

# 一种基于像素预测的图像可逆信息隐藏策略

项煜东<sup>1</sup> 吴桂兴<sup>2</sup>

(中国科学技术大学软件学院 合肥 230051)<sup>1</sup> (中国科学技术大学苏州研究院 江苏 苏州 215123)<sup>2</sup>

**摘要** 基于像素点预测的可逆信息隐藏(Reversible Data Hiding, RDH)是当今一种低失真、高容量的信息隐藏策略,特别是对于差值扩展和直方图平移算法而言,准确预测可以同时提高数据容量和减小图像失真。文中提出了一种基于像素预测差的直方图平移方案。首先,采用 Warped Distance 算法来对像素值进行预测,并在此基础上利用图像的局部梯度来实现对像素值的更精确预测。综合上述两种策略,改进了现有的直方图平移算法,同时也给出了防止像素值在平移后溢出的建议。实验结果表明,相对于近年来的其他方案,该方案能够在保证图像质量的情况下有效提升数据嵌入量,并且通过调整数据嵌入层级,可以在具体使用该算法时针对图像质量和数据嵌入量进行权衡。这也进一步说明了利用图像的局部特性,特别是梯度与图像局部几何相似性,可以有效提升像素预测的精度,从而改善可逆信息隐藏的容量-失真性能。

**关键词** 可逆信息隐藏, Warped Distance, 局部梯度, 直方图平移

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.02.033

## Pixel Prediction Based Reversible Data Hiding Scheme for Image

XIANG Yu-dong<sup>1</sup> WU Gui-xing<sup>2</sup>

(School of Software, University of Science and Technology of China, Hefei 230051, China)<sup>1</sup>

(Suzhou Institute for Advanced Study, University of Science and Technology of China, Suzhou, Jiangsu 215123, China)<sup>2</sup>

**Abstract** The pixel prediction based reversible data hiding is an emerging and state-of-the-art technology for the low distortion and high capacity. In particular, for the prediction based difference expansion (DE) and histogram shift (HS) schemes, an accurate prediction can increase the payload and reduce the distortion simultaneously. This paper proposed a pixel prediction based histogram shift method in order to increase payload and reduce distortion. This method is designed based on the modified warped distance algorithm and the local gradient of an image, which can increase the prediction accuracy and furthermore improve the HS algorithm. Meanwhile, this paper gave some advice about how to avoid overflow after shifting the histogram. Experiments demonstrate that the proposed method outperforms the previous counterparts significantly in terms of both the prediction accuracy and the final embedding performance, and the tradeoff between the payload and the distortion can be run by modifying the embedding level as well. Moreover, the usage of local gradient and the local geometric similarity can improve the payload-distortion performance of reversible data hiding.

**Keywords** Reversible data hiding, Warped distance, Local gradient, Histogram shift

随着计算机信息处理能力、网络传输能力的提升,多媒体信息已经可以在互联网中方便且高效地传播,并可以让人们任意地拷贝与修改。在此趋势下,多媒体信息的内容安全性已经成为近 20 年来人们普遍关注的问题。在众多的信息安全技术中,加密和信息隐藏技术成为了多媒体信息内容隐私保护、篡改检测、版权管理的主要手段。

信息隐藏<sup>[1]</sup>利用人类感觉器官的不敏感性(感觉冗余)以及多媒体数字信号本身存在的冗余(数据特性冗余),将信息隐匿于一个宿主信号中,其不易被察觉或不易被注意,而且不影响宿主信号的视觉效果和使用价值。信息隐藏技术大约诞生于 1994 年<sup>[2-3]</sup>,后来有学者对早期的研究成果进行了总

结<sup>[1,4-5]</sup>,为后续的研究奠定了良好的基础。在信息隐藏技术早期成果(特别是数字水印技术)的基础上,又有学者进行了相关安全协议<sup>[6]</sup>、信息隐藏的信息论基础<sup>[7]</sup>、基于信息隐藏的图像质量测评<sup>[8]</sup>、基于信息隐藏的视频错误修正<sup>[9-10]</sup>、基于水印的认证技术<sup>[11]</sup>等方面的研究。

图像的可逆信息隐藏是一种特殊的信息隐藏技术。传统的信息隐藏技术会对图像造成永久性的失真,而可逆信息隐藏可以保证嵌入图像的信息在被提取之后还能完全恢复成原始图像。这一特性使得可逆信息隐藏技术可以被用于医学<sup>[12]</sup>、军事图像<sup>[13]</sup>、艺术图像以及法律取证等不允许图像失真的领域。

收稿日期:2016-12-27 返修日期:2017-04-10 本文受江苏省自然科学基金面上研究项目(BK20141209),苏州市应用基础研究项目(SYG201543)资助。

项煜东(1991-),男,硕士生,主要研究方向为多媒体信息安全,E-mail:sa514005@mail.ustc.edu.cn;吴桂兴(1972-),男,博士,讲师,主要研究方向为多媒体信号处理、多媒体信息安全,E-mail:gxwu@ustc.edu.cn(通信作者)。

近年来,大量的可逆信息隐藏技术被提出。到目前为止,可逆信息隐藏技术可以分为以下几类:无损压缩<sup>[11,14-15]</sup>、直方图平移(HS)<sup>[16-19]</sup>以及差值扩展(DE)<sup>[20-22]</sup>(包括基于预测差的直方图平移<sup>[23]</sup>和差值扩展<sup>[24]</sup>),此外还有一些特殊的方法,如基于矢量量化的嵌入技术<sup>[25]</sup>等,它们之间的关系如图1所示。

