

基于邻近像素的低复杂度预测矢量量化 图像压缩编码算法

杨 边¹, 陆哲明¹, 徐殿国², 孙圣和¹

(1. 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨工业大学电气工程系, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 针对传统低复杂度预测矢量量化图像编码算法预测准确性的不足, 通过分析像素距离对相关性的影响, 提出了数种改进的基于邻近像素的预测方案, 并提出了一种具有边缘走向自适应性的预测方案. 仿真实验表明, 采用这些预测方案的预测矢量量化算法能够在保持低计算复杂度的同时, 显著提高矢量预测准确度, 改善图像编码性能.

关键词: 预测矢量量化; 基于邻近像素的预测方案; 图像编码

中图分类号: TN919.31 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2003)05-0707-04

Neighboring Pixels Based Low Complexity Predictive Vector Quantization Algorithms for Image Coding

YANG Bian¹, LU Zhe-ming¹, XU Dian-guo², SUN Sheng-he¹

(1. Dept. of Automatic Test and Control of Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

2. Dept. of Electrical Engineering of Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: Several neighboring pixels based prediction schemes were proposed by exploiting the statistical relationship between pixel distance and correlation. An edge-adaptive predictive VQ scheme was proposed for images containing distinct edge characteristics. Simulations demonstrate the improved predicting accuracy and coding performance of the proposed predictive VQ algorithms for image coding applications constrained at a low computational complexity level.

Key words: predictive vector quantization; neighboring pixels based prediction; image coding

1 引言

预测矢量量化 (Predictive VQ, PVQ)^[1,2] 利用数个重构矢量 $\hat{x}_{n-j} (j>0)$ 生成当前输入矢量 x_n 的预测值 \tilde{x}_n , 并使用矢量量化器 (Vector Quantizer) Q 对差值矢量 $e_n = x_n - \tilde{x}_n$ 进行量化. 输入矢量 x_n 与重构矢量 $\hat{x}_n = \tilde{x}_n + e_n$ 的误差等于差值信号 e_n 的量化误差 q_n . 若预测准确性很高, 量化误差 q_n 将很小. PVQ 同直接对输入矢量 x_n 进行量化相比, 产生的量化误差更小. 基本 PVQ 的编解码结构见图 1, 其中 VQ 为矢量量化器, VP 为矢量预测器. PVQ 预测器的增益通常较大, 使得 PVQ 的整体增益比无记忆 VQ 的增益大^[3]. 在图像压缩编码应用中, 使用 PVQ 可显著提高编码性能 (信噪比/比特率).

提高矢量预测器的预测准确度是提高编码性能的关键. 预测器设计方法有最优矢量线性预测和基于邻近像素的预测两类. 前者对同类统计特性的信源是最优的, 但预测过程需用最优预测系数矩阵对邻近图像块矢量加权求和, 计算复杂度^[4,5] 高, 且确定的最优预测系数矩阵难以在实际图像编码过

程中进行自适应调整. 后者对同类统计特性的信源而言并非最优, 但计算复杂度小, 且可根据邻近像素作自适应调整. 本文将探讨图像压缩编码中基于邻近像素的低复杂度预测器的设计方法.

2 基于邻近像素的低复杂度预测矢量量化算法

相邻图像块在统计特征上具有较大的相关性, 可考虑使用当前图像块附近重构矢量块内像素作为预测元素对当前块内像素进行加权预测^[4-6], 称为基于邻近像素的自适应预测方法. 一种简单方法是直接矢量预测法 (Direct PVQ, DPVQ), 即使用先前重构矢量 $\hat{x}(n-1)$ 对当前矢量 $\hat{x}(n)$ 进行对应像素预测 ($\hat{x}(n-1)$ 的第 i 个分量预测 $\hat{x}(n)$ 的第 i 个分量). 但因邻近图像块的预测元素距离被预测像素较远, 实验中 DPVQ 的编码性能甚至差于普通无记忆 VQ. 实际预测器设计中常采用邻近块中毗邻当前块的像素作为预测元素, 以充分利用最小像素距离下的强相关性.

