

低码率图像的快速SV拟合及其 最优码流结构的描述方法

马丽红 雷洋 吴锦泉

(广东省教育厅无线通信网络与终端重点实验室, 华南理工大学电子与信息学院, 广州 510640)

摘要 给出了一个在低码率图像描述中应用最优支持向量(SV)描述的编码算法, 提出一个训练样本集缩减策略, 在支持向量机(SVM)模型中用于快速拟合重要的交流(AC)系数, 它能够在基本保持原有精度的前提下, 有效地提高SVM的回归速度, 减少输出参数; 提出了直流(DC)系数的按位差分预测编码方法和压缩性能更好的码流产生方法。实验结果表明, 该方法不仅缩减了编码时间, 而且在相同码率下能获得更好的图像质量。以往基于SV的编码未提及码流结构的描述方法, 而快速SV拟合和数据组织方法克服了以往算法可行性差的缺点。

关键词 极低码率图像压缩 支持向量回归 样本集缩减 按位差分预测 数据流描述

中图法分类号: TP319.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-8961(2010)04-547-10

Low Bit-rate Image Description Based on Rapid Support Vector Fitting and Its Generation of Optimal Bit Stream Structure

MA Lihong, LEI Yang, WU Jinqun

(GDEDU Key Laboratory of Wireless Network and Terminal, School of Electronic and Information Engineering,
South China University of Technology, Guangzhou 510640)

Abstract In this paper, an encoding algorithm based on optimal SV (support vector) fitting was presented for low bit-rate image description. The main contributions include: 1) a sample set shrinking strategy was suggested for fast simulation of the most significant AC coefficients in SVM (support vector machine) model. With almost the same accuracy as that of the traditional SVM approximation, the shrinking operation improved the regression speed and reduced the numbers of output parameter. 2) a BBB-DP (bit-by-bit differential prediction) method was suggested for DCs coding, the generation method of optimal bit stream was also proposed. Experiments demonstrated that our method saved coding time, while can acquire images of improved quality images at the same bit-rate. Unlike the previous SV coding, this rapid fitting based method is more feasible and describes the bit-stream structure in detail.

Keywords low bit-rate compression, support vector regression (SVR), sample set shrinking, bit-by-bit differentiate prediction (BBB-DP), data stream description

0 引言

多媒体信息, 尤其是图像/视频信号的数据量非常大, 因此以较少的空间来存储、以较低的速率传输

数据十分必要, 但图像压缩比与图像质量二者之间的要求是矛盾的。在离散余弦变换(DCT)域实现的JPEG压缩, 是大多数图像文件应用的主流格式, 也是现行视频压缩标准I帧编码的基础, 它虽然在高码率下可提供较好的感知质量, 但在极低码率下

基金项目: 国家自然科学基金(60972133); 广东省自然科学基金团队项目(9351064101000003); 广东省能源技术重点实验室项目(2008A060301002)

收稿日期: 2009-05-20; **改回日期:** 2009-10-28

第一作者简介: 马丽红(1965—), 女, 副教授。1999年于华南理工大学无线电所获通信与信息系统专业博士学位。主要研究方向为图像/视频信号处理, 容错编码。E-mail: eelhma@scut.edu.cn

(小于 0.125 bpp(每像素比特),64 倍压缩)恢复的图像质量却让人无法接受。如果在编码极限内能找到对应更佳率失真工作点的 DCT 域压缩算法,那么它在极低码率下的性能还有进一步提高的空间。

2000 年,Robinson 等人首次提出了基于 SVM 的图像压缩算法^[1],直接用 SVM 对颜色空间建模,提取参数权重和高斯中心作为编码数据来传输和重建信号。不过这种直接用 SVM 学习建模的方法压缩性能不高。2003 年,他们用 RKi 算法^[2]对图像 DCT 系数应用 SVM 学习,结果表明,由于消除了颜色空间的相关冗余,RKi 算法在压缩率和图像质量等指标上有很大的改善,这是 SVM 压缩的首个可行方法^[3],是 SVM 压缩的经典,其后工作未有超出其贡献。不过,文献[2]虽然给出了该方法的步骤,但并未提及可操作的码流产生算法,尤其是可行的量化方法、算术编码的实现和码流结构等,而这些因素是算法是否有效的关键,相关工作在这些方面总是不清晰,压缩性能依具体的文献有不同的结果,却难以验证。

与 RKi 原理相似,Tolambiya 等人实现了离散小波变换(DWT)域的支持向量机(WSVM)压缩算法^[4],国内也有类似工作^[5]。WSVM 与 RKi 的不同点仅在于拟合的是小波系数,由于采用 DWT,在相同压缩率下 WSVM 图像不易产生块效应,质量有所提高,但同样存在 RKi 算法的实现问题,而且系数多,计算量大。相反,分块 DCT 系数的 SVM 压缩计算量小,编解码时间短,特别重要的是它不破坏现有视频压缩标准中运动估计必须的基准参考信号,因此基于 DCT 域的 SVM 高压压缩比算法更实际,关键是要找到最优的 SVM 参数估计方法和有效的数据组织方法,这些关键点在同类工作中未提及。近期的同类研究主要集中在 SVM 核的选择上^[6-9],在压缩原理或码流产生方面未见明显突破。

本文工作着重在缩短 SVM 的训练回归时间及有效地产生压缩码流上,并做出如下 2 个改进:

1) 快速的样本集裁剪方法 由于 SVM 核的平滑效应,非支持向量对 SVM 训练没有贡献;此外,太多的 SV 将使拟合时间加长。如果一个样本点与其最邻近的两端样本点的距离较小,则该样本点可视为光滑点,它对拟合曲线的影响也可以由其邻点表达。据此提出,如果某光滑点的邻点均未被裁剪,则该光滑点可从样本集中删去,以便减少训练样本数,缩短回归计算时间。由于裁剪只需要进行一轮,不需要迭代删除样本,因此所提方法简单,计算复杂度低,

