

基于数据融合和 ICA 的鲁棒数字水印算法

余 维^{1,2}, 孙星明³, 杨恒伏³

(1. 湖南大学软件学院, 长沙 410082; 2. 湖南信息职业技术学院, 长沙 410200; 3. 湖南大学计算机与通信学院, 长沙 410082)

摘要: 利用树状小波分解结合人类视觉系统的特性, 提出一种基于数据融合的鲁棒性数字水印算法, 可以向载体图像中自适应地嵌入多个数字水印副本。在每个块中使用独立分量分析的方法提取水印, 对提取出的多个水印副本图像进行融合操作, 以提高水印的鲁棒性。仿真试验表明, 以该方法嵌入的水印具有较高的透明性, 对常见图像处理攻击有很强的鲁棒性。

关键词: 数字水印; 树状小波分解; 独立分量分析; 数据融合

Robust Digital Watermarking Algorithm Based on Data Fusion and ICA

SHE Wei^{1,2}, SUN Xing-ming³, YANG Heng-fu³

(1. School of Software, Hunan University, Changsha 410082; 2. Hunan College of Information Technology, Changsha 410200;

3. School of Computer and Communication, Hunan University, Changsha 410082)

【Abstract】 By using data fusion, this paper proposes a robust digital watermarking algorithm. Multiple copies of digital watermarking are embedded into the carrier image by exploiting the characteristics of tree-structured wavelet decomposition and human visual system, and Independent Component Analysis(ICA) method can be used to extract these copies. These extracted copies are fused by PCA image fusion algorithm so as to improve the robustness of the algorithm. Simulation experiments show that the scheme is effective, and achieves higher transparency and strong robustness to common image processing attacks.

【Key words】 digital watermarking; tree-structured wavelet decomposition; Independent Component Analysis(ICA); data fusion

1 概述

数字水印是一种有效的数字产品版权保护和数据安全维护技术^[1], 是信息隐藏技术领域的一个重要分支。数字水印技术利用数字作品中普遍存在的信息冗余性与随机性, 向其中嵌入可鉴别的数字信号或模式, 且不影响宿主数据的可用性。鲁棒性是作为版权保护手段而使用的水印的一个重要性能指标, 一般鲁棒性越强就越理想。而水印的不可见性是指水印的嵌入不能影响载体(图像、音频或视频等)的正常使用。图像融合^[2]将不同传感器得到的多幅图像进行综合处理, 从而得到一幅满足某种要求的新图像。融合后的图像比原图像更加清晰可靠、易于分辨。在数字图像处理领域, 图像融合可用于图像锐化, 提高图像的集合校正精确度, 最终得到在任何一幅单独的原始图像中无法表现的某些特征, 从而可以为识别系统提供更加完备的数据。基于图像融合技术在众多领域的成功应用, 本文提出一种基于数据融合的鲁棒性水印算法, 使用树状小波分解, 根据图像敏感特性自适应地嵌入水印的多个副本, 并利用原始图像与水印之间的混叠形成密钥; 水印提取时使用基于独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)的盲源信号分离方法, 提取出多个水印副本; 水印的检测过程对检出的多个水印图像进行聚类, 结合主成分分析(PCA)对优势类进行图像融合, 以提高水印的鲁棒性。

2 人类视觉系统(HVS)和树状小波分解

传统的小波分解是金字塔形的, 利用正交小波变换对原图像进行正交小波分解, 得到表示低频信息、水平方向信息、

垂直方向信息和对角方向信息的4个子图像, 再将低频子图像进一步分解成4个子图像。

而树状小波分解将原图像进行树状解析^[3], 根据人眼视觉特性和由此确定的视觉敏感度确定子树能否再分, 从而形成一棵由各级子图组成的不完全树。这种分解方法不仅对低频的逼近子图进行再分, 还将频率较高的细节子图按其视觉特征自适应地进行分解。这种分解特性便于在其中嵌入大量隐藏信息。

根据人类视觉系统模型^[4], 人眼对图像各区域变化的敏感性呈现如下特性: (1)对平滑区的灰度变化比较敏感, 对纹理区的灰度变化不敏感; (2)对低亮度区域附加的噪声比较敏感, 对高亮度区域所附加的噪声不太敏感; (3)对边缘区域的变化比较敏感, 对非边缘区域的变化不太敏感。

对于嵌入水印来说, 图像的低频子图能量集中便于嵌入, 但通常也是较为平滑的区域, 进行水印嵌入容易造成视觉上的敏感; 而高频子图的纹理比较密集, 嵌入水印不易造成视觉敏感, 但其能量较小致使水印可嵌入的强度减弱。