文献 [4] 13.6 节给出一个边沿 PVQ (Boundary Predictive

收稿日期: 2002-07-05; 修回日期: 2003-02-20

基金项目: 航天技术创新基金

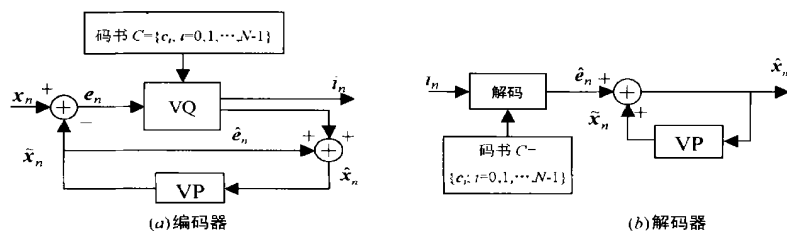


图 1 预测向量量化编解码结构

VQ, BPVQ) 的例子,即将当前块 x 的左、上及左上三个邻近块中同 x 毗邻的像素用作预测元素,见图 2,当前块中像素 Y 可用左块中像素 X_1 、上块中的像素 X_3 和左上块的像素 X_2 作为预测元素,即

$$\tilde{y}(i, j) = P(x_l(i, 4), x_u(4, j), x_{ul}(4, 4)) \quad (1)$$

其中 $\tilde{y}(i, j)$ 表示图 2 中右下角当前块中像素 Y 的预测值, i, j 分别为 Y 在当前块中的行列号, $1 \leq i, j \leq 4$ (设图像块矢量维数为 16), 而 $x_l(i, 4)$ 、 $x_u(4, j)$ 和 $x_{ul}(4, 4)$ 分别表示左块、左上块和上块中毗邻当前块的像素, P 表示预测函数, 预测元素(边缘像素)用“*”标记. 简便起见, 可将三个预测元素的均值作为 Y 的预测值. 文献 [5] 提出的 Weighted BPVQ (WBPVQ) 是一种图像边缘自适应加权的 BPVQ 方案, 它只考虑 $x_l(i, 4)$ 和 $x_u(4, j)$, 舍弃了相对不太重要的 $x_{ul}(4, 4)$, WBPVQ 在一定程度上考虑了图像边缘走向的影响. 仿真表明使用此类基于邻近像素的预测算法的编码性能高于基本 VQ, 而编码时间仅有基本 VQ 的一半左右.

3 本文提出的改进算法

3.1 距离加权的 WBPVQ 算法 (Distance WBPVQ, DWBPVQ)

图 2 中, 当前块内像素 Y 距 X_1 和 X_3 远近不同, Y 与 X_1 和 X_3 的相关性也会在统计意义上存在差异, 故可将 Y 同 X_1 和 X_3 的距离作为加权因子用于预测. 而这个距离可用像素在块内的位置(行列号 i 和 j) 方便地表示. 新的预测函数为

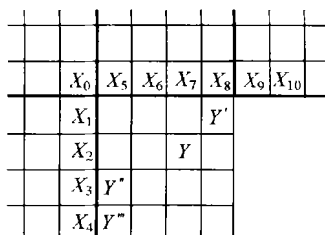


图 3 MDWPVQ 线性预测方案

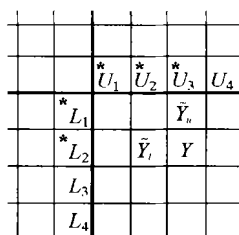


图 4 NMPVQ 线性预测方案

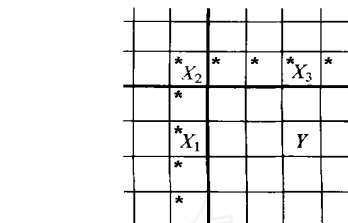


图 2 BPVQ 线性预测方案

$$\tilde{y}(i, j) = \frac{i \cdot x_l(i, 4) + j \cdot x_u(4, j)}{i + j}, 1 \leq i, j \leq 4 \quad (2)$$

将此新算法称作距离加权 BPVQ (Distance Weighted BPVQ, DWBPVQ). 仿真实验表明 DWBPVQ 要比 BPVQ 算法具有更好的编码性能.

