

基于图像块动态调整的码字内再匹配矢量量化

潘梅森, 颜君彪

(湖南文理学院 计算机科学与技术系 湖南 常德 415000)

(pmsjjj@126.com)

摘要:提出一种基于图像块动态调整的码字内再匹配矢量量化方法。该方法在编码前,首先分析待编码子图像与其八邻域子图像的相似性,通过给定的阈值判断是否相似,如果相似,则用同一个码字编码;否则就单独编码。在编码时,由于匹配码字只是和子图像整体上失真度最小,所以进一步把子图像和匹配码字划分为小块,然后子图像中的每一小块在匹配码字中再匹配。实验结果表明,相对于普通矢量量化,该方法不但可以提高编码速度,而且图像质量也有明显改善。

关键词:矢量量化;码本;相似性;匹配

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Vector quantization based on dynamic image block regularization and rematching in the codeword

PAN Mei-sen, YAN Jun-biao

(Department of Computer Science & Technology, Hunan University of Arts & Sciences, Changde Hunan 415000, China)

Abstract: An method of vector quantization based on dynamic image block regularization and rematching in the codeword was presented. Before encoding, the similarity of the encoding image block and its eight-neighbour blocks was analyzed. If the similarity value is more than the threshold, the neighbour block and the encoding image block would use the same codeword to encode, otherwise, the neighbour block would encode singly. When encoding, since the distortion only represented the global deviation between the matching codeword and the encoding image block, they were divided into small blocks, and the small image blocks were rematched in the matching codeword. Experiment results show that this method can improve the encoding speed and image restoration performance against the normal VQ.

Key words: vector quantization; codebook; similarity; matching

0 引言

矢量量化(Vector Quantization, VQ)是一种高效的数据压缩技术,已广泛应用于语音编码和图像压缩。矢量量化过程一般分为三个阶段:码本设计、编码和解码。码本设计和高效的搜索码本方法对矢量量化性能产生重要影响。基于此,国内外专家学者提出了各种改进算法提高 VQ 性能。一种是通过提高码本的质量来提高 VQ 的性能,如模糊分类矢量量化(FCVQ)^[1],余春东等人基于模拟退火的 LBG 算法^[2];另外一种是通过改进搜索码本的方式来提高 VQ 编码性能,如均值匹配相关 VQ 算法(MMCVQ)^[3],部分失真搜索算法(PDS)^[4]。

本文提出一种通过改进码本的搜索方法,充分挖掘匹配码字潜力的矢量量化方法——基于图像块动态调整的码字内再匹配矢量量化方法。该方法不仅可以提高编码速度,而且图像的峰值信噪比也有明显提高。

1 矢量量化的基本原理及存在的问题

矢量量化操作是在 k 维欧几里德空间 R^k 上进行的($k > 1$)。 T 表示输入矢量,可以看作是在 R^k 上给定了概率分布函数的一个随机矢量。 t 是 T 的取值, $A \subset R^k$ 是随机矢量取值空

间。则 A 的一个 N 级量化器 $Q = \{Y, \pi\}$ 由以下三部分组成:

1) 码本的码字 $Y = \{y_i, i = 0, 1, 2, \dots, N-1\}$, y_i 称为码字;

2) 对 A 的划分 $\varphi = \{R_i, i = 0, 1, 2, \dots, N-1\}$,
$$\bigcup_{i=0}^{N-1} R_i = A, \bigcap_{i=0}^{N-1} R_i = \emptyset;$$

3) 由以下定义的映射:

$$Q: A \rightarrow Y \quad (1)$$

$$y_i = Q\{t \mid t \in R_i\} \quad (2)$$

为矢量量化形式化定义。在进行图像矢量量化时,发送端首先把图像分成 $n \times n$ 尺寸的子图像,按行或按列转换为 $n^2 \times 1$ 维列矢量;然后按失真度最小原则,在码本中找到与每个子图像最接近的码字;在进行传输时,仅仅需要传输各个子图像对应码字在码本中的索引;在接受端解码时,解码器只需按照传输过来的码字索引顺序就可以恢复图像。通常,对于一幅待压缩图像,其比特率为:

$$\text{bit_rate} = \frac{\log_2 N}{k} \quad (3)$$

其中, N 是码本大小,即码字个数, k 是码字的维数,即子图像大小, $k = n \times n$ 。对于 N , 可以选择 256, 512 和 1024 等。一般说来,码本大小一旦选定,其比特率是固定的。比特率越小,