效率提高比较明显。

2) 可行的 SVM 输出权重的编码优化方法和码流结构 现有的 SVM 压缩算法,其数据编码步骤可操作性较差。提出以下的码流生成方法:

(1) 量化权重和符号位的联合表示及其基于内容的概率自适应二进制算术编码

一方面权重 α 具有类拉普拉斯分布,因而采用小信号放大的对数量化。相比原值,量化 AC 系数的幅值更加平滑,可用更少的 SV 拟合。另一方面为了提高压缩率,AC 符号位将结合权重存储。方法是首先将一个偏置项加到所有权重上,使权重为正数,让出符号位,把权重与 AC 符号位关联;然后对这一关联表示产生二进制流,采用自适应内容概率模型的位流序列算术编码。

(2) DC 系数按位差分预测编码

按位差分预测编码,目的是使基于位表示的 DC 差分系数的动态范围降为十进制差分脉码调制(DPCM)方法的一半,以便在进行熵编码时取得更高的压缩比。

实验结果证明,以上码流组织步骤能以极低码率描述图像,编码速度和解码质量得到进一步改善。

1 快速 SVM 拟合方法

1.1 基于 SV 的信号描述

SV 技术^[10]成功用于函数回归问题,用 SVM 拟合数据,对输出参数进行熵编码,能有效实现数据的高压缩比表示。对数据集 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n; x_i \in \mathbf{R}^m, y_i \in \mathbf{R}\}$, SVM 通过非线性函数 $\varphi(x)$ 将数据映射到一个高维线性空间,设 w 为权向量, b 为阈值常量,数据集 x 的线性逼近结果为估计函数

$$f(x) = w \cdot \varphi(x) + b \quad (1)$$

$f(x)$ 回归最优化对应式(2)在式(3)约束下的最小化:

$$\varphi(w, \xi^*, \xi) = \frac{1}{2} \|w^2\| + C \left(\sum_{i=1}^l \xi_i^* + \sum_{i=1}^l \xi_i \right) \quad (2)$$

$$\begin{cases} y_i - (w \cdot \varphi(x)) - b \leq \varepsilon_i + \xi_i \\ (w \cdot \varphi(x)) + b - y_i \leq \varepsilon_i + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$i = 1, 2, \dots, l$$

式中, ξ_i, ξ_i^* 为非线性分界面引入的误差;常数 $C > 0$ 为惩罚参数,用于控制训练误差的代价; ε 为不敏感损失函数,表示允许的训练误差(图 1)。

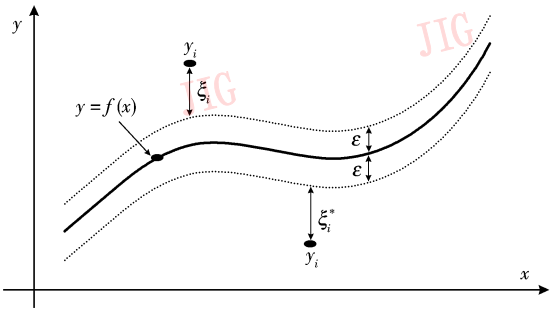


图 1 SVM 回归原理图
Fig. 1 SVM regression diagram

把式(2)转换为 Wolfe 对偶最优化问题,有

$$\max W(\alpha, \alpha^*) = - \sum_{i=1}^l \varepsilon_i (\alpha_i^* + \alpha_i) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i, x_j) \quad (4)$$

式中, $\alpha_i, \alpha_i^* (i=1, 2, \dots, l)$ 为拉格朗日乘子,核函数 $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ 是 $\varphi(x)$ 的内积替代,以避免参数求解中的复杂计算,式(4)约束条件为

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i^* = \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad (5)$$

式中, $0 \leq \alpha_i^*$ 和 $\alpha_i \leq C, i=1, 2, \dots, l$ 。回归函数重写为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (6)$$

$$K(x_i, x) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

在缺少样本先验知识的情况下, $K(x_i, x_j)$ 选择高斯核函数是合理的,参数 σ 控制核函数的宽度;惩罚参数 C 在训练误差和模型 V-C 维之间作权衡;参数 ε 增大,近似精度降低,SV 数目减少。编码参数为权重和 SV 高斯中心,当用较少的 SV 来表达一个非线性数据集时,数据即被有效地压缩。

1.2 光滑 SV 点的删减规则

SVM 回归的训练时间与样本数目成正比。因此提高模型的训练速度,可以从缩减样本集入手。

首先观察图 2 信号 $y = \frac{\sin x}{x} + \sin x$ 的重建特性,假设在传输过程中受到一个高斯白噪声信号的干扰,信噪比下降为 25 dB;对区间 $0 < x < 9$ 的信号作 SV 描述,重构时取该区间内 30 个等间隔抽样点输入至 SVM 回归模型,参数 (σ, C, ε) 取 $(3.8, 6.5, 0.1)$ 值,结果如图 2 所示(下方的起伏线为 SVM 回归输出与原信号的误差)。在图 2 中,除了点 $x =$

