

一种基于分块压缩感知的鲁棒图像散列算法

朱跃生 莫志威 孙自强

(北京大学深圳研究生院信息工程学院, 深圳, 518055)

摘要: 图像散列算法是一种把数字图像映射为一个基于内容的简短二进制比特串的技术,它具有鲁棒性、安全性、紧凑性和单向性等特点,已被广泛应用于图像鉴别与图像识别领域中。本文提出一种基于分块压缩感知的鲁棒图像散列算法,其设计利用了压缩感知采样阶段的计算保密及线性运算的特点。该算法通过对图像进行分块,利用压缩感知理论在密钥的控制下将图像块随机投影为一个测量值向量序列,并把每个测量值向量量化为一个比特,得到一个长度可由分块策略调整的二进制散列值。实验结果表明,本文算法在鲁棒性、安全性和运算速度等方面具有良好的性能。

关键词: 图像散列; 分块压缩感知; 随机投影; 图像鉴别

中图分类号: TN919 **文献标志码:** A

Robust Image Hashing Based on Block Compressed Sensing

Zhu Yuesheng, Mo Zhiwei, Sun Ziqiang

(School of Electronics and Computer Engineering, Shenzhen Graduate School, Peking University, Shenzhen, 518055, China)

Abstract: Image hashing is a technique to map a digital image into a content-based and short binary code. It has the properties of robustness, security, compactness and one-wayness, which has been widely applied in the field of image authentication and identification. Here, a robust image hashing algorithm based on block compressed sensing is proposed, using the characteristics of secure computation and linear operation in the sampling stage. In the proposed algorithm, the input image is partitioned into sub-blocks. For each sub-block, random projection is applied to it based on the theory of compressed sensing, and a measurement vector can be obtained under the control of the secret key. Then each measurement vector is quantized as one bit and finally a binary hash value can be obtained whose length can be adjusted by the strategy of image partition. Experimental results show that the proposed algorithm has satisfied performance in robustness, security and speed.

Key words: image hashing; block compressed sensing; random projection; image authentication

引 言

图像散列算法把图像映射为基于内容的简短二进制散列值,它在图像鉴别与图像识别领域得到广泛应用,如图像完整性检测^[1,2]、图像拷贝检测^[3]和图像数据库检索^[4]等。图像散列函数将输入图像转

化为定长的比特串,其概念引申于密码学散列函数^[5]。密码学散列函数,如 MD5 和 SHA-1 等,对输入数据非常敏感,输入的任何一比特变化都将导致输出散列值的剧烈变化,因此不适用于易受有损操作的多媒体应用。而图像散列函数具有鲁棒性,它可抵抗内容保持操作(Content-preserving manipulations),对于如加性噪声、中值滤波和 JPEG 压缩等对图像内容感知上没有改变的操作,图像散列值可尽量保持不变或相近。而且它还具有安全性、紧凑性和单向性等特点。一般来说,图像散列值生成的过程包括特征提取和特征压缩两个阶段^[6],前者对输入图像进行特征提取;后者对这些特征进行压缩量化,最终得到二进制散列值。文献^[7]所采用的位置敏感散列(Locality sensitive hashing, LSH)是一种用于通用高维数据的近似最近邻检索技术,而图像散列函数则是针对应用于图像信号的技术,偏向于信号处理领域。近年来,出现了几种典型的鲁棒和安全图像散列算法:Kozat 等^[8]在图像中伪随机地选取多个子图像,并通过两个阶段的奇异值分解得到鲁棒的图像特征;Swaminathan 等^[9]提出基于傅里叶梅林变换的图像散列方法及两种加入随机性的方案;Lü 等^[10]提出一种基于局部特征点的散列方案,利用形状上下文对局部特征点进行编码;这些方法虽具有一定的鲁棒性和安全性,但特征提取的时间较长。Khelifi 等^[11]提出一种基于虚水印的图像散列算法,用韦伯分布拟合图像边缘特征系数构造水印检测器,通过输入伪随机噪声得到二进制散列值;Yang 等^[12]提出一种基于图像块均值的图像散列算法,该算法通过伪随机置乱图像块序号体现其安全性。这两种方法特征提取阶段具有计算复杂度低的优点,但图像特征缺少安全保护,容易引起攻击者伪造图像,并保持特征不变来得到相同的散列值。Kang 等^[13]提出一种基于压缩感知的图像散列算法,该算法对下采样图像进行随机投影得到测量值,并用非均匀量化器对测量值进行量化得到二进制散列值。该方法具有特征提取快、安全的特点,但其散列值不能直接用于比较,需先反量化为测量值再进行均方误差比较,或对下采样图像进行重构再用视觉信息保真度比较,这两种比较方式过程较繁琐,而且采用重构的方式进行比较使得计算时间较长。本文利用压缩感知所具有的信号压缩、计算保密和采样计算复杂度低的特性,提出一种基于分块压缩感知的图像散列算法,它具有鲁棒、安全和快速等优点。