在树状小波分解过程中, 合理运用某种准则来判定对一

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60373062, 60573045); 高校博士点基金资助项目(20050532007); 湖南省教育厅青年项目基金资助项目(04B016)

作者简介: 余 维(1977 -), 男, 高级工程师、硕士研究生, 主研方向: 数字水印技术, 图像处理; 孙星明, 教授、博士生导师; 杨恒伏, 博士研究生

收稿日期: 2008-02-20 **E-mail:** shewei1977@163.com

个子带信号是否继续进行分解和嵌入水印，可以在以上两点间取得折中。根据人眼视觉特性，分别计算载体图像分块系数的对比度灵敏性和图像各像素点的显著性，从而确定子树是否进一步分解的标准。人眼对特定空间频率的对比度灵敏性为^[5]

$$C(u, v) = 5.05e^{-0.178(u+v)}(e^{0.1(u+v)} - 1) \quad (1)$$

其中， u, v 是相应的空间频率。利用对比灵敏度矩阵可以计算一个图像块对加入水印的视觉敏感性，从而确定子树分解标准。计算公式如下^[5]：

$$S = \sum_{\forall(u,v)} C(u, v) |F(u, v)|^2 \quad (2)$$

其中， $F(u, v)$ 为图像块 $f(u, v)$ 的傅里叶变换； S 反映了人眼视觉对此图像块的视觉敏感性，值越大，人眼对图像的噪声越不敏感，可以嵌入到此图像块中的水印强度越高，即该子树可以分解的层数越多。在实际使用中，为了适应JPEG2000的标准，将式(2)扩展到DWT域，得到 S_{DWT} ^[5]：

$$S_{DWT} = \sum_{\forall(u,v)} C(u, v) |F_{DWT}(u, v)|^2 \quad (3)$$

其中， $F_{DWT}(u, v)$ 是所选子图的离散小波变换。因此，子图分解的阈值计算公式为^[5]

$$T_e = \alpha \ln S_{DWT} \quad (4)$$

其中， α 为水印嵌入的强度系数，由试验参数获得。计算每一个子图的 S_{DWT} ，当其值小于阈值 T_e 时，停止子树的再分。

3 ICA 和图像融合方法

ICA是进行盲源分离的一种有效方法^[6]，其主要思想为：通过独立分量分析，从一组观察信号 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 分离出一组统计独立的信号源 $s = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 的估计值 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ， y 也是统计独立的。可用矩阵表示成^[6]：

$$X = AS \quad (5)$$

估计出混合矩阵 A 后可以进一步计算 A 的逆，即分离矩阵 $W = A^{-1}$ ，从而得到独立分量 S 的估计 Y ^[7]：

$$Y = WX \quad (6)$$

为了减少计算量以提高水印的提取效率，可以采用基于互信息和负熵的 ICA 方法，因为这种方法避免了其他一些 ICA 方法必需的求逆运算。

图像融合是数据融合的一个重要分支，是数据融合技术在数字图像处理方面的应用，其目的是通过对多幅图像信息的提取与综合，获得对同一目标更为准确、全面和可靠的图像描述，以利于对目标的检测和识别^[8]。

在载体图像受到各类攻击后，提取出的水印可能部分破损为了提高检出水印的质量，可以采用融合水印图像的方法，对多个受损水印进行分析，从而得到修正后的水印，达到检出水印与原水印的最大相似。主分量分析是一种常用的图像融合算法^[9]，已广泛应用于图像数据压缩、特征选择等方面。它是一种最小均方差意义上的最优正交变换，可以用来实现水印图像的融合。

将检测到的多个水印图像各视为一个随机变量，从而组成一个随机向量 X ^[9]：

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \quad (7)$$

其均值 $m_x = E\{X\}$ ， E 表示数学期望。数据的协方差矩阵^[9]为

$$C_x = E\{(X - \mu_x)(X - \mu_x)^T\} \quad (8)$$

协方差矩阵的特征值 l_i 和特征向量 e_i 应满足^[9]

$$C_x e_i = \lambda_i e_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

求出协方差矩阵的特征值和特征向量，将特征向量按其

特征值从大到小的顺序排列，得到变换矩阵 A ，对 X 进行变换得到^[9]

$$Y = A(X - \mu_x) \quad (10)$$

Y 的第1主分量即融合后的图像。

以这种方式进行图像融合的效率很高，但不足之处是对图像中所有的像素一视同仁，往往会忽略小能量比重的图像块。而在水印融合的过程中，多数水印图像是受过攻击的破损水印，某些水印图像的原水印信息的能量可能已比较低，如果不加分别地进行 PCA 融合，可能造成误检。

本文采用的解决方案是，先计算受损水印的相关系数矩阵 R ，根据水印之间相关系数 r_{ij} 进行K-均值聚类^[10]，将聚类形成的优势类进行PCA融合，达到较好的融合效果。