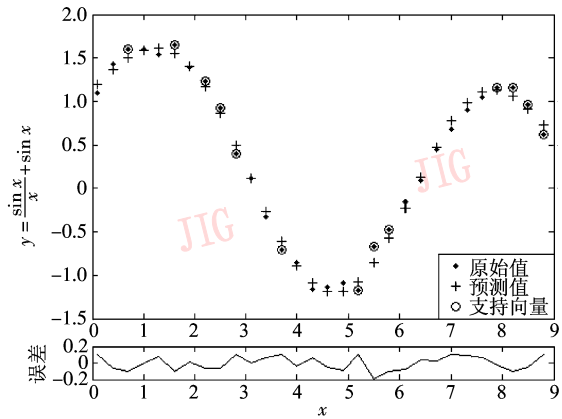


图 2 信号的 SV 描述和重建
Fig. 2 Signal description and reconstruction based on SV

5.5 处的误差为 0.2 外,其余点的误差都在 $[-0.1, 0.1]$ 范围内,仅为原信号动态范围的 6.7%;原信号 30 个点中只选 13 个点为 SV,其余 17 个由这 13 个 SV 预测,这说明拟合光滑数据时,SV 的点数可明显删减, SVM 回归所需的数据项明显被压缩了。

图 3 是真实图像的数据,一个 8×8 块 DCT 系数经 Z 扫描后产生 1 维 AC 系数,其前 9 个幅值组成 SVM 的训练数据,模型参数 (σ, C, ε) 为 $(2.6, 15, 0.01)$,即最大容许误差 0.01。当 9 个点中的 5 点被选作 SV 时,同样以“+”点表示解码结果,下方为误差曲线,误差集中位于 0 值附近较窄的范围内,即误差很小。图 3 同样说明了用少量的 SV 值拟合, AC 系数项可被有效地压缩和恢复。但实现过程中我们发现, SVM 的拟合速度和 SVM 数据的有

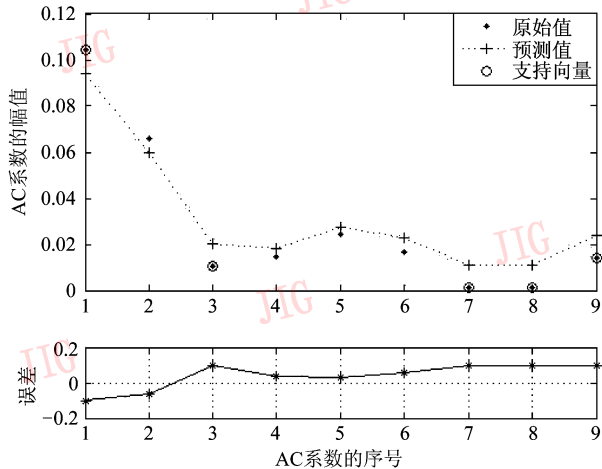


图 3 真实图像块 AC 系数的 SV 压缩结果和
解码失真比较

Fig. 3 Comparing the distortion of AC coefficients:
SV-based compression result and
its decompression

效表示是无法回避的重要问题。

从图 2、图 3 可见,由于非支持向量在学习过程中的作用可忽略,而高斯核函数的正则算子对拟合函数任意阶的不光滑进行了惩罚,因此在光滑性假设下,高斯核的拟合效果出色。这样,对于任一样点 y_i ,它与相邻两样点 y_{i-1} 和 y_{i+1} 的连线为 L ,若 $|y_i - L(i)| < \varepsilon$,且前一个样本点 y_{i-1} 未被删去,则 y_i 对拟合曲线的贡献不明显, y_i 为可删减样本。据此提出以下样本集缩减策略。

对训练样本集 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$, $x_i \in \mathbf{R}^m$ 为第 i 个样本的位置, $y_i \in \mathbf{R}$ 表示样本的取值,则 y_i 与相邻点连线 L 的距离为

$$d_i = |y_i - (y_{i-1} + y_{i+1})/2| \quad (8)$$

对给定误差 ε ,样本点 i 的选择准则是:

- 1) 若 $d_i < \varepsilon$,且第 $i-1$ 个样本点保留在样本集内,则第 i 个样本可以被删减;
- 2) 若 $d_i > \varepsilon$,第 i 个样本点被保留。

图 4 显示了样本集的缩减原理,当 $\varepsilon = 0.01$ 时,由于 $d_4 < \varepsilon$ 且样本点 y_3 保留在样本集内,则样本点 y_4 可删减;而 $d_6 > \varepsilon$,样本点 y_6 被保留。

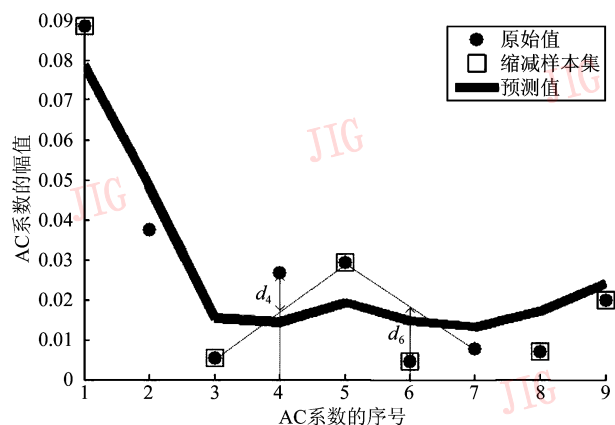
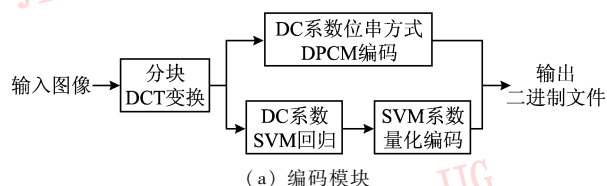


图 4 样本集缩减原理图

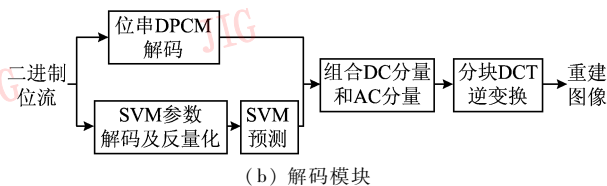
Fig. 4 Sample set shrinking diagram

2 输出参数编码和 SVM 码流结构

图像分块 DCT 系数的 SVM 拟合参数,是待编码数据。寻找它的高效组织方法,提出可行的低码率编码方案(图 5),其新颖之处是:DC 系数按位差分预测编码;AC 系数的 SVM 拟合结果采用小信号放大的对数量化,量化结果在正值偏置后,与 AC 符号位作联合熵编码。



