

最优结构相似约束下的可逆信息隐藏算法研究

徐甲甲, 张卫明, 蒋瑞祺, 俞能海, 胡校成

(中国科学技术大学信息学院中国科学院电磁空间重点实验室, 安徽 合肥 230027)

摘要: 绝大多数可逆信息隐藏技术常用峰值信噪比 (PSNR) 来评价算法的效果, PSNR 是基于均方误差 (MSE) 的评价指标。但是 PSNR 在图像评价方面是存在客观局限性的。近年来, 结构相似性 (SSIM) 作为一种评价图像相似程度的指标受到了广泛的关注, 相较于传统的 PSNR, SSIM 在图像品质的衡量上更能符合人眼对图像品质的判断, 如何利用 SSIM 的特性去设计可逆信息隐藏算法很关键。针对 SSIM 结构相似约束, 提出了一种最优可逆信息隐藏的算法。首先, 推导出了 SSIM 对应的度量函数; 其次, 构造了最优结构相似约束下的率失真函数; 最后, 根据递归直方图修改算法实现了最优嵌入。实验结果表明, 相比以前的算法, 在嵌入同样信息量的情况下, 在 SSIM 评价方面取得了更好的效果, 有效提升了可逆信息隐藏的效率。

关键词: 可逆信息隐藏; 结构相似; 递归编码构造

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-109x.2016.00032

Optimal structural similarity constraint for reversible data hiding

XU Jia-jia, ZHANG Wei-ming, JIANG Rui-qi, YU Neng-hai, HU Xiao-cheng

(Key Laboratory of Electromagnetic Space of Chinese Academy of Sciences, School of Information,
University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: Most reversible data hiding (RDH) techniques have been evaluated by PSNR, which is based on MSE. Unfortunately, MSE turns out to be an extremely poor measure when the purpose is to predict perceived signal fidelity or quality. The structural similarity index has gained widespread popularity as an alternative motivating principle for the design of image quality measures. How to utilize the characterize of SSIM to design RDH algorithm is very critical. An optimal RDH algorithm under structural similarity constraint was proposed. Firstly, the metric of the structural similarity constraint was deduced. Secondly, the rate-distortion function of optimal structural similarity constraint was constructed, which was equivalent to minimize the average distortion for a given embedding rate. Finally, the optimal transition probability matrix under the structural similarity constraint was obtained. Experiments show that the proposed method can be used to improve the performance of previous RDH schemes evaluated by SSIM.

Key words: reversible data hiding, structural similarity, recursive code construction

1 引言

可逆信息隐藏 (reversible data hiding) [1~5] 技

术是通过视觉隐蔽的方法, 把一些有用的秘密信息嵌入到公开发表的数字媒体中, 从而达到数据取证或授权认证的目的。除了要保证嵌入信息的

收稿日期: 2016-01-21; 修回日期: 2016-02-09。通信作者: 俞能海, ynh@ustc.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61572452, No.61170234); 中国科学院战略性先导科技专项子课题基金资助项目 (No.XDA06030601)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61572452, No.61170234), The Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences (No.XDA06030601)

隐秘性和可提取性以外，同时需要完全无损地恢复原始载体。这一特性在一些特殊的场合显得尤为重要，比如医疗图像标注、军事图像和法庭取证等方面。这些场合下原始载体图像不允许有任何修改，图像像素的微小变化就可能导致诊断结果出错或者法律诉讼失败。另外，可逆信息隐藏在完成图像内容真实性与完整性认证的同时，还能完全恢复载体图像，也引起了不同应用场景越来越多的关注。

