

基于图像独立特征分解的数字水印方法¹

刘 璐 孙建德

(山东大学信息科学与工程学院 济南 250100)

摘 要 独立分量分析 (ICA) 是在研究盲源分离过程中出现的一种全新的信号处理和数据分析方法。利用 ICA 方法, 可以在不知源信号和传输通道的参数的情况下, 根据输入源信号的统计特性, 仅通过观测信号就能实时地恢复或提取源信号。该文把图像看成是多个独立的特征图像的混叠。利用独立分量分析方法同时对数字图像和水印图像进行独立特征分析, 得到一种新的数字水印方法。计算机实验的结果表明这种方法加入的数字水印可以被恢复, 并且具有一定的鲁棒性。

关键词 独立分量分析, 特征提取, 数字水印

中图分类号 TP391.4, TN911.73

1 引 言

近年来, 数字形式的多媒体产品如数字图形图像、数字语音、音乐和视频信息等越来越流行, 已经遍布经济和社会生活的各个方面。这是因为随着信息技术的发展, 用数字设备生产、处理和存储多媒体产品非常方便。然而, 在方便了合法数字产品使用者的同时, 也为应用于不同目的盗版或侵犯生产者和消费者合法权益的非法存取、复制、篡改和传播等侵权行为提供了方便。数字水印技术作为数字数据产品版权保护的一种新方法已经引起越来越多人的注意。

许多学者提出了不同的数字水印方法^[1-6], 大致可以分为时(空)域方法和变换域方法; 还可以按提取水印时是否需要原始未畸变数据来划分。所有的研究方法都试图增加算法的鲁棒性和安全性。

独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 是在研究盲源分离过程中出现的一种全新的信号处理和数据分析方法^[7-11]。利用 ICA 方法, 可以在不知源信号和传输通道的参数的情况下, 根据输入源信号的统计特性, 仅通过观测信号就能实时地恢复或提取源信号。所以, 它一出现就成为盲信号处理中最主要的方法之一, 是当今信号处理领域的又一个研究热点, 已经在诸如模式识别、数据压缩、噪声消除等方面引起重视。

本文将 ICA 方法用于数字图像特征分析, 得到一种新的数字水印方法。新方法主要是把图像看成是多个独立的特征图像的混叠, 利用 ICA 方法同时对数字图像和水印图像进行独立特征分析。计算机仿真实验的结果表明这种方法是可行的, 加入的数字水印可以被恢复, 并且具有一定的鲁棒性。

2 独立分量分析方法

2.1 问题描述

假设混叠系统有 m 个传感器和 n 个源信号组成, 那么, 源信号与观察信号之间的关系如下:

$$X(t) = AS(t) \quad (1)$$

¹ 2002-04-22 收到, 2002-11-18 改回

国家自然科学基金 (30000041)、山东省自然科学基金 (Y2000G12) 和山东省优秀中青年科学家科研奖励基金 (01BS04) 资助

其中观察信号 $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ 是 n 个未知的源信号的混叠, 而且 n 个源信号 $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$, $s_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, n$ 是相互统计独立的. 混叠矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})$, $i = 1, 2, \dots, m$, $j = 1, 2, \dots, n$ 是一个 $m \times n$ 阶的矩阵.

盲源分离就是求解矩阵 \mathbf{W} , 使得通过下面的公式可以恢复得到源信号 $\mathbf{S}(t)$:

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{X}(t) = \hat{\mathbf{S}}(t) \quad (2)$$

在没有关于混叠矩阵 \mathbf{A} 和源信号 $\mathbf{S}(t)$ 的任何先验信息的情况下该问题是没有解的. 因此通常认为 (1) 源信号 $s_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, n$, 是平稳的随机信号, 且是相互统计独立的; (2) \mathbf{A} 是满秩的, 一般设 $m = n$; (3) 至多一个源信号为高斯的. 这样利用源信号统计独立的假设, 可以恢复出源信号, 但恢复的源信号和源信号相比各个源的幅度和排列次序是不确定的^[9].

2.2 基于互信息的 ICA 方法

根据统计独立的定义, 对源信号 $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$, 有

$$p_{\mathbf{S}}(\mathbf{S}) = \prod_{i=1}^n p_{s_i}(s_i) \quad (3)$$

其中 $p_{\mathbf{S}}(\mathbf{S})$ 是多元概率密度函数, $p_{s_i}(s_i)$ 是多元的边缘概率密度函数. 为衡量分离输出信号 $\mathbf{Y}(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_n(t)]^T$ 各分量之间独立性, 可以概率密度函数的 Kullback-Leibler 的散度来表示. 这种关系表示如下:

$$\text{KL} \left(p_{\mathbf{Y}}(\mathbf{Y}), \prod p_{y_i}(y_i) \right) = \int p_{\mathbf{Y}}(\mathbf{Y}) \log \left[p_{\mathbf{Y}}(\mathbf{Y}) / \prod p_{y_i}(y_i) \right] d\mathbf{Y} \quad (4)$$

由此, 我们用输出矢量各分量之间互信息作为准则函数:

$$J(\mathbf{W}) = \text{MI}(\mathbf{Y}; y_1, y_2, \dots, y_n) = \sum_{i=1}^n H(y_i) - H(\mathbf{Y}) \quad (5)$$

式中 $H(\mathbf{Y})$ 和 $H(y_i)$ 分别是联合熵和边缘熵. 由于源信号及其概率密度未知, (5) 式不能直接使用. 文献 [11] 是通过用 Gram-Charlie 展开计算输出的概率密度 $p_{y_i}(y_i)$ 来计算互信息的. 我们用 Edgeworth 展开把熵展开^[7,8], 并且把他截短成四阶的累计量. 这样处理主要的优点在于与它们的递减性相符的排列顺序. 尽管它在形式上和 Gram-Charlie 展开是等价的, 但是从使用的观点来说, 它又重新整理那些系数使之有更好的渐近收敛性^[8].