(a) 编码模块



(b) 解码模块

图 5 SVM 低码率图像编解码系统模块

Fig. 5 SVM based low bit-rate image compression system

图 5(a) 中分块 DCT 系数作 Z 扫描,产生频率从低到高排列的 1 维量化值。主要编码思想是:

- 1) 上支路是各分块 DC 系数的独立预测编码;
- 2) 下支路 AC 系数作基于 SV 的描述,输出参数作算术编码。

考虑到局部平稳信号的频谱主要分布在较小的频率范围内,而且人类视觉系统(HVS)特性对高频分量的敏感度较低,其 AC 分量幅度偏小,因此舍弃部分高频 SV 点。另外,待拟合系数个数越少,压缩比越高,重构误差越大,权衡压缩比与重构误差,取前 8~16 个 AC 值来作 SV 拟合。

2.1 AC 系数的 SVM 拟合权重编码方案

2.1.1 AC 符号位处理

AC 系数随机地出现正负值,两个相邻系数可有相似的幅度,但符号相反,这使相邻输入数据的动态范围增大。为了减少拟合误差,引入二值符号位 $sign$,若 $sign = 1$,AC 系数为负; $sign = 0$,AC 系数为正。 $sign$ 与权重联合表示,仅取 AC 系数的幅值输入 SVM 回归模型,并在预先定义的误差 ε 内,产生推广训练数据所需的最少 SV 数目,解码时重新还原 AC 系数的符号位。

2.1.2 SV 权重归一化

SVM 拟合前,AC 值首先归一化;其次,非归一化拟合权重范围在 $[-1 \times 10^8, 1 \times 10^8]$,归一化后近似为拉普拉斯分布(图 6),主要分布在 $(-1.5, 2.5)$ 之间,且大部分权重集中在 $(-0.5, 0.5)$ 的较小幅值范围内,取值接近 0 值附近的权重占了 70% 以上,这样处理可使表达权重所用的位数降到最低。各分块需要存储的权重数目相同,其中零权重对应非支持向量,非零权重对应 SV 点。

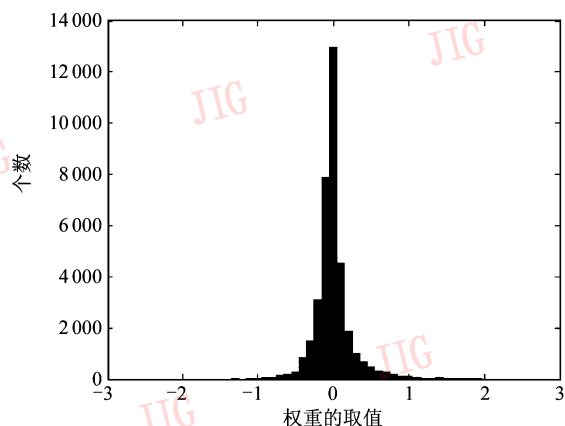


图6 权重的直方图

Fig. 6 Weight histogram

2.1.3 量化权重和符号位的联合表示格式

非均匀分布的权重 α 大部分取值位于 $(-0.5, 0.5)$ 间,用放大信号的对数非均匀量化,压扩参数 μ 根据压缩率调整并传送。量化权重 α^q 为

$$\alpha^q = \frac{2.5 \ln(1 + \mu^\alpha / 2.5)}{\ln(1 + \mu)} \quad (9)$$

考虑到 SVM 模型仅拟合了 AC 系数幅值,因此除 SV 的权重 α 外,AC 的符号位也要传送。为了进一步降低码率,提出一个符号位/权重的联合编码存储格式,具体编码存储步骤是:

1) 权重 α 的偏置 权重本身有正负值,把一个偏置项加到权重上,使所有 α 取正值:

$$\alpha' = \alpha + (|\min(\alpha)| + 1) \quad (10)$$

偏置项 $\min(\alpha)$ 为原始权重 α 的最小值, $|\min(\alpha)|$ 被存储,用于解码时恢复权重。偏置权重 $\alpha' > 0$,本身取值范围仍较小,对算术编码的效率影响不大。令 α' 全部为正值,可以让出其符号位来记录 AC 系数符号,达到部分压缩的目的。

2) 偏置权重 α' 与 AC 符号位的关联 符号位 $sign$ 为 1,权值为负,否则权值为正。如下式:

$$\alpha'' = \alpha' \times (-1)^{sign} \quad (11)$$

符号位 $sign$ 将根据带符号权值 α'' 的解码结果来恢复,即 $\alpha'' < 0$ 时, $sign = 1$; 若 $\alpha'' > 0$, $sign = 0$ 。此外由于非 SV 的 AC 符号位被置零,当关联的 AC 系数幅值小于一个小的误差 ε 时,其符号位也置零。引入 ε ,明显有效地增加了压缩能力。

2.1.4 权重的自适应概率二进制算术编码

在最小值偏置和符号联合后, α'' 采用基于内容的二进制算术编码 (BAC) 表示,参考基于上下文自适应二进制算术编码 (CABAC) 算法^[11],采用自适

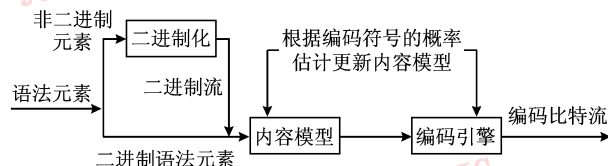


图7 自适应概率的二进制算术编码模块

Fig. 7 BAC module based on adaptive probability transition

应概率模型,编码流程如图7,包括3个基本步骤:二进制化、内容模型和BAC。

1) 序列的二进制映射

当序列符号的概率以 $1/2^k$ 出现时,BAC 效率最高,因此二进制化是把待编码序列映射为满足二进制概率分布要求的二进制流。当处理的是二进制流时,这一步骤跳过。