4 基于 PCA 的水印算法

通过结合树状小波变换，本文提出一种基于图像融合技术的图像水印算法：先利用图像灵敏度阈值对载体图像进行多级树状小波分解，在获得的子带中嵌入多个水印副本并形成密钥；提取水印时，按照密钥结构对含水印图像进行树状小波分解，对获得的子带利用 ICA 算法分离出图像信号和水印；对获得的多个水印副本进行 PCA 图像融合，得到提取出的水印图像。相关算法如下。

(1) 水印嵌入算法

Step1 读取载体图像文件 M_1 ， M_1^T 表示转置， $size(M_1)$ 表示 M_1 的尺寸。

Step2 读取水印图像 M_2 ，计算出 M_2 的尺寸 $size(M_2)$ 。

Step3 计算 M_1 的图像视觉敏感度阈值 T_e ，并以子带视觉敏感度不小于 CT_e 为条件(C 为常数，通过试验证明， C 取0.03~0.05之间的实数能取得较好的嵌入效果)，对 M_1 进行多级树状小波分解，并将分解得到的子带作为节点，形成树 T 。

Step4 遍历 T 的各节点，对每个节点 $node$ 作如下操作：

if ($size(S_2) < size(node)$)

{

在 $node$ 中从起始处选取一段 $node_1$ ，且有 $size(node_1) = size(S_2)$ ，剩余部分为 $node_2$ ；

令 $S = [node_1, S_2]^T$ ，随机生成矩阵 A ，并令 $X = AS$ ， $X = [x_1, x_2]^T$ ；

取 $x_1 = [x_1, node_2]$ 为加水印后的子带节点， x_2 作为提取水印的密钥；}

else if ($size(S_2) = size(node)$)

{

令 $S = [node, S_2]^T$ ，随机生成矩阵 A ，并令 $X = AS$ ， $X = [x_1, x_2]^T$ ；

取 x_1 为加水印后的子带节点， x_2 作为提取水印的密钥；}

else {

节点 $node$ 尺寸小于水印图像 S_2 尺寸，不做任何操作

}

Step5 从节点到根对树 T 进行多级小波逆变换，得到已嵌入水印的图像 M_w ，将多个密钥形成的密钥树保存成密钥文件。

(2) 水印提取算法

Step1 读取待检测的图像 M_w 。

Step2 读取密钥文件，恢复密钥树，计算密钥节点的 key 尺寸 $size(key)$ 。

Step3 以嵌入水印时生成的密钥树结构为分解依据，对 M_w 进行多级树状小波分解，并将分解得到的子带作为节点，形成树 T 。

Step4 遍历 T 的各节点，对每个节点 $node$ 作如下操作：

1) 在 $node$ 中从起始处选取一段 $node_1$ ，且有

$size(node_1)=size(key)$;

2)令 $X=[node_1, key]^T$, 对 X 调用ICA算法求得 A^{-1} ;

3) $Y=A^{-1}X, Y=[y_1, y_2]^T$;

4)将 y_2 转换成一个 $size(key)$ 大小的二维矩阵 w_i , 并将 w_i 作为一个元素放入水印数组 W 中。

Step5 保存水印数组 W 。

(3)水印融合算法

Step1 从水印数组 W 中读取检出水印 w_1, w_2, \dots, w_n , 计算 w_1, w_2, \dots, w_n 的相关系数矩阵 R 。

Step2 对 R 进行K-均值聚类, 以相似度最接近的原则找到2组优势类。

Step3 对这2组受损水印进行PCA融合, 得到融合后的水印图像 W' 。

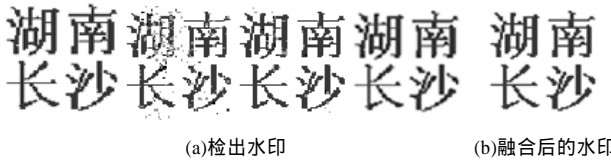
5 实验结果

实验中选取 $512 \times 512 \times 8$ bit的灰度图像Lena作为原始载体图像(图1), 水印图像是一幅 64×64 的二值图像(图2), 图3是嵌入水印后的图像, 其峰值信噪比为45.334 0 dB, 嵌入水印具有较好的透明性。