目前，绝大多数可逆信息隐藏常用峰值信噪比 (PSNR, power signal-to-noise ratio) 来评价算法的效果，PSNR 是基于均方误差 (MSE, mean square error) 的评价指标。MSE 有很多特点：首先，形式上非常简单，满足凸优化、对称性、三角不等式等，所有范式的 MSE 在欧式空间都是很好的距离度量，可以用来作为最优化问题中的度量函数；其次，MSE 有很清晰的物理意义，是用来定义误差的非常自然的方法；最后，针对 MSE 的误差最优化算法在数学中有着系统的理论（如最小二乘法、凸优化）。因此，在信号处理领域，包括滤波器设计、信号压缩、恢复、滤波、重建和分类中得到了广泛的应用。但是，MSE 仅仅考虑了像素间的相关性，脱离了人眼视觉感知特性，也忽略了图像内容和结构信息内在的相关性，以及人眼视觉感知特性具有从场景中提取结构信息的能力，在有些情况下并不符合人眼的主观感受^[6,7]。

为了寻找更符合人眼主观特性的图像评价方法，许多研究人员将人眼视觉特性 (HVS, human visual characteristic) 通入图像质量评价中，提出了一些比较成熟的评价算法，其中，最为广泛应用的就是 Wang 等^[6,7]提出的结构相似性 (SSIM, structural similarity index measure) 理论，认为自然图像是高度结构化的，视场中的结构信息是人眼观察图像过程中的决定因素，结构失真才是图像质量评价过程中的关键因素。SSIM 算法分别从亮度、对比度和结构 3 个方面比较图像的失真，综合得到 SSIM 结果。在实际评判图像质量时，常将图像划分为若干重叠或不重叠的子块，分别计算每个分块的 SSIM 指标，然后取平均，即 MSSIM (mean-SSIM) 算法。SSIM 算法在图像

修复、图像压缩、视频去噪等方向上得到了广泛的应用^[8]。因此，可以基于 SSIM 结构特征来设计可逆信息隐藏算法，保证嵌入信息后图像的视觉效果。目前，这个问题尚无相关学术论文讨论。

本文将深入讨论如何用 SSIM 结构特性设计可逆信息隐藏算法。可逆信息隐藏一般分为 2 个关键步骤：第 1 步产生一个信息熵较小的载体序列，即载体序列拥有一个陡峭的直方图，一般通过预测误差来实现；第 2 步可逆地使用扩差或者直方图平移的方法把消息嵌入到载体序列中。一般应用场景是给定失真约束来最大化嵌入容量，或者限定嵌入容量来追求最小的嵌入失真。因此，一个本质的问题便是给定一个载体序列和失真约束，所能达到的最大嵌入容量是多少？对于独立同分布的载体序列，Kalker 和 Willems^[9]给出了问题的答案。他们将可逆信息隐藏建模为一个特殊的率失真问题，并且得到了率失真函数，即在给定失真约束条件下嵌入率的理论上界为

$$\rho_{\text{rev}}(\Delta) = \max\{H(Y)\} - H(X) \quad (1)$$

其中， X 和 Y 分别表示载体信号和载密信号的随机变量。最大化信息熵是针对所有的转移概率矩阵 $P_{Y|X}(y|x)$ ，转移概率矩阵满足约束 $\sum_{x,y} P_X(x)P_{Y|X}(y|x)d(x,y) \leq \Delta$ ， $d(x,y)$ 为失真定义矩阵。实际上式(1)的最优解 $P_{Y|X}(y|x)$ 便指明了对载体信号 X 直方图的最优修改方式。但是，如何有效地实现最优直方图修改仍然是有待解决的问题。文献[10]提出了一套编码构造方法，能针对灰度值信号来逼近相应的率失真理论界，即 $x \in \{0, 1, \dots, B-1\}$ 。文献[10]中编码构造方法的编码和解码过程都需要将最优转移概率矩阵 $P_{Y|X}(y|x)$ 作为参数。简而言之，编解码之前必须求解式(1)。因此，式(1)的求解速度和精度就会直接影响后续的编解码过程。虽然很多现成的优化方法都可以直接求解式(1)，但是一般会耗费较长的时间，尤其是针对较大的 B 值，因为需要求解的矩阵 $P_{Y|X}(y|x)$ 未知变量数目是 B 。

对于最优解 $P_{Y|X}^*(y|x)$ ，任意不同的 2 个可能转移项 $P_{Y|X}^*(y_1|x_1) > 0$ 和 $P_{Y|X}^*(y_2|x_2) > 0$ ，如果 $x_1 < x_2$ ，则 $y_1 < y_2$ ，称之为非交叉边 (NCE, non crossing edge) 性质。Lin 等^[11]发现对于满足非交