2) 概率自适应的内容模型选择和概率更新

这一步根据最近的编码符号概率,从可用概率模型中选择一个或多个二进符号的可能模型。它基于即时的统计性能来调整概率估值,在每个符号编码结束时,根据编码结果更新概率估值。

3) 码流输出

根据不同的量化方案选择 16 bit 或 32 bit 二进制整数作为基本数据类型,对二进制化的数据确定当前 BAC 区间的上下限,最后生成二进制整数码字。编码过程是:首先当前子区间的范围据编码符号概率渐进地变窄,当上、下限的最高位出现相同的值时,移存这个高位,并作为压缩码流输出位;然后再将当前子区间上、下限的剩余位放大,作为新的当前子区间进行下一轮运算。

2.2 基于 mod2 位差分的 DC 系数编码

限定 DC 系数的动态范围为 N 位, N 值控制着量化误差的大小, N 增大,误差减小。提出 DC 系数 BBB-DP 方法,与 DPCM 方法不同, BBB-DP 不是对相邻值进行十进制差分,而是采用邻值的按位模 2 差分,其本质与相关编码相似。邻值按位模 2 差分后得到一个 8 位无符号整数,因此它比 DPCM 结果至少减 1 个符号位;把 BBB-DP 解码值与其 DC 前值作模 2 运算,即可恢复原值,因此 BBB-DP 获得比 DPCM 更窄的动态范围。BBB-DP 原理如图 8 所示, $DC_k(i)$ 表示第 i 个二进制 DC 系数的第 k 位值, $DIFF_k(i)$ 表示第 i 个二进制差分值第 k 位值, $DIFF$ 取值范围为 $[0, \sum_{i=0}^{N-1} 2^i]$,

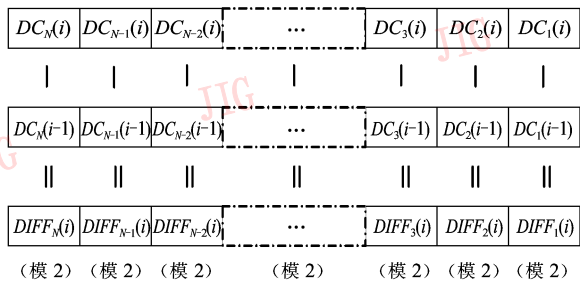


图 8 按位差分原理图

Fig. 8 Bit string differential coding diagram

$$DIFF_k(i) = [DC_k(i) - DC_k(i-1)]_{(mod2)} \quad (12)$$

解码时可通过下式恢复 $DC_k(i)$:

$$DC_k(i) = [DIFF_k(i) + DC_k(i-1)]_{(mod2)} \quad (13)$$

BBB-DP 优势在于:差分结果的低位以随机方式表示了相邻 DC 系数中较小的抖动部分;由于大部分相邻分块有比较接近的 DC 系数值,DIFF 高位出现连 0 的概率很大;相比十进制 DPCM 差分值,无符号位模 2 差分信号的动态范围只是其一半,表 1 为图像前 5 分块 DC 系数的 BBB-DP 结果。

表 1 DPCM 与 BBB-DP 处理的结果比较

Tab.1 Comparison between DPCM and BBB-DP

十进制 DC (首块 DC,170)	DPCM 值 (符号-二进制)	BBB-DP 值 (模 2 差分)
170	0-10101010	10101010
167	1-00000011	00001101
163	1-00000100	00000100
162	1-00000001	00000001
168	0-00000110	00001010

可作比较,图 8 十进制 DC 系数的 DPCM 编码为

$$DIFF'(i) = DC(i) - DC(i-1) \quad (14)$$

DIFF 动态范围为 $[-\sum_{i=0}^{N-1} 2^i, \sum_{i=0}^{N-1} 2^i]$, 比按位差分值的 $[0, \sum_{i=0}^{N-1} 2^i]$ 范围更小,使熵编码在同等重构质量下压缩比更大,在同样压缩率下重构精度更高。DC 系数的 BBB-DP 二进制码流熵编码,可选 Huffman 编码或算术编码,N 值决定熵编码的类型。图 9 对比了 2 种熵编码的性能:1) 用算术编码压缩 DIFF 二进序列,当 DC 的量化位数 N 增大时,DIFF 位数增多,待编码序列加长,算术编码的效率也逐渐提高;但由于数据位也提高了,所以压缩比仍呈一定的下降趋势;当 N 较小时,算术编码的效率低于

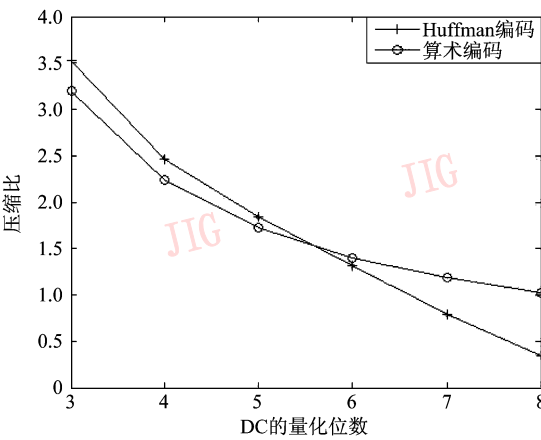


图 9 算术编码和 Huffman 编码的 DC 系数压缩率比较

Fig. 9 DC compression ratio for BAC and Huffman coding

Huffman 码。2) 十进制 DIFF 选择 Huffman 编码时,由于 BBB-DP 动态范围小,使得待编码符号数较少,Huffman 码表小,平均码长短,编码效率较高。

