

# 图像空间域压缩感知通用隐写分析方法

赵慧民<sup>1,2</sup>, 裴真真<sup>1,2</sup>, 才争野<sup>1,2</sup>, 王晨<sup>1,2</sup>, 戴青云<sup>1,2</sup>, 魏文国<sup>1,2</sup>

(1. 广东技术师范学院 计算机科学学院, 广州 510665; 2. 广州市数字内容处理及其安全性技术重点实验室, 广州 510665)

**摘要:** 根据灰度图像的纹理特征, 提出一种空域压缩感知通用隐写分析(Compressive Sensing Universal Steganalysis, CSUS)方法。首先, 使用方向提升小波变换(Directional Lifting Wavelet Transform, DLWT)对图像进行稀疏表示, 并对稀疏系数进行直方图统计; 然后, 结合广义高斯分布(Generalized Gaussian Distribution, GGD)模型设计压缩感知(Compressive Sensing, CS)测量矩阵, 并运用该矩阵感知稀疏系数得到CS观测值, 以此作为纹理特征量; 最后, 通过支持向量机(Support Vector Machine, SVM)实现图像隐写的分类判断。采用5种隐写算法对4种图像数据库的图像进行隐写, 利用本文提出的CSUS方法与经典的隐写分析方法进行隐写分析与对比。实验结果表明, 本文CSUS方法对空域隐写具有较高精度及较好的通用性, 并能够降低感知特征的维数。

**关键词:** 图像; 纹理; 压缩感知; 隐写分析; 特征

**中图分类号:** TP 391 **文献标志码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1671-7872.2017.02.011

## A Universal Steganalysis Method with Compressive Sensing in Image Spatial Domain

ZHAO Huiming<sup>1,2</sup>, PEI Zhenzhen<sup>1,2</sup>, CAI Zhengye<sup>1,2</sup>, WANG Chen<sup>1,2</sup>, DAI Qingyuan<sup>1,2</sup>, WEI Wenguo<sup>1,2</sup>

(1. School of Computer Science, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510665, China; 2. Guangzhou Key Laboratory of Digital Content Processing and Security Technology, Guangzhou 510665, China)

**Abstract:** Based on the textural features of grayscale images, a scheme of compressive sensing universal steganalysis (CSUS) in spatial domain was proposed. Firstly, directional lifting wavelet transform (DLWT) was employed as a sparse representation, and corresponding sparse coefficient was used to calculate histograms of images. Then, measurement matrix of the compressive sensing (CS) was designed with the generalized Gaussian distribution (GGD) model, and the CS value was obtained by using the matrix to sense the sparse coefficients, which were regarded as the textural features. Finally, the classification of image steganalysis was implemented by the support vector machine (SVM). The steganography of four kinds of image databases were performed with five kinds of steganographic algorithms. Steganalysis was carried out with the proposed CSUS and classical steganalysis methods, and the results were analyzed and compared. Experimental results show that the proposed CSUS method is universal and has higher accuracy for detecting spatial domain steganography, and feature dimension can be reduced.

**Key words:** image; textural; compressive sensing; steganalysis; feature

隐写分析(steganalysis)是信息隐藏的对抗技术, 目的是检测隐写术中秘密消息的存在、提取秘密信息, 从

收稿日期: 2017-01-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(61672008); 广东省自然科学基金项目(2016A030311013, 2015A030313672); 广东省应用型科技研发专项项目(2016B010127006, 2015B010131017); 广东省教育厅国际科技合作项目(2015KGGJHZ021); 广东省科技计划项目(2014A010103032)

作者简介: 赵慧民(1966—), 男, 陕西西安人, 博士, 教授, 主要研究方向为压缩感知理论和信息安全技术。

而识别并破坏保密通信。不同于传统的密码通信,隐写术不改变数字载体的视听效果,也不改变载体文件的大小和格式,是一种具有高隐蔽性、更加安全的保密通信方式<sup>[1-2]</sup>。隐写分析主要包括专用隐写分析(Specific Steganalysis)和通用隐写分析(或称盲隐写分析, Universal or Blind Steganalysis)。专用隐写分析是针对已知隐写算法提出的分析方法,需首先确定含密图像中使用何种隐写术才能作出判断,准确率较高,但适用范围有限。通用隐写分析是在未知原始载体对象和隐写术的基础上对检测图像是否含密进行判断,不需依据少量敏感统计特性判断载体是否含密,而是从大量原始载体样本和含密载体样本中提取多维特征向量训练分类器,通过训练出来的分类器区分原始载体和以不同隐写术得到的含密载体。因此,通用隐写分析在数字媒体得到了广泛应用,如分析 Internet 数据通信和云服务数据的安全性等。