1 压缩感知理论

1.1 压缩感知

对于一个长度为 N 的实值信号 \mathbf{x} ,它的 $M(M < N)$ 个测量值可通过一个线性变换得到,即有

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (1)$$

式中: \mathbf{y} 为测量值向量; $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 为用密钥控制的测量矩阵。假设一组基 Ψ 能够为信号 \mathbf{x} 提供 \mathbf{K} 稀疏表达,那么信号 \mathbf{x} 能够由 $M = O(K \log(N/K))$ 个测量值重构^[14]。可将压缩感知看成是一种数据降维技术,所获得的测量值可看作原信号在加密域下的压缩信号。

1.2 分块压缩感知

在分块压缩感知框架^[15]中,以一张大小为 $I_r \times I_c$ 的图像为研究对象,则它具有 $N = I_r I_c$ 个像素,对图像进行非重叠分块,每个图像块的大小为 $B \times B$,同时假设对整个图像提取 n 个测量值。对于第 i 个图像块,用 \mathbf{x}_i 表示其向量的形式,它的测量值向量 \mathbf{y}_i 为

$$\mathbf{y}_i = \Phi_B \mathbf{x}_i \quad (2)$$

式中: Φ_B 为 $n_B \times B^2$ 的测量矩阵, $n_B = \lfloor nB^2/N \rfloor$ 。对于整张图像,其测量矩阵可以表达为分块对角的形式,即

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_B & & & \\ & \Phi_B & & \\ & & \ddots & \\ & & & \Phi_B \end{bmatrix} \quad (3)$$

只需要存储大小为 $n_B \times B^2$ 的矩阵而不需存储整个 $n \times N$ 的满矩阵,因此可看出该框架存储高效,有助于算法的实时实现。

2 基于分块压缩感知的图像散列算法

由于压缩感知的信号压缩和计算保密特性,原图像可以由分块压缩感知后的测量值重构,即这些测量值是原图像的加密压缩后的等价。本文在此基础上设计图像散列函数,基于单向性和紧凑性的要求,把图像的测量值进行进一步的压缩量化为二进制散列值,算法框图如图 1 所示。

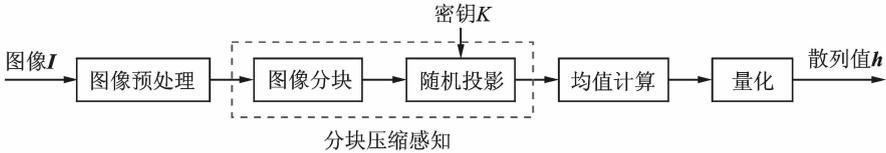


图 1 本文图像散列算法

Fig. 1 Block diagram of proposed image hashing algorithm

设图像散列函数 H 的输入为图像 I 和密钥 K ,输出的散列值为 h ,则散列过程可表达为 $h = H(I, K)$,本文图像散列算法步骤如下:

(1) 图像预处理。对输入图像 I 转换为灰度图,并调整大小为 $N \times N$;

(2) 图像分块。对预处理后的图像进行非重叠分块,每个图像块的大小为 $B \times B$,因此图像块的数目为 $L = N/B \times N/B$;

