

基于预测熵的 JPEG 图像无损数据隐藏

王巍巍¹, 童学锋¹, 宣国荣¹, 施云庆²

(1. 同济大学电子与信息工程学院, 上海 201804; 2. 新泽西理工学院电气与计算机工程系, 新泽西 07102)

摘要: 针对数据隐藏中的子块选择问题, 提出一种基于预测熵的 JPEG 图像无损数据隐藏方法。利用直方图对法预测 JPEG 图像 DCT 系数块的熵, 选择熵小的子块, 并在中低频系数中嵌入数据。该方法可实现嵌入数据的盲提取和图像数据的无损恢复, 且无需记录嵌入数据的子块位置。实验结果表明, 与其他方法相比, 该方法获得图像的峰值信噪比较高, 数据隐藏性能较好。

关键词: 预测熵; JPEG 图像; 无损数据隐藏; 直方图对; DCT 系数; 中低频

Lossless Data Hiding for JPEG Image Based on Forecast Entropy

WANG Wei-wei¹, TONG Xue-feng¹, XUAN Guo-rong¹, SHI Yun-qing²

(1. School of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China;

2. Department of Electrical and Computer Engineering, New Jersey Institute of Technology, New Jersey 07102, USA)

【Abstract】 Aiming at the problem of choosing DCT coefficients blocks in data hiding, this paper proposes a lossless data hiding method for JPEG images based on minimum entropy. Utilizing the histogram pairs method, data are embedded into the low-middle frequency quantized coefficients of DCT blocks with the minimum forecast entropy. Without recording location map of selected blocks, hidden data can be extracted blindly and the original image can be reconstructed with no distortion. Experimental results show that the Peak Signal to Noise Ratio(PSNR) of this method is higher than other methods.

【Key words】 forecast entropy; JPEG image; lossless data hiding; histogram pairs; DCT coefficient; low-middle frequency

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.21.056

1 概述

图像无损数据隐藏是近年来的研究热点, 但目前关于 JPEG 图像无损数据隐藏的研究却不多。文献[1]提出修改量化系数的方法; 文献[2]通过调整连续零值系数的序列的长度嵌入数据; 文献[3-4]将基于直方图对的无损数据隐藏技术^[5]运用于 JPEG 图像。本文在文献[3-4]方法的基础上, 对 DCT 系数子块的选择方法进行改进。为提高 JPEG 图像数据隐藏的性能, 采用八邻域法预测 8×8 DCT 系数块的熵, 通过预测的熵值选择嵌入数据的子块。

2 基于直方图对的无损数据隐藏

2.1 直方图对

特征 x 出现的次数用直方图特征值 $h(x)$ 表示, 而 2 个相邻特征的直方图表示为 $[h(x), h(x+1)]$ 。若相邻 2 个直方图特征值一个为 0, 另一个不为 0, 即 $[h(x)=m, h(x+1)=0]$, 则称形成了直方图对。在直方图对中, 直方图不为 0 的特征称作原位, 而直方图为 0 的特征称作扩展位。只要形成直方图对, 就能无损嵌入数据。JPEG 图像的特征是量化后的 DCT 系数值(x 为自然正负值)。若不存在直方图对,

则可利用文献[5]方法进行直方图对扩展, 通过直方图移位形成可供嵌入数据的直方图对。

2.2 数据嵌入规则

设由 DCT 系数值 $[a, b]$ 组成直方图对 $h[m, 0]$, 其中, a 为原位; b 为扩展位。嵌入的数据 D 是一串二进制序列。

(1) 数据嵌入: 依次对 JPEG 图像中每个 $8h(X)$ 8DCT 系数块以 Zigzag 顺序进行扫描, 逐个嵌入 D 中的二进制位。扫描过程中系数值 $x=a$ 时, 如果嵌入数据为 0, 该系数值保持原位不变; 如果嵌入数据为 1, 该系数值改为扩展位特征值, 即 $x=b$ 。

(2) 数据提取: 对 DCT 系数按照相同顺序进行扫描的过程中, 如果系数值 $x=a$, 则提取出嵌入数据 0; 如果系数值 $x=b$, 则提取出嵌入数据 1, 同时该特征恢复为原位特征值, 即 $x=a$ 。在隐藏数据被完整提取出的同时, JPEG 图像的原始信息也得到了无损的恢复。

2.3 直方图对无损数据隐藏与信息论

直方图对嵌入方法使得直方图从尖锐变得平坦, 即使得图像的熵增加。这个过程可以用概率分布函数的公式来

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61175014); 上海市教委科研创新基金资助项目(12ZZ033)