通用隐写分析方法最早由 Avicibas 等<sup>[3]</sup>基于图像质量矩阵提出,随后 Shi 等<sup>[4-6]</sup>基于不同的特征提出相应的隐写分析方法,但均基于一种特征进行研究。近年来,对于多载体图像的检测有了一定的进展,如文献[7]在传统隐写方法的基础上,对空域提取特征时进行改进,融入多域特征,并采用神经网络作为分类器,提出了基于三域特征的隐写分析方法;文献[8]针对 JPEG 图像,提出了一种基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)进行特征融合的隐写分析方法,该方法分析高隐蔽性隐写(如 F5, MME 和 PQ)的准确率高于 JPEG 分析方法。上述基于特征层的分析虽一定程度上利用了含密信号特征之间的关系,运行效率有很大改善,但在特征的优选和分析效率方面存在不足,在局部特征的选择及其提取技术方面需进一步优化<sup>[9-10]</sup>;另一方面,通用隐写分析方法训练数据量大,误差率和使用不便是其在实际应用中的瓶颈<sup>[11]</sup>。

与通过主成分分析(PCA)、奇异值分解(SVD)及马尔可夫(Markov)数据链等利用空域统计进行特征提取的通用隐写分析相比,压缩感知(CS)理论的完备特征集与非相关性测量为隐写分析数据层和特征层的选择提供了一种新的途径<sup>[12-16]</sup>。基于此,本文采用提升方向小波对图像进行稀疏表示,采用广义高斯分布模型(Generalized Gaussian Distribution, GGD)设计感知矩阵,给出了一种空间域压缩感知通用隐写分析新方法。

## 1 相关技术

### 1.1 图像的稀疏表示

图像隐写术的嵌入操作会引起图像的纹理细节变化,产生随机加性噪声。方向提升小波变换(Directional Lifting Wavelet Transform, DLWT)能提供局部分析与细化的能力,并能在局部正则方向上表示图像空间结构的灰度值变换。因此,文中运用 DLWT 作为图像预处理的技术,图 1 为 DLWT 的一种功能实现框图。

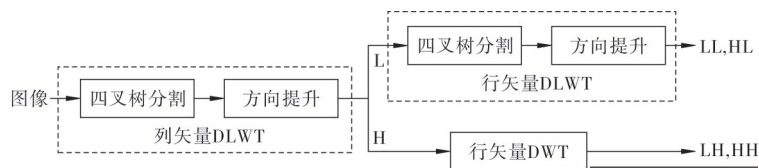


图 1 DLWT 功能框图

Fig. 1 Functional diagram of DLWT

首先,对图像的每列进行 DLWT 处理并产生相互垂直的低通频带 L 和高通频带 H。然后,对每个 L 和 H 的行执行 DLWT,实现图像的 1 级分解,获得一个低通子带 LL 和 3 个高通子带 LH, HL 和 HH。以此类推,图像在空间域被自适应地分解成多层四叉树结构及其对应的子带,实现空间域的层间衰减和层内聚类的统计分布。基于图 1 的 DLWT 实现模型,假设一个  $K$  维离散图像矢量  $X$  在 DLWT 基能够用一个  $K \times K$  的矩阵  $\Psi$  稀疏表示,那么基于 CS 理论<sup>[12-16]</sup>,  $X$  的感知测量模型为

$$Y = \Phi \Psi^T f = \Phi X \quad (1)$$

其中:  $\Phi$  为  $S \times K$  维矩阵( $S \ll K$ );  $f$  为稀疏系数,  $X = \Psi^T f$ ;  $Y \in \mathbb{R}^{S \times 1}$ , 为图像  $S \times 1$  维稀疏表示的压缩测量值。