3.2 多像素距离加权的 WBPVQ 算法 (Multiple-pixels Distance WBPVQ, MDWPVQ)

考虑到选取同行同列的边缘像素作为预测元素时, 很难对非垂直和水平的边缘预测准确, 故可用多个边缘像素作为预测元素来提高预测准确度, 称作多像素距离加权的 WBPVQ (Multiple-pixels DWBPVQ, MDWPVQ). 一种 MDWPVQ 方法如图 3 所示, 通过 X_0 、 X_1 、 X_2 、 X_3 和 X_4 加权得到 Y 的水平预测值 \tilde{y}_e , 通过 X_5 、 X_6 、 X_7 、 X_8 和 X_9 加权得到 Y 的垂直预测值 \tilde{y}_u , 再对 \tilde{y}_e 和 \tilde{y}_u 进行距离加权, 最后得到像素 Y 的预测值 \tilde{y} . 显然, X_2 和 X_7 的权重应比较大, 而 X_0 、 X_4 、 X_5 和 X_9 的权重相应较小. 例如, 按如下方式分配权值:

$$\tilde{y}_e = 0.1 X_0 + 0.2 X_1 + 0.4 X_2 + 0.2 X_3 + 0.1 X_4 \quad (3)$$

$$\tilde{y}_u = 0.1 X_5 + 0.2 X_6 + 0.4 X_7 + 0.2 X_8 + 0.1 X_9 \quad (4)$$

依然采用式(2)的加权方法, 其预测函数为

$$\tilde{y} = \frac{i \cdot \tilde{y}_e + j \cdot \tilde{y}_u}{i + j} \quad (5)$$

仿真实验表明 MDWPVQ 比 DWBPVQ 具有更好的编码性能, 但计算量稍有增加.

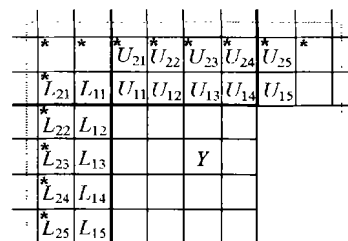


图 5 EAPVQ 线性预测方案

3.3 更低计算复杂度的邻近像素均值预测 PVQ (Neighboring Pixels Mean PVQ, NMPVQ)

邻近像素之间在统计意义上应有最大的相关性, 当前像素通过其邻近像素来预测的准确度也应最高. 将此思想引入当前块内, 如图 4 所示, 用左方和上方两个像素 Y_l 和 Y_u 的预测值 \tilde{y}_l 和 \tilde{y}_u 预测当前像素 Y , 例如可将 \tilde{y}_l 和 \tilde{y}_u 的均值作为 Y 的预测值 \tilde{y} , 称此法为邻近像素均值预测 PVQ (Near Pixels Mean Based PVQ, NMPVQ). 预测函数可简单写作

$$\tilde{y} = 0.5(\tilde{y}_e + \tilde{y}_u) \quad (6)$$

毗邻左图像块和上图像块的 Y , 其左右预测值 \tilde{y}_l 和 Y_u 实际上是左块和右块的边缘像素值. 事实上 \tilde{y}_e 和 \tilde{y}_u 本身也是由其它像素值或预测值得到, \tilde{y} 归根结底由左块和上块中的某些边缘像素加权得到, 这些像素在图 4 中标记了“*”符号. 故 NMPVQ 可最终看成不等权重的多像素预测方法, 只是这些权重在式(6)的迭代过程中自然形成.

