

基于特征值匹配的变比特率相关矢量量化图像编码算法¹

陆哲明 孙圣和

(哈尔滨工业大学自动化测试与控制系 哈尔滨 150001)

摘 要 该文提出了一种用于图像编码的新颖的变比特率相关矢量量化器。在编码之前, 首先计算各码字的四个特征值, 然后根据各特征值的升序排列得到相应的四个排序码书。在对当前输入矢量(当前处理图像块)进行编码的过程中, 充分考虑当前处理图像块与其相邻图像块之间的相关性以及各码字特征值与该输入矢量特征值之间的匹配性。测试结果表明, 该算法与传统矢量量化(VQ)器相比, 虽然在编码质量上有少许下降, 但降低了比特率并加快了编码速度。

关键词 图像编码, 矢量量化

中图分类号 TN941

1 引 言

矢量量化(VQ)是图像压缩编码的一种简单而有效的重要技术^[1,2]。矢量量化过程可以定义为从 k 维欧几里德空间 R^k 到其一个有限子集 C 的一个映射, 其中 $C = \{c_i | i = 0, 1, \dots, N-1\}$ 称为码书, N 为码书长度。矢量量化包含两个部分: 编码器和解码器。为了对一个图像进行编码, 编码器首先将原始图像分成 $N_w \times N_h$ 块(矢量), 每块图像含 $k(k = w \times h)$ 个像素, 即每块图像就是一个 k 维矢量。对于每一个图像块(输入矢量) $\mathbf{x} = (x_{(0)}, x_{(1)}, \dots, x_{(k-1)})$, 平方欧几里德距离常用来表征输入矢量 \mathbf{x} 和码字 c_p 之间的失真测度, 即

$$d(\mathbf{x}, c_p) = \|\mathbf{x} - c_p\|^2 = \sum_{j=0}^{k-1} (x_{(j)} - c_{p(j)})^2 \quad (1)$$

编码器从码书 C 中找出一个与该输入矢量最匹配的码字 $c_p = (c_{p(0)}, c_{p(1)}, \dots, c_{p(k-1)})$ 代替该图像块, 这里 $c_{p(j-1)}$ 代表码字 c_p 的第 j 个分量。找到最匹配码字以后, 编码器用码字 c_p 的标号 p 代替输入矢量 \mathbf{x} 进行存储和传输。矢量量化解码器根据接收到的标号很容易从码书中查到相应的码字。找到所有输入矢量的代替码字后由这些码字拼成解码图像。图像编码的关键问题是如何减少编码时间以及如何降低比特率而保证编码质量不下降或下降得很少。为了减少编码时间, 文献中提出了多种快速编码技术。其中部分失真搜索算法^[3]是一种简单有效的码字搜索算法, 它在计算输入矢量与某个码字的失真测度的过程中判断累积的失真是否已经超过目前最小的失真, 如果超出就停止该失真测度计算而转入对下一个码字的判断, 直到找到输入矢量的失真最小码字, 从而减少不少乘法计算量。

为了降低比特率, Kim 于 1992 年提出了边缘匹配矢量量化器(SMVQ)^[4]。SMVQ 是有限状态矢量量化器(FSVQ)的一个分支^[1]。假设原始图像被分为 $N_w \times N_h$ 块, 每块大小为 $k(k = w \times h)$, 主码书为 $C = \{c_i | i = 0, 1, \dots, N-1\}$ 。SMVQ 首先对主块 $[0, 0], [0, 1], \dots, [0, N_w - 1], [1, 0], \dots, [N_h - 1, 0]$ 用主码书 C 进行穷尽搜索编码。所有其它图像块必须在这些基本图像块的基础上进行编码。在图 1 中, 设 \mathbf{x} 表示输入矢量, 而 \mathbf{u} 和 \mathbf{l} 分别为上邻块码字和左邻块码字。因为 SMVQ 是一行接一行从左到右进行编码, 所以输入矢量 \mathbf{x} 的上邻块和左邻块已经编码完毕即码字 \mathbf{u} 和码字 \mathbf{l} 在输入矢量 \mathbf{x} 编码之前已经从码书中选择好。假定每个块包

¹ 1999-08-06 收到, 2000-06-18 定稿

哈尔滨工业大学校基金资助(项目批准号: HIT.2000.53)