假设  $X$  仅有  $p$  个变换系数是非零值且有意义,其余的  $P-p$  个系数非常小或为 0,那么,  $X$  可表示为  $X = X_{p-p} + X_p$ 。其中:  $X_{p-p}$  表示原始信号  $X$  中  $P-p$  个较小系数全部设置为 0 的矩阵;  $X_p$  表示原始信号  $X$  中较大  $p$  个系数设置为 0 的矩阵。这时,式(1)变为

$$Y = \Phi X = \Phi X_{p-p} + \Phi X_p = \Phi X_{p-p} + n_p \quad (2)$$

其中,  $n_p = \Phi X_p$ 。按照文献[17],  $X_p$ 和 $n_p$ 均能用零均值方差较小的广义高斯分布模型表示,也就是说,对于含密的混合图像(Stego-image),隐写嵌入的秘密信息可以看作一种加性随机噪声信号,并可以通过CS技术感知提取<sup>[18]</sup>。因此,进一步假设CS测量值 $Y$ 中也包含噪声成分 $n_0$ 。则CS测量值 $Y$ 可写成

$$Y = \Phi X = \Phi X_{p-p} + n_p + n_0 = \Phi X_{p-p} + n \tag{3}$$

这里 $n$ 中的每个矢量都可用未知方差 $\alpha_n$ 的零均值高斯噪声模型表示。假设 $X$ 和 $Y$ 分别代表图像DLWT的纹理系数及其CS测量值,则CS域的随机表示模型为:

$$\{Y|X, \alpha_n\} \sim N(\Phi X, \alpha_n^{-1}I) \tag{4}$$

$$\alpha_n \sim \Gamma(a_0, b_0) \tag{5}$$

式中: $I$ 为单位矩阵; $\alpha_n^{-1}$ 为隐写嵌入引起的未知噪声方差; $N$ 表示正态分布; $a_0, b_0$ 为 $\Gamma$ 函数的超调参数。

### 1.2 稀疏分布

定义图像纹理细节子带的DLWT系数为 $D_c$ ,其归一化系数的直方图为

$$h(x) = \frac{\#\{x(i,j)|D_c(i,j) = m\}}{N_h} \tag{6}$$

其中:符号 $\#$ 是集合基数; $(i,j)$ 为 $D_c$ 的位置; $N_h$ 为 $D_c$ 总和; $x(i,j)$ 为图像在 $(i,j)$ 位置时的像素值; $m$ 为图像在 $(i,j)$ 位置时 $D_c$ 的系数,且 $m \in [1, N_h]$ 。

由于图像间相邻像素高度相关,因此,DLWT系数直方图能够精确地通过参数化处理。通过运用高阶统计量分析, $D_c$ 的直方图服从重拖尾分布,因此可用零均值的GGD模型描述<sup>[18]</sup>,其概率密度函数(Probability Density Function, PDF)  $P_{GGD}$ 为

$$P_{GGD}(m; \mu, \sigma, \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(\frac{1}{\beta})} \exp\left\{-\left|\frac{m-\mu}{\alpha}\right|^\beta\right\}, m \in \mathbf{R} \tag{7}$$

式中: $\mu$ 为均值; $\sigma^2$ 为方差; $\beta$ 是形状因子; $\alpha = \sigma \sqrt{\Gamma(\frac{1}{\beta}) / \Gamma(\frac{3}{\beta})}$ ,为刻度因子。

## 2 CSUS实现

### 2.1 载体图像和混合图像统计

假设混合图像中隐写嵌入秘密信号的DLWT系数一维和二维的概率函数分别为 $P(x)$ 和 $P(x,y)$ ,载体图像和混合图像DLWT系数直方图分别为 $h_c$ 和 $h_s$ ,定义其对应的系数共生矩阵分别为 $M_{D-c}$ 和 $M_{D-s}$ ,按照噪声模型理论<sup>[6-7]</sup>, $h_s(x)$ 是 $h_c(x)$ 与 $P(x)$ 卷积的结果,即

$$h_s(x) = h_c(x) * P(x), P(x) \sim P_{GGD}(\cdot)$$

且有 
$$\sum_{x \neq 0} h_s(x) \geq \sum_{x \neq 0} h_c(x) \tag{8}$$

类似地, $M_{D-s}(x,y)$ 是 $M_{D-c}(x,y)$ 与 $P(x,y)$ 卷积的结果,即

$$M_{D-s}(x,y) = P(x,y) * M_{D-c}(x,y), P(x,y) \sim P_{GGD}(\cdot) \text{ 且 } x,y \in \mathbf{R} \tag{9}$$

可见,隐写嵌入引入的随机噪声信号使载体图像和混合图像的直方图及其对应的共生矩阵都有所改变,这种变化可为隐写分析提供良好的统计条件。同时GGD模型的利用使载体图像和混合图像的DLWT系数具有对称性,可进一步通过CS技术降低特征数据的维数。