叉边性质的失真度量（如平方失真），联合分布 $P_{XY}(xy)$ 可以被边缘分布 $P_X(x)$ 和 $P_Y(y)$ 解析表示，这意味着编解码器只需要计算载密信号的最优边缘分布 $P_Y(y)$ 而不是条件分布 $P_{Y|X}(y|x)$ 。但对于不满足非交叉边性质的一类失真定义，如汉明失真等，则最优转移概率矩阵不能被解析表示。

2 最优结构相似约束下的可逆信息隐藏

2.1 SSIM 度量函数推导

Wang^[6]提出结构相似度理论，该理论认为自然图像信号是高度结构化的，即相邻像素间有很强的相关性，特别是空域中最接近的像素，这种相关性蕴含着视觉场景中物体结构的重要信息，因此，可以从图像中提取结构信息，用对结构信息的度量作为图像感知质量的近似。SSIM 具体包含 3 部分，即亮度、对比度和结构，三者相互独立。其中，可以用均值 u_x 、 u_y 作为亮度的估计，标准差 σ_x 、 σ_y 作为对比度的估计，协方差 $\sigma_{x,y}$ 作为结构相似程度的度量。SSIM 可定义为

$$SSIM(x,y) = \left(\frac{2u_x u_y + c_1}{u_x^2 + u_y^2 + c_1} \right) \left(\frac{2\sigma_x \sigma_y + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2} \right) \left(\frac{\sigma_{x,y} + c_3}{\sigma_x \sigma_y + c_3} \right) \quad (2)$$

由此可以看出 $|SSIM(x,y)| \leq 1$ ，当且仅当 $x=y$ 时， $SSIM(x,y)=1$ 。即 x 与 y 越接近， $SSIM(x,y)$ 的值越趋近于 1。但 $SSIM(x,y)$ 不是一个度量，因为它不能完全满足度量的 3 个性质，即非负性、对称性和三角不等式。如何才能推导出 SSIM 的度量函数？注意到式(2)，为简化公式，令 $c_3 = \frac{c_2}{2}$ ，可得到

$$SSIM(x,y) = \left(\frac{2u_x u_y + c_1}{u_x^2 + u_y^2 + c_1} \right) \left(\frac{2\sigma_{x,y} + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2} \right) \quad (3)$$

假设 $x, y \in R$ ，当 $q=1$ 且 $p=1$ 时， $d_n(x,y)$ 是一个规范化度量^[12,13]

$$d_n(x,y) = \frac{\|x-y\|}{(\|x\|^p + \|y\|^p)^{\frac{q}{p}}} \quad (4)$$

基于式(4)，Brunet^[8]构造出 SSIM 的度量函数并推导出若干重要性质。当 $q=1$ 且 $p=2$ 时，有

$$d_1(x,y) = \sqrt{\frac{\|u_x - u_y\|}{(\|u_x\|^2 + \|u_y\|^2 + c_1)}} = \sqrt{1 - \frac{2u_x u_y + c_1}{u_x^2 + u_y^2 + c_1}} \quad (5)$$

$$d_2(x,y) = \sqrt{\frac{\|(x-u_x) - (y-u_y)\|^2}{(\|x-u_x\|^2 + \|y-u_y\|^2 + c_2)}} = \sqrt{1 - \frac{2\sigma_{x,y} + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2}} \quad (6)$$