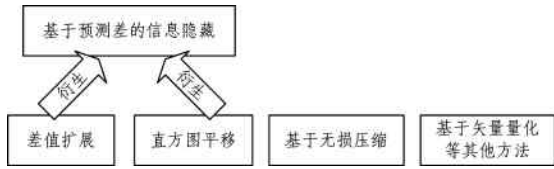


图1 可逆信息隐藏的分类

Fig. 1 Classification of reversible data hiding

在上述技术中,基于图像直方图的方案占有很大比例。图像直方图是用于表示数字图像中亮度分布的直方图,标绘了图像中每个亮度值的像素数。直方图横坐标的左侧表示图像中纯黑、较暗的区域,而右侧对应较亮、纯白的区域,可以通过直方图来了解图像中的亮度分布。直方图平移算法由 Ni 等于 2006 年提出<sup>[16]</sup>,其基本思想为:对于如图 2(a)所示的直方图,找到直方图的峰值和零值(如图 2(a)中的“6”和“14”),然后将所有介于峰值点和零值点之间的 Bins 向零值点平移一位,从而把零值点交换到峰值点旁边,如图 2(b)所示。然后扫描原图像,当遇到峰值点像素时,根据要嵌入的比特将当前像素保持不变或变为相邻的值,如图 2(c)所示。该方法在直方图的峰值较高且零值较多时效果较好,但是一般的图像很难符合这样的要求。因此学者考虑提出新的方法以得到更陡峭的直方图,使之能够适用于此类算法。

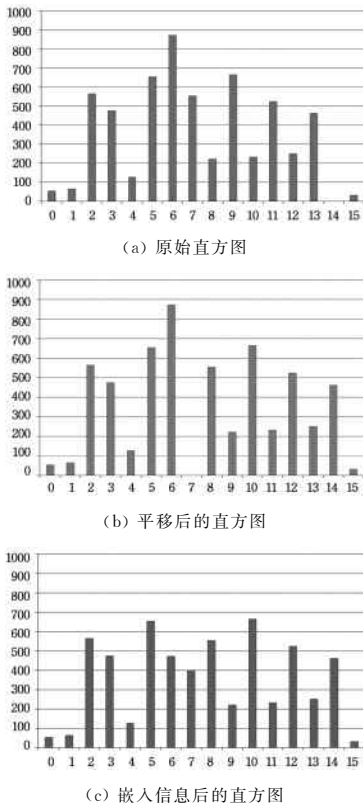


图2 直方图平移算法实例

Fig. 2 An example of histogram shift algorithm

基于预测差的信息嵌入方法是当前的研究热点。由于一般的图像亮度分布比较松散,而通过适当的像素值预测之后,像素的预测值与其真实值之间的差值的分布将会非常集中。基于这一基本思路,现有的基于预测差的信息嵌入方法主要分为两个步骤:1)进行像素的预测并生成一个分布尽可能集中的差值图像,这意味着该差值图像的直方图尽可能服从更“尖”的拉普拉斯分布。2)通过修改这个差值图像进行可逆的数据嵌入,可使用的方法包括直方图平移或差值扩展等。其中,像素值预测算法在一定程度上决定了嵌入数据后图像的质量以及数据的容量。本文将引入 Warped Distance 算法来与图像的局部梯度特性相结合以实现更精准的预测。相对于近年国内外文献中提到的策略,改进后的方法在数据嵌入量和图像质量两方面都有所提升。我们将与其中一些具有代表性的成果<sup>[29,32]</sup>进行了实验对比。

## 1 相关工作

### 1.1 基于像素预测的可逆信息隐藏算法

Tai 等<sup>[17]</sup>于 2009 年提出了基于相邻像素差值的直方图平移算法。该算法基于相邻像素的相关性,用一个相邻像素来预测当前像素,并用预测值和真实值的差来生成直方图,从而得到更高的峰值。为了保证嵌入后的图像不发生像素灰度值的溢出,该方案先将直方图从两边向中间集中,这样就保证了零值点一定存在,也避免了使用位图来记录溢出点的位置。同时该方案还使用二叉树来解决多个峰值点的问题。

Sachnev 等<sup>[26]</sup>使用像素的四邻域的均值来作为当前像素的预测值,并使用差值扩展算法进行数据的嵌入;同时对预测差值进行排序,从而尽可能只对差值小的地方进行嵌入,这样就改善了图像的质量。

Luo 等<sup>[27]</sup>使用插值技术来对像素点进行更精确的预测。通过插值技术可以得到一个类似于拉普拉斯分布的直方图,这样就进一步增加了数据嵌入量,同时也提升了嵌入信息后的图像的质量。将插值技术应用于 RDH 领域也成为了一种像素预测方案,因此本文仍然使用“像素预测”这一方法。该方案只对灰度为 1~254 的像素点执行嵌入,并使用一个位图来记录不能嵌入的位置以防止提取数据时可能出现的歧义,其使用的插值技术没有充分利用图像的局部特性,因此预测精度有较大的提升空间。Yang 等<sup>[28]</sup>于 2013 年改进了上述方案,利用图像的局部特性实现了更精准的预测。

Gui<sup>[29]</sup>使用了被称为 GAP 预测器(gradient-adjusted-prediction)的方案,该方案使用比较广泛且利用了图像的局部梯度特性,本文将将其作为实验对比方案。

Li<sup>[30]</sup>将式(1)作为像素预测策略的评价标准。其中  $N_s$  表示被平移但不用于嵌入数据的像素数量, $N_c$  表示嵌入数据的像素数量。式(1)反映的是不用于数据嵌入的像素占所有被修改的像素的比例,是一个比较客观的标准。本文将用该标准来测评相关算法。

$$P_{shifted} = \frac{\#(shifted\ pixels)}{\#(expanded\ or\ shifted\ pixels)} = \frac{N_s}{N_c + N_s} \quad (1)$$

此外,近几年国内也有像素预测的相关研究成果,如黄志强等<sup>[31]</sup>利用了图像的八邻域,并使用错误能量估计来剔除一部分不适合嵌入的块,该方案与文献<sup>[26]</sup>的四邻域方案相比,

在数据嵌入量和图像质量方面有一定程度的提升。郑淑丽等<sup>[32]</sup>提出将相邻两个像素的均值作为这两个像素的预测值,然后将其分别与原始像素计算差值,并通过实验详细论证了该方案的优越性。与早期的方案相比,该方案在数据嵌入量方面有一定的提升,但牺牲了图像质量,因为其只对两个像素做平均,这导致在高细节区域会出现预测值和真实值之间相差非常大的情况,从而限制了图像质量。

