

文章编号:1004-9037(2012)02-0179-10

应用五株采样提升算法的抗盲检测图像隐写算法

陶 然 张 涛 平西建

(解放军信息工程大学信息工程学院, 郑州, 450002)

摘要:在分析图像盲检测算法原理的基础上,提出了一种在形态小波高频系数上进行消息嵌入的抗盲检测隐写算法。该算法利用五株采样提升实现图像的小波变换,在大于一定门限的小波高频系数中嵌入消息,并通过建立的嵌入信息表来修正嵌入规则以保持小波系数直方图近似不变,在门限处引入直方图调整策略以减小系数直方图在门限处的变化。由于通用盲检测算法大多基于概率密度函数的变化实现图像隐写的检测,因此本文算法可以获得对通用盲检测算法的抵抗能力。实验结果表明,本文算法在抵抗小波高阶统计量分析、直方图特征函数质心等盲检测算法能力方面,优于LSB匹配、像素值差分等隐写算法。

关键词:数字隐写;通用盲检测;形态小波;五株采样;提升算法

中图分类号:TP391

文献标识码:A

Blind Detection Resistant Steganographic Algorithm for Images Based on Quincunx Sampling Lifting Scheme

Tao Ran, Zhang Tao, Ping Xijian

(Institute of Information Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou, 450002, China)

Abstract: Based on analysis of the principles of blind detection techniques, a data hiding algorithm by modifying morphological wavelet high frequency coefficients is proposed. The quincunx sampling lifting scheme is used for image decomposition. Then the subband coefficients above a certain threshold are chosen for data embedding, and the embedding information table is built for amending algorithm. Moreover, the histogram adjustment strategy is introduced at the location of threshold coefficients to preserve the histogram of wavelet coefficients. Since most blind detection algorithms select classifying features according to the differences of statistical distributions between cover and stego images, the proposed method can resist the attack of blind detection techniques. Experimental results show that the proposed method outperforms previous steganographic methods, such as least significant bit (LSB) matching and pixel-value differencing in the capability of resisting current typical universal blind detecting methods.

Key words: steganography; universal blind detection; morphological wavelet; quincunx sampling; lifting scheme

引 言

图像隐写技术是信息隐藏技术的重要分支之一,是以数字图像为载体,将秘密消息以某种算法通过密钥控制嵌入到载体图像中而不引起第三方的注意,从而实现秘密通信的方法。图像隐写应具有两个重要特性:安全性和隐藏容量。前者保证了秘密通信

难以被发现,隐藏容量保证了通信过程能传输足够多的数据。而数字隐写对安全性的要求较高,本文从安全性角度提出一种新的图像隐写算法。

空间域最不重要比特匹配(Least significant bit matching, LSBM)算法是数字隐写的经典算法,LSBM的平均修改量为0.5 bpp。为了提高安全性,Mielikainen^[1]提出改进的LSB匹配算法(Least significant bit matching reserved, LSBMR),将两

一个像素作为一个单元进行消息嵌入,将平均修改量减小到 0.375 bpp。由于上述算法的像素加减随机性会造成像素直方图的变化较大,使得其安全性不高。Chen 等^[2]提出的直方图特征保持的 LSBM 改进算法(Improved LSB matching with histogram characters reserved, LSBMHCR)通过建立嵌入信息表来决定像素值的加减,从而减小像素直方图变化以增强隐写的安全性。

考虑像素间的相关性,Wu^[3]和 Wang^[4]分别提出的基于像素值差分(Pixel value differencing, PVD)以及模函数(PVD and modulus function, PVDM)的方法,这些算法主要是增加隐写的嵌入容量,隐写算法的安全性得不到保障。Yang^[5]和 Luo^[6]提出基于边缘强度进行自适应 LSB 嵌入(Adaptive edges with LSB, AELSB)以及基于边缘区域的自适应 LSBMR 嵌入等策略,根据图像内容并通过相邻像素值的相关性选择嵌入区域,图像的安全性得到了很大的提高。

目前大多隐写算法很少对抗通用盲检测性能进行分析。通用盲检测算法是隐写分析中一类特殊的检测方法,它通过对图像统计建模找到能有效区分两类图像的特征而实现隐写检测,如:Farid 和 Lyu^[7-8]提出基于小波系数及子带间系数预测误差的概率密度函数(Probability density function, PDF)的幅度特征和相角谐波分解的相位特征作为分类特征;Shi 等^[9-10]利用小波分解系数、预测误差图像小波系数特征函数(Characteristic function, CF)统计矩作为分类特征;Wang^[11]提出利用小波分解系数的 CF 矩和系数预测误差的 PDF 矩作为分类特征;Goljan^[12]提出以小波分解系数的局部方差及小波系数维纳滤波前后的残余量的高阶绝对矩(Wavelet absolute moments, WAM)作为分类特征的方法;Ker^[13]提出对载密图像进行下采样得到载体图像的估计,并分别采用两者的直方图特征函数质心(Histogram characteristic function center of mass, HCF-COM)和邻接直方图的特征函数质心(Adjacency HCF-COM, AHCF-COM)的比值作为分类特征。由于通用盲检测算法适用性较好,检测率较高,因此,隐写算法具备抵抗通用盲检测能力是隐写系统安全性的一个重要方面。

本文提出了一种在形态小波域嵌入秘密消息的嵌入算法,该算法通过五株采样算法实现图像的形态小波变换以减小图像的像素值修改量,并在形态小波域使用改进的 LSBMHCR 算法在大于一定门限的系数位置嵌入消息,通过建立嵌入信息表决