### 2.2 CS域纹理特征提取

在CS域,可以将感知矩阵分成两个部分:DLWT方向稀疏变换矩阵 $\Psi$ 和多尺度测量矩阵 $\Phi$ 。如果图像进行 $L$ 级DLWT分解,则在分解的第 $l$ 级,测量子矩阵 $\Phi_l \in \Phi(1 < l < L)$ 可由水平方向HL子带、垂直方向LH子带以及对角方向HH子带的分块CS测量矩阵 $\Phi_l^{HL}, \Phi_l^{LH}, \Phi_l^{HH}$ 构成。按照文献[13],提出一种分块CS技术(Block-based CS, BCS),BCS测量矩阵为对角型结构的矩阵 $\Phi = \text{diag}(\Phi_l)$ ,其形式为

$$\Phi = \text{diag}(\Phi_l) = \begin{bmatrix} \Phi_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \Phi_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \Phi_L \end{bmatrix}, 1 < l < L \quad (10)$$

则  $K$  维图像矢量矩阵  $X$  在  $l$  级子带被分成  $B_l \times B_l$  块后, 可以通过式(7)的概率密度分布函数  $P_{\text{GGD}}(m; \mu, \sigma, \alpha, \beta)$  选择适当大小的CS测量矩阵  $\Phi_l \in \Phi$  对图像纹理特征值进行分块采样。Candes<sup>[19]</sup>证明当式(1)中的测量矩阵  $\Phi$  是高斯随机矩阵时, 其能以较大概率满足限制等容性(Restricted Isometrics Property, RIP)的设计条件。因此, 在GGD模型下, 可以采用共生矩阵  $M_D$  作为先验知识构造高斯意义下的CS测量矩阵  $\Phi$ 。对应于式(8), 假设图像经过DLWT处理后水平、垂直、对角方向的CS域共生矩阵分别为  $\{M_{\text{CS}=(0,1)}^{\text{HL}}, M_{\text{CS}=(1,0)}^{\text{LH}}, M_{\text{CS}=(1,1)}^{\text{HH}}\} \in M_D(m, n)$ , 那么, CS测量矩阵  $\Phi_l$  在不同方向的设计准则为

$$\Phi_l^{\text{HL}} \sim M_{\text{CS}=(0,1)}^{\text{HL}}, \Phi_l^{\text{LH}} \sim M_{\text{CS}=(0,1)}^{\text{LH}}, \Phi_l^{\text{HH}} \sim M_{\text{CS}=(0,1)}^{\text{HH}} \quad (11)$$

其中, 在第  $l$  级水平、垂直和对角方向子带上对  $j$  块DLWT系数  $D_c$  感知获得的纹理特征为:

$$\begin{aligned} y_{l,j}^{\text{HL}} &= \Phi_l^{\text{HL}} x_{l,j}^{\text{HL}} \\ y_{l,j}^{\text{LH}} &= \Phi_l^{\text{LH}} x_{l,j}^{\text{LH}} \\ y_{l,j}^{\text{HH}} &= \Phi_l^{\text{HH}} x_{l,j}^{\text{HH}} \end{aligned} \quad 1 < l < L, 1 < j < B_l \times B_l \quad (12)$$

其中  $x_{l,j}^{\text{HL}}, x_{l,j}^{\text{LH}}, x_{l,j}^{\text{HH}}$  分别是矢量矩阵  $X$  在  $l$  级子带的水平、垂直和对角方向第  $j$  块数据。这样, 整个图像的纹理特征向量集合为

$$Y = \sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^{B_l \times B_l} [y_{l,j}^{\text{HL}}, y_{l,j}^{\text{LH}}, y_{l,j}^{\text{HH}}]^T = \begin{bmatrix} y_{1,j}^{\text{HL}}, y_{2,j}^{\text{HL}}, \cdots, y_{L,j}^{\text{HL}} \\ y_{1,j}^{\text{LH}}, y_{2,j}^{\text{LH}}, \cdots, y_{L,j}^{\text{LH}} \\ y_{1,j}^{\text{HH}}, y_{2,j}^{\text{HH}}, \cdots, y_{L,j}^{\text{HH}} \end{bmatrix} \quad (13)$$