压缩比越大,图像压缩后数据量越少。我们选择 $n = 4$, 即码字大小为 16×1 维矢量。

当 N 和 k 都固定下来后,如何通过挖掘子图像的相似性和匹配码字潜力,提高编码速度和图像恢复质量,是我们要解决的主要问题。当图像在进行 VQ 编码后仍然包含了大量的冗余信息,如图 1 所示。如果采用普通的 VQ 编码,图 1 所示的子图像要分别进行 9 次 4×4 子图像编码。但是对于我们人类视觉系统来说,这 9 个子图像没法区别,只要在码本中搜索到对

应码字,其他子图像完全可以共用一个码字索引,这样可以提高编码速度。另外,在编码时,匹配码字只是和子图像整体上失真度最小,但是对于子图像的每个小块,和匹配码字相应小块不一定失真度最小,如图 2 所示。在图 2(a) 中,第二行数据“128 130 129 127”在匹配码字图 2(b) 中相应的小块为“129 128 128 127”,它们的欧氏距离为 $\sqrt{6}$,但是和匹配码字中第三行“129 130 128 128”的欧氏距离为 $\sqrt{3}$ 。很显然,子图像的小块在匹配码字中相应小块并不一定是失真度最小的。

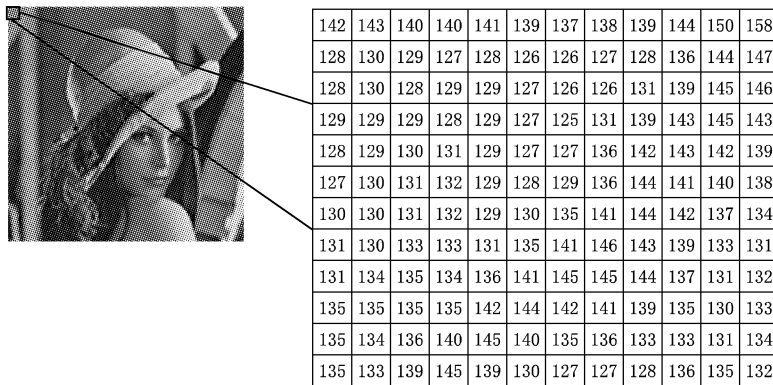


图 1 Lena 图像左上角 12×12 子图像

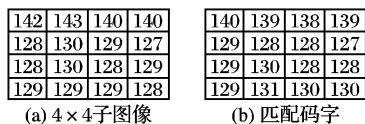


图 2 4×4 子图像和匹配码字

2 基于图像块动态调整码字内再匹配矢量量化

从上面的分析看到,普通的矢量量化并不能解决上述存在的问题,下面介绍基于图像块动态调整的码字内再匹配矢量量化方法,以解决这些问题。

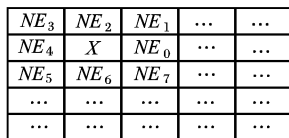


图 3 子图像八邻域

首先,我们对待编码子图像 X 的八邻域 NE 做如图 3 所示标记, $NE = \{NE_i, i = 0, 1, 2, \dots, 7\}$ 。其中,每一小方块代表一个大小为 16×1 维的矢量,它是由 4×4 子图像按行相接形成的。为了能区别 NE 中的八个子图像,需要 3 比特表示其位置,即 000 ~ 111。在进行编码之前,先将 X 对其八邻域的各个子图像 NE_i 进行相似性分析,其计算公式如下:

$$R(X, NE_i) = \frac{X^T NE_i}{\|X\| \cdot \|NE_i\|} \quad (4)$$

其中, $\|\cdot\|$ 表示范数, $\|X\| = \sqrt{\sum_{j=0}^{15} x_j^2}$, $\|NE_i\| = \sqrt{\sum_{j=0}^{15} ne_{ij}^2}$, $\|X^T NE_i\| = \sum_{j=0}^{15} x_j ne_{ij}$, x_j 表示子图像 X 的第 j 个位置的像素值, ne_{ij} 表示子图像 NE_i 的第 j 个位置的像素值, $i = 0, 1, 2, \dots, 7$, $R(X, NE_i) \in [0, 1]$ 。则(4)式又可以写成:

$$R(X, NE_i) = \frac{\sum_{j=0}^{15} x_j ne_{ij}}{\sqrt{\sum_{j=0}^{15} x_j^2} \cdot \sqrt{\sum_{j=0}^{15} ne_{ij}^2}} \quad (5)$$