作者简介: 王巍巍(1987—), 男, 硕士研究生, 主研方向: 图像处理, 模式识别; 童学锋、宣国荣、施云庆, 教授

收稿日期: 2011-12-30 **修回日期:** 2012-02-26 **E-mail:** keshidu@126.com

说明: 概率分布 $h(x)$ 在有限区间 $u \sim v$ 内, 需要满足 $\int_u^v h(x)dx = 1$ 。熵的表达式为 $H(x) = -\int h(x)\ln(h(x))dx$, 当熵最大时, 概率分布为:

$$h(x) = \arg \max_{h(x)} \left[H(x) - \lambda \left(1 - \int_u^v h(x)dx \right) \right] = \frac{1}{v-u}$$

随着数据的嵌入, $h(x)$ 逐渐趋向稳定值, 直方图趋于平坦。如果直方图完全平坦, 即总体熵 $h(x)$ 已达到最大, 则不能嵌入新数据。

3 JPEG 图像的无损数据隐藏

3.1 JPEG 图像的特点

JPEG 图像涉及到对原始图像的 DCT 变换以及 DCT 变换后系数的量化 2 个运算过程。在以 8×8 为单位进行 DCT 变换后, JPEG 图像的 DCT 系数服从拉普拉斯分布, 量化过程一方面使 DCT 系数的拉普拉斯分布更加尖锐, 另一方面由于量化使用了取整函数, 导致量化前后的 DCT 系数不具备双射关系。这意味着在量化前的数据在经过量化和反量化后无法保证完全一致, 因而在量化前嵌入数据将面临嵌入数据丢失的问题。量化后 DCT 系数以熵编码的形式保存在 JPEG 文件中, 所以, 量化 DCT 系数是确定的, 数据隐藏必须在量化 DCT 系数上进行。

3.2 用于提高图像质量的参数

为使嵌入后图像的视觉质量最高, 在文献[3-4]提出的最佳直方图扩展阈值 T 和系数块嵌入区域 R 的基础上, 本文使用子块选择阈值 MT 将调整的 DCT 系数限定在特定的子块中, 然后在选中子块的区域 R 中, 通过扩展阈值 T 进行数据嵌入。

(1) 最佳直方图对扩展阈值

根据嵌入量的大小选择直方图扩展阈值 T , 然后在 $|x| < T$ 的 DCT 系数上嵌入数据, 但在 $|x| > T$ 的 DCT 系数上不嵌入系数。由于量化 DCT 系数集中在 0 附近, T 的选择范围有限, 因此一般只选择 [1,5] 内的整数用于直方图的扩展。

(2) 嵌入区域

考虑到人眼的感知特性, 嵌入区域 R 选择 8DCT 子块的中低频区域。对每个 8×8 子块的 DCT 系数按 Zigzag 扫描顺序依次编号。设嵌入区域 $R = [o_1, o_2]$, 其中, o_1 和 o_2 分别代表 Zigzag 扫描的编号, 即进行直方图调整的 DCT 系数由编号 o_1 开始, 至编号 o_2 结束。嵌入区域 R 以外的 DCT 系数则在数据隐藏前后不发生改变。对于区域 R , 一般 o_1 选择 5, o_2 根据嵌入容量和载体图像的特点进行适当调整。

(3) 子块选择阈值 MT

本文选择熵值最小的子块作为嵌入子块。量化 DCT 系数一般呈现均值为 0 的拉普拉斯分布, 均值为 0 的拉普拉斯分布函数如式(1)所示, 其形状如图 1 所示, 可以看出参数 b 越小, 分布函数的越陡。