对大量标准图像测试的结果得:对 512×512 像素图像,N 的经验阈值为 5;对 256×256 像素图像,N 为 4,像素的减少,意味着要编码的符号序列减少,N 的阈值也变小。

3 实验结果

为了验证所提出算法的压缩性能,比较了本文方法和 RKi 及其他相关算法的处理结果:1) 样本集缩减前后的 SVM 拟合速度的比较;2) 按位差分编码和常规 DPCM 方法的比较;3) 引入 SV 参数量化及符号位联合,并应用概率自适应 BAC 后,本文方法与 RKi 算法的比较;4) 本文方法与 JPEG、JPEG2000(JPEG2K) 的比较。

3.1 SVM 的拟合速度比较

对本文提出的缩减样本算法进行 8×8 大小的数据测试,随机抽取两组分块,取其前 9 个 AC 系数的幅值样本集,结果如图 10 和表 2 所示。图 10 缩减样本集前后得到的重构函数曲线几乎一致,图 10(a) 样本集从 9 个缩减到 6 个,被删除的样本均是非 SV,因此训练误差不变。图 10(b) 样本集从 9 个缩减到 5 个,删除了 1 个 SV,从表 2 可知第 1 组归一化训练误差不变,第 2 组误差轻微增大 0.000 2,两组的回归时间均缩短了 0.016 s。可见提出的缩减样本集方案使所有显著性 SV 被保留,由于没有连续删减样

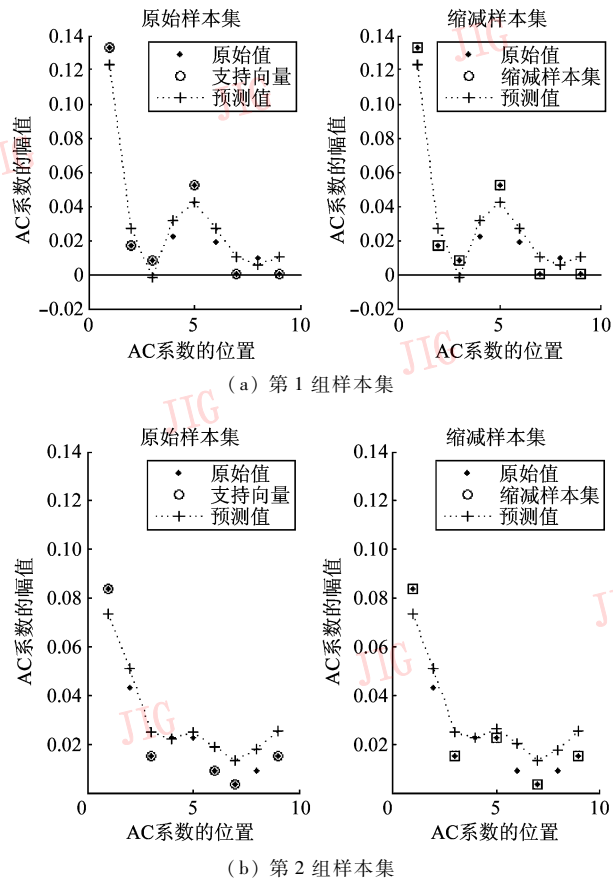


图 10 缩减样本集实验结果

Fig. 10 Experimental results of sample set shrinking

表 2 样本集缩减结果

数据集	第 1 组		第 2 组	
	原始样本集	缩减样本集	原始样本集	缩减样本集
回归时间/s	0.031	0.016	0.031	0.015
MSE	0.009 2	0.009 2	0.008 5	0.008 7
样本数	9	6	9	5

本,而且所删光滑样本对拟合贡献较少,其误差可以接受。

3.2 BBB-DP 编码和 DPCM 的性能比较

对 512×512 像素 Lena 图像的 8×8 分块 DCT 直流系数进行模 2 位差分 BBB-DP 编码和 DPCM 编码,实验结果如图 11, BBB-DP 编码的压缩比-均方误差 CR-MSE 性能优于十进制 DPCM。

图 11 中的 MSE 定义为

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n [DCr(i) - DC(i)]^2}{n} \quad (15)$$

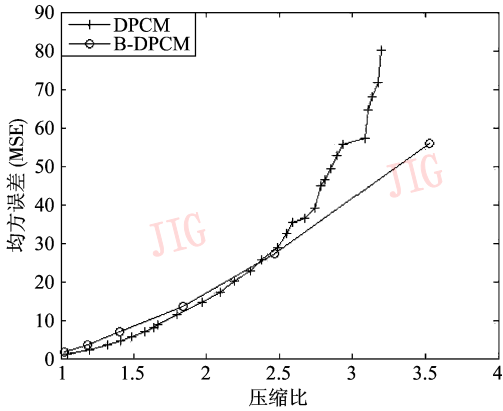


图 11 BBB-DP 和 DPCM 的 CR-MSE 性能比较

Fig. 11 CR-MSE comparison for BBB-DP and DPCM

式中, $DC(i)$ 为直流系数, $DCr(i)$ 为解码后的直流系数, n 为子块的个数。设编码后 DC 文件大小为 ζ , 则图 11 的 DC 系数的压缩比 R 定义为

$$R = \frac{n}{\zeta} \quad (16)$$

由图 11 可见,当 $MSE < 25$ 时,在相同的 MSE 下, BBB-DP 编码的压缩率比 DPCM 略低,但很接近;但是,当 $MSE > 25$ 时,在相同的 MSE 下, BBB-DP 编码明显达到更高的压缩比。