根据式(3)、式(5)和式(6)可以得到

$$\sqrt{1 - SSIM(x,y)} = \sqrt{1 - d_1^2 + d_2^2 - d_1^2 d_2^2} \quad (7)$$

$$\|d(x,y)\|^2 = 1 - SSIM(x,y) \quad (8)$$

因此，可以得到 $\|d(x,y)\|^2$ 的表达式如式(9)，其中， $c > 0$ 。通过度量的 3 个性质，即非负性、对称性和三角不等式进行验证，可以得到 $\|d(x,y)\|^2 \geq 0$ ， $\|d(x,y)\|^2 = \|d(y,x)\|^2$ 以及 $\|d(x,y)\|^2 + \|d(y,z)\|^2 \geq \|d(x,z)\|^2$ ，即 $\|d(x,y)\|^2$ 是一个度量，表示为

$$\|d(x,y)\|^2 = \frac{\|x-y\|^2}{\|x\|^2 + \|y\|^2 + c} \quad (9)$$

2.2 最优转移概率矩阵快速估计

针对结构相似约束下可逆信息隐藏而言，失真定义矩阵为 $\|d(x,y)\|^2$ ，在给定的嵌入率 R 下求解

$$\min \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} P_X(x) P_{Y|X}(y|x) \|d(x,y)\|^2$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} -\sum_{y=0}^{N-1} P_Y(y) \text{lb}(P_Y(y)) \geq R - H_X \\ \sum_{x=0}^{M-1} P_X(x) P_{Y|X}(y|x) = P_Y(y), \forall y \\ \sum_{y=0}^{N-1} P_{Y|X}(y|x) = 1, \forall x \\ \|d(x,y)\|^2 = \frac{\|x-y\|^2}{\|x\|^2 + \|y\|^2 + c} \end{cases} \quad (10)$$

其中，未知变量为转移概率矩阵 $P_{Y|X}(y|x)$ ，已知载体序列分布为 $P_X(x)$ ，失真定义矩阵为 $\|d(x,y)\|^2$ 。很容易证明 $\|d(x,y)\|^2$ 不满足非交叉边^[11]性质。

在文献[14]中，Hu 等定义与对偶变量 u 和 v

相关的隐拉格朗日乘子 $\lambda_{x,y}$ 为

$$\lambda_{x,y} = P_X(x)D(x,y) + u_x + P_X(x)v_y, \forall x,y \quad (11)$$

由对偶优化中的互补松弛性质可知，原问题的最优转移概率矩阵 (OTPM) $P_{Y|X}(y|x)$ 和对偶最优变量 $\lambda_{x,y}$ 满足关系

$$\lambda_{x,y} P_{Y|X}(y|x) = 0, x=1,2,L,M, y=1,2,L,N \quad (12)$$

这意味着最优转移概率矩阵 $P_{Y|X}(y|x)$ 是一个稀疏矩阵，其非零项仅出现在 $\lambda_{x,y} = 0$ 的位置。因此，最优解 $P_{Y|X}(y|x)$ 满足如下非负线性方程组

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} P_X(x) P_{Y|X}(y|x) \|d(x,y)\|^2 = D_{av} \\ \sum_{x=0}^{M-1} P_X(x) P_{Y|X}(y|x) = P_Y(y), \forall y \\ \sum_{y=0}^{N-1} P_{Y|X}(y|x) = 1, \forall x \\ P_{Y|X}(y|x) \geq 0, \forall x,y \\ \lambda_{x,y} P_{Y|X}(y|x) = 0, \forall x,y \end{array} \right. \quad (13)$$

互补松弛性质表明，如果 $\lambda_{x,y} > 0$ ，则有 $P_{Y|X}(y|x) = 0$ ，于是便得到最优解 $P_{Y|X}(y|x)$ 的非零项下标集合为 $I_{xy} = \{(x,y) | \lambda_{x,y} = 0\}$ 。由 I_{xy} 已知， $P_{Y|X}(y|x)$ 中的未知项集合为 $\{P_{Y|X}(y|x), (x,y) \in I_{xy}\}$ 。将这些未知项重组为一个列向量 $p = (p_1, p_2, L, p_s)$ ，其中， s 为集合 I_{xy} 的势。有

$$Ap = b, p \geq 0 \quad (14)$$

其中， $A \in R^{r \times s}$ ， $r = M + N + 1$ 是方程的个数， s 是未知数的个数。方程组的解由矩阵 A 的秩决定。当 $rank(A) < s$ 时， A 中的 r 个方程式线性独立，此时方程有唯一解，满足 $Ap = b$ ，唯一解 p 可以直接通过求解 $Ap = b$ 得到，而与式(14)中的非负约束无关。当 $rank(A) < s$ 时， A 中的线性无关的方程个数小于未知数的个数，此时，系统 $Ap = b$ 是欠定的。因此，在系统的众多解中，需要寻找满足 $Ap = b, p \geq 0$ 中非负约束的。此时，可以通过以下线性规划问题来求解

$$\begin{array}{ll} \max & \sum_{i=1}^s p_i \\ \text{s.t.} & \begin{cases} Ap = b \\ p \geq 0 \end{cases} \end{array} \quad (15)$$