$$f(x|b) = \frac{1}{2b} \exp\left(-\frac{|x|}{b}\right) \quad (1)$$

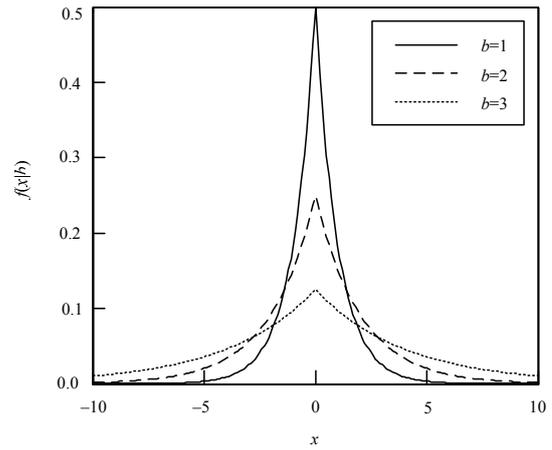


图 1 均值为 0 的拉普拉斯分布

结论 1 拉普拉斯分布中参数 b 越小, 则熵越小。亦即, 拉普拉斯分布越尖锐, 那么熵越小。

证明: 拉普拉斯分布的熵函数 $H(x|b)$ 求得如式(2)所示, 可以看出, 熵函数是 b 的单调递增函数, 即 b 越小, 则熵越小。

$$\begin{aligned} H(x|b) &= -\int_{-\infty}^{+\infty} f(x|b) \ln f(x|b) dx = \\ &= -\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{2b} \exp\left(-\frac{|x|}{b}\right) \ln\left(\frac{1}{2b} \exp\left(-\frac{|x|}{b}\right)\right) dx = \\ &= 1 + \ln(2b) \end{aligned} \quad (2)$$

结论 2 拉普拉斯分布中参数 b 越小, 越利于直方图对的方法的嵌入, 即分布越陡, 嵌入效果越好。

证明: 在直方图对法的嵌入过程中, 假设在位置 $[x, x+1]$ 形成直方图对, 那么需要把所有大于 x 的值向右移动, 即图 2 中的区域 $I(x)$, 同时可以获得用于嵌入的量为 $f(x)$ 。也就是说为了获得嵌入量 $f(x)$, 需要付出移动 $I(x)$ 的代价。定义嵌入效果衡量函数 $P(x) = I(x)/f(x)$, 表示每获得单位嵌入量所需付出的代价, $P(x)$ 越小说明嵌入效果越好。 $P(x)$ 计算公式如式(3)所示。可以看出, 参数 b 越小, 嵌入效果越好, 即拉普拉斯分布越陡, 嵌入效果越好。

$$\begin{aligned} P(x) &= I(x)/f(x) = \int_x^{+\infty} f(x) dx / f(x) = \\ &= \int_x^{+\infty} \frac{1}{2b} \exp\left(-\frac{|x|}{b}\right) / \frac{1}{2b} \exp\left(-\frac{|x|}{b}\right) = b \end{aligned} \quad (3)$$

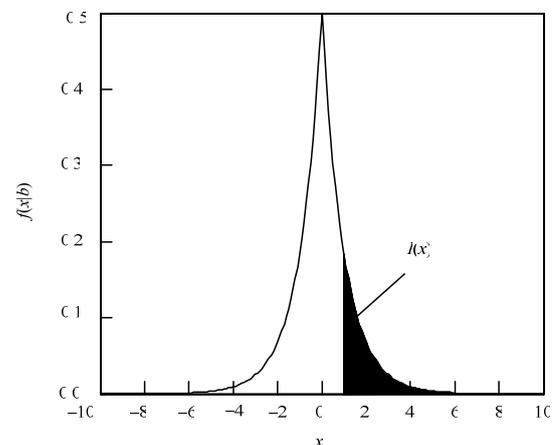


图 2 拉普拉斯分布直方图对法需要移动的区域

由结论1和结论2可以看出,参数 b 越小则熵越小,嵌入效果也越好。因此,本文选择熵值最小的子块作为嵌入子块。

3.3 八邻域预测

为避免记录嵌入数据的子块位置,本文采用八邻域法预测相应子块的熵用于数据嵌入和自主恢复。假设一个 8×8 子块的熵为 s ,其八邻域如式(4)所示:

$$\begin{bmatrix} s_1 & s_4 & s_6 \\ s_2 & s & s_7 \\ s_3 & s_5 & s_8 \end{bmatrix} \quad (4)$$

预测时, s_3 、 s_5 、 s_7 和 s_8 用原始子块的熵值参与预测; s_1 、 s_2 、 s_4 和 s_6 用修改后的子块的熵值 s'_1 、 s'_2 、 s'_4 和 s'_6 参与预测,如式(5)所示:

$$\begin{bmatrix} s_1 & s'_4 & s'_6 \\ s'_2 & s & s_7 \\ s_3 & s_5 & s_8 \end{bmatrix} \quad (5)$$

在恢复过程中,位于右方和下方的 s_3 、 s_5 、 s_7 和 s_8 是预先恢复的,位于左方和上方的 s'_1 、 s'_2 、 s'_4 和 s'_6 的值与嵌入时参与预测的值是一致的,因此,在提取时预测是准确的。

