

一种基于 ICA 的数字图像特征保护方法

赵娜, 胡净, 王万良

ZHAO Na, HU Jing, WANG Wan-liang

浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310014

College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China

E-mail: Sindy928@163.com

ZHAO Na, HU Jing, WANG Wan-liang. ICA-based image feature protecting algorithm. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(3): 120-121.

Abstract: In this paper the author proposes a method to protect image by its eigenvalue. The discrete cosine transform principle is used to extract eigenvalue of the images, then principle of entropy on informatics. And Independent Component Analysis method is adopted to estimate the differentiation of eigenvalue, also perform the image protection. The original image modification is not needed, therefore, this approach is promising in practice.

Key words: eigenvalue; image protecting; entropy; Independent Component Analysis(ICA)

摘要: 提出一种利用数字图像的特征值对该数字图像进行保护的方法。该方法利用 DCT 变化原理, 提取数字图像的特征值, 然后采用信息论中熵的原理和独立分量分析方法评价特征值的变异程度, 对数字图像进行保护。该方法不需要对原图进行修改, 有较高的实用性。

关键词: 特征值; 图像保护; 熵; 独立分量分析(ICA)

文章编号: 1002-8331(2008)03-0120-02 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

1 引言

近年来, 随着互联网技术的快速发展, 网上传输数字化媒体已经越来越普遍。人们可以通过 Internet 网发布自己的作品, 传递重要信息, 进行网络贸易等。但是其暴露出的问题也十分明显: 作品侵权更加容易, 篡改更加方便。非法使用者在未经授权的情况下, 把其他数字信号的一部分融入自己的作品中是有可能的^[1]。如何既充分利用 Internet 网的便利, 又能有效地进行图像等数字产品的保护, 已受到人们的高度重视。图像保护是一个极为重要的课题。

离散余弦变换^[2-5](Discrete Cosine Transform), 经常被信号处理和图像处理使用, 用于对信号和图像(包括静止图像和运动图像)进行有损数据压缩。这是由于离散余弦变换具有很强的“能量集中”特性: 大多数的自然信号(包括声音和图像)的能量都集中在离散余弦变换后的低频部分, 而且当信号具有接近马尔科夫过程(Markov processes)的统计特性时, 离散余弦变换的去相关性接近于 K-L 变换(Karhunen-Loève 变换), 它具有最优的去相关性的性能。众所周知, 在对图像进行 DCT 变换后, DCT 域的相位成分比幅值成分中包含了更多的图像信息, 从而具有更好的鲁棒性。

独立分量分析^[6](Independent Component Analysis, ICA) 是信号处理领域在 20 世纪 90 年代后期发展起来的一种新的盲信号分离技术方法, 是通过一种线性变换来从一组随机变量

中恢复其各个独立分量。图 1 是 ICA 最简单的框图说明。多源观察信号 X 是多个源信号 S 经混合矩阵 A 组合而成 ($X=AS$)。现在的任务是: 在 S 和 A 均为未知的条件下, 求取一个解混矩阵 B , 使得 X 通过它后所得输出信号 $Y(Y=BX)$ 是 S 的最优逼近。



图 1 ICA 的简单框图说明

数字图像保护是一个非常重要的课题, 随着多媒体技术和因特网的迅速发展及普及, 数字图像技术受到了前所未有的广泛重视。数字图像技术已经从工业领域、实验室走入了商业领域及办公室, 甚至走入了人们的日常生活。需要对所拥有的数字图像的内容版权进行保护, 因此对数字图像保护技术的研究是极有实用价值的。

2 基于数字水印的图像保护方法的缺陷

数字水印技术是现有的最为常用的数字图像保护方法, 它是通过往多媒体数据中添加某些数字信息以达到版权保护的作用, 与信息伪装技术上的处理本质是完全一致的。但这同时也会使数字水印技术对原有画面质量产生一定的影响, 例如色彩、锐度等方面会产生一定的偏差, 甚至会产生畸变(如图 2, 用 DCT 变换方法添加水印, 将图像添加水印后与原始图像进

基金项目: 浙江省留学回国基金资助(No.Z01103002)。

作者简介: 赵娜, 女, 硕士研究生, 研究方向为数字水印、独立分量分析; 胡净, 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为不定医学图像重建问题等; 王万良, 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算机控制与智能自动化、计算机网络控制与管理等。

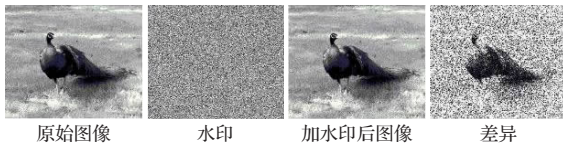


图2 添加水印图像与原始图像对比

行比对)。这对现代社会高质量的商业要求来说,必然是带有缺憾的。而本文采取的图像特征保护方法,可以通过对图像特征数据的提取,与原始图像提取出的特征数据惊醒比对,分辨出是否盗用了作者的原始图像,从而对原始图像进行版权保护。这种图像保护方法,只需要利用原始图像特征,而不需要对原始图像进行修改。

本文提出一种利用数字图像的特征值对该数字图像进行保护的方法。该方法利用 DCT 变化原理,提取数字图像的特征值,然后采用信息论中熵的原理和独立分量分析方法评价特征值的变异程度,对数字图像进行保护。该方法弥补了数字水印技术对原图的水印加工处理,不需要对原始作品做出任何改动,就可以实现对原图的保护,具有较高的应用价值。