(3) 随机投影。对第 i 个图像块,将其转换为一维列向量的形式 x_i ,通过公式对其进行随机投影,得到测量值向量 y_i ,式(2)中的 Φ_B 是通过密钥 K 产生的随机矩阵。对所有图像块进行随机投影,可得到一个测量值向量序列 $\{y_1, \dots, y_i, \dots, y_L\}$;

(4) 均值计算。对于每个测量向量 y_i 计算其均值 M_i ,得到一个均值序列 $M = \{M_1, \dots, M_i, \dots, M_L\}$;

(5) 量化。计算均值序列的中位数 $M_i = \text{Median}(M)$ 。以 M_i 作为阈值,最终的二进制散列值可通过量化均值序列得到,有

$$h(i) = \begin{cases} 0 & M_i < M_i, i = 1, 2, \dots, L \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其散列值长度等于图像块的数目,可通过图像分块策略调整,算法在密钥的控制下将每个图像块等效量化为 1 bit,从而保证了算法的安全性。其中密钥是一个数字,若要对同一幅图像用图像散列算法生成同一散列值则需采用同一把密钥,在图像鉴别的应用中,密钥由发送方和接收方协商一致。值得注意的是,在实现中步骤(2,3)可以通过 1.2 节分块压缩感知框架结合为一步来完成。而比较两个散列值 h_1 和 h_2 ,可采用归一化汉明距离(Normalized hamming distance, NHD)评价为

$$D(h_1, h_2) = \text{NHD}(h_1, h_2) = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L |h_1(k) - h_2(k)| \quad (5)$$

式中: k 为散列值的比特序列号,归一化汉明距离的值为 $[0, 1]$ 。对于两张内容感知相似的图像其散列值的归一化汉明距离应尽量接近 0,而两张内容感知不同的图像的距离应尽量接近 0.5。图 2 以两张测试图像 Baboon 和 Lena 为例,利用本文算法生成 256 bit 散列值,并通过散列值异或计算得到它们的归一化汉明距离为 0.539 1。

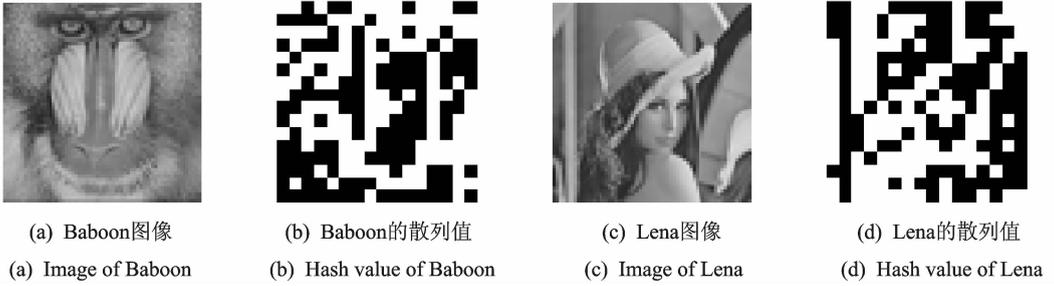


图2 测试图像及其对应的散列值

Fig. 2 Test images and corresponding hash values

3 计算复杂度分析

本文算法可以分为两个主要阶段：特征提取和特征压缩。特征提取阶段是算法的第3步随机投影，其运算为矩阵相乘。假设从每个图像块中提取 m 个测量值，每个测量值需要计算复杂度 $O(B^2)$ 。则对于每个图像块，随机投影的计算复杂度为 $O(mB^2)$ 。因此，对于整张图像，特征提取的计算复杂度为

$$T_1 = O(mB^2 \times L) = O(mN^2) \quad (6)$$

特征压缩阶段为算法的步骤(4, 5)，均值计算的计算复杂度为 $T_{21} = O(L)$ ，量化阶段为 $T_{22} = O(L)$ ，因此本阶段的计算复杂度为

$$T_2 = T_{21} + T_{22} = O(L) \quad (7)$$

因此，本文算法总计算复杂度为

$$T = T_1 + T_2 = O(mB^2 \times L) + O(L) = O(mN^2) + O\left(\frac{N^2}{B^2}\right) \quad (8)$$