由于四邻域子块与中心子块的相关性要大于斜对角子块与中心子块的相关性,因此采用式(6)来进行预测,四邻域子块的权值大于斜对角的权值。 $\bar{s} = \lfloor \overline{K \otimes} \rfloor$,其中:

$$K = \begin{bmatrix} 1/12 & 1/6 & 1/12 \\ 1/6 & 0 & 1/6 \\ 1/12 & 1/6 & 1/12 \end{bmatrix} \quad (6)$$

预测误差 $p_e = s - \bar{s}$,由于图像的连续性,因此预测误差很小,那么用 \bar{s} 代替 s 是准确的。

在嵌入过程中从左向右,从上到下依次扫描图像中每个 8×8 DCT系数块,计算该子块的预测熵,若熵小于阈值则根据直方图对扩展阈值 T 和嵌入区域 R 进行数据嵌入。提取过程中按照相反的次序即从右到左,从下往上扫

描图像。判断子块是否有嵌入,取决于扫描中它的预测熵是否小于阈值。若小于则再结合阈值 T 在该子块的区域 R 中提取数据。

3.4 参数优化

本文用最优化法设置参数,最优参数法就是在嵌入量一定的条件下,选择最优参数,使图像的峰值信噪比(P_{PSNR})最高。最优参数包括最优阈值 T 、最优嵌入区域 R 和最优子块阈值 MT 。

$$[MT, T, R] = \arg \max_{T, G, R} (P_{\text{PSNR}})$$

根据嵌入量,最优阈值 T 可以预先确定,然后再微调嵌入区域 R 和子块选择 MT 2个参数。在Barbara图像(512×512 像素)中嵌入0.1 bpp的数据,取 $T=1$,选择不同的 MT 和 $R=[5, o_2]$,得到峰值信噪比的曲面如图3所示。可以看出,当 $MT=0.9, o_2=21$ 时,峰值信噪比取得最大值为40.77 dB。

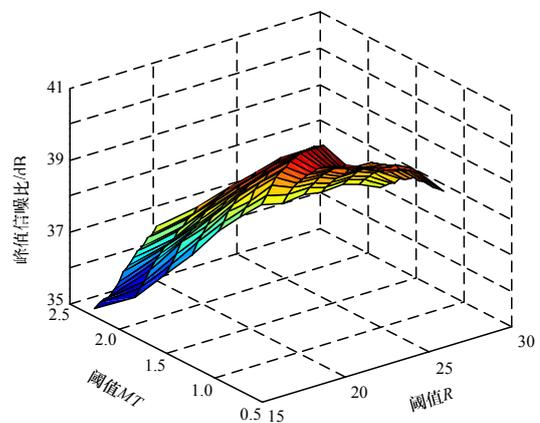


图3 Barbara图像嵌入0.1 bpp数据后的PSNR曲面

4 实验与结果分析

实验对 512×512 像素的Lena图像、Barbara图像和Baboon图像进行不同嵌入容量的数据隐藏性能测试,实验数据如表1所示。

表1 不同嵌入量下的实验结果

负载	Lena 图像				Barbara 图像				Baboon 图像			
	$P_{\text{PSNR}}/\text{dB}$	T	R	MT	$P_{\text{PSNR}}/\text{dB}$	T	R	MT	$P_{\text{PSNR}}/\text{dB}$	T	R	MT
300 bit	65.17	1	[5,10]	0.35	63.75	1	[5,10]	0.24	65.62	1	[5,16]	1.9
500 bit	62.90	1	[5,10]	0.35	61.53	1	[5,10]	0.33	62.90	1	[5,16]	2.2
3 000 bit	54.07	1	[5,10]	0.60	52.56	1	[5,10]	0.55	53.84	1	[5,20]	2.6
5 000 bit	51.80	1	[5,10]	0.70	50.23	1	[5,10]	0.65	51.22	1	[5,25]	3.0
0.1 bpp	42.54	2	[5,15]	1.25	40.77	2	[5,21]	0.90	40.36	3	[5,35]	4.0
0.3 bpp	34.73	2	[5,28]	1.50	35.42	2	[5,25]	1.60	35.54	3	[5,42]	4.5
0.5 bpp	29.97	2	[5,36]	2.15	26.63	2	[5,43]	1.90	25.02	4	[5,55]	5.0