3 图像特征提取

图像格式包括索引图像、灰度图像、二值图像、RGB 图像和多帧图像阵列等,本文所述方法是在图像的灰度值基础上进行的运算,需要将输入的原始图像转换为灰度图像。

本文借鉴了 Fridich 等提出的混合算法^[7]修改了全局 DCT 变换的低频系数。设输入原始灰度图像为 R 行 C 列的矩阵,表示为 $A_{m,n}$,二维 DCT 变换后的 DCT 系数为矩阵 B_{ij} ,由原始图像 $A_{m,n}$ 至 DCT 系数矩阵 B_{ij} 的转换公式如下:

$$B_{ij} = \alpha_i \alpha_j \sum_{m=0}^{R-1} \sum_{n=0}^{C-1} A_{m,n} \cos \frac{\pi(2m+1)i}{2R} \cos \frac{\pi(2n+1)j}{2C} \quad (1)$$

其中:

$$\alpha_i = \begin{cases} 1/\sqrt{R} & i=0 \\ \sqrt{2/R} & 1 \leq i \leq R-1 \end{cases}$$

$$\alpha_j = \begin{cases} 1/\sqrt{C} & j=0 \\ \sqrt{2/C} & 1 \leq j \leq C-1 \end{cases}$$

对 DCT 系数矩阵 B_{ij} 的低频部分进行截取,截取后的矩阵为 Z_{ij} , Z_{ij} 大小为 $newR \times newC$,且 $1 \leq newR \leq R, 1 \leq newC \leq C$ 截取公式如下:

$$\begin{cases} Z_{ij} = B_{ij} \\ 1 \leq i \leq newR \\ 1 \leq j \leq newC \end{cases} \quad (2)$$

截取后的矩阵按行作为一个单位长度,对每行内的位置进行变换,从而得到在一个行向量 V^T 中的位置,包括其位移与值的对应关系 $pair(u, v)$,变换函数伪代码描述如下:

```
function changeZ2V(Zij)
    VT=pair[newR×newC]
    for i=1→newR
        for j=1→newC
            V(i-1)×newC+jT=pair((i-1)+ $\frac{j}{newC}$ , Zij)
        end
    end
    return VT
end
```

4 特征值分析

对向量 V^T 进独立分量分析,从而实现图像特征的分解。该 ICA 问题可描述为: 设有 N 个未知的特征源信号 $s_i, i=1, 2, \dots, N$ 构成一个列向量 $s=[s_1, s_2, \dots, s_N]^T$ 。混合矩阵 A 是一个 $M \times N$ 维矩阵, $x=[x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ 是图像特征信号,且满足下列方程:

$$\begin{cases} x=A \cdot s \\ V^T=x \end{cases} \quad (4)$$

其任务是寻找一个矩阵 W ,使得:

$$y=W \cdot V^T \quad (5)$$

要求输出信号 y_i 相互独立,则 $y=[y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ 就是 s 的估计值。

负熵判据:

对于一概率密度函数为 $p(y)$ 的随机变量 y ,负熵定义为:

$$J(y)=H(y_{\text{gauss}})-H(y) \quad (6)$$

式中 y_{gauss} 是具有和 y 相同方差的高斯变量, $H(\cdot)$ 为随机变量的信息熵,

$$H(y)=-\int p(y) \lg p(y) dy \quad (7)$$

为方便计算,一种较好的负熵近似是:

$$J(y) \propto [E\{G(y)\}-E\{G(y_{\text{gauss}})\}]^2 \quad (8)$$

式中, $E\{\cdot\}$ 为均值运算, $G(\cdot)$ 是一种非线性、非二次的函数。

由中心极限定理可知,非高斯性可以作为随机信号相互依赖的度量,所以当非高斯性达到最大时,表明已完成对各独立分量的分离。 y 的非高斯性越强, $J(y)$ 值越大,即最大化非高斯性就是最大化负熵 $J(y)$ 。

5 图像特征对比

由前述算法得到分解后的图像特征信号为 y , 设有两张图像为 PA 和 PB , 对 PA 和 PB 分别计算图像特征信号为 y_A 和 y_B 。对 y_A 和 y_B 两向量中对应数据按下式进行计算,得到相似度百分比 r :

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{\|y_{A,i} - y_{B,i}\|}{|y_{A,i} + y_{B,i}|}}{N} \quad (9)$$

设定阈值 R , 如果 $r \geq R$ 则表示两张图像相同。

类推一组图片的对比方法为,以一张图片 P 为基准,分别按照本文的方法对各个图片 $P_1 \rightarrow P_n$ 计算相似度 $r_1 \rightarrow r_n$, 如果 $r_i \geq R$ 则表示 P_i 与基准图像 P 相同。

6 实验结果与分析

本文使用向日葵图像(500 bit×375 bit×24 bit)作为原始图像,对该图像进行翻转、扭曲等几何攻击,同时以其他任意选取的图像作为参考图像,验证该算法的实用性。结果如图3所示, r 为相似度百分比。

从图3所示的结果,可以看到,对原图进行修改会引起特征值的改变。在实际应用中,我们可以根据实际需要,选定阈值 R , 如 $R=80\%、85\%$ 等,将对象作品与原始作品进行比对,判断该图与原始作品的相似度,以此判定对象作品是否侵权。

7 结论

本文首先分析了现有图像保护方法的特点,讨论了数字水

(下转 138 页)