因此，对于失真定义矩阵 $\|d(x,y)\|^2$ ，使用两

步法来估计最优解 $P_{Y|X}(y|x)$ 。首先，使用文献[14]中的快速算法来求解最优的边缘分布 $P_Y(y)$ 和相应的对偶变量值；然后，通过文献[15]中求解线性系统或线性规划问题来最后估计最优转移概率矩阵 $P_{Y|X}(y|x)$ 。

2.3 递归直方图修改

最优转移概率矩阵 $P_{Y|X}(y|x)$ 指明了对载体信号 X 直方图的最优修改方式。但是，如何有效地实现最优直方图修改仍然是有待解决的问题。Zhang 等^[10,13]提出一种针对可逆信息隐藏的递归直方图修改 (RHM, recursive histogram modification) 方法，将载体序列分为不相交的子块，然后通过一种逐个 bin 修改的方式递归地修改每个子块的相应直方图，达到嵌入比特消息的目的。假设载体序列 $x = (x_1, x_2, L, x_N)$ 来自于无记忆信源，概率分布为 $P_X(x)$ 且 $x \in \{0, 1, L, B-1\}$ 。待嵌入的消息一般都预先被加密过，所以，假设秘密消息 $m = (m_1, m_2, L)$ 是一个二元的随机序列，即 $m_i \in \{0, 1\}$ 。为了递归地嵌入消息，首先将载体序列 x 分为 g 个不相交的块，其中，前 $g-1$ 个块长度均为 K ，最后一个分块长度为 L_{last} ，因此，有 $N = K(g-1) + L_{last}$ 。为了完成嵌入，需要满足 $L_{last} > K$ 。第 i 个载体序列分块记为 x_i ，同时对应的载密序列分块记为 y_i ， $i = 1, 2, L, g$ 。

通过嵌入函数 $Emb()$ 将消息嵌入到每个分块中，从而有 $(M_{i+1}, y_i) = Emb(M_i, x_i)$ ，其中， $i = 1, 2, L, g$ 且 $M_1 = m$ ，即第 i 个分块的嵌入过程输出的消息将被嵌入到第 $i+1$ 个分块中。图 1 简要地描述了消息嵌入过程，其中， M_{i+1} 由剩下的消息比特和为了恢复 x_i 而产生的额外信息 $O(x_i)$ 组成。消息提取和载体序列恢复过程以一个逆向的方式进行，提取函数记为 $Ext()$ ，从而有 $(M_i, x_i) = Ext(M_{i+1}, y_i)$ 。

现在考虑发送方给定失真约束 Δ 的情况。为了最大化嵌入率，首先，使用文献[14]中的算法来估计最优转移概率矩阵 $P_{Y|X}(y|x)$ ，依据 Δ 和载体序列分布 $P_X(x)$ ，然后，计算转移概率矩阵 $P_{X|Y}(x|y)$ 。嵌入和提取过程将通过熵编码和熵解码模块来实现，熵编解码依赖于参数 $P_{Y|X}(y|x)$ 和 $P_{X|Y}(x|y)$ 。将熵编码和熵解码模块分别记为 $Comp()$ 和 $Decomp()$ 。其中，假设熵编解码模块是最优的，即能达到信号的信息熵。