3.3 量化 SV 和符号位联合的算术编码性能分析

本文方法、RKi 算法、JPEG 和 JPEG2000 的性能比较如图 12 所示,前 3 种方法以分块 DCT 为基础,易与现有视频压缩标准兼容;JPEG2000 基于分块 DWT,具有很好的静止图像压缩性能但与视频标准的兼容性较差。基于 DCT 的 2 种方法(本文方法和 RKi)目标是低码率压缩。对以下几个方面进行实验分析:

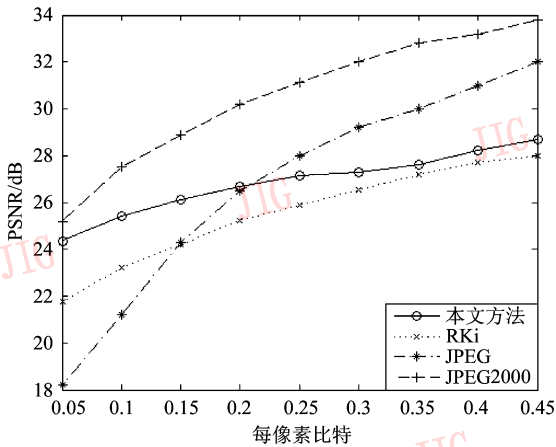


图 12 本文方法, RKi, JPEG 和 JPEG2000 的 bpp-PSNR 比较

Fig. 12 bpp-PSNR comparison: our algorithm, RKi, JPEG and JPEG2000

1) 与 RKi 算法比较。本文方法明显优于 RKi 算法,当图 12 码率从 0.45 bit/pixel 降至 0.05 bit/pixel 时,相比 RKi,本文方法的 PSNR 从 0.4 dB 提高到 2.1 dB;超低码率下 PSNR 的提高尤其显著,从 0.05 bit/pixel 至 0.22 bit/pixel,比 RKi 平均提高 1.9 dB。原因是:(1)SVM 拟合后输出的权重参数采用压缩效率更高的算术编码;(2)直流系数按位模 2 差分,动态范围下降,用熵编码来组织数据,使同样压缩率下重构信号的精度更高。

2) 与同样基于分块 DCT 的 JPEG 算法比较。当码率大于 0.22 bit/pixel (压缩 36 倍左右)时, JPEG 算法的性能比本文方法好;但当码率低于 0.22 bit/pixel 时, JPEG 性能急剧下降,在临界点处本文方法与 JPEG 方法的 PSNR 性能优于 RKi 算法约 1.5 dB; RKi 与 JPEG 算法在临界点 0.15 bit/pixel (压缩 53 倍左右)处性能相同,此时本文方法的 PSNR 比它们约高 1.95 dB 的;此后 JPEG 算法性能下降剧烈,至 0.05 bit/pixel (压缩 160 倍)时本文方法 PSNR 优于 JPEG 方法 6 dB,相当可观。

3) 与 JPEG2000 比较。除了与现有视频压缩不兼容外, JPEG2000 对静止图像的压缩性能很好。从图 12 可见,在 0.05 bit/pixel, 8×8 分块条件下, JPEG2000 比以上 3 种算法的 PSNR 高,但随着码率的下降,本文方法的性能逐渐逼近 JPEG2000。另一方面,由于 JPEG2000 采用码块嵌入式最优截断,其嵌入式截断原理实际上隐含了码块内的可变尺度选择(体现为位截断),而本文方法是基于分块 DCT 的,不具有多分辨率特性,所以在一个固定分块大小下其最低码率逐渐收敛,不能任意小(图 13),即无法

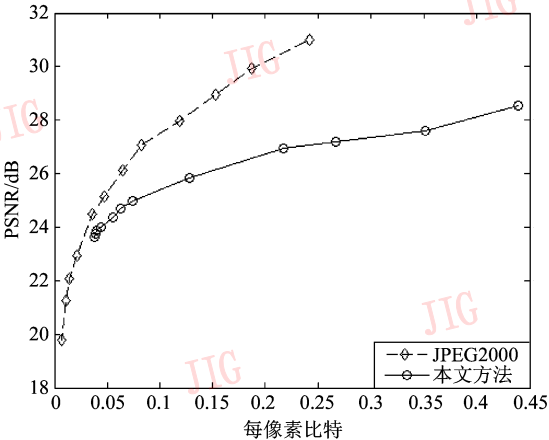


图 13 低码率 8×8 分块下本文方法与 JPEG2000 的性能
Fig. 13 bpp-PSNR performances of our algorithm and JPEG2000 under 0.45 bit/pixel and 8×8 partitioning

与可在任意位率位置截断的 JPEG2000 进行任意码率的比较,为此采用不同的分块大小作进一步探讨,本文方法在 16×16 分块、0.023 bit/pixel (压缩 348 倍)下开始比 JPEG2000 的 PSNR 高(图 14)。

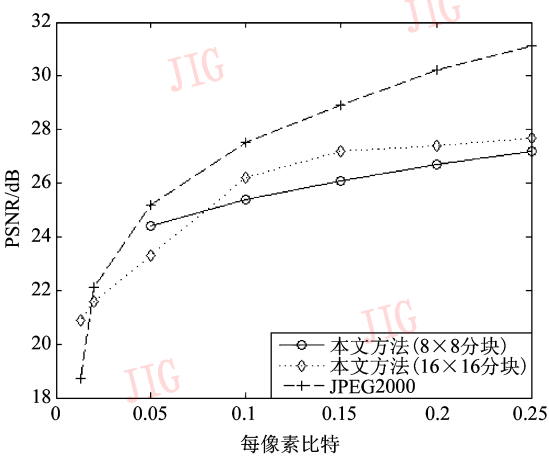


图 14 低码率 8×8 和 16×16 分块本文方法与 JPEG2000 性能

Fig. 14 bpp-PSNR performances of our algorithm and JPEG2000 under 0.25 bit/pixel and $8 \times 8/16 \times 16$ partitionings