除了像素预测方案,还有研究者尝试在其他方面改进可逆信息隐藏的性能,如 Zhang 利用一个变换矩阵来抽象信息隐藏的过程<sup>[33]</sup>,从而可以用最优化理论对可逆信息隐藏进行容量-失真优化。文献<sup>[34]</sup>则重点关注了直方图平移本身,使用了一种二维的直方图来做平移;该方案在利用像素预测的同时还利用了被预测像素的相邻像素,提高了可以被用来嵌入数据的像素的比例,该其像素预测方案仍然基于 GAP 预测器。

### 1.2 Warped Distance 算法

近年来图像插值算法已经被人们用于可逆信息隐藏方案<sup>[27]</sup>,传统的线性插值在图像的边缘等高频部分的预测效果较差,得到的预测差也较大,不利于直方图平移算法的使用。其表达式如下:

$$\hat{f}_{i'} = (1-s) f_i + s f_{i+1} \quad (2)$$

其中,  $s = i' - i$ ;  $f_i$  和  $f_{i+1}$  分别表示被预测像素的真实灰度值和预测值;  $f_i$  和  $f_{i+1}$  分别表示相邻的两个参考像素。

如图 3 中的一维边缘模型所示,其真实值和预测值之间的差距比较明显。

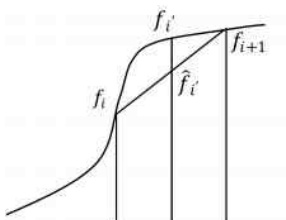


图 3 线性插值

Fig. 3 Linear interpolation

Warp Distance 算法是由 Ramponi<sup>[35]</sup>提出的一种图像插值算法。相对于线性插值算法,该算法能够对实际像素值做出更精准的预测。其公式如下:

$$\hat{f}_{i'} = (1-s') f_i + s' f_{i+1} \quad (3)$$

$s$  和  $s'$  的关系为:

$$s' = s - kAs(s-1) \quad (4)$$

其中,  $f_i$  和  $f_{i'}$  分别表示被预测像素的真实灰度值和预测值;  $f_i$  和  $f_{i+1}$  分别表示相邻的两个参考像素;  $s = i' - i$ ;  $A$  为插值点邻域的几何相似性参数。

$$A = \frac{|f_{i+1} - f_{i-1}| - |f_{i+2} - f_i|}{L-1} \quad (5)$$

其中,  $L$  为灰度级最大值,对 8 位图像的  $L$  值取为 256;  $k$  为修正因子,通常取 1 或 2。最后把  $s'$  代入式(3),本质上就是在式(2)所示的传统线性插值的基础上通过使用几何相似性得到了一个更合适的  $s$ ,这样就实现了 Warp Distance 算法。如图 4 所示,相对于线性插值, Warp Distance 插值的预测精度有了较大的提升。

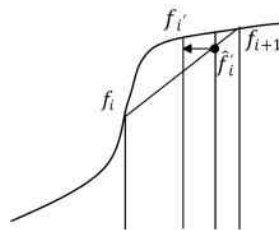


图 4 Warped Distance 插值

Fig. 4 Warped Distance interpolation

## 2 像素预测方案及预测误差的分布

基于上节提到的 Warped Distance 算法,本节将详细叙述本文提出的像素预测方案,并使用式(1)所示的评价标准与其他预测方案作比较。

### 2.1 像素划分

首先考虑像素点的划分,如图 5 所示,图像中的所有像素点被分为  $V_1$  和  $V_2$  两组,在图 5 中分别用  $\circ$  和  $\times$  表示。为了在信息提取时不出现歧义,我们需要使用其中一组像素点去预测另外一组,比如用  $V_2$  来预测  $V_1$ 。在  $V_1$  嵌入数据后,还可以再用  $V_1$  来预测  $V_2$ ,在提取时依次提取并恢复  $V_2$  和  $V_1$  即可。这种像素划分方法比较充分地利用了每个像素周围的信息,而不只是利用其某单一方向的邻域,从而可以达到更高的预测精度。

○	×	○	×	○	×	○
×	○	×	○	×	○	×
○	×	○	×	○	×	○
×	○	×	○	×	○	×
○	×	○	×	○	×	○
×	○	×	○	×	○	×
○	×	○	×	○	×	○

注:  $\circ$  属于  $V_1$ ,  $\times$  属于  $V_2$

图 5 像素点的分类

Fig. 5 Classification of pixels

### 2.2 像素预测

像素预测分为两个步骤:1)基于二维 Warped Distance 算法得到二维的空间距离参数  $s'$  和  $t'$ ;2)在步骤 1)的基础上加入局部梯度特性<sup>[36]</sup>,得到更准确的预测结果。

#### 2.2.1 基于二维 Warped Distance 插值算法进行像素预测

对于图 6 中的像素  $p_{i,j}$  及其附近的可用像素(图 5 中  $x$  代表的像素),采用二维 Warped Distance 算法对  $p_{i,j}$  进行初步的预测。

			$p_{i-3,j}$		
		$p_{i-2,j-1}$	$p_{i-2,j+1}$		
	$p_{i-1,j-2}$	$p_{i-1,j}$	$p_{i-1,j+2}$		
$p_{i,j-3}$	$p_{i,j-1}$	$p_{i,j}$	$p_{i,j+1}$	$p_{i,j+3}$	
	$p_{i+1,j-2}$	$p_{i+1,j}$	$p_{i+1,j+2}$		
		$p_{i+2,j-1}$	$p_{i+2,j+1}$		
			$p_{i+3,j}$		