从式(8)可以看出，本文算法的计算复杂度取决于图像调整后的边长大小 N ，每个块提取的测量值数目 m 和每个分块的边长大小 B 。

4 实验结果与分析

对本文算法的性能评估实验包括6个部分：鲁棒性测试、区分性测试、假设检验测试、运行时间测试、密钥依赖性测试和篡改检测测试。实验中使用散列值长度值为256 bit，其他长度可通过调节 N/B 的大小得到，表1给出了本文算法与其他算法^[8,9,11]的实验参数。

表1 各算法的参数设置及散列值长度

Tab. 1 Parameters setting and hash value length of four hashing algorithms

算法	参数设置	散列值长度
本文算法	$N=256, B=16, m=16$	256 bit
Kozat ^[8]	窗口个数 150, 矩形大小 150 ^[16]	450 个实数
Swaminathan ^[9]	方案 1, 60 个半径, 每个半径散列值用 7 bit 量化	420 bit
Khelifi ^[11]	重叠分块, 分块大小 $32 \times 32, \lambda=0.15$	250 bit

4.1 鲁棒性测试

感知鲁棒性是图像散列函数的一个重要特性，即内容感知相似的图像应该具有相似的散列值，即

$$\Pr(H(I, K) = H(I_{\text{ident}}, K)) \geq 1 - \epsilon_1 \quad 0 \leq \epsilon_1 < 1 \quad (9)$$

式中： I_{ident} 为与图像 I 感知相似的图像。鲁棒性测试是测试图像散列算法在内容保持操作下所生成散列值的差异，在原图像加入内容保持操作后，鲁棒性强的算法所生成的散列值，应该要和原图像散列值的

距离尽量小,越接近 0 则表明鲁棒性越好。本测试将使用 4 张大小为 512×512 像素的标准测试图像(Baboon, Boat, Lena, Plane)作为测试集,将表 2 中的 8 类共 80 种内容保持操作加入到 4 张图像中,计算原图像和经过内容保持操作后图像散列值的归一化汉明距离,实验结果如图 3 所示。从图 3 可看出,具有相同内容的图像的散列值距离较小,对于大部分的操作,归一化汉明距离保持在 0.2 以下。针对 JPEG 压缩,伽马校正和图像缩放操作,本文算法表现尤为良好,对小角度旋转也具有一定的鲁棒性。

表 2 内容保持操作及参数设置

Tab. 2 Content-preserving manipulations and parameters setting

操作类型	参数设置	数目
高斯噪声	标准差 0.01~0.10	10
椒盐噪声	密度 0.01~0.10	10
斑点噪声	方差 0.01~0.10	10
中值滤波	滤波器大小 3:21, 步长为 2	10
JPEG 压缩	JPEG 质量因子 10~100	10
伽马校正	伽马值 0.75~1.25	10
旋转	角度 1~10	10
缩放	缩放比率 0.5~1.5	10
共计		80

因此可以看出,本文算法具有良好的鲁棒性,对于图像散列算法的分类性能评价,还需要评价其区分性(4.2 节),并采用假设检验测试(4.3 节)对比不同算法来评估本文算法的综合性能。