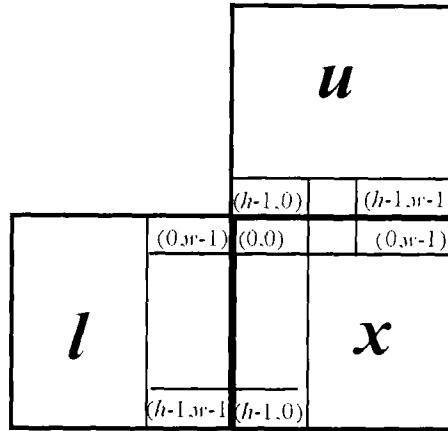


图 1 边缘匹配示意图

含 $w \times h$ 个像素, 我们可以定义输入矢量 x 的边界矢量 $B(x)$ 和码字 u 和 l 的边缘矢量 $S(u, l)$ 分别为

$$B(x) = [x_{(0,0)}, x_{(0,1)}, \dots, x_{(0,w-1)}, x_{(0,0)}, x_{(1,0)}, \dots, x_{(h-1,0)}] \quad (2)$$

$$S(u, l) = [u_{(h-1,0)}, u_{(h-1,1)}, \dots, u_{(h-1,w-1)}, l_{(0,w-1)}, l_{(1,w-1)}, \dots, l_{(h-1,w-1)}] \quad (3)$$

这里 (i, j) 表示一个图像块的第 i 行第 j 列的像素。SMVQ 假定相邻图像块存在极大的相关性, 即 $B(x) \cong S(u, l)$, 则输入矢量 x 与码字 c_i 之间的边缘匹配失真测度 d_{sm} 可以定义为

$$\begin{aligned} d_{sm}(x, c_i) &= \|B(c_i) - S(u, l)\|^2 \\ &= \sum_{j=0}^{w-1} [c_{i(0,j)} - u_{(h-1,j)}]^2 + \sum_{j=0}^{h-1} [c_{i(j,0)} - l_{(j,w-1)}]^2 \end{aligned} \quad (4)$$

SMVQ 根据各码字的边缘匹配失真测度的大小对主码书 C 进行从小到大排序, 并选择排序后的前 N_S ($N_S < N$) 码字作为输入矢量 x 的状态码书。然后 SMVQ 从输入矢量 x 的状态码书中找出与输入矢量 x 平方欧几里德距离最近的码字, 并用该码字在状态码书中的序号对输入矢量 x 进行编码。

总的来说 SMVQ 是一种有效的量化器, 它降低了比特率, 但它是固定比特率的量化器并且其编码质量比传统的穷尽搜索矢量量化器差, 因为在状态码书中找到的最匹配码字并不一定是主码书中的最匹配码字。另外该算法需要很多乘法计算量来产生每个输入矢量的状态码书, 从而比传统的穷尽搜索矢量量化器计算量大多了。本文提出了一种叫做特征值匹配相关矢量量化器的新颖的变比特率矢量量化器。针对边缘匹配矢量量化器状态码书的计算量大的缺点, 本文利用图像块间的相关性来预测码字以降低比特率而利用码字的四个特征值来确定搜索范围 (代替状态码书) 以加快搜索速度。在编码之前, 首先计算各码字的四个特征值, 然后根据各特征值的升序排列得到相应的四个排序码书。而在对当前输入矢量进行编码的过程中, 充分考虑当前处理图像块与其相邻图像块之间的相关性以及各码字特征值与该输入矢量特征值的匹配性。

2 特征值匹配的变比特率相关矢量量化

2.1 特征值匹配 首先定义下面四个映射来表征一个给定的 k 维输入矢量 $\mathbf{x} = (x_{(0)}, x_{(1)}, \dots, x_{(k-1)})$

$$f_1(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^{k-1} x_{(i)} \quad (5)$$

$$f_2(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^{k-1} x_{(i)}^2 \quad (6)$$

$$f_3(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^{k-1} (i+1) \cdot x_{(i)}^2 \quad (7)$$

$$f_4(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^{k-1} (k-i)x_{(i)}^2 = (k+1)f_2(\mathbf{x}) - f_3(\mathbf{x}) \quad (8)$$

在编码之前, 计算所有码字的四个特征值, 然后把码字分别按这四个值升序排列得到四个排序码书 $\{\mathbf{S}_1(i), i = 0, 1, \dots, N-1\}$, $\{\mathbf{S}_2(i), i = 0, 1, \dots, N-1\}$, $\{\mathbf{S}_3(i), i = 0, 1, \dots, N-1\}$ 和 $\{\mathbf{S}_4(i), i = 0, 1, \dots, N-1\}$, 并且建立相应的四个表来存储 $f_l(\mathbf{S}_l(i)), l = 1, 2, 3, 4, i = 0, 1, \dots, N-1$ 。