图 6 被预测点及可用的邻近像素

Fig. 6 The predicted points and available adjacent pixels

二维 Warped Distance 算法的基本思想类似于一维的情况,但要考虑被预测像素周围的纵向和横向共 4 次运算。基于像素划分方案,我们选择  $(i-2, j-1)$ ,  $(i-1, j)$ ,  $(i, j+1)$  和  $(i+1, j+2)$  以及  $(i-1, j-2)$ ,  $(i, j-1)$ ,  $(i+1, j)$  和  $(i+2, j+1)$  来计算左上-右下方向的相似性参数  $A_1$  和  $A_2$ , 另一个方向类似。表达式如下:

$$\begin{cases} A_1 = \frac{|p_{i,j+1} - p_{i-2,j-1}| - |p_{i+1,j+2} - p_{i-1,j}|}{L-1} \\ A_2 = \frac{|p_{i+1,j} - p_{i-1,j-2}| - |p_{i+2,j+1} - p_{i,j-1}|}{L-1} \\ A_3 = \frac{|p_{i,j-1} - p_{i-2,j+1}| - |p_{i+1,j-2} - p_{i-1,j}|}{L-1} \\ A_4 = \frac{|p_{i+1,j} - p_{i-1,j+2}| - |p_{i+2,j-1} - p_{i,j+1}|}{L-1} \end{cases} \quad (6)$$

这样就得到了  $p_{i,j}$  周围的 4 个相似性参数,进而得到如图 7 所示的 4 个权值  $S_1 - S_4$ 。

$$\begin{cases} S_1 = s - kA_1(s-1) \\ S_2 = s - kA_2(s-1) \\ S_3 = s - kA_3(s-1) \\ S_4 = s - kA_4(s-1) \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $s$  值为  $1/2$ , 这是因为要预测的像素位于  $(i-1, j)$ ,  $(i, j+1)$ ,  $(i+1, j)$  和  $(i, j-1)$  的中心。简单来说,上述计算就是先对被预测点的四周做一维 Warped Distance 计算,从而得到  $S_1 - S_4$ ,再由图 7 所示的几何相似性得到  $s'$  和  $t'$ :

$$\begin{cases} s' = \frac{S_1 + (S_2 - S_1)S_3}{1 - (S_4 - S_3)(S_2 - S_1)} \\ t' = \frac{S_3 + (S_4 - S_3)S_1}{1 - (S_4 - S_3)(S_2 - S_1)} \end{cases} \quad (8)$$

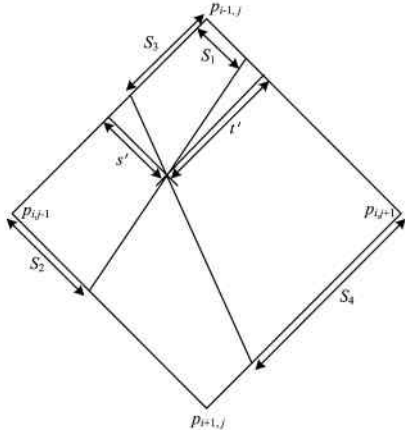


图 7 二维 Warped Distance 示意图

Fig. 7 Schematic diagram of two-dimensional Warped Distance

这样就得到了二维的预测参数。为了下一步的计算,还需要对  $s'$  和  $t'$  做如式(9)所示的仿射变换:

$$\begin{bmatrix} s' \\ t' \end{bmatrix} := \begin{bmatrix} \sqrt{2} & \sqrt{2} \\ 2 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\frac{\pi}{4}) & -\sin(\frac{\pi}{4}) \\ \sin(\frac{\pi}{4}) & \cos(\frac{\pi}{4}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s' \\ t' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{2}}{2} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

### 2.2.2 利用局部梯度得到预测结果

下面将根据图 8 中的近邻像素来计算局部梯度,图中虚线框出的部分为一个梯度权系数的计算单元,其中右边框的

4 个角对应的像素被用来计算水平方向预测点右边的梯度权系数,上边的框被用来计算垂直方向上方的梯度权系数,类似地可以得到另外两个方向的系数和。

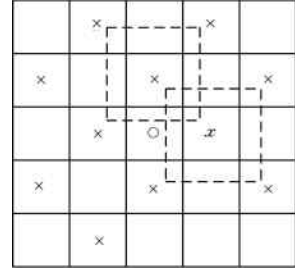


图 8 梯度权系数的计算

Fig. 8 Calculation of gradient weight coefficient

根据文献[36]的梯度权系数算法,使用式(10)来计算上述各个方向的梯度权系数:

$$\begin{cases} H_l = \frac{1}{\sqrt{1 + \alpha(|p_{i-1,j} - p_{i-1,j-2}| + |p_{i+1,j} - p_{i+1,j-2}|)}} \\ H_r = \frac{1}{\sqrt{1 + \alpha(|p_{i-1,j} - p_{i-1,j+2}| + |p_{i+1,j} - p_{i+1,j+2}|)}} \\ V_u = \frac{1}{\sqrt{1 + \alpha(|p_{i,j-1} - p_{i-2,j-1}| + |p_{i,j+1} - p_{i-2,j+1}|)}} \\ V_l = \frac{1}{\sqrt{1 + \alpha(|p_{i,j-1} - p_{i+2,j-1}| + |p_{i,j+1} - p_{i+2,j+1}|)}} \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $\alpha$  为锐度参数,取值范围为  $[0, 1]$ ,当  $\alpha=0$  时,相当于不考虑梯度,  $\alpha$  越接近 1,图像锐度越高(后文将讨论  $\alpha$  的取值)。

最后根据梯度权系数和 2.1 节得到的  $s'$  和  $t'$ ,对  $p_{i,j}$  的四邻域分别乘以相应的权值,从而得到对  $p_{i,j}$  的预测:

$$p'_{i,j} = \omega_{hl} p_{i,j-1} + \omega_{hr} p_{i,j+1} + \omega_{vu} p_{i-1,j} + \omega_{vl} p_{i+1,j} \quad (11)$$

其中:

$$\begin{cases} \omega_{hl} = \frac{H_l(1-s')}{D} \\ \omega_{hr} = \frac{H_r s'}{D} \\ \omega_{vu} = \frac{V_u(1-t')}{D} \\ \omega_{vl} = \frac{V_l t'}{D} \end{cases} \quad (12)$$