定像素值加 1 或者减 1,从而保持形态小波高频系数直方图近似不变,使本文算法具有一定的通用盲检测抵抗能力。

1 算法原理

1.1 通用盲检测原理

现有通用盲检测算法大都基于加性噪声的隐写模型。对于加性隐藏,载密信号 X 可以看作载体信号 S 与加性隐写噪声 Z 的叠加^[11],即

$$X = S + Z \quad (1)$$

式中 S 与 Z 独立,因此, X 的概率密度函数为

$$p_X(x) = p_S(x) * p_Z(x) = \int_{s \in S} p_S(s) p_Z(x - s) ds \quad (2)$$

式中 $p_X(x)$, $p_S(x)$, $p_Z(x)$ 分别为 X , S , Z 的概率密度函数。定义 $p(x)$ 的特征函数为

$$\Phi(t) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x) e^{jtx} dx \quad (3)$$

记 $\Phi_X(t)$, $\Phi_S(t)$, $\Phi_Z(t)$ 分别为 X , S 和 Z 的特征函数,则

$$\Phi_X(t) = \Phi_S(t) \Phi_Z(t) \quad (4)$$

X 的 n 阶矩

$$m_{n,X} = E(S + Z)^n \quad (5)$$

当噪声的 PDF 对称于原点且 n 为偶数时可证

$$m_{n,X} \geq m_{n,S} \quad (6)$$

对于特征函数,有式(7)成立

$$|\Phi_X(t)| \leq |\Phi_S(t)| \quad \forall t \in R \quad (7)$$

由上可知,加性隐藏相当于对图像子带系数 PDF 进行加权平滑,而由于大多数小波高频系数的零值最多,所以小波系数的 PDF 在零值附近变化最大,反映在 CF 上则是在取值较大的位置变化较大,如图 1 所示,其中 Cover 表示载体图像,Stego 表示载密图像。

大多数通用盲检测算法正是基于载密图像小波高频系数的 PDF 高阶矩大于载体图像小波高频系数的 PDF 高阶矩,以及载密图像 CF 矩小于载体图像的 CF 矩这一特性进行分类的。

1.2 抗通用盲检测隐写策略

现有的通用盲检测主要在图像小波域提取特征,根据嵌入消息带来小波域高频系数统计特征的变化来实现隐写检测,因此本文算法在形态小波高频系数域嵌入消息并通过嵌入算法来保持高频系数的统计特征近似不变以达到抗盲检测的目的。

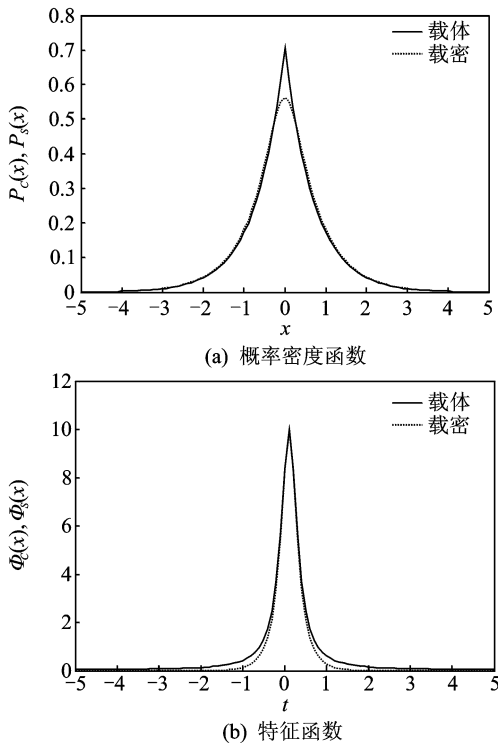


图1 服从广义高斯分布的载体信号S及载密信号X的PDF和CF

形态小波是以数学形态学为基础的一种小波变换。数学形态学是一种非线性图像处理和分析理论,因而形态小波分析是一种非线性分析,它更贴近于图像本身的非线性特性,分解后的子带图像能更好地反映原始图像。

基于五株采样提升算法的形态小波不仅能够消除行和列方向的相关性,还能消除对角线方向的相关性,使消息嵌入引起图像相关性变化减小,从而减小载体载密图像特征的差别达到抗盲检测目的。采用五株小波嵌入消息优于其他小波的另一个原因是图像分解后只有一个高频分量,避免了小波重构时由于多个子带嵌入造成的系数修改量叠加,减小了图像像素值的变化,从而使本文算法能更好地抵抗隐写分析算法的检测,并且五株小波可以实现图像的完全重构,保证了消息的正确嵌入和提取。

2 隐写算法

图2给出了秘密消息的嵌入和提取流程。嵌入过程如下(见图2(a)): (1)对图像进行预处理,由于在小波子带嵌入秘密消息后,再进行重构时可能造成灰度值溢出,因此,先对图像进行灰度值压缩,即将图像小于3的灰度值变为3,大于253的灰度值变为253,压缩后灰度值限定在[3, 253],以防止图像

的灰度值溢出;(2)对图像进行形态小波变换,将图像分解为一个高频子带和一个低频子带;(3)根据秘密消息的长度选取阈值,并按照一定嵌入规则嵌入消息;(4)进行逆变换得到载密图像。

提取消息流程如图2(b),对图像进行形态小波变换,根据阈值和提取算法从小波高频系数中提取出秘密消息。

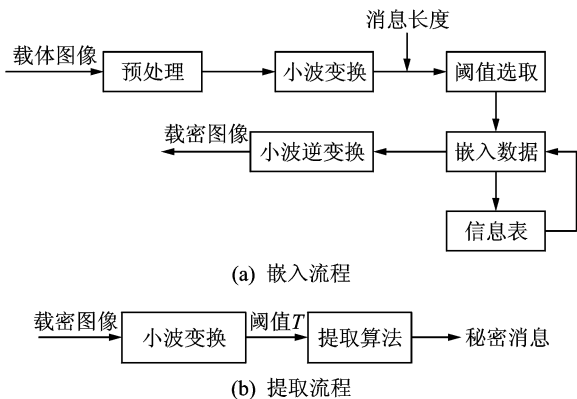


图2 算法流程

2.1 形态小波

五株采样提升算法是形态小波变换的一种快速实现方法。提升过程可分为3步:分裂、预测和更新。使用提升算法可以达到比Mallat算法快2倍的离散小波分解且可实现完全的同址运算并避免使用傅里叶变换。其分解变换^[14]如图3所示,分解为