通常来说, 两个矢量之间的欧氏距离越小, 它们的相应特征值也越相近。虽然反过来不一定成立, 但是我们往往可以根据这些特征值来缩小码字搜索范围。在编码时, 首先计算输入矢量 \mathbf{x} 的四个特征值, 然后找到码字 $\mathbf{S}_l(i_l)$ 使得其 $f_l(\mathbf{S}_l(i_l))$ 值与输入矢量 \mathbf{x} 的 $f_l(\mathbf{x})$ 最接近, 即

$$|f_l(\mathbf{S}_l(i_l)) - f_l(\mathbf{x})| \leq |f_l(\mathbf{S}_l(i)) - f_l(\mathbf{x})| \quad (9)$$

这里, $l = 1, 2, 3, 4, i = 0, 1, \dots, N-1$ 。我们可以在序列 $\{\mathbf{S}_l(i), i = 0, 1, \dots, N-1\}$ 上定义一个搜索区域

$$\mathcal{R}_l \equiv \{\mathbf{S}_l(i) : i = \max(0, i_l - r), \max(0, i_l - r + 1), \dots, \min(N-1, i_l + r)\} \quad (10)$$

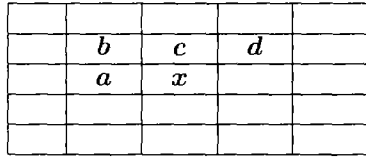
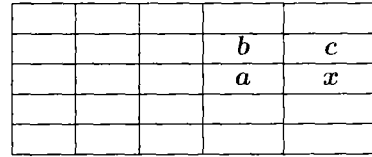
这里 r 为搜索半径, \mathcal{R}_l 中码字的序号在以 i_l 为中心以 $r \geq 0$ 为半径的圆内。输入矢量 \mathbf{x} 的匹配码字 (未必是最匹配码字, 所以当然会引入一定的失真) 的搜索范围可以通过求交集得到, 即由下式得到:

$$\mathcal{R} \equiv \mathcal{R}_1 \cap \mathcal{R}_2 \cap \mathcal{R}_3 \cap \mathcal{R}_4 \quad (11)$$

在这里值得一提的是特征值的计算量问题。容易看到 $f_1(\mathbf{x})$ 的计算需要 $k-1$ 次加法, $f_2(\mathbf{x})$ 的计算需要 $k-1$ 次加法和 k 次乘法。因为在 $f_2(\mathbf{x})$ 的计算过程中可以得到 $\sum_{i=l}^{k-1} x_{(i)}^2$, $l = 0, 1, \dots, k-1$, 所以 $f_3(\mathbf{x})$ 式的计算只需要 $k-1$ 次加法。由于 $f_2(\mathbf{x})$ 和 $f_3(\mathbf{x})$ 已算过, 则 $f_4(\mathbf{x})$ 的计算只需一次乘法和一次加法。另外用二分搜索法查找输入矢量各特征量的最匹配码字 $\mathbf{S}_1(i_1), \mathbf{S}_2(i_2), \mathbf{S}_3(i_3), \mathbf{S}_4(i_4)$ 需要 $4 \log_2 N$ 次比较。这些计算量仅相当于 2 到 3 次失真测度计算。

2.2 相邻块的高相关性 在图像编码中, 相邻图像块的相关性是很高的, 这种相关性主要表现在“低细节区”的平滑性以及“高细节区”的边缘连续性。考虑图 2 中的图像块 \mathbf{x} , 它的编码序号可以根据它的四个邻块 \mathbf{a} , \mathbf{b} , \mathbf{c} 和 \mathbf{d} 的编码序号来预测。在输入矢量 \mathbf{x} 在最后一列的情况 (如图 3 所示), 它的编码序号可以通过它的三个邻块 \mathbf{a} , \mathbf{b} 和 \mathbf{c} 来预测。由于输入矢量 \mathbf{x} 的编