对每一个载体序列分块 x_i ，嵌入函数 $Emb()$ 执行 2 个任务：一是依据 $P_{y|x}(y|x)$ 解压缩消息比特流来嵌入消息，并产生载密序列分块 y_i ；二是为了恢复载体序列分块 x_i ，依据 y_i 和 $P_{x|y}(x|y)$ 压缩载体序列分块 x_i 来产生额外信息 $O(x_i)$ 。产生的额外消息将作为消息比特流 M_{i+1} 的一部分被嵌入到下一个载体序列分块 x_{i+1} 中，如图 1 所示。对于每一个载密序列分块 y_i ，提取函数 $Ext()$ 同样也执行 2 个任务：一是依据 $P_{x|y}(x|y)$ 将从分块 y_{i+1} 提取的额外消息解压缩，来恢复原始载体序列分块 x_i ；二是依据 x_i 和 $P_{y|x}(y|x)$ 压缩 y_i 来提取嵌入的消息。此方法通过递归地调用熵解码和熵编码来简单实现，而且可以证明只要熵编解码能保证最优性，该递归编码构造就能逼近率失真理论界。

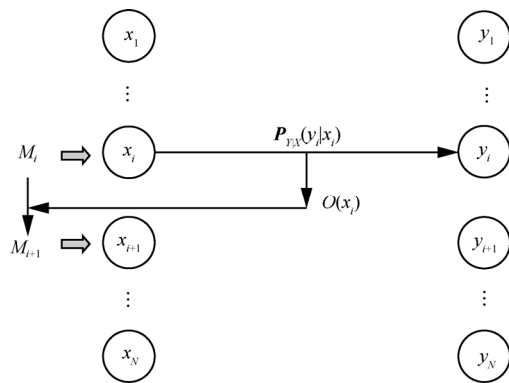


图 1 分块递归信息嵌入

3 实验与分析

为了验证本文所提出的算法性能，在 Windows 7 和 Matlab 2011b 平台上进行实验。采用双轮嵌入方法^[3]，像素预测算法采用菱形预测算法^[3]，即当前像素值减去上下左右 4 个像素值的平均值作为预测误差，进而得到 $x = (x_1, x_2, L, x_N)$ 。失真定义矩阵 $\|d(x, y)\|^2$ 取决于预测误差，其中， $x_{\min} = \min\{x_1, x_2, L, x_N\}$ ， $x_{\max} = \max\{x_1, x_2, L, x_N\}$ ，在实验中，设定 $x_{Th} = \{x | x > Th, Th = |x_{\min}| \}$ ，因此，失真定义矩阵 $\|d(x, y)\|^2$ 大小为 $(x_{\max} - x_{Th})(x_{\min} - x_{Th})$ 。在实验中，为了简化计算复杂度，令失真定义矩阵中的常数 $c = 200$ ，分块的长度为 $K = 7\ 000$ ， $L_{\text{last}} = 4\ 000$ 以及 $Th = \max\{400 - R800, 10\}$ 。实验中的测试图像如图 2 所示。

图 3 为本文所提算法与 Zhang 等^[10]算法的比较结果，可以看出嵌入率越高，本文所提算法效果越明显。与 Zhang 等^[10]算法相比，本文所提算法平均性能提升 1.5%~3.5%，具体结果如图 3 所示。

需要说明的是，除了上述实验之外，还从 LIVE (laboratory for image and video engineering)^[16]测试集上选取部分数据，实验结果如表 1 所示。