### 2.3 CSUS实现过程

综合式(10)~(13), 文中提出的CSUS实现过程具体步骤如下。

- 1) 分别对训练图像和测试图像的每个列执行DLWT, 得到其垂直低通频带L及其高通频带H, 再对每个L和H的行执行DLWT。类推, 实现图像的  $l$  级分解, 并获得水平、垂直和对角方向的子带LH, HL和HH。
- 2) 根据式(6)计算直方图  $h(\cdot)$ , 根据(7)式计算GGD模型参数, 并根据式(8)~(10)获得水平、垂直和对角方向的共生矩阵  $M_{\text{CS}=(0,1)}^{\text{HL}}, M_{\text{CS}=(1,0)}^{\text{LH}}, M_{\text{CS}=(1,1)}^{\text{HH}}$ 。
- 3) 根据式(11)设计CS水平、垂直和对角方向的测量矩阵  $\Phi_l^{\text{HL}}, \Phi_l^{\text{LH}}, \Phi_l^{\text{HH}}$ 。
- 4) 根据式(12), (13)分别计算给定图像的分块纹理和总的特征向量  $Y$ 。
- 5) 对于所有训练图像, 根据式(6)~(9)计算图像DLWT系数直方图  $h_c$  和  $h_s$ , 并定义其对应的共生矩阵分别为  $M_{D-c}$  和  $M_{D-s}$ 。
- 6) 根据步骤4)分别计算训练图像的纹理特征向量, 并训练SVM分类器。
- 7) 同步骤1)~4)的实现过程, 计算测试图像的纹理特征矢量。
- 8) 根据训练后的分类器和测试图像的特征矢量, 对测试图像进行分类。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 图像数据库

为评估本文提出CSUS方法的可行性, 分别采用不同算法和不同嵌入率对未压缩的BOWS2, UCID等图像数据库进行实验, 图像数据库具体设置如下:

- 1) BOWS2含大小为  $512 \times 512$  像素的BMP灰度图像10 000幅, 从中随机选择3 000幅图像作为载体图像库;
- 2) UCID含大小为  $512 \times 384$  像素的TIFF灰度图像1 338幅, 从中随机选择1 000幅图像作为载体图像库<sup>[20]</sup>;
- 3) 混合图像库(HYBRID)含上述两个数据库的6 000幅图像;

4) Digital Image101(DI101)自建图像库,包括3 000幅分辨率为3 872×2 592的RAW格式彩色图像,随机选取2 000幅图像并从中心裁剪为512×512像素大小。

将所有图像转换成灰度图像,并且分别使用不同的隐写算法、不同的嵌入率(Embedding Rate)ER(ER分别取0.10,0.25,0.50 bpp)对其进行隐写操作,形成含密的混合图像。

### 3.2 隐写算法

考虑5种空间域隐写算法,分别为:位平面复杂性分割(Bit-plane Complexity Segmentation, BPCS)隐写算法;像素值差分-模函数隐写算法(Pixel-value Differencing and Modulus, PVDM);图像边缘自适应数据隐藏的空域LSB系统AELSB(Adaptive Data Hiding in Edge Areas of Images with Spatial LSB Domain Systems);LSB匹配的自适应图像边缘隐写算法EAI(Edge Adaptive Image Steganography Based on LSB Matching Revisited);高度非检测混合隐写算法HUGO(Highly Undetectable Stego)。

### 3.3 隐写分析方法

采用文中隐写分析方法与以下3种方法进行实验。

1) 优化的特征提取隐写分析(Optimized Feature Extraction, OFE)<sup>[21]</sup>,通过选择低维有效的信息特征、分析概率密度函数及其特征函数降低维数,实验过程中,提取104维(104D)特征。

2) 局部线性变换概率密度函数的纹理特征通用隐写分析<sup>[22]</sup>(Textural Features Universal Steganalysis Based on Local Linear Transform Probability Density Function, LLTPDF),通过二进制相似性测量的特征表示平面之间的相关性,是根据LLT系数的PDF提取110维(110D)纹理特征的通用隐写分析方法。

3) 像素递减轨迹矩阵隐写分析<sup>[23]</sup>(Steganalysis by Subtractive Pixel Adjacency Matrix, SPAM),其特征计算由8个方向转移概率构成,包括水平、垂直、主对角、副对角及反方向水平、垂直、主对角、副对角的转移概率。一阶SPAM特征模型根据一阶马尔科夫过程建立,提取162D特征。二阶SPAM特征模型根据二阶马尔科夫过程建立,提取686D特征(本文的对比方法)。为了降低特征维度,假设图像中的统计是对称的。