$$(p_{x,j+1}, p_{y,j+1}) = S(p_{x,j}) \quad (8)$$

预测为

$$d_{j+1} = p_{y,j+1} - P(p_{x,j+1}) \quad (9)$$

更新为

$$p'_{x,j+1} = p_{x,j+1} + U(d_{j+1}) \quad (10)$$

式中:输入 $p_{x,j}$ 表示原始像素; S, P, U 分别表示分解、预测、更新。

算法步骤为:(1)将原始数据集 $p_{x,j}$ 分解为两个数据集 $p_{x,j+1}$ 和 $p_{y,j+1}$,由五株采样的特性可知,这两个数据集极为相似;(2)用 $p_{x,j+1}$ 来预测 $p_{y,j+1}$,保存真实值与预测值之间的差。因为 $p_{x,j+1}$ 和 $p_{y,j+1}$ 的相关性高,故其差值都趋于零,而且动态范围小;

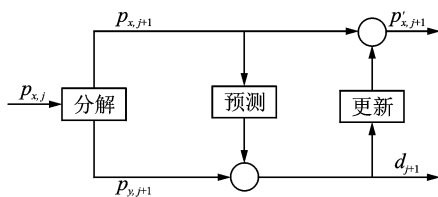


图3 提升五株分解

(3) 为了保证数据集 $p_{x,j+1}$ 的平均值和上一层数据集 $p_{x,j}$ 的平均值不变,用上一步得到的差值更新 $p_{x,j+1}$ 来弥补因分解而带来的信息损失。逆变换如图 4 所示,解更新为

$$p_{x,j+1} = p'_{x,j+1} - U(d_{j+1}) \quad (11)$$

解预测为

$$p_{y,j+1} = d_{j+1} + P(p_{x,j+1}) \quad (12)$$

合成为

$$p_{x,j} = M(p_{x,j+1}, p_{y,j+1}) \quad (13)$$

其步骤为:(1) 解除由 d_{j+1} 更新过的 $p_{x,j+1}$,得到没有更新的 $p_{x,j+1}$;(2) 用得到的 $p_{x,j+1}$ 预测 $p_{y,j+1}$,得到的预测值加上保存的差值,从而得到 $p_{y,j+1}$,最后合并 $p_{x,j+1}$ 和 $p_{y,j+1}$,得到 $p_{x,j}$ 。

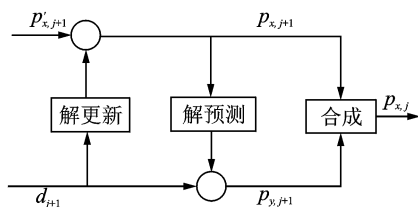


图 4 提升五株重构

一般情况下,图像的高频的相关信息越小,信息隐藏越安全,而线性均值提升能有效地去除相关信息,本文采取线性均值提升实现图像的形态小波变换,其分解变换为

$$p_{1,i,j} = p_{0,i,j}, \quad \text{if } (i+j) \bmod 2 = 0 \quad (14)$$

$$y_{1,i,j} = p_{0,i,j}, \quad \text{if } (i+j) \bmod 2 = 1 \quad (15)$$

$$d_{1,i,j} = y_{1,i,j} - \left[\frac{1}{4} (p_{1,i-1,j} + p_{1,i+1,j} + p_{1,i,j-1} + p_{1,i,j+1}) \right] \quad (16)$$

$$p_{1,i,j} = p_{1,i,j} + \text{median}(d_{1,i-1,j}, d_{1,i+1,j}, d_{1,i,j-1}, d_{1,i,j+1}, 0) \quad (17)$$

逆变换为

$$p_{1,i,j} = p_{1,i,j} - \text{median}(d_{1,i-1,j}, d_{1,i+1,j}, d_{1,i,j-1}, d_{1,i,j+1}, 0) \quad (18)$$

$$y_{1,i,j} = d_{1,i,j} + \left[\frac{1}{4} (p_{1,i-1,j} + p_{1,i+1,j} + p_{1,i,j-1} + p_{1,i,j+1}) \right] \quad (19)$$

$$p_{0,i,j} = p_{1,i,j}, \quad \text{if } (i+j) \bmod 2 = 0 \quad (20)$$

$$p_{0,i,j} = y_{1,i,j}, \quad \text{if } (i+j) \bmod 2 = 1 \quad (21)$$

图 5 给出了一幅基于五株采样提升算法的图像一级形态小波分解结果。图 5(a)为原始图像,图 5(b)为分解结果,其中左半部分为高频子带,右半部分为低频子带。



(a) 原始图像

(b) 图(a)的一级形态小波变换结果

图 5 原始图像及其形态小波变换后的结果

2.2 阈值计算

本文算法选取阈值 T 使大于该值的高频系数个数大于消息长度,用 $L(t)$ 表示系数绝对值大于参数 t 的集合

$$L(t) = \{ |x_i| \geq t, x_i \in H \} \quad (22)$$

式中 H 为小波高频子带。

计算阈值 T

$$T = \arg \max_t \{ L(t) \geq M \} \quad (23)$$

式中 M 为秘密消息的长度。

阈值 T 的选取会影响隐写系统的安全性能。一般情况下 T 值越大,则隐藏容量越小、安全性越高,但若 T 值过大,则隐藏容量不能满足实际应用需要。

由于小波高频系数值大多较小,根据实验, $\{2, 3, \dots, 10\}$ 能满足安全性要求和嵌入容量需要。

2.3 嵌入规则

LSBMHCR 算法主要是为了减小空间域像素直方图变化,通过建立像素信息表来对嵌入规则进行修正,使像素值的增减达到均衡。本文对 LSBMHCR 嵌入规则进行改进,在小波变换域建立高频系数信息表,同时加入阈值的处理变化,并将其应用于消息嵌入。