图 2 测试图像

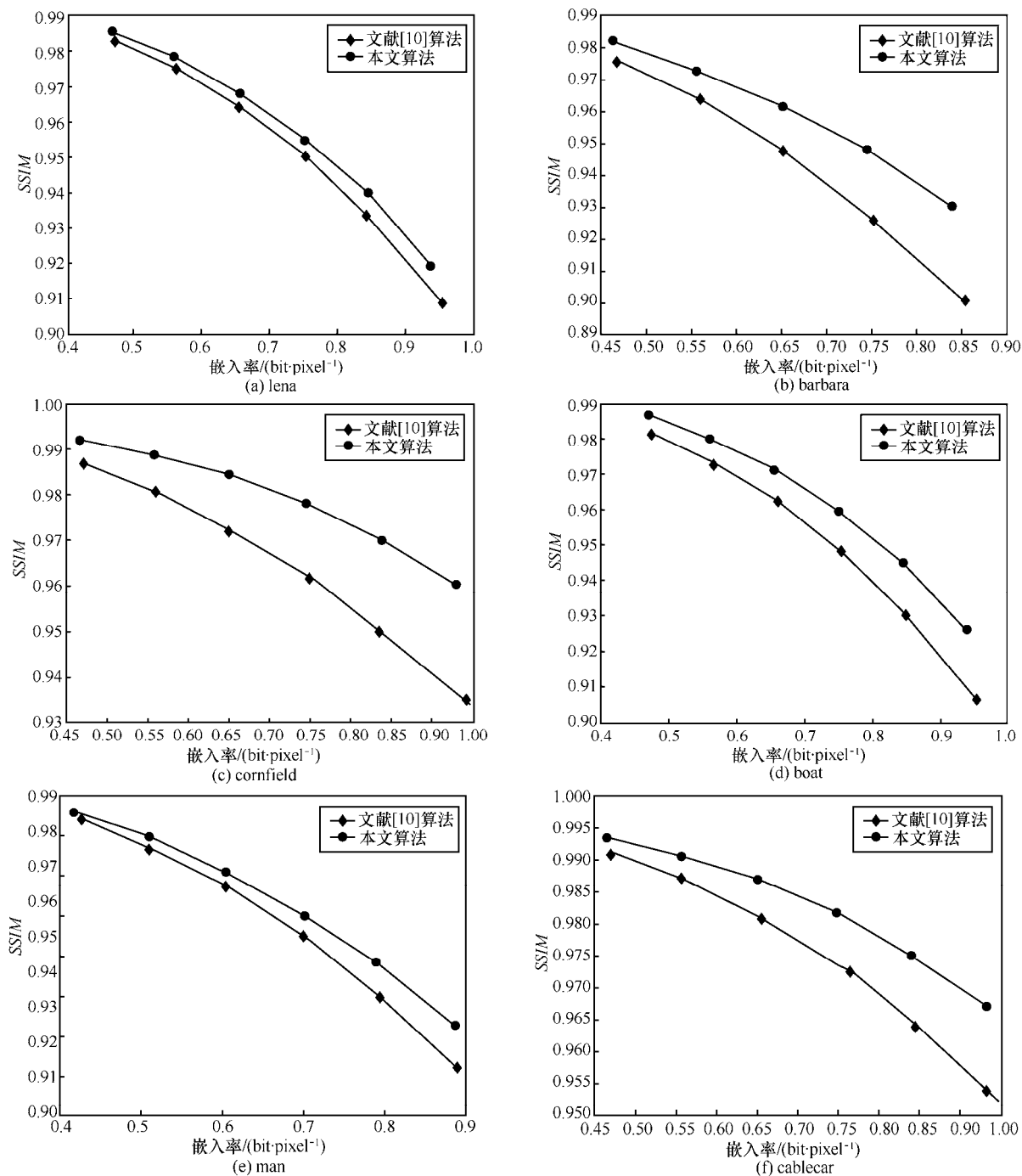


图 3 本文提出的算法与文献[10]算法在不同嵌入率下的实验结果对比

4 结束语

本文针对 SSIM 结构相似约束,提出了一种最优可逆信息隐藏的算法。首先,推导出了 SSIM 对应的度量函数;其次,构造了最优结构相似约束下的率失真函数;最后,再根据递归直方图修改算法实现了最优嵌入。实验结果表明,在不同测试集上,相比以前的算法,本文

在嵌入同样信息量的情况下,在 SSIM 评价方面取得了更好的效果,有效提升了可逆信息隐藏的嵌入效率。

参考文献:

[1] TIAN J. Reversible data embedding using a difference expansion[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2003,13(8):890-896.
 [2] FRIDRICH A J, GOLJAN M, DU R. Lossless data embedding for