其中:

$$D = H_l(1-s') + H_r s' + V_u(1-t') + V_l t' \quad (13)$$

当  $\alpha=0.5$  时,上述两步得到的图像 Pepper  $(512 \times 512)$  像素)的直方图如图 9 所示。

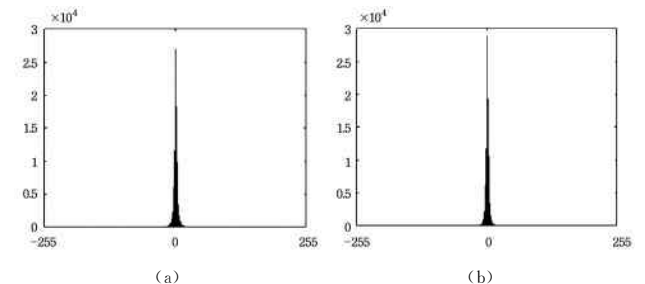


图 9 两个步骤所得的差值直方图

Fig. 9 Difference histogram obtained by two setups

图 9(a)是仅使用二维 Warped Distance 算法得到的直方图,图 9(b)是在二维 Warped Distance 算法的基础上引入局部梯度后得到的直方图。对比两图可以看出,图 9(b)中的峰值更高。使用式(1)可以得到在选择差值为 0 和 1 的像素进行嵌入的情况下,经过步骤 1 之后  $P_{shifted}=0.724$ ,经过步骤 2 之后  $P_{shifted}=0.709$ 。

### 2.2.3 参数 $\alpha$ 的确定

对于一般的图像, $\alpha$  的默认取值是一个值得考虑的问题。为了得到合适的  $\alpha$ ,本文使用式(1)作为测评标准,使用 USC-SIPI 图像数据库中的  $512 \times 512$  像素的图像进行实验,取  $Level$  为 2,其中部分图像所得的  $P_{shifted}$  如表 1 所列。

表 1  $\alpha$  取不同值时得到的  $P_{shifted}$

Table 1 The obtained  $P_{shifted}$  when  $\alpha$  takes different values

图像	$\alpha=0.03$	$\alpha=0.05$	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.6$	$\alpha=1.0$
Splash	0.4894	0.4874	0.4856	0.4853	0.4863
Tiffany	0.6116	0.6109	0.6103	0.6112	0.6119
Baboon	0.8763	0.8759	0.8760	0.8762	0.8764
Lena	0.6379	0.6371	0.6370	0.6380	0.6390
F-16	0.4905	0.4871	0.4847	0.4834	0.4842
Sailboat on lake	0.7915	0.7914	0.7917	0.7940	0.7940

从表 1 中的数据可以看出,对于 Baboon 等细节丰富的图像, $\alpha$  取值小于 0.1 时可以得到相对较小的  $P_{shifted}$ ;对于一般的图像, $\alpha$  取 0.1 到 0.6 即可。总体来说,对于细节越丰富的图像, $\alpha$  的取值越小,具体到不同的应用场景,需要根据实际情况来取值。从表 1 中还可以得出一个结论:对于高细节的图像,梯度对像素值预测的影响是不断减弱的。与此同时, $P_{shifted}$  会比较大,主要是因为高细节的图像的几何相似性和局部梯度更加不规则。

### 2.3 预测误差的分布情况

本节将初步对比本文方案与文献[29]用到的 GAP 像素预测方案,通过比较预测误差的分布情况,可以看出两种预测方案的差别。根据直方图平移或差值扩展算法可知,用来嵌入数据的像素的差值的绝对值较小,因此表 2 比较了两种方案所得差值较小的像素所占的比例,这在一定程度上反映了差值分布的集中程度。

表 2 预测差值所占的比例

Table 2 Proportion of the predicted difference

方案	$e=0$	$ e \leq 1$	$ e \leq 3$	$ e \leq 5$	
Sailboat on lake	本文方案	0.0714	0.2058	0.4286	0.5949
	GAP	0.0543	0.1823	0.3886	0.5428
Lena	本文方案	0.1264	0.3610	0.6815	0.8335
	GAP	0.0901	0.3058	0.6171	0.7821
Boat	本文方案	0.0761	0.2227	0.4737	0.6553
	GAP	0.0567	0.1917	0.4273	0.6033

从表 2 中可以看出,相比于文献[29],本文的预测差值分布更集中于 0 值,而且提升比较明显。这意味着基于本文的预测方案对所得差值直方图使用直方图平移或差值扩展时能获得更高的容量-失真性能。

## 3 基于像素预测的信息隐藏

基于前文提到的像素值预测算法得到差值直方图之后,我们就可以使用直方图平移算法来对差值直方图进行操作,

从而实现可逆信息隐藏。

### 3.1 数据嵌入方案

步骤 1 将图像分成如图 5 所示的两部分,先在集合的像素中嵌入数据。

步骤 2 遍历集合中的像素,对于遍历到的每个像素  $p_{i,j}$ ,利用如图 6 所示的近邻像素,通过式(11)计算出该像素的预测值  $p'_{i,j}$  并求得差值:

$$e = \text{Round}(p'_{i,j} - p_{i,j}) \quad (14)$$

步骤 3 利用步骤 2 得到差值直方图,对直方图进行平移操作。先把所有  $e \geq level$  和  $e \leq -level$  的 Bins 向两边移动  $level$  个灰度级:

$$e' = \begin{cases} e + level, & \text{if } e \geq level \\ e - level, & \text{if } e \leq -level \end{cases} \quad (15)$$

其中, $level$  代表最大数据嵌入层次, $level$  越大,嵌入的数据量越大,图像的失真越大。这样就为数据嵌入留出了空间。然后进行如下计算:

$$e' = \begin{cases} e + level - 1 + \omega, & \text{if } e = level - 1 \\ e - level + 1 - \omega, & \text{if } e = 1 - level \end{cases} \quad (16)$$

其中, $\omega$  为要嵌入的比特, $\omega=0$  或 1。然后  $level$  自减 1,重复式(15)的计算,直到  $level$  为 0 时结束。