计算预测值 \tilde{y} 时, 预测元素的权重在一定程度上反应了

像素距离的远近. 例如图 4 中像素 Y 的预测值 $\tilde{Y}(2,3)$ 的表达式为

$$\tilde{y}(2,3) = \frac{3}{16} U_1 + \frac{1}{4} U_2 + \frac{1}{4} U_3 + \frac{3}{16} L_1 + \frac{1}{8} L_2 \quad (7)$$

其中 L_2 的权重 $1/8$ 小于 U_3 的权重 $1/4$. 另一方面, 像素 Y 的最终预测元素 (“*” 标出) 被局限在 Y 的左上侧, 靠近左上角的预测元素被使用的次数多, 分配的权值大, 而 Y 右上侧和左下侧边沿像素的相关性则未被考虑. 例如 $\tilde{Y}(4,4)$ 的表达式为

$$\begin{aligned} \tilde{y}(4,4) = & \frac{5}{32} U_1 + \frac{5}{32} U_2 + \frac{1}{8} U_3 + \frac{1}{16} U_4 \\ & + \frac{5}{32} L_1 + \frac{5}{32} L_2 + \frac{1}{8} L_3 + \frac{1}{16} L_4 \end{aligned} \quad (8)$$

离 $y(4,4)$ 较远的预测元素 U_1 和 L_1 被分配的权值却大于离 $y(4,4)$ 较近的预测元素 U_4 和 L_4 被分配的权值, 将影响预测准确性. 仿真实验表明, NMPVQ 算法具有更低的编码时间复杂度, 其编码性能介于 DWBPVQ 和 MDWPVQ 算法之间.

3.4 邻近像素边缘自适应线性预测 PVQ (Edge Adaptive PVQ, EAPVQ)

在 DWBPVQ、MDWPVQ 和 NMPVQ 中, 假定同被预测像素距离相等的预测元素与被预测像素之间的相关度相等, 因而被分配相等的权值. 此假定仅在统计意义上成立. 而在具有显著边缘的区域, 边缘的影响往往强于距离对相关性的影响. 事实上, WBPVQ^[5] 就利用了图像垂直与水平边缘走向, 但其判断方法误差大, 且未考虑距离对相关性的影响.

本文提出一种新的基于图像边缘走向的自适应预测算法 (Edge Adaptive PVQ, EAPVQ). 其中预测元素的权值由邻近块的边缘走向决定. 见图 5, 设采用 5 个像素作为预测元素, 像素 Y 的预测值仍由 \tilde{Y}_e 和 \tilde{Y}_v 通过距离加权得到, \tilde{Y}_e 和 \tilde{Y}_v 则分别由 $U_{1i} (1 \leq i \leq 5)$ 和 $L_{1i} (1 \leq i \leq 5)$ 加权得到. 图像边缘分析区域为 $U_{ki} (1 \leq k \leq 2, 1 \leq i \leq 5)$ 和 $L_{ki} (1 \leq k \leq 2, 1 \leq i \leq 5)$. 其中 U_{2i} 和 L_{2i} 只参与边缘分析而不参与加权计算, 称之为分析元素, 见图 5 中加 “*” 的元素; 而毗邻当前块的 U_{1i} 和 L_{1i} 作为预测元素, 这样既控制了计算量, 又保证了预测准确度. 如图 6 所示, 选取 512 × 512 大小的 256 灰度 Lena 图像的肩部边缘区域某三个图像块来做分析, 图中上块和右上块为分析元素和预测元素所在的图像块, 用以预测 \tilde{Y}_u

$$\tilde{Y}_u = w_1 U_{11} + w_2 U_{12} + w_3 U_{13} + w_4 U_{14} + w_5 U_{15} \quad (9)$$

其中 $w_i (1 \leq i \leq 5)$ 由边缘分析结果决定. 边缘分析步骤如下:

步骤一: 求像素差值. 设 U_{ki} 、 $U_{k(i+1)}$ 间的像素值差为 $d_{ki} = U_{ki} - U_{k(i+1)}, 1 \leq k \leq 2, 1 \leq i \leq 4$, 求出绝对值最大的 d_{ki} 值 ($k=1, 2$) 和绝对值第二大的 d_{1i} , 分别设为 d_{1m} 、 d_{2n} 和 d_{1m} , $1 \leq m, n, m \leq 4$; 若存在 $|d_{1i}| - |d_{1i}| (1 \leq i \leq 4, i \neq i)$, 则令 $m = i, m = i$, 总有 $|d_{1m}| - |d_{1m}| \geq 0$.