如果 $R(X, NE_i)$ 满足:

$$R(X, NE_i) \geq T_d \quad (6)$$

则认为该子图像 NE_i 和 X 相似,那么可以使用同一个码字,即可以使用同一个码字索引进行传输;否则,该子图像需要单独搜索码本寻找匹配码字。 T_d 是一个事先给定的阈值,表示相邻子图像的最小相似性。

如果某个邻域子图像 NE_i 和 X 相似,则把 NE_i 和 X 的匹配码字 MW 按顺序分别分割为 4 个 4×1 像素的小块,每个小块顺序号如图 4 所示。其中每一小块大小为 4×1 个像素,则 $NE_i = [NB_{i0}^T, NB_{i1}^T, NB_{i2}^T, NB_{i3}^T]^T$; $MW = [CB_0^T, CB_1^T, CB_2^T, CB_3^T]^T$ 。为了能区别这 4 个小块,需要 2 比特表示其位置,即 00 ~ 11。

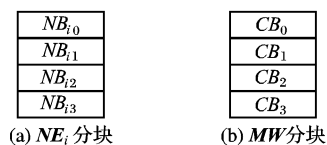


图 4 子图像和匹配码字分块

为了充分挖掘匹配码字的潜力,对于邻域子图像 NE_i 中的每一小块,都要在匹配码字 MW 中寻找失真度最小的小块,即:

$$\|NB_{ij} - CB_k\| = \min_k \|NB_{ij} - CB_l\|, j, l = 0, 1, 2, 3 \quad (7)$$

这样, NE_i 中每一小块都能找到最佳匹配小块。为了表示这些最佳匹配小块,必须用 8bits 来描述。

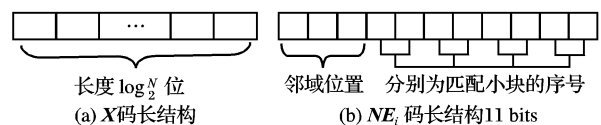


图 5 编码结构

由此,我们得到待编码子图像 X 和其邻域 NE_i 的编码结构,如图 5 所示。对于 X 与其不相似的邻域子图像,我们直接用匹配码字编码,如图 5(a) 所示。对于和 X 相似的邻域子图像,我们采用 11bits 编码,前 3bits 表示该 NE_i 和 X 的邻域序号

(如图3所示),后面8bits每2bits为一组,分别记录邻域 NE_i 每一小块在匹配码字中匹配小块的序号。

综上所述,本文提出的方法编码步骤如下:

1) 对于待编码子图像 X ,用搜索算法在码本中找到其匹配码字 MW ,并对 X 进行编码。

2) 计算 X 与其八邻域子图像 NE_i 的相似性 $R(X, NE_i)$,如果 $R(X, NE_i)$ 大于等于 T_d ,则 NE_i 和 X 相似,可以采用同一个匹配码字 MW , NE_i 的每一小块还要在 MW 中找到相应的匹配小块,这样每一个邻域子图像用11bits进行编码;如果 $R(X, NE_i)$ 小于 T_d , NE_i 和 X 不相似,则单独搜索码本寻找匹配码字,并进行编码。

3) 转到1)继续对下一子图像编码。

由于本文采用了子图像的相似性和匹配码字内再匹配的方法,在对当前子图像编码时考虑到与其八邻域子图像的相似性,使运算量大大减少,同时也提高了恢复图像质量,但是在码本尺寸较小时,比特率有所提高。

3 仿真实验及结果分析



(a) Lena图像 (b) 本文方法恢复图像 (c) 普通VQ恢复图像

图6 本文方法和普通VQ恢复图像比较

在仿真实验中,本文分别采用了大小为 256×256 和 512×512 像素、灰度级为256的Lena图像,码本大小分别取256, 512和1024。运行环境CPU为AMD Athlon 3000+,操作系统为Windows2000,软件为Matlab6.5。码本采用K-均值算法产生,每个码字为一个 16×1 维列矢量,实验图像以 4×3 像素为单位进行划分,阈值 $T_d = 0.98360$ 。图像质量用峰值信噪比(PSNR)指标来衡量,其定义为:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{M \times N \times 255^2}{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (f(x, y) - \hat{f}(x, y))^2} \right) \quad (7)$$