图1 原图像 图2 水印图像 图3 嵌入水印的图像

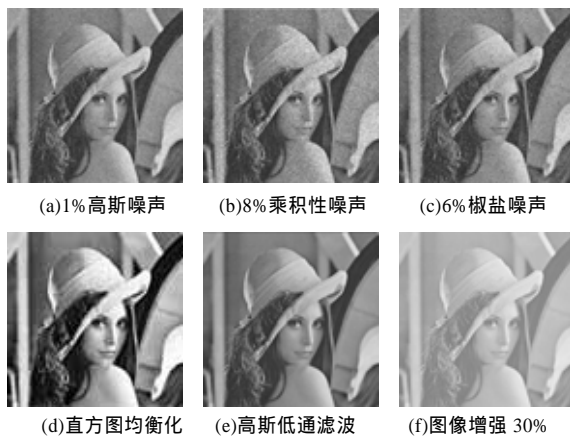
在未受攻击的情况下, 用本文算法对图3进行水印检测, 得到图4(a)的检出水印, 然后对这些图像进行PCA, 得到恢复水印图像(图4(b))。图4(b)和图2的相似值为1。



(a)检出水印 (b)融合后的水印

图4 未受攻击时的水印提取

对图3进行加高斯噪声、乘积噪声等攻击, 图5为图3受到攻击后的效果。



(d)直方图均衡化 (e)高斯低通滤波 (f)图像增强 30%

图5 受到攻击后的含水印图像

图6~图11中的(a)是对图5进行盲检获得的检出水印图像, 图6~图11中的(b)是融合后的水印图像。

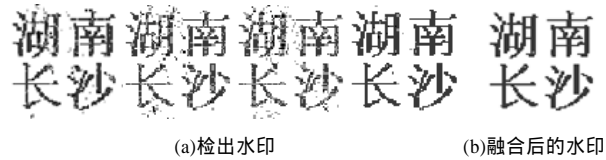


图6 添加高斯噪声后的水印提取和检测

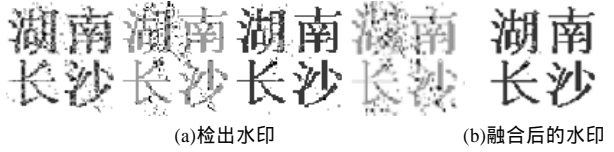


图7 添加乘积性噪声后的水印提取和检测

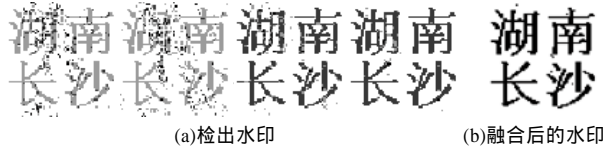


图8 添加椒盐噪声后的水印提取和检测

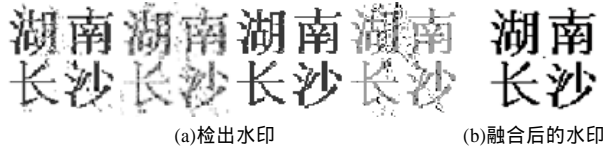


图9 直方图均衡化后的水印提取和检测

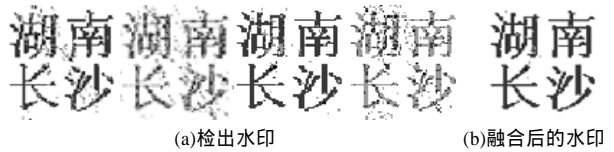


图10 高斯低通滤波后的水印提取和检测

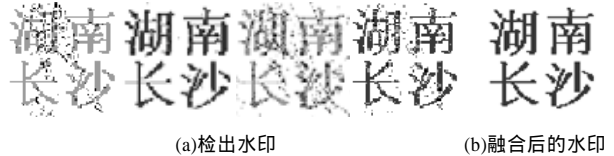


图11 图像增强后的水印提取和检测

表1给出了本文算法的鲁棒性测试结果(即从图7中受攻击后的图像中提取水印), 并与文献[11]的算法进行了对比。

表1 攻击实验结果

攻击方式	相关系数	
	本文算法	文献[11]算法
1%高斯噪声	0.997 0	0.983 6
8%乘积性噪声	0.985 6	0.975 0
6%椒盐噪声	0.993 8	0.961 4
直方图均衡化	0.997 5	0.992 3
高斯低通滤波	0.991 2	0.821 9
图像增强 30%	0.993 7	0.982 5

表1表明, 与文献[11]中的水印算法相比, 利用本文算法进行水印提取, 在多数情况下具有更强的鲁棒性。

6 结束语

本文提出一种基于树状小波分解和PCA数据融合的图像水印嵌入和提取算法, 这种算法利用人眼视觉的敏感度特性, 自适应地向载体图像中加入多个相同的水印, 当含水印图像受到攻击致使水印破损后, 可以利用图像融合方法较为精确地从受损的水印中提取出水印信息。实验结果表明, 本文的算法具有较好的水印透明性, 在抵御多种常见攻击方面较文献[11]的方法具有更强的鲁棒性。(下转第157页)