步骤二: 确定标志位置. 若 $|d_{1m}| - |d_{1m}| \leq TH$ (TH 为设定的阈值), 取 m 和 m 中接近 2.5 的一个值作为一个标记位置 m_p ; 若 $\{m=2, m=3\}$ 或 $\{m=3, m=2\}$, 则取 m 和 m 中接近 n 的一个值作为一个标记位置 m_p . 若 $|d_{1m}| - |d_{1m}| > TH$, 则选取 $m_p = m$ 作为标志位置.

步骤三: 判断边缘存在性. 比较标志位置 m_p 和 n 处的像

素差 d_{1m} 和 d_{2n} 的符号, 若符号相反, 则判断边缘分析区内 (如图 6 内点划线所围区域) 不存在明显边缘; 若符号相同, 则判断边缘分析区内有边缘穿越. 连接 m_p 和 n 处可粗略判定边缘走向.



图 6 EAPVQ 算法的图像边缘分析

步骤四: 设定权值. 根据判断结果设定 U_{1i} 的权值 w_i .

图 6 预测像素 Y 的例子中, 标志位置确定为 d_{12} 和 d_{21} 处, 用粗黑线标示. 因 d_{12} 与 d_{21} 同号, 可判断边缘存在于两标志位置的连接方向上, 如图中双向箭头所示. 此时像素间的相关性在图像边缘方向上最强, 故 U_{1i} 的权重可按 $w_2 > w_1 > w_3 > w_4 > w_5$ 的顺序排列. 同理可得到. 之后利用距离加权的式 (5) 得到 Y 的最终预测值 \tilde{Y}_e . 仿真实验表明 EAPVQ 的性能超过前面提到的各类算法, 但计算量略有增加.

4 仿真结果

对基本 VQ、DPVQ、BPVQ、WBPVQ 以及本文提出的 DWBPVQ、MDWPVQ、NMPVQ 和 EAPVQ 进行了仿真. 仿真程序在 Pentium III 计算机上完成. 实验采用 512 × 512 大小的 256 灰度 Lena 图像作为训练图像, 划分为 4 × 4 大小的矢量块使用 LBG 算法进行基本 VQ 码书训练和 PVQ 差值码书训练. 基本 VQ 码书尺寸为 512; 而预测算法中产生两个码书, 使用训练图像第一行与第一列的块矢量 (共 255 个) 作为训练矢量产生尺寸为 32 的第一个码书, 使用剩余图像块矢量与其预测矢量之间的差值矢量 (共 16129 个) 作为训练矢量产生尺寸为 512 的第二个码书. 仿真时采用 512 × 512 大小的 256 灰度 Lena 图像和 Pepper 图像进行测试, 测试结果见表 1 和表 2.

表 1 基本 VQ 算法与各类低复杂度预测 VQ 算法性能比较 (训练集内的 Lena 图像测试结果)

算法	VQ	DPVQ	BPVQ	WBPVQ	DWB-PVQ	MDWB-PVQ	NMF-PVQ	EA-PVQ
峰值信噪比 (dB)	31.205	28.742	31.229	31.287	31.477	31.854	31.653	31.922
比特率 (bpp)	0.5625	0.5586	0.5586	0.5586	0.5586	0.5586	0.5586	0.5586
编码时间 (s)	11.63	4.87	4.80	5.02	4.89	5.06	4.72	5.237

使用基本 VQ 时, 比特率为 $(\log_2 512) / 16.0 = 0.5625$ bpp (比特/样值); 使用预测 VQ 算法时, 比特率均为 $(255 \times \log_2 32 + 16129 \times \log_2 512) / (16.0 \times 16384) = 0.5586$ bpp. Lena 图像编码结果显示, 性能最好的 PVQ 算法比基本 VQ 算法在 PSNR 值上高

表 2 基本 VQ 算法与各类低复杂度预测 VQ 算法性能比较(训练集外的 Pepper 图像测试结果)