步骤 4 根据平移后的差值直方图,修改被预测的当前像素  $p_{i,j}$ :

$$p_{i,j} = p'_{i,j} - e' \quad (17)$$

步骤 5 选取  $V_2$  集合中的像素,重复步骤 2—步骤 4。

嵌入数据后的图像( $level$  为 1)如图 10(b)所示。



(a) 原始图像 (b) 嵌入数据后的图像 (c) 恢复后的图像

图 10 嵌入和恢复前后的图像对比

Fig. 10 Comparison of images before and after embedding and recover

### 3.2 数据提取与图像恢复方案

步骤 1 将图像分成如图 5 所示的两部分,先在  $V_2$  中提取数据。

步骤 2 与嵌入时一样,对于遍历到的每一个像素  $p_{i,j}$ ,通过式(11)求出像素预测值  $p'_{i,j}$ ,再用式(14)计算差值  $e$ 。

步骤 3 根据式(18)所示的运算进行信息的提取:

$$\omega' = \begin{cases} 0, & \text{if } e = 2L \\ 1, & \text{if } e = 2L + 1 \\ 0, & \text{if } e = -2L \\ 1, & \text{if } e = -2L - 1 \end{cases} \quad (18)$$

同时通过如下运算进行恢复:

$$e' = \begin{cases} e/2, & \text{if } e = 2L \\ (e-1)/2, & \text{if } e = 2L + 1 \\ e/2, & \text{if } e = -2L \\ (e+1)/2, & \text{if } e = -2L - 1 \end{cases} \quad (19)$$

式(18)和式(19)中的  $L$  从 0 增加到  $level-1$ 。

步骤 4 利用式(17)计算恢复后的像素值。

步骤 5 选取  $V_1$  集合中的像素,重复步骤 2-步骤 4。

提取并恢复后的图像( $level$  为 1)如图 10(c)所示。

在极少数情况下,本文所使用的直方图平移算法会导致部分像素点超过  $0\sim 255$  的范围。对于这种情况,文献[17]采用预先把直方向中间压缩的方法,但这种方法需要额外传输给接收方的信息量较大。本文采用如下的方法来避免像素值溢出,且尽可能少地传输额外信息。

在嵌入数据时,针对平移后不对溢出的像素进行平移操作,并将该像素点记录为“未平移的像素”;对于平移后的像素点,若再平移一次会溢出,则把该像素点记为“二次平移会溢出的像素”。将这两类像素分别标记为 0 和 1,并用一个比特

串来表示,再对其进行熵压缩编码以作为额外信息传输。在提取信息时,对每个像素都判断它平移一次后会不会溢出,对于平移后会溢出的点,通过比特串中的 0 或 1 即可判断出当前的像素已经嵌入了数据还是为了防止溢出而未嵌入数据。

### 4 实验结果

本节将把本文提出的像素预测方案与近几年国内外的其他方案做对比,实验选择的对照组是国内外比较新且比较具有代表性的成果<sup>[29,32]</sup>,使用的测试图像来自 USC-SIPI 图像数据库<sup>[37]</sup>,图像分辨率为  $512 * 512$ 。实验针对直方图平移算法中不同的  $level$ ,比较本文方案和另外两种方案的数据容量以及嵌入数据之后的图像质量(见表 3),由此可以得到不同嵌入比特率下图像质量的对比。

表 3  $Level$  为 1 和 2 时数据嵌入量和图像质量的对比

Table 3 Comparison of data embedded capacity and image quality when  $Level$  is 1 and 2

	文献[29]				文献[32]				本文			
	$Level=1$		$Level=2$		$Level=1$		$Level=2$		$Level=1$		$Level=2$	
	嵌入量	SSIM	嵌入量	SSIM	嵌入量	SSIM	嵌入量	SSIM	嵌入量	SSIM	嵌入量	SSIM
Lena	38056	0.9594	102114	0.9073	35351	0.9424	103332	0.9010	40836	0.9643	107181	0.9128
F-16	49992	0.9363	124104	0.8818	40717	0.9167	127873	0.8632	53727	0.9408	130266	0.8854
Splash	49862	0.9343	127614	0.8943	39312	0.9342	143057	0.8776	52951	0.9514	149837	0.8973
Woman	65704	0.9134	160635	0.8422	48322	0.8893	153547	0.8262	71328	0.9189	174124	0.8689
Tiffany	36709	0.9491	96747	0.9097	31032	0.9438	94642	0.8935	38291	0.9589	128252	0.9101
Baboon	10890	0.9958	31616	0.9869	7450	0.9937	32567	0.9835	11326	0.9958	37527	0.9870
Sailboat on lake	18526	0.9805	51397	0.9515	15042	0.9726	59487	0.9435	19877	0.9813	70660	0.9613
Boat	19664	0.9852	55535	0.9601	16659	0.9784	56200	0.9516	20862	0.9861	66592	0.9700
平均提升	6.3%	0.0017	17.1%	0.0074	32.8%	0.0120	14.0%	0.0190	—	—	—	—

由表 3 可以看出,本文的方案无论是在数据容量还是在图像质量方面与对照组相比都有明显的提升。在数据嵌入容量方面,当  $Level=2$  时,相比于文献[29],本文的方案平均提升 17.1%,比文献[32]提升 14.0%。在  $Level=1$  时,本文方案比两个对照组的平均容量也分别提升了 6.3% 和 32.8%。值得注意的是,文献[32]在  $Level=1$  时的嵌入量较小,这主要是因为对两个像素取平均的算法导致像素预测差值为 0 的情况比较少,而本文方案避免了此缺陷。与此同时,本文在提升嵌入量时没有牺牲图像的质量,例如对于图像 Lena,在 SSIM 度量标准下比其他方案平均高出 0.009 左右,相比于其他测试图像,其质量均有提升。因此对于给定的  $Level$ ,本文提出的方法可以同时提高图像质量和数据嵌入容量。图 11 直观地展现了  $Level$  从 1 增加到 5 时所有测试图像的平均数据嵌入量和 SSIM 的变化,可以看出本文方案在  $Level$  为 3,4 或 5 时也是优于对照组的。