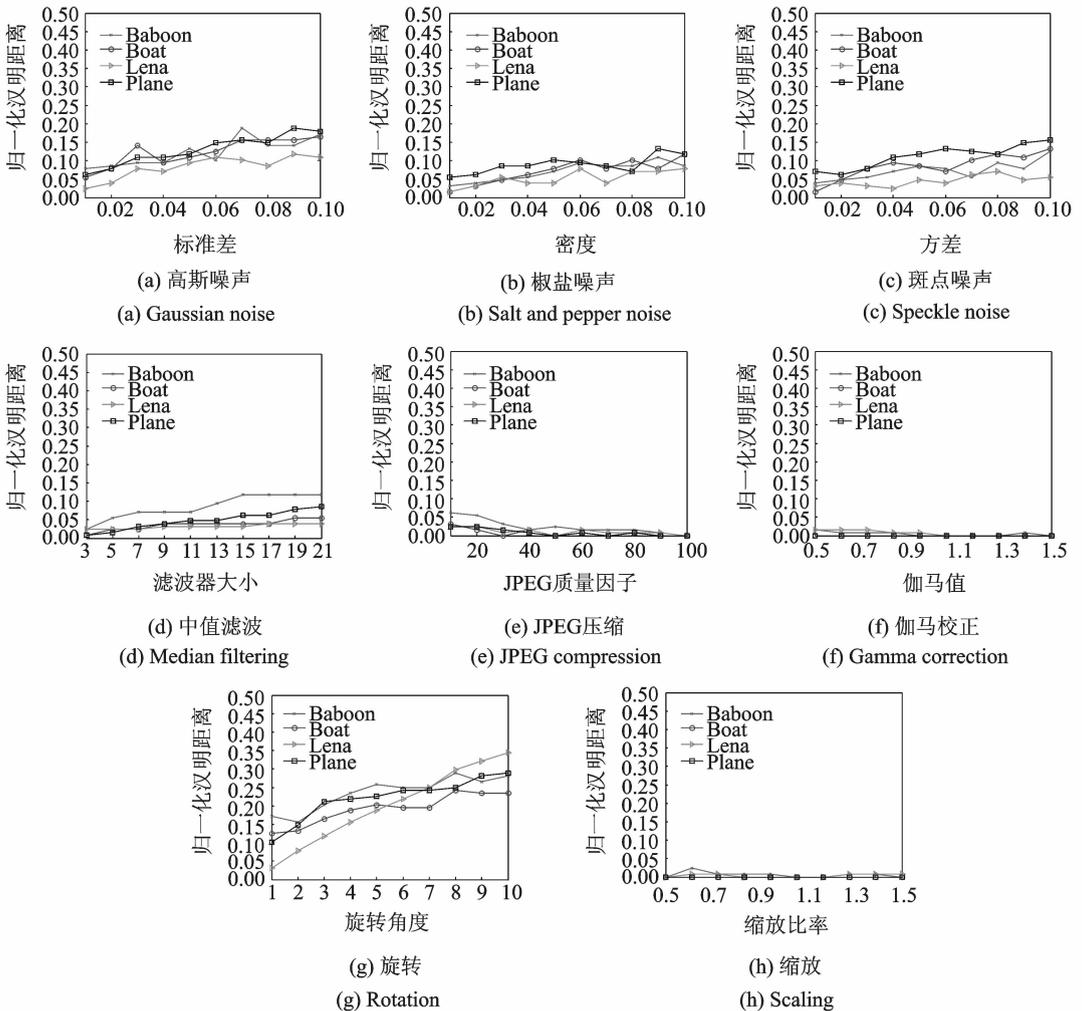


图 3 鲁棒性测试结果

Fig. 3 Results of robustness test

4.2 区分性测试

图像散列函数需要具有区分性,即内容感知不同的图像应具有不同的散列值,即有

$$\Pr(H(\mathbf{I}, K) \neq H(\mathbf{I}_{\text{diff}}, K)) \geq 1 - \epsilon_2 \quad 0 \leq \epsilon_2 < 1 \quad (10)$$

式中: \mathbf{I}_{diff} 表示与图像 \mathbf{I} 感知不同的图像。区分性测试用于评估图像散列算法区分不同内容图像的能力,假设长度为 L 的散列值中每一个比特都是独立同分布的,则散列值比较的过程可视为 N 重伯努利试验,如果 L 足够大,根据中心极限定理,散列值对的归一化汉明距离将服从均值 $\mu=0.5$ 和标准差 $\delta=0.5/\sqrt{N}$ 的正态分布。本测试使用1 000张UCID^[17]图像作为数据集,通过计算每张图像的散列值,得到1 000个散列值,从而有 $C_{1\ 000}^2=499\ 500$ 个散列值对。计算每个散列值对的归一化汉明距离,得到其分布如图4所示,其中均值为0.466 3,标准差为0.112 0,实验结果表明,本文算法具有良好的区分性。