### 3.4 分类器和评估准则

实验过程中选用基于高斯核函数(Gaussian Kernel)的支持向量机SVM<sup>[24]</sup>作为分类器,通过网格搜索算法确定模型参数,使用运行特性曲线(Receiver Operating Characteristic, ROC)作为隐写分析器的性能评估。假设混合图像的正确分类概率为 $P_{TP}$ ,误匹配分类概率为 $P_{FP}$ ,定义ROC曲线下图像整体测量精度AOM(Accuracy of Overall Measuring)为

$$A_{OM} = \int_0^1 P_{TP}(P_{FP})dP_{FP} \quad (14)$$

$A_{OM}=1$ (即 $P_{TP}(P_{FP})=1$ ),表示隐写分析的检测性能最好; $A_{OM}=0.5$ (即 $P_{TP}(P_{FP})=P_{FP}$ )表示隐写分析的检测性能最差,隐写分析只是进行随机猜测。

### 3.5 嵌入算法的隐写分析

隐写分析中,DLWT取 $L=4$ 级,图像分块大小中 $B_l=5$ ,特征维数为40,80,120(分别对应CS子采样率为0.1,0.3,0.5)。图像隐写嵌入算法为BPCS, PVDM, AELSB, EAI及HUGO。嵌入率为0.25 bpp时,4种隐写分析方法的实验结果如表1所示。由表1可看出:对于BPCS隐写算法,当采样率达到0.3(80D)时,本文方法能够得到较好的结果;对PVDM隐写算法,本文方法在采样率为0.3时,效果优于其他3种方法;对于AELSB隐写算法,本文方法在采样率为0.3时与其他方法效果接近,当采样率为0.5时优于其他方法;对于EAI隐写算法,本文方法在采样率为0.5时与OFE方法效果接近,优于其他方法;对于HUGO隐写算法,本文方法在采样率为0.3时就能获得较好的实验结果。

表1还表明,对于不同的图像数据库,不同的隐写分析性能差别较大,如,对于UCID和BOWS2图像数据库,LLTPDF分析HUGO的隐写时, $A_{OM}$ 的差别达到10%;同一隐写分析方法对于一种隐写有较好的检测性能,但不意味着该方法对于其他隐写具有好的检测结果。图2为ER为0.15 bpp时,4种隐写分析方法对5种隐写的 $A_{OM}$ 检测结果。图2进一步表明,对于4个图像数据库,本文方法与BPCS效果相当,优于其他3种方法。总体来说,本文提出的方法在多数情况下具有优越的检测性能,说明本文CSUS方法对空域隐写具有较好的通用性,且能降低感知特征的维数。

表1 嵌入率为0.25 bpp 时不同隐写分析的  $A_{om}$  比较结果

Tab.1 Comparison results of  $A_{om}$  for different steganalyses at embedding rate of 0.25 bpp

隐写算法	数据库	OFE (104D)	LLTPDF (110D)	SPAM (686D)	CSUS (40D)	CSUS (80D)	CSUS (120D)
BPCS	UCID	0.790 8	0.914 3	0.996 0	0.896 9	0.952 1	0.963 2
	DI101	0.873 0	0.984 6	0.997 4	0.975 3	0.978 6	0.980 5
	BOWS2	0.831 6	0.985 3	0.999 4	0.959 3	0.968 2	0.985 6
	HYBRID	0.826 0	0.931 8	0.996 3	0.900 3	0.949 8	0.971 4
PVDM	UCID	0.981 6	0.989 1	0.942 9	0.996 5	0.997 5	0.998 2
	DI101	0.994 7	0.984 9	0.938 6	0.987 8	0.995 1	0.995 3
	BOWS2	0.997 4	0.997 9	0.991 2	0.997 9	0.998 5	0.999 6
AE LSB	UCID	0.718 9	0.680 6	0.534 0	0.671 9	0.680 9	0.721 2
	DI101	0.761 2	0.824 6	0.659 9	0.785 6	0.838 6	0.861 4
	BOWS2	0.736 9	0.734 5	0.592 7	0.634 9	0.710 3	0.749 8
EAI	UCID	0.514 4	0.554 6	0.516 3	0.604 4	0.608 4	0.625 2
	DI101	0.630 5	0.717 4	0.682 7	0.753 5	0.801 5	0.817 6
	BOWS2	0.631 1	0.732 2	0.726 7	0.769 3	0.847 4	0.850 2
HUGO	UCID	0.506 4	0.520 9	0.500 8	0.522 6	0.539 0	0.546 9
	DI101	0.525 4	0.574 6	0.501 8	0.629 9	0.636 9	0.654 7
	BOWS2	0.536 0	0.606 2	0.521 0	0.631 4	0.641 9	0.668 1
	HYBRID	0.519 0	0.569 0	0.501 0	0.594 1	0.604 5	0.655 2