从小波高频子带 H 中顺序提取出绝对值大于等于阈值的小波系数,记为 x_i ;待嵌入消息为 m_i ;嵌入后小波系数为 y_i ; $\text{LSB}(x_i)$ 表示 x_i 的最低位; $\Delta h_n(x_i)$ 表示第 n 次更新时高频系数等于 x_i 的个数。对高频系数建立信息表,用来记录所有高频系数个数的变化,表 1 给出了初始信息表。当嵌入一个秘密消息时,根据信息表来确定高频系数的变化(加 1 或减 1),当系数值为 T 且秘密消息与系数最低位不同时,系数值加 1,当系数值为 $-T$ 且秘密消息与系数最低位不同时减 1,并将变化信息记录在信息表中,如表 2 所示。

表1 嵌入信息表

x	$\min(H)$	\dots	-3	-2	-1	0	1	2	3	\dots	$\max(H)$
$\Delta h_0(n)$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

表2 嵌入信息表更新

x	$\min(H)$	\dots	-3	-2	-1	0	1	2	3	\dots	$\max(H)$
$\Delta h_0(n)$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$\Delta h_1(n)$	0	0	0	0	0	0	-1	1	0	0	0
$\Delta h_2(n)$	0	0	0	0	0	1	-2	1	0	0	0
$\Delta h_3(n)$	0	0	0	0	0	1	-1	0	0	0	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots

每嵌入一个秘密消息,信息表记录变化信息,而消息嵌入则根据信息表来确定嵌入信息时高频系数的变化(加1或减1),如表2所示。

算法总结如下,若秘密消息与LSB(x_i)相同,则 x_i 不变,否则,按以下规则变化

$$x_i = \begin{cases} x_i + 1 & x_i = T \\ x_i - 1 & x_i = -T \\ \text{random}(x_i + 1, x_i - 1) & \Delta h(n-1) = \Delta h(n+1) \\ x_i + 1 & \Delta h(n-1) > \Delta h(n+1) \\ x_i - 1 & \Delta h(n-1) < \Delta h(n+1) \end{cases} \quad (24)$$

嵌入一个消息后对信息表进行更新,如下

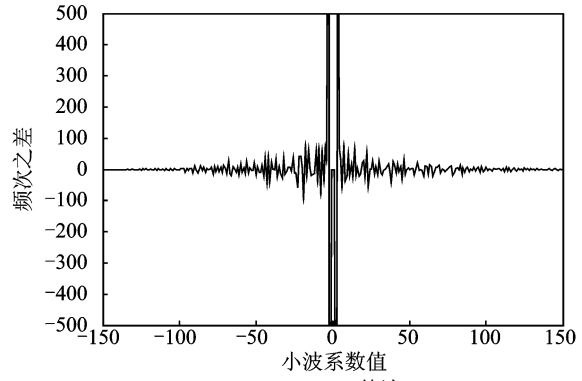
$$\begin{aligned} \Delta h(n) &= \Delta h(n) - 1 \\ \Delta h(n-1) &= \Delta h(n-1) + 1, x_i = x_i - 1 \\ \Delta h(n+1) &= \Delta h(n+1) + 1, x_i = x_i + 1 \end{aligned} \quad (25)$$

由于在系数的绝对值等于 T 处,若系数值的最低比特位与秘密消息不同,则在系数 T 处只能加1($-T$ 只能减1),会造成系数绝对值 T 数目急剧减小, $T+1$ 数目大量增加,如图6(a)所示是在形态小波域直接用LSBM算法嵌入小波系数直方图的变化,其中纵坐标为嵌入秘密消息前后小波系数频次之差。

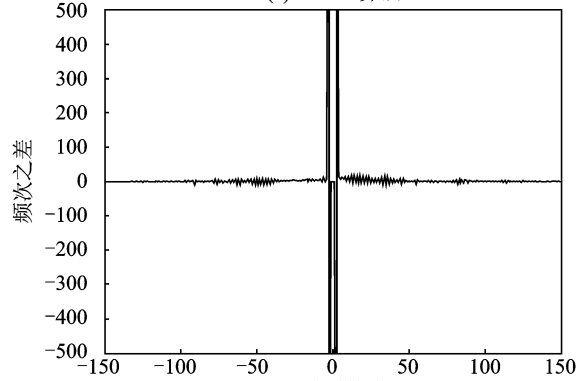
图6(b)为使用本文方法嵌入的系数直方图的变化,可以看出除系数绝对值为 T 和 $T+1$ 变化较大外,其余位置相对于LSBM算法嵌入直方图变化小。

2.4 直方图调整策略

为了解决小波系数在阈值处出现的异常变化,如图7(a)所示,其中纵坐标为嵌入秘密消息前后小波系数频次之差。本文算法在改进的LSBHCR方法的基础上引入直方图调整策略使直方图保持近似不变。具体方法是根据密钥选取部分小波高频系数数值为 T 的位置,在此位置不嵌入秘密消息。阈值为 $-T$ 时处理可类推。