4.3 假设检验测试

假设检验测试是综合考查算法鲁棒性和区分性的测试。对于两张图像是否内容相同这一问题,有两个假设:(1) H_0 :两张图像感知不同;(2) H_1 :两张图像感知相似。判决的结果取决于两张图像之间的散列值距离 $D(h_1, h_2)$ 和阈值 T 之间的关系,若 $D(h_1, h_2) > T$,则作出 H_0 假设,否则作出 H_1 假设。通过改变 T 的大小,可以计算出相应的真阳性率(True positive rate, TPR)和假阳性率(False positive rate, FPR),从而画出受试者工作特征(Receiver operating characteristic, ROC)曲线。假设检验测试的评价标准是ROC曲线底下围成的面积(Area under the curve, AUC)越大,则表示算法性能越好。本测试对50幅大小为 512×512 像素的标准测试图像分别按照表2所列出的参数进行操作,最终得到 $(50 \times 80 + 1) \times 50 = 4\ 050$ 张图像。基于这些图像,对本文算法进行假设检验测试,并对比3种现有算法^[8,9,11],根据表1给定的参数设置进行对比实验。结果如图5所示,从图5中可以直观地看出,本文算法比其他方法具有更好的性能。

4.4 运行时间测试

为了评估算法的运算速度,本测试用散列算法对50幅大小为 512×512 像素的图像生成散列值,计算算法平均运行一次的时间。实验运行环境:Pentium Dual-Core CPU T4300(2.10 GHz),内存4 GB。表3的运行时间比较结果显示,与其他算法^[8,9,11]相比,本文算法具有更低的运行时间。这是由于本文算法的散列值生成过程均采用线性运算,因此低的计算复杂度提升了本文算法的运算速度。

4.5 密钥依赖性测试

图像散列函数还需要具备安全性,即散列算法能够保证所生成的散列值在不知道密钥的情况下很难被伪造或估计,对于两把不同的密钥 K_1 和 K_2 ,此性质可表达为

$$\Pr(H(\mathbf{I}, K_1) \neq H(\mathbf{I}, K_2)) \geq 1 - \epsilon_3 \quad 0 \leq \epsilon_3 < 1 \quad (11)$$

在图像鉴别等信息安全相关领域中,图像散列值需要高度依赖于密钥,对于不同密钥所产生的散列值,其归一化汉明距离越接近于0.5,表示该算法对密钥的依赖性越高,安全性越好。本文使用1 000幅UCID图像来进行密钥依赖性测试。对于每一幅图像,首先使用50个不同的密钥对图像进行散列,得

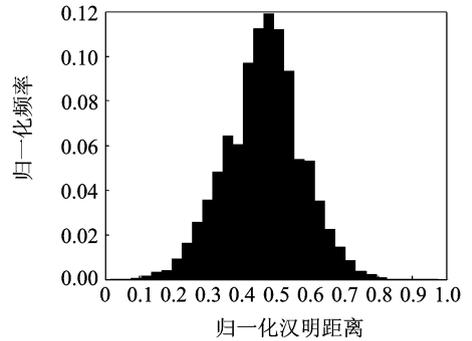


图4 区分性测试中的归一化汉明距离分布
Fig. 4 Distribution of NHDs in discrimination test

表3 运行时间比较

Tab. 3 Comparison of runtime

算法	本文算法	Kozat ^[8]	Swaminathan ^[9]	Khelifi ^[11]
运行时间/s	0.054 8	3.035 7	27.314 8	1.123 8

到 50 个散列值,共 $C_{50}^2 = 1\ 225$ 个散列值对,然后求出每个散列值对之间的归一化汉明距离,并对得到的所有散列值对的归一化汉明距离求平均值,得到实验结果如图 6 所示。所有图像的散列值对平均归一化汉明距离等于 0.504 1,接近于 0.5,表明本文算法具有良好的密钥依赖性。