算法	VQ	DPVQ	BPVQ	WB-PVQ	DWB-PVQ	MDWB-PVQ	NM-PVQ	EA-PVQ
峰值信噪比(dB)	28.739	27.404	29.558	29.581	30.021	30.017	29.803	29.900
比特率(bpp)	0.5625	0.5586	0.5586	0.5586	0.5586	0.5586	0.5586	0.5586
编码时间(s)	10.16	5.03	4.97	5.12	5.03	5.17	4.99	5.53

约 0.72dB;而对于 Pepper 图像,这个优势达 1.3dB.可见无论是训练集内的 Lena 还是训练集外的 Pepper, PVQ 都要比基本 VQ 性能高;编码时间上, PVQ 也比基本 VQ 更有优势.值得注意的是, MDWBPVQ 和 EAPVQ 对 Pepper 编码的性能稍逊于 DWBPVQ,这可解释为 Pepper 平滑区域要比 Lena 多,距离对相关性的影响更大.而此时 MDWBPVQ 和 EAPVQ (在平坦区域退化成为 MDWBPVQ) 权值分配过于分散,反而不如 DWBPVQ 直接使用最邻近像素作为预测元素的效果好.这一点上, EAPVQ 算法尚待改进.

5 结论

本文对几种低复杂度 PVQ 算法做了改进,提高了预测器的准确性.这些改进基于像素距离对相关性的影响和图像边缘走向等因素.仿真实验表明,同基本 VQ 相比,所有改进算法均有低计算复杂度的优势;同原有低复杂度 PVQ 相比,距离加权 PVQ(DWBPVQ)充分考虑了预测元素同被预测像素之间距离与相关性关系,在相近复杂度下显著提高了预测准确度和编码性能;多像素距离加权 PVQ(MDWBPVQ)则在 DWBPVQ 基础上增加了预测元素,对不同预测元素分配不等权重,能减小 DWBPVQ 在图像边缘、纹理区域上的预测误差,对于边缘较丰富的图像编码性能更为出色;邻近像素边缘自适应(EAPVQ)则在 MDWBPVQ 基础上判断具体边缘走向,据此自适应调整预测元素的权值,进一步提高预测准确度和编码性能,尤其适合边缘丰富且明显的图像;邻近像素均值预测(NMPVQ)则能以最低复杂度提供接近 MDWBPVQ 的编码性能.综上,本文提出的几种低复杂度 PVQ 算法能在相同甚至更低的比特率和编码时间下取得比原有 VQ 及 PVQ 更好的预

测效果和更高的图像重构质量.

参考文献:

- [1] Hang H M, Woods J W. Predictive vector quantization of images [J]. IEEE Trans. Comm, 1985, 33(11): 1208 - 1219.
- [2] Grey R M, Kieffer J C, Linde Y. Vector quantizers and predictive quantizers for Gauss-Markov sources [J]. IEEE Trans. Comm, 1982, 30(2): 381 - 389.
- [3] 孙圣和, 陆哲明. 矢量量化技术及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2002. 118 - 121.
- [4] Gersho A, Gray R M. Vector Quantization and Signal Compression [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [5] Tsang P W M, Lee W T. A low complexity predicted vector quantization scheme [J]. IEEE Trans. Consumer Electronics, 1995, 41(4): 1108 - 1117.
- [6] Lee C H, Chen L H. Novel image compression method using edge-oriented classifier and novel predictive noiseless coding method [J]. IEEE Proceedings of Vision, Image and Signal Processing, 1997, 114(6): 361 - 368.

作者简介:



杨 边 男, 1978 年 2 月生于湖北省赤壁市, 1996 年进入哈尔滨工业大学自动化测试与控制系学习, 现为该系博士研究生, 研究兴趣有矢量量化, 数字水印, 图像特征提取及识别等.



陆哲明 男, 1974 年生于浙江省东阳市, 1991 年进入哈尔滨工业大学学习, 于 2001 年获哈尔滨工业大学工学博士学位, 现为哈尔滨工业大学自动化测试与控制研究所副教授, 信号处理实验室主任, 研究兴趣有图像处理, 数字水印及信息安全.