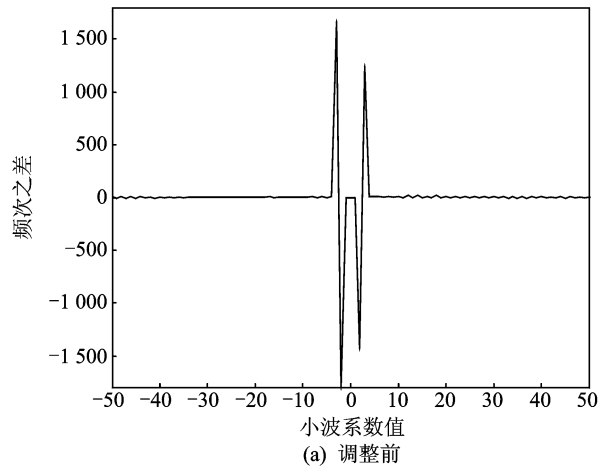


(a) LSBM算法

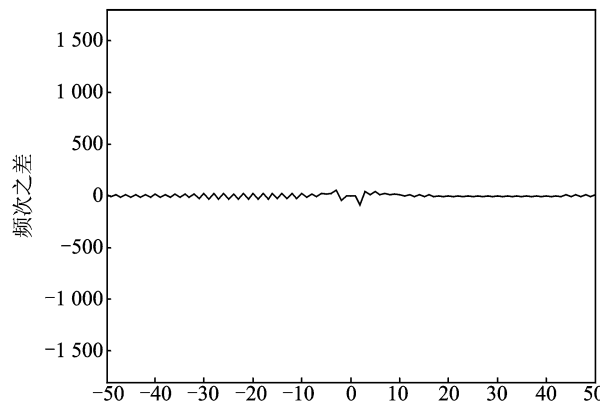


(b) 本文方法

图6 直方图变化



(a) 调整前



(b) 调整后

图7 直方图调整

记 N_i 为嵌入消息前小波系数值为 i 的个数, h_i 为小波系数嵌入消息后值为 i 的个数, N_T' 为嵌入消息的阈值 T 的个数, $\alpha = N_T'/N_T$ 为阈值嵌入率, 由此可得嵌入后阈值 T 的个数

$$h_T \approx \frac{\alpha}{2}N_T + \frac{1}{4}N_{T+1} + (1 - \alpha)N_T \quad (26)$$

为使直方图保持近似不变, 即嵌入前后小波系数为 T 的个数应保持不变, 于是有

$$\frac{\alpha}{2}N_T + \frac{1}{4}N_{T+1} + (1 - \alpha)N_T = N_T \quad (27)$$

整理得

$$\alpha = \frac{N_{T+1}}{2N_T} \quad (28)$$

由式(27)可得嵌入消息的小波系数 T 的个数, 然后根据密钥选取位置, 如图 7(b)所示为调整后的小波系数直方图的变化。

2.5 算法步骤

综上所述, 将嵌入算法步骤归纳如下:

- (1) 对图像进行预处理, 对图像灰度范围进行压缩;
- (2) 进行形态小波变换, 在高频子带 H 上隐藏信息;

(3) 根据秘密消息个数计算小波子带的嵌入阈值 T 和阈值嵌入率 α , 根据密钥选取小波系数为 T 的位置, 这些位置不嵌入消息;

(4) 顺序取出其他的小波系数值不小于 T 的位置, 用改进的 LSBMHCR 算法嵌入读入的秘密消息;

(5) 对小波子带进行逆变换重构图像得到载密图像。

提取算法步骤如下: 根据共享密钥和阈值 T 得到高频系数中未嵌入消息的位置, 然后从高频子带中顺序取出其余不小于阈值 T 的系数值并提取秘密消息: $m_i = \text{LSB}(x_i)$ 。

3 实验结果与分析

3.1 图像质量分析

表 3 给出了 5 幅 512×512 标准测试图像嵌入秘密消息后的峰值信噪比 (Peak signal-to-noise ratio, PSNR), PSNR 是一个衡量噪声对图像影响程度的常用指标, 也可以用它来衡量数字隐写对原始图像的改变程度, 其中每幅图像的嵌入比特数分别为该图像在本文算法下的嵌入容量。

表 3 5 幅图像在不同算法下的 PSNR

dB

图像	嵌入比特数	嵌入方法					
		AELSB	LSBM	LSBMR	PVD	PVDMF	本文方法
Baboon	105 713	41.12	57.82	59.07	41.82	43.72	61.16
Lena	54 823	44.60	59.74	60.98	43.17	44.92	64.66
Gold	83 114	43.24	58.55	59.85	41.65	42.86	62.68
Peppers	87 618	43.93	58.39	59.63	41.54	42.97	62.46
Barbara	79 080	42.19	58.70	59.97	41.57	42.69	62.47

从表 3 可以看出, 本文算法的 PSNR 比其他算法要高。PVD, PVDM, AELSB 的 PSNR 较低, 其原因是这些算法对图像的每个像素的修改值大, 而 PVDM 算法在 PVD 基础上引入模函数从而相对于 PVD 减小了像素值的变化, 所以 PVDM 的 PSNR 略高于 PVD。LSBMR 相对于 LSBM 也减小了像素的修改量, LSBMR 的 PSNR 要高于 LSBM。

3.2 视觉攻击

虽然本文算法是在小波域嵌入秘密消息, 但是载密图像的最低位平面不会出现明显的视觉上的变化, 图 8 是各个算法嵌入相同比特数的载密图像的最低位平面, 图 8(a) 为载体图像; 图 8(b) 为本文算法 100% 嵌入 (100% 表示嵌入比特数为图像的最大嵌入容量); 图 8(c) 为本文算法 50% 嵌入, 从图 8 中可以看出, 本文算法在视觉上保持了与载体图像

最低位平面的一致, 而由于 LSBM, LSBMR, PVD, PVDM 嵌入秘密消息时是随机置乱嵌入的, 使用这些算法嵌入的载密图像的最低位平面显得更加随机。

3.3 统计攻击

在 NRCS 图像库^[15]上进行了盲检测实验, 取其中 1 400 幅高精度原始未压缩扫描图像, 以 TIFF 格式存储, 分辨率为 $2\ 100 \times 1\ 500$, 下采样到 700×500 , 转换到灰度图像后, 以质量因子 80 进行标准 JPEG 压缩, 再解压缩至灰度图像。

对图像库中每幅图像分别使用 6 种嵌入算法取最小阈值 $T=2$ 得到的最大容量嵌入以及改变阈值 T 使嵌入容量为最大容量的 80%, 50% 嵌入得到载密图像, 由此可分别计算得到该图像库的平均负载率为 0.35, 0.28, 0.175 bpp。