4.6 篡改检测测试

本节将测试算法的篡改检测能力,以一幅 $N \times N$ 的测试图像 Lena 作为原图像,并在其图像中心进行块状的篡改,篡改块的边长大小由 $0.2N \sim N$,篡改的图像块来源于测试图像 Boat,如图 7 所示。表 4 给出了原图像与篡改后图像的散列值归一化汉明距离,从表 4 中可以看出,随着篡改图像块的增大,归一化汉明距离逐渐增大,当图像完全被篡改后,距离接近于 0.5,符合区分性测试中得到的结论。

本文提出的散列算法对整幅图像进行,它捕捉了图像的全局视觉信息,因此局部的篡改对其散列值的影响较小。假如在图像鉴别的应用中需要对局部篡改进行检测和定位,由于测量值对篡改具有脆弱性^[18],可把图像块的测量值再加以利用,将图像块的测量值作为零水印信息注册保存,通过比较对应图像块测量值的欧氏距离判断图像块是否受到篡改,并用测量值对篡改部分进行重构恢复。因此,将本文提出的图像散列算法作为全局鉴别算法,配合零水印技术作为局部鉴别算法,可得出一种基于分块压缩感知的安全图像鉴别方案。

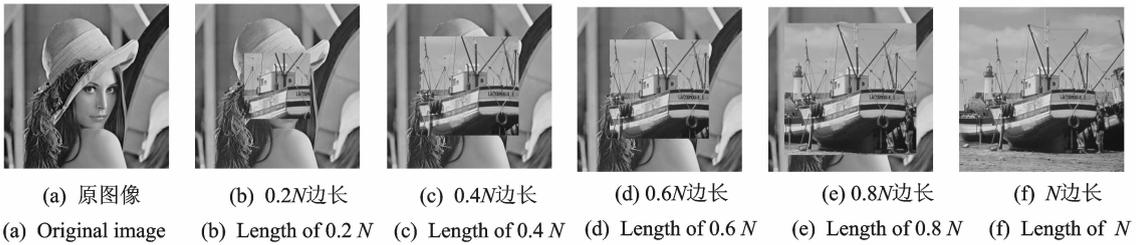


图 7 原图像和经过块篡改的图像

Fig. 7 Original image and its block tamper versions

表 4 原图像和经过不同强度块篡改后图像的归一化汉明距离

Tab. 4 NHDs between original image and tampered ones under different strength of block tamper

篡改块的大小	0.2N	0.4N	0.6N	0.8N	N
归一化汉明距离	0.02	0.10	0.20	0.34	0.48

5 结束语

本文基于分块压缩感知理论提出了一种新型的鲁棒图像散列算法。该算法将压缩感知采样得到的测量值看成是原图像在加密域下的压缩信号,并进一步压缩成一个简短二进制比特串,其长度可根据分块的策略进行调整。整个散列过程都采用线性运算,计算简单、容易实现,且算法的安全性由随机投影