其中, $f(x, y)$ 和 $\hat{f}(x, y)$ 分别是实验图像和矢量量化后恢复图像, $M \times N$ 是图像大小。

在实验过程中,本文还对普通VQ的穷尽搜索算法(Full Search, FS)做了对比测试。当码本大小为256,实验图像采用 256×256 像素的Lena图像时,实验仿真结果如图6所示。整

个实验结果如表1所示。

表1 实验结果比较

码本大小	性能指标	256 × 256 图像		512 × 512 图像	
		FS 算法	本文方法	FS 算法	本文方法
256	编码时间/s	5.17	0.58	13.25	2.57
	比特率/bpp	0.500	0.593	0.500	0.598
	PSNR/dB	29.614	32.791	33.609	35.153
512	编码时间/s	8.57	1.31	16.49	3.53
	比特率/bpp	0.563	0.620	0.563	0.622
	PSNR/dB	31.672	34.904	35.029	36.62
1024	编码时间/s	12.32	2.35	19.75	4.71
	比特率/bpp	0.625	0.663	0.625	0.669
	PSNR/dB	34.356	37.336	37.462	38.953

从图6和表1中我们可以得到:

1) 在码本大小相同时,本文方法与FS算法在编码时间上相比有很大降低,降低到原来的 $1/9 \sim 1/4$ 。这是因为FS算法需要对所有的子图像进行匹配码字的搜索,而本文方法在给定的 T_d 时,只需要对部分不相似的子图像进行匹配码字搜索,但降低的程度又受到了匹配码字内小块再匹配搜索的制约。

2) 在码本大小相同时,本文方法与FS算法在恢复图像质量上相比有显著提高,PSNR值提高了1.36dB~3.23dB。图6中也能看出差别,图6(c)出现了比较明显的“方块”效应,而图6(b)恢复图像的视觉效果是令人满意的。

3) 在码本大小相同时,本文方法与FS算法在比特率上相比有所增大,即压缩比下降了,图像压缩后较大,这是因为每个 NE_i 编码需要11bits,而普通的FS算法每个子图像只需要 $\log_2 N$ bits编码。这是为了提高恢复图像质量而增加了比特率,但随着码本增大,两者的差别在逐渐减小,通过计算可知,当码本大小为2048时,两者比特率大小一样。

参考文献:

- [1] CORTE-REAL L, ALVES AP. A fuzzy classified vector quantizer for image coding[J]. IEEE Transactions on Communications, 1995, 43(2/3/4): 207-215.
- [2] 余春东, 孙世新, 范植华, 等. 一种高效的基于模拟退火的LBG算法[J]. 小型微型计算机系统, 2005, 26(2): 218-221.
- [3] 陆哲明, 孙圣和. 基于快速相关矢量量化的图像编码算法[J]. 中国图像图形学报, 2000, 5A(6): 489-492.
- [4] BEI CD, GRAY RM. An improvement on minimum distortion encoding algorithm for vector quantization[J]. Transactions on Communications, 1985, 33(10): 1132-1133.

(上接第591页)

- [7] YANG JW, LIU LF, JIANG TZ, et al. A modified Gabor filter design method for fingerprint image enhancement[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(12): 1805-1817.
- [8] KLIMANE C, NGUYEN DT. On the Design of 2-D Gabor Filtering of Fingerprint Images[A]. Consumer Communications and Networking Conference, First IEEE[C], 2004. 430-435.
- [9] ALMANSA A, LINDBERG T. Fingerprint Enhancement by Shape Adaptation of Scale-Space Operators with Automatic Scale Selection[J]. IEEE Transactions on Image Process, 2000, 9(12): 2027-2042.
- [10] GREENBERG S, ALADJEM M, KOGAN D, et al. Fingerprint Image Enhancement Using Filtering Techniques[A]. Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition III[C].

Barcelona, Spain, 2000. 326-329.

- [11] JIANG X. A Study of Fingerprint Image Filtering[A]. Proceedings of 8th International Conference on Image Processing (Biometrics) [C]. Thessaloniki, Greece, 2001. 238-241.
- [12] RATHA N, CHEN S, JAIN AK. Adaptive flow orientation based feature extraction in fingerprint images[J]. Pattern Recognition, 1995, 28(11): 1657-1672.
- [13] 尹义龙, 詹小四, 谭台哲, 等. 基于加博函数的指纹增强算法及应用[J]. 软件学报, 2003, 14(3): 484-489.
- [14] 林喜荣, 苏晓生, 丁天怀, 等. Gabor滤波器在指纹图像处理中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(2): 183-186.