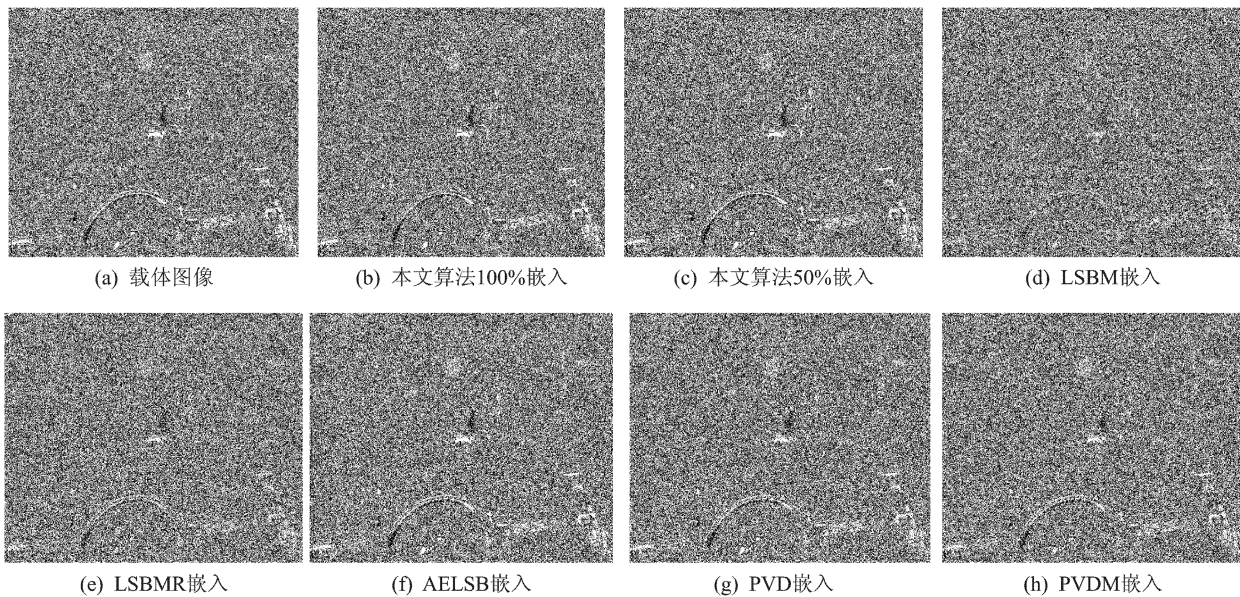


图8 6种算法下图像的最低位平面

随机选取400幅图像作为训练集,剩余1000幅作为测试集,为了减小样本选择随机性对分类结果的影响,做20次实验对结果取平均。

本文使用文献[7,9,12,13]分别对本文算法进行检测,图9为在平均负载率0.35 bpp下小波高阶统计量方法[7]对6种嵌入算法进行检测的ROC曲线。

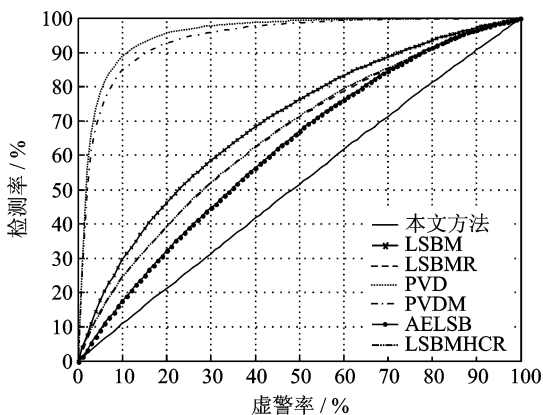


图9 NRCS库上不同嵌入方法下的分类ROC曲线

表4列出了在不同负载率下的文献[7]方法的分类性能的具体指标,采用如下4个指标来衡量检测算法的性能,分别是:(1)ROC曲线下的面积,简记为“AUC”;(2)错误识别率等于错误拒绝率时的正确识别率,简记为“TP-E”;(3)正确识别率为80%时的错误识别率,简记为FP-80;(4)正确识别率为50%时的错误识别率,简记为FP-50。前两项指标越接近于1表示嵌入算法抵抗盲检测算法性能越差,后两项指标越接近于0表示嵌入算法抵抗盲检测性能越差。

表4 在NRCS图像库上的抗盲检测性能

负载率/ bpp	嵌入 算法	AUC	TP-E	FP-80	FP-50
0.35	PVD	0.954	0.895	0.055	0.016
	PVDM	0.940	0.875	0.073	0.020
	LSBM	0.695	0.643	0.549	0.227
	LSBMR	0.652	0.612	0.617	0.283
	AELSB	0.617	0.582	0.643	0.344
	LSBMHCR	0.656	0.612	0.613	0.279
0.28	本文方法	0.512	0.548	0.736	0.453
	PVD	0.942	0.881	0.071	0.020
	PVDM	0.932	0.866	0.087	0.023
	LSBM	0.662	0.617	0.601	0.273
	LSBMR	0.624	0.589	0.655	0.323
	AELSB	0.597	0.568	0.673	0.367
0.175	LSBMHCR	0.632	0.594	0.646	0.313
	本文方法	0.507	0.541	0.786	0.483
	PVD	0.920	0.852	0.112	0.028
	PVDM	0.905	0.832	0.139	0.032
	LSBM	0.605	0.625	0.795	0.490
	LSBMR	0.577	0.557	0.718	0.386
0.1	AELSB	0.565	0.547	0.716	0.406
	LSBMHCR	0.591	0.565	0.698	0.370
	本文方法	0.501	0.500	0.799	0.498

实验结果表明,本文算法对文献[7]方法的抵抗能力优于其他算法,具有较好的抗盲检测能力。由于PVD算法对像素的改变量较大,所以它的抗盲检测性能较差,而PVDM算法相对于PVD减小了像素的改变量,但改变量仍然较大,反映到小波域时,使小波系数的PDF变化较大,因此抗盲检测性能较差;LSBMR减小每个像素的平均修改量,

