多码率解码等特点。

图象压缩编码后,用于存储图象信息的比特流被划分为两个部分:存储非零系数数值的比特流和存储非零系数位置的比特流。而在实际压缩存储中,用来表示非零系数位置的开销远远大于用来表示非零系数数值的开销,所以提高非零系数位置的存储效率将提高图象的压缩效果。零树小波编码压缩算法正是一种描述图象经过小波变换后非零系数位置的有效方法,其理论依据是利用相同方向不同尺度子带之间具有相关性。

图像经小波变换后,按其频带从低到高形成一个树状结构,树根是最低频子带的结点,它有 3 个子女,分别位于低频子带的相应位置;其余子带(最高频子带除外)的结点都是 4 个子女,位于高一级子带的相应位置(由于高频子带分辨率增加,所以一个低频子带结点对应 4 个高频子带结点)。在粗的尺度上的那个小波系数称为父节点,在较细尺度上相应位置上的系数称为子节点。如果一个小波系数在一个粗的尺度上关于给定的阈值 T 是不重要的,并且在较细尺度上它的所有子孙小波系数也关于该阈值 T 是不重要的,则称该小波系数和它的所有子孙小波系数形成了一个零树结构。EZW 算法以零树结构为理论基础,通过逼近量化完成嵌入式编码。零树小波编码所得的码流有益于熵编码,这有利于提高压缩比。

### 3 基于矢量量化的嵌入式零树小波编码

基于图像的统计特性进行数据压缩的基本方法就是预测编码。它是利用图像信号的空间或时间相关性,用已传输的像素对当前的像素进行预测,然后对预测值与真实值的差——预测误差进行编码处理和传输。目前用得较多的是线性预测方法,全称为差值脉冲编码调制(DPCM, Differential Pulse Code Modulation),简称为 DPCM。DPCM 编码中量化和传送的是预测误差信号,可用较少的单位像素比特率进行编码,从而使图像数据得以压缩,而在重建过程中,接收端将此预测误差信号和预测信号相加,重建原始图像像素信号。DPCM 系统需要设计的组成部分主要有两个:预测器和量化器。

根据 DPCM 其中涉及到的差值信号编码方法,本文提出一种基于矢量量化的零树小波方法,它是一种基于差值图像编码思想的 ASOFM-C+EZW 算法。其基本原理是首先对原始图像采用 ASOFM-C 算法进行

基于矢量量化图像编码算法得到恢复图像,编码端差值图像是原图减去恢复图像得到的,恢复图像直接送到解码端等待差值图像送入 EZW 后进行正反变换得到差值图像的重建图像,解码端即为编码端 ASOFM-C 恢复图像加上差值图像 EZW 正反变化后的重建图像,从而得到正确的解码图像。算法流程如图 1 所示:

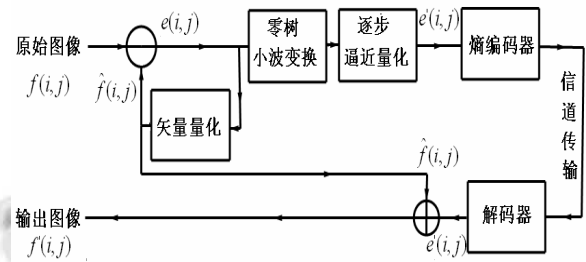


图 1 本文算法流程图

在本文提出的算法中,基于矢量量化的 ASOFM-C 算法起到的作用相当于 DPCM 系统中预测器的作用,它能对原始图像信号处理后得到预测图像信号,降低了图像的相关性,减少了图像的动态范围,将几乎绝大多数的数据值都集中在 0 附近;而 EZW 算法相当于 DPCM 系统中量化器的作用,它对差值图像先进行零树小波分变换,进一步除去所有尺度下的冗余,也消除了方块效应,然后采用逐步逼近的量化方法完成嵌入式编码。当然在处理码流的过程中可以使用熵编码,进一步减小图像编码的比特数。

### 4 仿真结果

测试中采用大小为 8 位 512×512 像素的 LENA 灰度图像。将图像分成 8×8 子块,将每个小块的 64 个像素灰度值作为输入模式向量,一次送入神经网络。网络的神经元数 N 分别为 1024,即码书尺寸分别为 1024。

PSNR 是两个大小为 m×n 的图像 f 和 g 之间的失真程度的度量,定义如下:

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left( \frac{255^2}{MSE} \right) \quad \text{式中,}$$

$$MSE = \frac{\sum_{j=0}^{n-1} \sum_{i=0}^{m-1} (f(i,j) - g(i,j))^2}{m \times n}$$

MSE 为重建图像的均方误差。

$$\text{压缩比为 } C_r = \frac{m \times n \times b_p}{b} = \frac{m \times n \times b_p}{b_{asofm-c} + b_{ezw}} \quad \text{式中, } bp$$

为每个像素比特数; basofm-c 为 asofm-c 编码总比特数, 它等于图像分块数乘以  $\log_2(\text{神经元个数})$ ;  $b_{\text{ezw}}$  为 EZW 编码总比特数。

表 1 为原始图像和差值图像的熵值对比, 说明通过矢量量化, 降低了图像的相关性。

表 1 原始图像与差值图像熵值对比

	熵值 (比特/像素)
原始图像	7.44
差值图像	2.86

表 2 不同算法压缩效果比较

	压缩比 (bpp)	PSNR(dB)
EZW	17.02 (0.470bpp)	31.40
JPEG2000	19.32 (0.414bpp)	31.43
本文算法	40.32 (0.198bpp)	35.84

从仿真结果看, 可以看到本文算法的压缩比是其他两种算法的 2 倍多, 而 PSNR 优于其它两种方法, 可见本算法的优越性。图 2 给出了 EZW 和 JPEG2000 算法的重建图像及本文算法的重建图像。



图 2 不同算法下重建图像的对比

### 3 结论

本文提出一种基于矢量量化的零树小波方法, 它是一种基于差值图像编码思想的 ASOFM-C 与 EZW 混合算法。实验证明相对于 EZW 和 JPEG2000 算法, 本文算法的编码质量效果更好, 并且通过 EZW 算法, 可以一定程度的减弱高压缩比情况下矢量量化方法产生的分块效应。当然, 此算法还有提高的空间, 例如采用有效的初始码书生成方法而避免随机生成码书产生的影响; SOFM 网络搜索获胜神经元时采用快速搜索算法来减少计算量; 利用不同分解级小波系数幅值相关性对不同频率子带进行不同编码处理等方法都能增强编码效率。本文算法希望为改进方案或新算法提供参考价值。

### 参考文献

- 1 Nasrabadi NM, Feng Y. Vector Quantization of Images Based upon the Kohonen Self-Organizing Feature Maps. Proc. of the IEEE. Int. Conf. Neural Networks, 1988, 1: 101-108.
- 2 Lee T, Peterson AM. Adaptive Vector Quantization Using a Self-Development Neural Network. IEEE J. Select Areas in Commun., 1990, 8(8): 1458-1471.
- 3 SHAPIRO JM. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients. IEEE Trans. on Signal Processing, 1993, 41(12): 3445-3463.
- 4 Bebis G, Georgiopoulos M, Lobo Ndda V. Using self-organizing maps to learn geometric hash function for model-based object recognition. IEEE Trans. Neural Networks, 1998, 9(5): 560-570.
- 5 王祥林, 吴国威, 林行刚. 一种基于零树的多码率小波图像编码方法. 电子学报, 1997, 25(4): 48-51.