图 15 给出不同图像的本文方法压缩结果,为更清晰地判断特点不同的临界可接受质量,结果没有以统一的压缩比参数来呈现。在图 15 中,本文方法对各类图像压缩 110 倍以上时,图像质量仍较好, Lena 压缩倍数甚至在 143 以上感知质量还不错。而 RKi 算法的质量始终低于本文方法的性能,这从图 12 的 PSNR 与图 16 的感知比较中均可看出。本文方法还有一个突出优点,能够在较大的码率变化范围内保持比较平稳的 PSNR 性能。

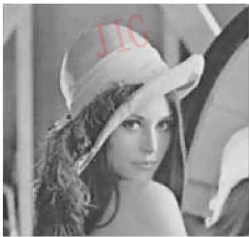
此外,与基于分块 DCT 的 JPEG 算法比较,部分解压图像的效果如图 16 所示。与 JPEG2000 比较的压缩重构结果如图 17 所示。

4 结 论

本文的编码方案,主要基于 SVM 对分块 DCT 系数的回归,本质上是用核参数拟合最显著的 DCT 系数,其编解码原理与 JPEG 和 JPEG2000 非常不一样。它能够在同等质量下以很低的码率描述图像,而且在分段码率内它的码率变化对 PSNR 的影响比 JPEG/JPEG2000 小很多,因此非常适合极低码率图像的压缩。同时通过缩减训练集来提高 SVM 训练



8.0 bit/pixel



0.267 bit/pixel(压缩比 30 倍)



0.056 bit/pixel(压缩比 143 倍)



0.038 bit/pixel(压缩比 211 倍)

(a) 512 × 512 Lena 图像



8.0 bit/pixel



0.075 bit/pixel(压缩比 107 倍)



0.060 bit/pixel(压缩比 133 倍)



0.045 bit/pixel(压缩比 178 倍)

(b) 512 × 512 Peppers 图像



8.0 bit/pixel



0.072 bit/pixel(压缩比 111 倍)



0.060 bit/pixel(压缩比 133 倍)



0.042 bit/pixel(压缩比 190 倍)

(c) 512 × 512 Boat 图像

图 15 本文方法重构的图像

Fig. 15 Reconstructed image by the proposed algorithm



(a) 本文方法 0.26 bit/pixel
(压缩比 30)



(b) RKi 0.26 bit/pixel
(压缩比 30)



(c) JPEG 0.26 bit/pixel
(压缩比 30)



(d) JPEG2000 0.26 bit/pixel
(压缩比 30)



(e) 本文方法 0.09 bit/pixel
(压缩比 89)



(f) RKi 0.09 bit/pixel
(压缩比 89)



(g) JPEG 0.09 bit/pixel
(压缩比 89)



(h) JPEG2000 0.09 bit/pixel
(压缩比 89)

图 16 本文方法, RKi, JPEG 与 JPEG2000 算法的比较

Fig. 16 Comparison of the proposed algorithm, RKi, JPEG and JPEG2000 algorithms



图 17 超低码率下本文方法与 JPEG2000 重构图像的比较

Fig. 17 Our algorithm VS JPEG2000:Results of ultra low bit-rate compression

速度。本文方法与 JPEG/JPEG2000 相比,各有优势。下一步的工作,一是根据图像内容采用自适应分块,引入自适应预测重用方法;二是在压缩倍数为 110~300 的指标段进一步改进码流表示方法,提高解码质量。

参考文献 (References)

[1] Robinson J, Kecman V. The use of support vectors in image compression[C]//Proceedings of the 2th International Conference on Engineering Intelligent Systems. Scotland, U. K: ICSC, 2000: 93-96.

[2] Robinson J, Kecman V. Combining support vector machine learning with the discrete cosine transform in image compression [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 141(4): 950-958.

[3] Robinson J. The Application of Support Vector Machines to Compression of Digital Images [D]. New Zealand: School of Engineering, University of Auckland, 2004.

[4] Tolambiya A, Kalra P. K. WSVM with morlet wavelet kernel for image compression [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on System of Systems Engineering. Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2007: 1-5.

[5] Zhao Nannan, Sun Hongxing, Xu Xinhe. Approach of image compression based on wavelet transform and SVM[J]. Journal of

System Simulation, 2006, 181(11): 3034-3037. [赵楠楠,孙红星,徐心和. 基于小波变换和 SVM 的图像压缩仿真研究[J]. 系统仿真学报,2006, 181(11): 3034-3037.]

[6] Bi Dexue, Yu Demin, Xu Zengbu. High performance SVM classification based on kernel transformation[J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(10): 1845-1848. [毕德学,于德敏,许增补. 基于核变换的高性能支持向量机分类算法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(10): 1845-1848.]

[7] Li Zhang, Wei Dazhou, Li Chengjiao. Wavelet support vector machine [J]. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 2004, 341(1): 34-39.

[8] Chen Jiaming, Li Lei, Nie Lingye. Wavelet image compression by using hybrid kernel SVM [C]//Proceedings of the 7th International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2008, (5): 3056-3060.

[9] Mumtaz A, Gilani S A M, Jameel T. A novel color image retrieval system based on dual tree complex wavelet transform and support vector machines[C]//Proceedings of the 10th IEEE International Multitopic Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 163-168.

[10] Cristianini N, Taylor J S. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods [M]. Cambridge :Cambridge University Press, 2000.

[11] Lin Jianhung, Parhi K. K. Parallelization of context-based adaptive binary arithmetic coders[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 541(10): 3702-3711.