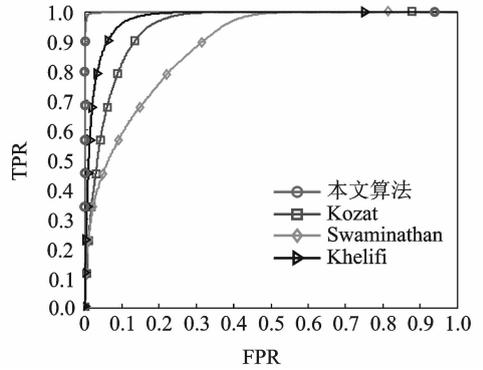


图 5 全局 ROC 曲线

Fig. 5 Overall ROC

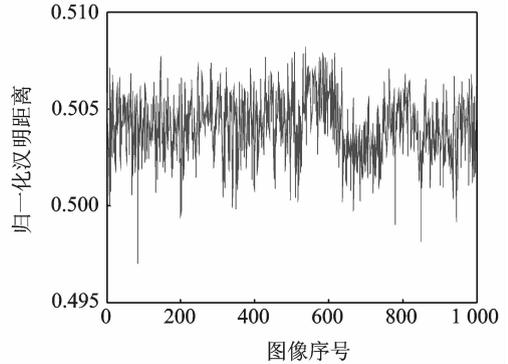


图 6 密钥依赖性测试结果

Fig. 6 Result of key-dependence test

阶段得到保证。实验结果表明,与其他方法比较,本文算法具有较好的鲁棒性和区分性,而且具有计算复杂度低和安全性好的特点,适用于实时图像鉴别和识别的应用。

参考文献:

- [1] Zhao Y, Wang S, Zhang X, et al. Robust hashing for image authentication using Zernike moments and local features [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2013, 8(1): 55-63.
- [2] Shin J, Kim D, Ruland C. Content based image authentication using HOG feature descriptor [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Paris, France: IEEE, 2014: 5292-5296.
- [3] Lu C S, Hsu C Y, Sun S W, et al. Robust mesh-based hashing for copy detection and tracing of images [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). Taipei, China: IEEE, 2004, 1: 731-734.
- [4] Weng L, Amsaleg L, Morton A, et al. A privacy-preserving framework for large-scale content-based information retrieval [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2015, 10(1): 152-167.
- [5] Menezes A J, Van Oorschot P C, Vanstone S A. Handbook of applied cryptography [M]. Boca Raton: CRC Press, 1996.
- [6] Monga V, Banerjee A, Evans B L. A clustering based approach to perceptual image hashing [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2006, 1(1): 68-79.
- [7] 蒯博宇, 郭志刚, 李弼程, 等. 基于随机化映射和模式熵的近似重复图像检测[J]. 数据采集与处理, 2012, 27(3): 363-367.
Lin Boyu, Guo Zhigang, Li Bicheng, et al. Near-duplicate image detection based on random mapping and pattern entropy [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(3): 363-367.
- [8] Kozat S S, Venkatesan R, Mihcak M K. Robust perceptual image hashing via matrix invariants [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Singapore: IEEE, 2004: 3443-3446.
- [9] Swaminathan A, Mao Y, Wu M. Robust and secure image hashing [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2006, 1(2): 215-230.
- [10] Lü X, Wang Z J. Perceptual image hashing based on shape contexts and local feature points [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(3): 1081-1093.
- [11] Khelifi F, Jiang J. Perceptual image hashing based on virtual watermark detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(4): 981-994.
- [12] Yang B, Gu F, Niu X. Block mean value based image perceptual hashing [C]// Proceedings of International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. Pasadena, California, USA: IEEE, 2006: 167-172.
- [13] Kang L W, Lu C S, Hsu C Y. Compressive sensing-based image hashing [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Cairo, Egypt: IEEE, 2009: 1285-1288.
- [14] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [15] Gan L. Block compressed sensing of natural images [C]// Proceedings of 15th International Conference on Digital Signal Processing. Cardiff, UK: IEEE, 2007: 403-406.
- [16] Monga V, Vats D, Evans B L. Image hashing toolbox in matlab [EB/OL]. <http://users.ece.utexas.edu/~bevans/projects/hashing/toolbox/>, 2006-06-18.
- [17] Schaefer G, Stich M. UCID: An uncompressed color image database [C]// Proceedings of Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia. San Jose, California, USA: SPIE, 2004: 472-480.
- [18] 赵春晖, 刘巍. 基于分块压缩感知的图像半脆弱零水印算法 [J]. 自动化学报, 2012, 38(4): 609-617.
Zhao Chunhui, Liu Wei. Block compressive sensing based image semi-fragile zero-watermarking algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(4): 609-617.

作者简介:



朱跃生(1959-),男,教授,研究方向:多媒体信息安全, E-mail: zhuys @ pkusz.edu.cn.



莫志威(1989-),男,硕士研究生,研究方向:图像散列算法。



孙自强(1987-),男,博士研究生,研究方向:视频指纹技术。