表 1 本文所提算法在不同测试集上与文献[10]实验结果对比

序号	图像	嵌入率	文献[10]算法下的 SSIM 值	本文算法下的 SSIM 值	增长值	增长率/%
1	lena	0.96	0.908 8	0.919 6	0.010 8	1.17
2	barbara	0.85	0.899 2	0.930 0	0.030 8	3.42
3	cornfield	0.95	0.933 9	0.960 6	0.026 7	2.86
4	boat	0.95	0.906 4	0.926 2	0.019 8	2.18
5	man	0.90	0.918 9	0.932 4	0.013 4	1.46
6	cablecar	0.98	0.952 0	0.967 3	0.015 3	1.61
7	flowersonih	0.85	0.918 7	0.953 8	0.035 1	3.82
8	lighthouse	0.96	0.880 4	0.916 6	0.036 2	4.11
9	manfishing	0.95	0.926 4	0.943 4	0.017 0	1.83
10	sailing	0.96	0.891 9	0.916 7	0.024 7	2.77
11	carnivaldolls	0.95	0.948 7	0.964 2	0.015 4	1.62
12	house	0.96	0.906 6	0.921 4	0.014 8	1.63

all image formats[C]//International Society for Optics and Photonics. c2002:572-583.

- [3] SACHNEVV, KIM H J, NAM J H, et al. Reversible watermarking algorithm using sorting and prediction[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2009,19(7):989-999.
- [4] AFSHARIZADEH M, MOHAMMADI M. A reversible watermarking prediction based scheme using a new sorting and technique[C]//The 10th International Conference on Information Security and Cryptology (ISC). c2013:98-104..
- [5] LUTE K, HEIJMANS H J A M. Reversible data embedding into images using wavelet techniques and sorting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005,14(12):2082-2090.
- [6] ZHOU W, CONRAD B A, RAHIM S H, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004,13(4):600-612.
- [7] WANG Z, BOVIK A C. Mean squared error: love it or leave it? a new look at signal fidelity measures[J]. Signal Processing Magazine, 2009, 26(1):98-117.
- [8] BRUNET D, VRSCAY E R, WANG Z. On the mathematical properties of the structural similarity index[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4):1488-1499.
- [9] KALKER T, WILLEMS F M J. Capacity bounds and constructions for reversible data-hiding[C]//Electronic Imaging 2003 International Society for Optics and Photonics.c2003: 71-76.
- [10] ZHANG W M, HU X, LI X, et al. Recursive histogram modification: establishing equivalency between reversible data hiding and lossless data compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013,22(7):2775-2785.
- [11] LIN S J, CHUNG W H. The scalar scheme for reversible information-embedding in gray-scale signals: capacity evaluation and code constructions[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2012, 7(4):1155-1167.
- [12] HÄSTÖ P A. A new weighted metric: the relative metric I[J]. Journal of Mathematical Analysis & Applications, 2001, 274(1): 38-58.
- [13] HÄSTÖ P A. A new weighted metric: the relative metric II[J]. Journal of Mathematical Analysis & Applications, 2001, 301(2): 336-353.

- [14] HU X, ZHANG W, HU X, et al. Fast estimation of optimal marked-signal distribution for reversible data hiding[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2013,8(5): 779-788.

- [15] 胡校成. 可逆信息隐藏中的最优编码理论与方法研究[D].合肥: 中国科学技术大学, 2015.
HU X C. Optimal coding theory and method study for reversible data hiding[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2015.

- [16] Laboratory for image and video engineering[EB/OL]. <http://live.ece.utexas.edu/>.

作者简介：



徐甲明(1987-),男,安徽亳州人,中国科学技术大学博士生,主要研究方向为信息隐藏、视频编码与视频分析。

张卫明(1976-),男,河北定州人,中国科学技术大学副教授,主要研究方向为信息隐藏、密码学和媒体内容安全。

蒋瑞祺(1989-),男,安徽淮南人,中国科学技术大学博士生,主要研究方向为信息隐藏、媒体内容安全。

俞能海(1964-),男,安徽无为,中国科学技术大学教授、博士生导师,主要研究方向为图像处理与媒体内容安全、互联网信息检索与数据挖掘。

胡校成(1988-),男,湖南常德人,中国科学技术大学博士生,主要研究方向为信息隐藏、媒体内容安全。