所以 LSBMR 抗盲检测性能比 LSB 匹配要好;LS-BMHCR 算法只考虑了空间域像素直方图的变化,对盲检测算法的抵抗力较低;由于 AELSB 算法利用边缘区域嵌入数据,提高了抗盲检测性能。

在图像库上用 Ker 提出的 2 类质心特征^[13]作为联合特征进行分类,图 10 为图像库平均负载率为 0.35 bpp 时的 ROC 曲线。

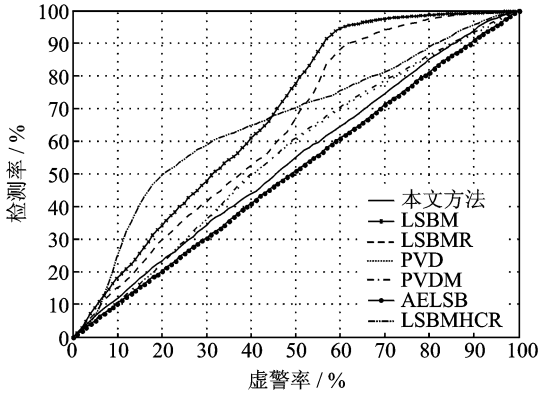


图 10 NRCS 库上不同嵌入方法下的分类 ROC 曲线

表 5 为不同负载率下文献[13]方法分类性能的具体指标。

表 5 在 NRCS 图像库上的抗盲检测性能

负载率/ bpp	嵌入 算法	AUC	TP_E	FP_80	FP_50
0.35	PVD	0.557	0.551	0.724	0.405
	PVDM	0.559	0.550	0.721	0.403
	LSBM	0.679	0.603	0.512	0.314
	LSBMR	0.635	0.563	0.557	0.375
	AELSB	0.508	0.505	0.786	0.490
	LSBMHCR	0.657	0.631	0.670	0.203
	本文方法	0.524	0.514	0.769	0.472
0.28	PVD	0.546	0.538	0.737	0.427
	PVDM	0.554	0.548	0.718	0.411
	LSBM	0.639	0.569	0.551	0.369
	LSBMR	0.607	0.545	0.575	0.419
	AELSB	0.505	0.503	0.792	0.493
	LSBMHCR	0.638	0.612	0.700	0.232
	本文方法	0.522	0.505	0.771	0.485
0.175	PVD	0.529	0.525	0.761	0.471
	PVDM	0.525	0.519	0.772	0.463
	LSBM	0.529	0.521	0.765	0.457
	LSBMR	0.528	0.526	0.649	0.452
	AELSB	0.503	0.502	0.795	0.496
	LSBMHCR	0.591	0.577	0.741	0.324
	本文方法	0.512	0.495	0.789	0.490

图 11 为嵌入算法在图像库上平均负载率为 0.35 bpp 时使用 WAM 通用盲检测算法^[12]的 ROC 曲线。

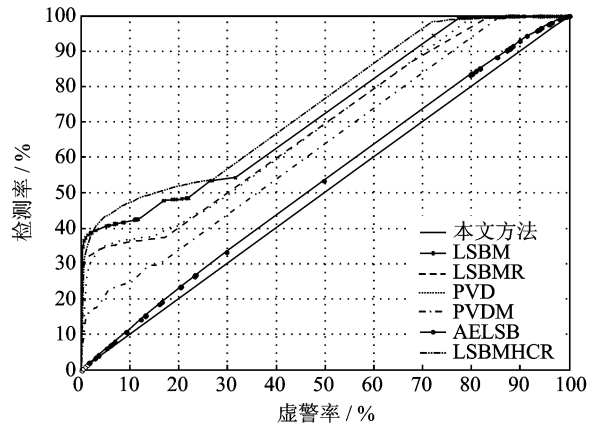


图 11 NRCS 库上不同嵌入方法下的分类 ROC 曲线

表 6 为不同负载率下的 WAM 算法分类性能的具体指标。

表 6 在 NRCS 图像库上的抗盲检测性能

负载率/ bpp	嵌入 算法	AUC	TP_E	FP_80	FP_50
0.35	PVD	0.652	0.339	0.703	0.040
	PVDM	0.623	0.296	0.763	0.106
	LSBM	0.716	0.947	0.533	0.384
	LSBMR	0.673	0.840	0.609	0.440
	AELSB	0.515	0.415	0.929	0.510
	LSBMHCR	0.737	0.815	0.498	0.352
	本文方法	0.504	0.376	0.902	0.553
0.28	PVD	0.727	0.519	0.506	0.129
	PVDM	0.627	0.505	0.721	0.157
	LSBM	0.712	0.886	0.512	0.451
	LSBMR	0.671	0.934	0.664	0.450
	AELSB	0.514	0.600	0.887	0.524
	LSBMHCR	0.688	0.676	0.612	0.498
	本文方法	0.503	0.358	0.915	0.582
0.175	PVD	0.647	0.598	0.691	0.159
	PVDM	0.646	0.454	0.701	0.161
	LSBM	0.658	0.765	0.496	0.369
	LSBMR	0.629	0.823	0.689	0.457
	AELSB	0.506	0.589	0.953	0.537
	LSBMHCR	0.647	0.658	0.707	0.601
	本文方法	0.501	0.314	0.936	0.591

实验结果表明,本文算法对 WAM 盲检测算法抵抗性好于其他算法,可以取得较好的抵抗能力。

图 12 为在平均负载率 0.35 bpp 条件下文献[9]方法对不同嵌入算法进行检测的 ROC 曲线。表 7 为不同负载率下的文献[9]方法的分类性能的具体指标。

本文算法对 Shi 的方法^[9-10]的抵抗能力略有下降,这是由于 Shi 的方法^[9-10]对预测图像进行了特征提取以提高检测性能。但本文算法的抵抗效果明显优于其他算法,依然能获得一定的抵抗能力。