码序号经常和它的邻块编码序号相同, 我们可以先计算输入矢量 x 与其几个邻块码字间的失真测度。如果这几个失真测度中的最小值小于事先定义的阈值, 那么解码时当前处理图像块可以用最小失真的邻块码字来代替。这时我们可以用 2 比特信息表示邻块位置, ‘00’ 表示 a , ‘01’ 表示 b , ‘10’ 表示 c , ‘11’ 表示 d , 即我们只需 2 比特信息对输入矢量 x 进行编码。否则, 我们将采用上面提到的特征值匹配技术得到输入矢量 x 的搜索范围。为了区别这两种情况, 我们在编码时需要用一个额外的比特位来区分, ‘1’ 表示用邻块预测信息进行编码, 而 ‘0’ 表示用特征值匹配技术进行编码。

图 2 输入矢量 x 的四个邻块图 3 输入矢量 x 的三个邻块

2.3 本文算法 我们把 2.1 节和 2.2 节的两个技术合起来就得到本文的编码算法。在编码之前, 计算码书中所有码字的四个特征值, 并对它们进行升序排列得到四个相应的排序码书。对于当前输入矢量 x , 其编码过程如下:

计算图像块 x 和其邻块码字之间的失真测度。如果这些失真测度中的最小失真测度小于预先定义的阈值 TH_d , 那么输入矢量 x 可以用其失真最小的邻块码字来代替, 这时编码信息中额外比特位设为 ‘1’, 紧接着用 2 比特信息来表示邻块位置。否则计算输入矢量 x 的四个特征值, 然后找到码字 $S_i(i_i)$ 使得其 $f_i(S_i(i_i))$ 值与输入矢量 x 的 $f_i(x)$ 最相近, 然后利用 (10) 式和 (11) 式得到输入矢量 x 的码字搜索范围, 再利用部分失真搜索技术^[3] 在输入矢量 x 的搜索范围内找到输入矢量 x 的最匹配码字, 并用该码字的序号对输入矢量 x 进行编码, 这时候的编码信息中额外比特位设为 ‘0’, 紧接着是输入矢量 x 最匹配码字的序号。

在解码时, 本文对接收到的序号信息按下述方法进行解码:

首先判断序号信息的额外比特位, 如果为 ‘1’, 则紧接着的 2 比特序号表示邻块位置, 然后用相应的邻块来恢复当前解码图像块。如果为 ‘0’, 则根据紧接着的序号在码书中查找相应的码字, 并用这个码字恢复当前解码图像块。

从上面我们可以看出本文算法的编码质量一定比穷尽搜索矢量量化器的编码质量有所下降, 而且下降程度完全受阈值 TH_d 和 (10) 式中的 r 控制。通常来说, 如果 TH_d 较小并且 r 较大, 则编码质量的下降将较少, 但是编码时间较长而且比特率较大。反之, 编码时间较短, 比特率也较低, 但图像质量将下降得较多。

下面我们对 SMVQ 和本文算法的比特率大小进行研究。我们容易看出, SMVQ 是固定速率的有限状态矢量量化器。如果原始图像被分成 $N_w \times N_h$ 块, 则主块数目 $N_B = N_w + N_h - 1$, 那么 SMVQ 的平均比特率 R_{SM} 可以用下式表述:

$$R_{SM} = \frac{N_B \log_2 N + (N_w N_h - N_B) \log_2 N_S}{k N_w N_h} \quad (12)$$

这里 N 是主码书 C 的码字个数, N_S 是状态码书的码字数目, k 为矢量维数。

对于本文算法来说, 假定用 2.1 节技术编码的图像块数目为 N_M , 则用 2.2 节技术编码的图像块数目为 $N_C = N_w N_h - N_M$, 则本文算法的平均比特率 R_{CMC} 可以描述为

$$R_{CMC} = \frac{N_M (\log_2 N + 1) + N_C (\log_2 4 + 1)}{k N_w N_h} \quad (13)$$