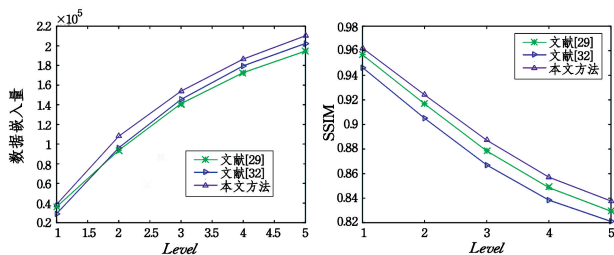


图 11 不同  $Level$  下平均的数据嵌入量和 SSIM 对比  
Fig. 11 Comparison of average capacity and SSIM under different  $Level$

最后,综合数据嵌入量和图像质量的数据,可以得到一定嵌入率下图像质量的对比。如图 12 所示,在同样的数据嵌入比特率的条件下,本文方案得到的图像质量比对照组有明显的提升。由此可见,像素预测方案的不同是导致图像信息隐藏容量-失真性能有所差别的重要因素。而本文的像素预测方案在一定数据嵌入率下可以明显提高图像质量。反之易得,在一定图像质量的前提下,本文的方案也可以达到更大的数据嵌入量。

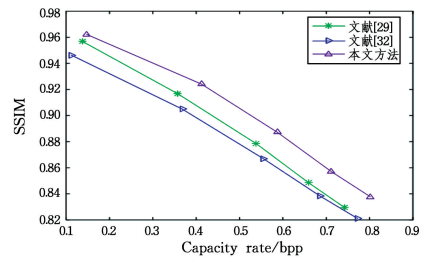


图 12 不同嵌入率下的平均 SSIM 对比  
Fig. 12 Comparison of average SSIM under different embedding rates

**结束语** 本文提出一种基于像素预测的可逆信息隐藏方案,其中的像素预测算法基于 Warped Distance 图像插值算法并结合了图像的局部梯度特性,实现了较为精准的预测,从而使预测值和真实值的差值更趋近于 0,这样就得到了峰值为 0 且更加向 0 值集中的直方图,使得直方图平移算法导致的失真更小,能嵌入的信息量更大。而且对于不同的容量需求,还可以选择只在两个像素集合中的一个或两个嵌入数据,也可以选择设置不同的  $Level$  值来进一步改变数据容量。在接收

端,接收者可以在提取信息的同时恢复原始图像,保证了最终图像的零失真。本文方案的计算复杂度较低,产生的辅助信息极少,有效提升了数据的嵌入量和嵌入数据后的图像质量,具有良好的容量-失真性能。

### 参 考 文 献

- [1] PETITCOLAS F A P, ANDERSON R J, KUHN M G. Information hiding-A survey[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1999, 87(7): 1062-1078.
- [2] VAN SCHYNDEL R G, TIRKEL A Z, OSBORNE C F. A digital watermark [C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*. New York, USA: IEEE, 1994: 86-90.
- [3] BENDER W, GRUHL D, MORIMOTO N, et al. Techniques for data hiding[J]. *Proceedings of the SPIE*, 1995, 2420(3): 313-336.
- [4] WU M, LIU B. Data hiding in image and video: Part I—fundamental issues and solutions[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(6): 685-695.
- [5] WU M, YU H, LIU B. Data hiding in image and video: Part II—designs and applications[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(6): 696-705.
- [6] MEMON N, WONG P W. A buyer-seller watermarking protocol [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(4): 643-649.
- [7] MOULIN P, O’SULLIVAN J A. Information-theoretic analysis of information hiding [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2003, 49(3): 563-593.
- [8] WANG Z, WU G, SHEIKH H R, et al. Quality-aware images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(6): 1680-1689.
- [9] CHUNG K L, HUANG Y H, CHANG P C, et al. Reversible data hiding-based approach for intra-frame error concealment in H. 264/AVC[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2010, 20(11): 1643-1647.
- [10] ROBIE D L, MERSERAU R M. Video error correction using steganography[J]. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2001, 1(2): 930-933.
- [11] FRIDRICH J, GOLJAN M, DU R. Invertible authentication [C]// *Photonics West 2001-Electronic Imaging*. 2001: 197-208.
- [12] GAO L, GAO T, SHENG G, et al. A new reversible watermarking scheme based on Integer DCT for medical images [C]// *2012 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition (ICWAPR)*. IEEE, 2012: 33-37.
- [13] FRIDRICH J, GOLJAN M, DU R. Lossless data embedding for all image formats[J]. *Security and Watermarking of Multimedia Contents Iv*, 2002, 4675: 572-583.
- [14] GOLJAN M, FRIDRICH J J, DU R. Distortion-free data embedding for images[M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2001.
- [15] MEHMET U C, GAURAV S, AHMET M T, et al. Lossless generalized-LSB data embedding[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(2): 253-266.
- [16] NI Z C, SHI Y Q, ANSARI N, et al. Reversible data hiding[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2006, 16(3): 354-362.
- [17] TAI W L, YEH C M, CHANG C C. Reversible data hiding based on histogram modification of pixel differences[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2009, 19(6): 904-908.
- [18] WU H T, DUGELAY J L, SHI Y Q. Reversible image data hiding with contrast enhancement [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 22(1): 81-85.
- [19] CHEN Y H, HUANG H C, LIN C C. Block-based reversible data hiding with multi-round estimation and difference alteration [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2015, 75: 1-26.
- [20] TIAN J. Reversible data embedding using a difference expansion [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2003, 13(8): 890-896.
- [21] ALATTAR A M. Reversible watermark using the difference expansion of a generalized integer transform[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(8): 1147-1156.
- [22] THODI D M, RODRIGUEZ J J. Expansion embedding techniques for reversible watermarking [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(3): 721-730.
- [23] TSAI P, HU Y C, YEH H L. Reversible image hiding scheme using predictive coding and histogram shifting[J]. *Signal Processing*, 2009, 89(6): 1129-1143.
- [24] DRAGOI I C, COLTUC D. Local-prediction-based difference expansion reversible watermarking [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(4): 1779-1790.
- [25] CHANG C C, TAI W L, LIN C C. A reversible data hiding scheme based on side match vector quantization [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2006, 16(10): 1301-1308.
- [26] SACHNEV V, KIM H J, NAM J, et al. Reversible watermarking algorithm using sorting and prediction [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2009, 19(7): 989-999.
- [27] LUO L X, CHEN Z Y, CHEN M, et al. Reversible image watermarking using interpolation technique [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2010, 5(1): 187-193.
- [28] YANG W J, CHUNG K L, LIAO H Y M, et al. Efficient reversible data hiding algorithm based on gradient-based edge direction prediction [J]. *Journal of Systems & Software*, 2013, 86(2): 567-580.
- [29] GUI X L, LI X L, YANG B. A high capacity reversible data hiding scheme based on generalized prediction-error expansion and adaptive embedding [J]. *Signal Processing*, 2014, 98: 370-380.
- [30] LI X L, LI J, LI B, et al. High-fidelity reversible data hiding scheme based on pixel-value-ordering and prediction-error expansion [J]. *Signal Processing*, 2013, 93(1): 198-205.