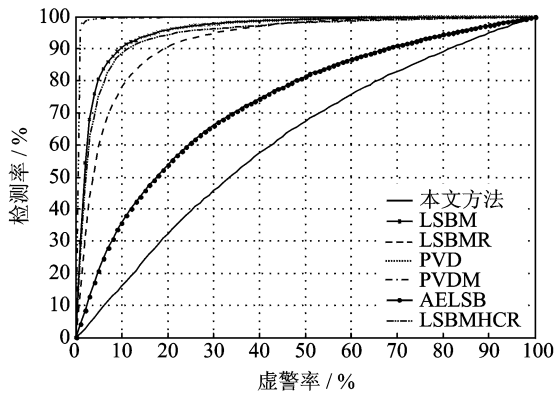


图12 NRCS库上不同嵌入方法下的分类ROC曲线

表7 在NRCS图像库上的抗盲检测性能

负载率/ bpp	嵌入 算法	AUC	TP-E	FP-80	FP-50
0.35	PVD	0.998	0.985	0.002	0.001
	PVDM	0.997	0.985	0.002	0.001
	LSBM	0.957	0.902	0.048	0.017
	LSBMR	0.922	0.855	0.110	0.037
	AELSB	0.735	0.680	0.476	0.173
	LSBMHCR	0.945	0.893	0.059	0.017
	本文方法	0.613	0.588	0.655	0.335
0.28	PVD	0.997	0.984	0.002	0.001
	PVDM	0.996	0.982	0.003	0.001
	LSBM	0.928	0.864	0.093	0.031
	LSBMR	0.882	0.810	0.180	0.059
	AELSB	0.702	0.654	0.530	0.216
	LSBMHCR	0.911	0.851	0.111	0.032
	本文方法	0.610	0.581	0.670	0.345
0.175	PVD	0.997	0.982	0.002	0.001
	PVDM	0.995	0.981	0.003	0.002
	LSBM	0.886	0.805	0.179	0.060
	LSBMR	0.789	0.724	0.360	0.132
	AELSB	0.639	0.608	0.636	0.294
	LSBMHCR	0.778	0.721	0.377	0.125
	本文方法	0.600	0.575	0.675	0.369

4 结束语

本文从通用盲检测的原理分析出发,提出了一种以空间域图像为载体的隐写算法。算法先对图像进行形态小波变换,然后计算隐写阈值,在小波域高频系数上利用LSBMHCR算法嵌入秘密消息,并使用直方图调整策略使直方图恢复原状,实现了对通用盲检测算法的抵抗,具有较高的安全性。由于灰度压缩会带来非消息嵌入引起的图像灰度值的变化,降低隐写系统的抗盲检测性能。为了减小这种影响以及在确保安全性的同时,对小波系数进

行更加充分的利用以提高隐藏容量,都是需要进一步研究的问题。

参考文献:

- [1] Mielikainen J. LSB matching revisited [J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2006, 13(5): 285-287.
- [2] Chen Zhizhong, Liu Wenyao. Improved LSB matching with histogram characters reserved [C]//Proceedings of the SPIE, Information Optics and Photonics Technologies II. [S.l.]:SPIE, 2007,6837.
- [3] Wu D C, Tsai W H. A steganographic method for images by pixel-value differencing [J]. Pattern Recognition Letters, 2003,24(9): 1613-1626.
- [4] Wang C M, Wu N I, Tsai C S, et al. A high quality steganographic method with pixel-value differencing and modulus function [J]. The Journal of Systems and Software, 2008, 81(1): 150-158.
- [5] Yang C H, Weng C Y, Wang S J, et al. Adaptive data hiding in edge areas of images with spatial LSB domain systems [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2008, 3(3): 488-497.
- [6] Luo Weiqi, Huang Fangjun, Huang Jiwu. Edge adaptive image steganography based on LSB matching revisited [J]. IEEE Transaction on Information Forensics and Security, 2010, 5(2): 201-214.
- [7] Farid H. Detecting hidden messages using higher-order statistical models [C]//Proceedings of IEEE ICIP. Rochester, NY: [s. n.], 2002, 2(2): 905-908.
- [8] Lyu S, Farid H. Steganalysis using higher-order image statistics [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2006, 1(1): 111-119.
- [9] Shi Yunqing, Xuan Guorong, Zou Dekun, et al. Image steganalysis based on moments of characteristic functions using wavelet decomposition, prediction-error image, and neural network [C]//Proceedings of IEEE ICME. New Orleans, USA: [s. n.], 2005: 269-272.
- [10] Shi Yunqing, Xuan Guorong, Yang Chengyun, et al. Effective steganalysis based on statistical moments of wavelet characteristic function [C]//Proceedings of International Conference on Information Technology: Coding and Computing. Las Vegas, USA: [s. n.], 2005: 768-773.
- [11] Wang Ying, Moulin P. Optimized feature extraction for learning-based image steganalysis [J]. IEEE

Transaction on Information Forensics and Security, 2007, 2(1): 31-45.

- [12] Goljan M, Fridrich J, Holotyak T. New blind steganalysis and its implications [C]//Proceedings of the SPIE, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents VIII, 2006: 1-13.
- [13] Ker A D. Steganalysis of LSB matching in grayscale images [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(6): 441-444.
- [14] 邵海梅,李飞鹏,秦前清. 基于五株采样提升算法的图像二叉分解与重构[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2004,29(7): 628-631.

Shao Haimei, Li Feipeng, Qin Qianqing. Bi-graph image decomposition based on quincunx sampling lifting scheme [J]. Geomatics and Information Science of Wu Han University, 2004,29(7): 628-631.

- [15] USDA. NRCS photo gallery [EB/OL]. (2009-10-11). <http://photogallery.nrcs.usda.gov>.

作者简介:陶然(1987-),男,硕士研究生,研究方向:信息隐藏,E-mail:taoran002004@yahoo.com.cn;张涛(1977-),男,博士,副教授,研究方向:信息隐藏、图像处理、模式识别;平西建(1953-),男,教授,研究方向:图像处理、信息隐藏、模式识别、计算机视觉等。