这里 N 为主码书 C 的大小, k 为矢量维数。因为 N_C 和 N_M 随着原始图像的不同而不同, 所以本文算法是变比特率的。

3 实验结果

本文的实验是在奔腾 350MHz PC 机上进行的。本文所用的 Lena 图像和 Peppers 图像都是大小为 512×512 , 256 灰度的静止图像。这两幅图像都被分解成 4×4 的图像块, 即每一块都是 16 维矢量。我们用 Lena 图像作为训练集并用著名的 LBG 算法^[2] 产生大小为 256 的主码书 C 。本文用峰值信噪比表征编码质量, 即 $PSNR = 10 \log_{10}(255^2/MSE)$ dB, 对于 $m \times m$ 的图像, $MSE = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{m-1} [\alpha_{(i,j)} - \beta_{(i,j)}]^2 / m^2$, 这里 $\alpha_{(i,j)}$ 和 $\beta_{(i,j)}$ 分别代表原始图像的和解码恢复图像的第 i 行第 j 列像素值。实验结果如表 1 所示。表 1 列出了不同算法对于 Lena 图像和 Peppers 图像的编码时间、比特率和信噪比。从表 1 的实验结果来看, 不论是在训练集内的 Lena 图像还是在训练集外的 Peppers 图像, 本文算法的编码时间都是穷尽搜索 VQ 的 $1/8 \sim 1/9$ 和 SMVQ 的 $1/40$ 左右。本文算法的比特率比穷尽搜索 VQ 低。本文算法的峰值信噪比比 SMVQ 增加 1.1dB~1.3dB, 仅比穷尽搜索 VQ 降低 0.2dB~0.3dB。而且在 r 固定的情况下, 随着 TH_d 的增加, 本文算法的编码时间减少, 编码质量下降, 比特率降低。此外本文算法与 SMVQ 算法相比, 突出优点是编解码计算量小, 编码质量高且是变比特率的。

表 1 穷尽搜索 VQ、SMVQ 以及本文算法的峰值信噪比 (dB), 比特率 (b/pixel) 以及编码时间 (s) 的比较 ($N = 256, N_S = 32, r = 32$)

算法	性能	Lena 图像	Peppers 图像
穷尽搜索 (VQ)	峰值信噪比	30.389	28.250
	比特率	0.500	0.500
	编码时间	7.42	7.91
SMVQ	峰值信噪比	28.842	26.821
	比特率	0.315	0.315
	编码时间	36.88	39.32
本文算法 ($TH_d = 160.0$)	峰值信噪比	30.238	28.012
	比特率	0.454	0.485
	编码时间	0.90	0.94
本文算法 ($TH_d = 320.0$)	峰值信噪比	30.158	27.982
	比特率	0.365	0.419
	编码时间	0.78	0.83

4 结论

本文提出了一种有效的特征值匹配的快速相关矢量量化器。该量化器是变比特率的矢量量化器。在编码之前, 首先计算各码字的四个特征值, 然后根据各特征值的升序排列得到相应的四个排序码书。在对当前输入矢量进行编码的过程中, 充分考虑当前处理图像块与其相邻图像块之间的相关性以及各码字特征值与该输入矢量特征值的匹配性。测试结果表明, 该算法与传统矢量量化 (VQ) 器相比, 虽然在编码质量上有少许下降, 但降低了比特率并加快了编码速度。与 SMVQ 算法相比, 优点是编解码计算量都非常小, 而且是变比特率的。

参 考 文 献

- [1] A. Gersho, R. M. Gray, Vector Quantization and Signal Compression, Boston, MA, Kluwer, 1992, 307-688.
- [2] Y. Linde, A. Buzo, R. M. Gray, An algorithm for vector quantizer design, IEEE Trans. on Commun., 1980, COM-28(1), 84-95.
- [3] C. D. Bei, R. M. Gray, An improvement of the minimum distortion encoding algorithm for vector quantization, IEEE Trans. on Commun., 1985, COM-33(10), 1132-1133.

- [4] T. Kim, Side match and overlap match vector quantizers for images, IEEE Trans. on Image Processing, 1992, IP-1(2), 170-185.

AN IMAGE ENCODING ALGORITHM USING VARIABLE-RATE
CORRELATION VECTOR QUANTIZER BASED ON
THE MATCHING OF CHARACTERISTIC VALUES

Lu Zheming Sun Shenghe

(Dept. of Automatic Test and Control, Harbin Inst. of Tech., Harbin 150001, China)

Abstract A novel variable-rate correlation vector quantizer is presented for image encoding in this paper. Before encoding, four characteristic values of each codeword are computed, then four corresponding sorted codebooks are obtained according to the ascending order of the four characteristic values of codewords respectively. During the encoding, high correlation of the adjacent image blocks and characteristic values of the current processing vector and codewords are considered to encode the current processing vector. Experimental results show that, although the encoding quality of the proposed algorithm is a little worse than that of the conventional VQ, the bit rate of the proposed algorithm is lower than that of the conventional VQ, and the encoding time of the proposed algorithm is much shorter than that of the conventional VQ.

Key words Image coding, Vector quantization

陆哲明: 男, 1974 年生, 博士生, 副教授, 研究方向为数据压缩的矢量量化技术.

孙圣和: 男, 1937 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算机自动测试与控制, 信号处理和系统辨识.