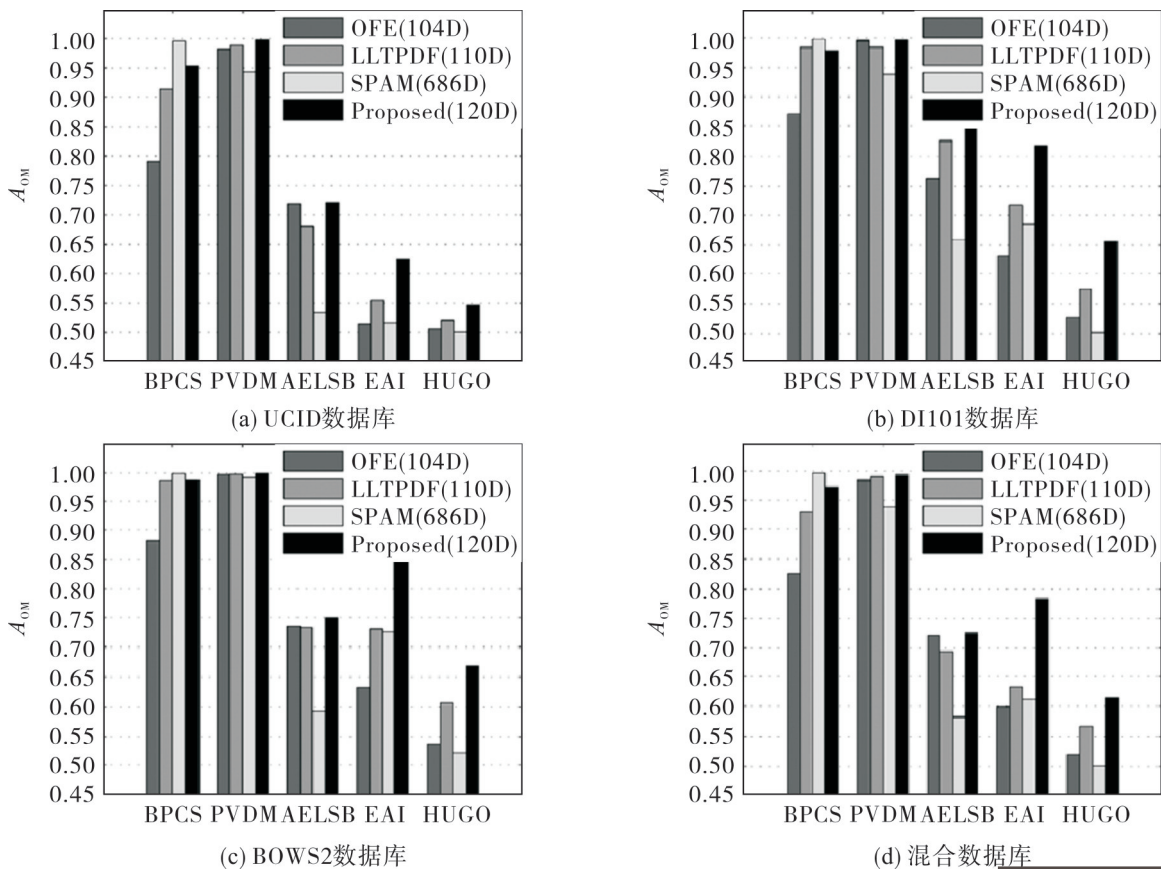


图2 CSUS与OFE、LLTPDF、SPAM对5种隐写的  $A_{om}$  检测结果

Fig.2  $A_{om}$  of five kinds of stegan analysis results with CSUS, OFE, LLTPDF, SPAM