- [31] HUANG Z Q, WANG M Q. Reversible information hiding based on neighborhood prediction difference histogram shifting [J]. *Computer Engineering*, 2014, 40(4): 116-119. (in Chinese)  
黄志强, 王美清. 基于邻域预测差值直方图平移的可逆信息隐藏 [J]. *计算机工程*, 2014, 40(4): 116-119.
- [32] ZHENG S L, ZHANG J J, HU D H, et al. Reversible data hiding by pixel pair's average predictions [J]. *Journal of System Simulation*, 2014, 26(8): 1851-1855. (in Chinese)  
郑淑丽, 章佳佳, 胡东辉, 等. 基于像素对平均预测的可逆信息隐藏 [J]. *系统仿真学报*, 2014, 26(8): 1851-1855.
- [33] ZHANG X P. Reversible data hiding with optimal value transfer [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2013, 15(2): 316-325.
- [34] LI X L, ZHANG W M, GUI X L, et al. A novel reversible data hiding scheme based on two-dimensional difference-histogram modification [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2013, 8(7): 1091-1100.
- [35] RAMPONI G. Warped distance for space-variant linear image interpolation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, 8(5): 629-639.
- [36] HWANG J W, LEE H S. Adaptive image interpolation based on local gradient features [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 11(3): 359-362.
- [37] The USC-SIPI Image Database [DB/OL]. <http://sipi.usc.edu/database>.

(上接第 164 页)

- [10] BALISTER P, BOLLOBAS B, SARKAR A, et al. Reliable Density Estimates for Achieving Coverage and Connectivity in Thin Strips of Finite Length [C] // *Proceedings of the 13th Annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom'07)*. Montréal, Québec, Canada, 2007: 75-86.
- [11] CHEN A, KUMAR S, LAI T H. Local Barrier Coverage in Wireless Sensor Networks [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2010, 9(4): 491-504.
- [12] KUMAR S, LAI T H, ARORA A. Barrier coverage with wireless sensors [J]. *Wireless Networks*, 2007, 13(6): 817-834.
- [13] CHEN A, KUMAR S. Designing localized algorithms for barrier coverage [C] // *Proceedings of the 13th Annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom'07)*. Montréal, Québec, Canada, 2007: 63-74.
- [14] LI M, CHENG W F, LIU K B, et al. Sweep coverage with mobile sensors [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2011, 10(11): 1534-1545.
- [15] XI M, WU K, QI Y, et al. Run to Potential: Sweep Coverage in Wireless Sensor Networks [C] // *International Conference on Parallel Processing*. Vienna, Austria, 2009: 50-57.
- [16] REDDY S, ESTRIN D, SRIVASTAVA M. Recruitment framework for participatory sensing data collections [C] // *Proceedings of the 8th international conference on Pervasive Computing (Pervasive'10)*. Helsinki, Finland, 2010: 138-155.
- [17] GIUSEPPE C, LUCA F, PAOLO B, et al. Fostering participation in smart cities: a geo-social crowdsensing platform [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2013, 51(6): 112-119.
- [18] AHMED A, YASUMOTO K, YAMAUCHI Y, et al. Distance and time based node selection for probabilistic coverage in people-centric sensing [C] // *The 8th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad-Hoc Communications and Networks*. Utah, USA, 2011: 134-142.
- [19] HACHEM S, PATHAK A, ISSARNY V. Probabilistic registration for large-scale mobile participatory sensing [C] // *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*. San Diego, California, USA, 2013: 132-140.
- [20] ZHANG D Q, XIONG H Y, WANG L Y, et al. Crowd Recruiter: Selecting Participants for Piggy Back Crowd Sensing under Probabilistic Coverage Constraint [C] // *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp'14)*. Seattle, USA, 2014: 703-714.
- [21] REDDY S, SAMANTA V, SHILTON K, et al. Mobisense, mobile network services for coordinated participatory sensing [C] // *Proceedings of International Symposium Autonomous Decentralized Systems (ISADS'09)*. Athens, Greece, 2009: 1-6.
- [22] REDDY S, SHILTON K, BURKE J, et al. Using context annotated mobility profiles to recruit data collectors in participatory sensing [C] // *Proceedings of the 4th International Symposium on Location and Context Awareness*. Tokyo, Japan, 2009: 52-69.
- [23] MENDEZ D, LABRADOR M A. Density Maps: Determining Where to Sample in Participatory Sensing Systems [C] // *Proceedings of the 2012 Third FTRA International Conference on Mobile, Ubiquitous, and Intelligent Computing (MUSIC'12)*. Fukuoka, Japan, 2012: 35-40.
- [24] KARP R M. Reducibility among combinatorial problems [J]. *Journal of Symbolic Logic*, 1972, 40(4): 618-619.