对本文基于预测熵的直方图对法与调整量化系数法^[1]、修改连续零值序列长度法^[2]、直方图对法^[3]及其改进方法^[4]在Lena图像上的性能进行比较,结果如图4所示, Lena图像的视觉效果如图5所示。

可以看出,与文献[3-4]相比,本文的改进方法由于采用基于熵预测的子块选择阈值 MT ,选择熵小的子块进行数据嵌入,更符合直方图法原理,使得相同嵌入量下能够获得更高PSNR,在各种嵌入容量下均优于已有方法。

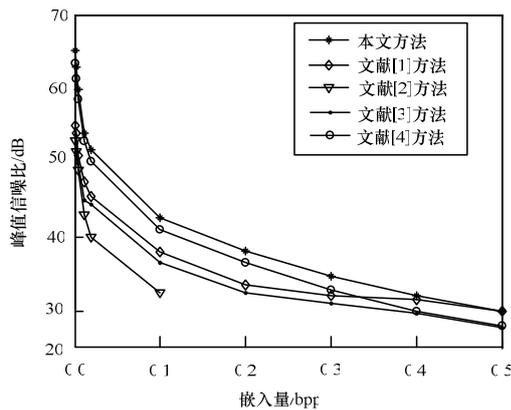


图 4 不同方法的 PSNR 比较



图 5 不同嵌入量下的 Lena 图像

5 结束语

本文在文献[3-4]直方图对法的基础上, 分析直方图对法的信息论原理, 结合 JPEG 图像量化 DCT 系数的特点, 重新设置了子块选择阈值 MT 。利用八邻域法预测子块的熵, 较好地实现了数据隐藏和图像恢复。下一步是将本文的子块选择方法应用到其他格式的图像中, 以更好地实现视频的无损数据隐藏。

参考文献

- [1] Fridrich J, Goljan M, Du Rui. Invertible Authentication Watermark for JPEG Images[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Information Technology: Coding and Computing. Washington D. C., USA: [s. n.], 2001: 223-227.
- [2] Chang Chin-Chen, Lin Chia-Chen, Tseng Chun-Sen, et al. Reversible Hiding in DCT-based Compressed Images[J]. Information Sciences, 2007, 177(13): 2768-2786.
- [3] Xuan Guorong, Shi Yunqing, Ni Zhicheng, et al. Reversible Data Hiding for JPEG Images Based on Histogram Pairs[C]//Proceedings of International Conference on Image Analysis and Recognition. Berlin, Germany: Springer, 2007: 715-727.
- [4] 曲欣, 童学锋, 宣国荣, 等. 基于直方图对的 JPEG 图像无损数据隐藏[J]. 计算机工程, 2010, 36(1): 218-220.
- [5] Xuan Guorong, Shi Yunqing, Chai Peiqi, et al. Optimum Histogram Pair Based Image Lossless Data Embedding[C]//Proceedings of International Workshop on Digital Watermarking. Guangzhou, China: Springer, 2007: 264-278.

编辑 金胡考

(上接第 209 页)

- [14] 李宏, 王宇平, 焦永昌. 解非线性两层规划问题的新的遗传算法及全局收敛性[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(3): 62-71.
- [15] 孙文娟, 李忠范, 王彩玲, 等. 同伦方法求解无约束非凸优化问题的局部极小[J]. 东北师大学报: 自然科学版, 2009, 41(3): 17-20.
- [16] Robini M C, Lachal A, Magnin I E. On Total Variation Minimization and Surface Evolution Using Parametric Maximum Flows[J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 84(3): 288-307.
- [17] O'Sullivan J A, Benac J. Alternating Minimization Algorithms for Transmission Tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(3): 283-297.
- [18] Niesen U, Shah D, Wornell G W. Adaptive Alternating Minimization Algorithms[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(3): 1423-1429.
- [19] Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing: the Sparse Way[M]. New York, USA: Academic Press, 2008.
- [20] Bauschke H H, Burachik R S, Combettes P L, et al. Fixed-point Algorithms for Inverse Problems in Science and Engineering[M]. Berlin, Germany: Springer, 2011.
- [21] Dupe F X, Fadili J M, Starck J L. A Proximal Iteration for Deconvolving Poisson Noisy Images Using Sparse Representations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(2): 310-321.
- [22] Selesnick I W, Baraniuk R G, Kingsbury N G. The Dual-tree Complex Wavelet Transform[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 123-151.
- [23] Charles C, Rasson J P. Wavelet Denoising of Poisson-distributed Data and Applications[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2003, 43(2): 139-148.

编辑 金胡考