### 4 结 论

在空间域,基于图像的纹理特征,采用DLWT稀疏表示方法,结合直方图和广义高斯分布模型(GGD),提

出一种基于压缩感知的空域隐写分析方法。在不同嵌入率条件下对4种图像数据库采用5种隐写算法,并将本文所提方法及其他3种方法进行隐写分析。实验表明:本文提出的方法具有较高的检测精度,CS技术通过测量矩阵充分感知DLWT系数在不同方向的纹理分布,能够有效降低提取特征的维数;通过特殊分类器的设计,本文的方法可以扩展到彩色图像隐写分析,提出的CSUS方法具有良好的通用性。基于CS隐写分析,对变换域图像隐写的纹理特征提取方法及其检测精度将是本课题组下一步研究的内容。

#### 参考文献:

- [1] COX I J, KALKER T, PAKURA G, et al. Information transmission and steganography[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005:15–29.
- [2] 王朔中,张新鹏,张卫明.以数字图像为载体的隐写分析研究进展[J].计算机学报,2009,32(7):1247–1263.
- [3] AVICIBAS I, MEMON N, SANKUR B. Steganalysis using image quality metrics[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(2):221–229.
- [4] SHI Y Q, CHEN C, CHEN W. A Markov process based approach to effective attacking JPEG steganography[C]//Proceedings of the 18<sup>th</sup> Information Hiding Workshop. LNCS, 2006:249–264.
- [5] CHENC H, SHI Y Q. JPEG image steganalysis utilizing both intrablock and interblock correlations[C]//IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Seattle, Washington, USA: IEEE, 2008:3029–3032.
- [6] SHI Q Y, SUTTHIWAN P, CHEN L. Textural features for steganalysis[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2013:63–77.
- [7] LUO X Y, LIU F, LIAN S. On the typical statistic features for image blind steganalysis[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2011, 29(7):1404–1422.
- [8] 黄炜,赵险峰,冯登国,等.基于主成分分析进行特征融合的JPEG隐写分析[J].软件学报,2012,23(7):1869–1879.
- [9] KODOVSKY J, FRIDRICH J, HOLUB V. Ensemble classifiers for steganalysis of digital media[J]. IEEE Trans Information Forensics and Security, 2012, 7(2):432–444.
- [10] KODOVSKY J, PEVNY T, FRIDRICH J. Modern steganalysis can detect YASS[C]// Proc of SPIE, Electronic Imaging, Media Forensics and Security II. San Jose: SPIE, 2010:754102-1–754102-11.
- [11] KODOVSKY J, FRIDRICH J. Steganalysis of JPEG images using rich models[C]// Proc of SPIE Electronic Imaging, Media Forensics and Security IV. Burlingame: SPIE, 2012:83030A-1–83030A-13.
- [12] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2006, 52(4):1289–1306.
- [13] DONOHO D L, TSAIG Y. Extensions of compressed sensing[J]. Signal Processing, 2006, 86(3):533–548.
- [14] CANDES E, WAKIN M. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2):21–30.
- [15] 赵慧民,赖剑煌,蔡君,等.一种用于帧内篡改检测的压缩感知视频水印实现算法[J].电子学报,2013,41(6):1153–1158.
- [16] 周燕,曾凡智,赵慧民,等.一种基于精细化稀疏自适应匹配追踪算法的图像检索方法研究[J].电子学报,2014,42(12):2457–2466.
- [17] HE L, CHEN H, CARIN L. Tree-structured compressive sensing with variational Bayesian analysis[J]. IEEE Signal Process, Letter, 2010, 17(3):233–236.
- [18] XU M, LI T, PING X. A new model of nature images based on generalized gaussian distribution[C]//Proc IEEE Conf on Communications and Mobile Computing. Kunming: IEEE, 2009:446–450.
- [19] CANDES E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. Comptes Rendus Mathematique, 2008, 346(9/10):589–592.
- [20] SCHAEFER G, STICH M. UCID—an uncompressed color image database[C]// Proc SPIE 5307, Storage & Retrieval Methods & Applications for Multimedia. San Jose: SPIE, 2004:472–480.
- [21] WANG Y, MOULIN P. Optimized feature extraction for learning based image steganalysis[J]. IEEE Trans Inf Forens Security, 2007, 2(1):31–45.
- [22] LI B, HUANG J, SHI Y Q. Textural features based universal steganalysis[C]// Proc SPIE Conference on Security, Fornics, Steganography, and Watermarking of Multidedia Contents X. San Jose: SPIE, 2008:12.
- [23] PEVNY T, BAS P, FRIDRICH J. Steganalysis by subtractive pixel adjacency matrix[J]. IEEE Trans Inf Forens Security, 2010, 5(2):215–224.
- [24] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. Acm Tist, 2011, 2(3):1–27.