基于 Edgeworth 展开的 ICA 训练公式如下^[7,8]:

$$\mathbf{W}(t+1) = \mathbf{W}(t) - \eta(t)(I - f(\mathbf{Y})\mathbf{Y}^T)\mathbf{W}(t) \quad (6)$$

3 基于图像独立特征提取的数字水印方法

3.1 对图像进行独立特征分析

从生理学的角度, 简单的视觉细胞的感知域被合理地描述为具有空间局部特征、方向性和频率带通特性, 即每个细胞对视觉刺激在有限的邻近空间区域作出反应, 这些空间沿着特定的方向被组织为兴奋和抑制子域, 而空间频率响应呈带通特性. 过去的图像分析方法大多通过主分量分析 (PCA) 提取特征. 这些方法仅利用二阶统计, 即考虑像素间的线性相关或两两相关,

不能保证自然图像中的局部定位和方向性结构特征。如果引入高阶统计对图像进行分析,便可以保留这两种结构特征。ICA 恰好是这样一种基于高阶统计的信号处理方法。它一出现就被用于自然图像特征分析^[12]。

由于 ICA 要求观测信号个数不少于源信号个数,而对数字图像,只有一个源。由于只有一个源,我们可以通过分块,得到相同尺寸的子图像,而把每一个子图像作为某些共有的独立图像特征的混叠。对这些子图像做 ICA,可以得到这些独立图像特征。

假设 $p \times q$ 的矩阵 R 是一幅亮度图像,我们按某种规则将它分成 m 块, B_i 的大小就是 $p \times q/m$ 。每个 B_i 块是从 R 中每间隔 q/m 抽取出来的。所以我们可以表示其中的每个元素 $B_i(i, j)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, q/m$ 。在做 ICA 时, $S_R(t)$ 中的每一个 $s_{Ri}(t)$ 是通过把 B_i 像素灰度变成向量来得到的。通过

$$X_R(t) = A_R S_R(t) \quad (7)$$

得到的 $S_R(t)$ 就是图像的独立特征,可以通过维数变换得到 R 的独立特征图像。

3.2 数字水印的加入和提取

假设要加入的水印是大小为 $s \times t$ 的图像 W , 我们用对 R 进行 ICA 一样的过程对 W 进行 ICA。

$$X_W(t) = A_W S_W(t) \quad (8)$$

计算原始图像每个独立分量的能量,把 $X_R(t)$ 中最小的 $r = s \times t$ 个独立成分用 $\alpha X_W(t)$ 进行替换。那么,加水印的分量 V 就产生了:

$$X_V(h) = X_R(h), \quad h = 1, \dots, p \times q - r \quad (9a)$$

$$X_V(p \times q - h + 1) = \alpha X_W(h), \quad h = 1, \dots, r \quad (9b)$$

这里的 α 是控制水印可感知性的权值。原始图像最小独立分量被水印的独立分量代替后,我们通过 (10) 式得到加入了水印的图像:

$$S_V(t) = A_R^{-1} X_V(t) \quad (10)$$

特征矩阵 A_R 和 A_W 作为我们用来检测水印或提取水印的密码阵保留。水印的抽取和上面的过程是相反的。

这个过程可以用图 1 的框图表示:

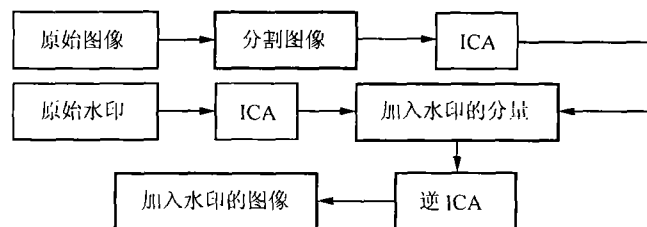
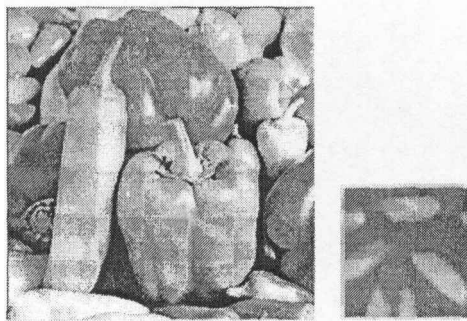


图 1 基于 ICA 的方案

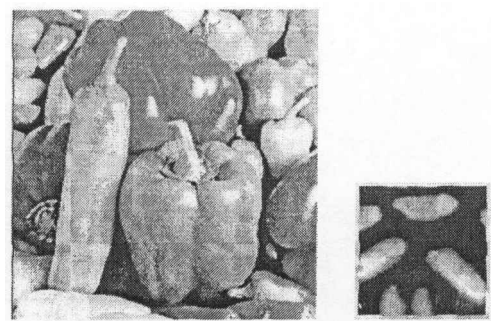
4 计算机仿真实验结果

原始图像是一个 256×256 的标准“Peppers”图像,如图 2(a)所示,水印是一个 64×64 的“Rice”图像,如图 2(b)所示。我们对原始承载图像和水印都均分为 4 块,利用 ICA 分别对原始承载图像和水印图像进行特征分解,图 3(a)是加入水印后的图像,图 3(b)是从图 3(a)中提取出来的水印图像,从中可以看出,水印能够正确的提取。图 4(a)和图 4(b)分别为经过 ICA 特征提取后的原始图像和水印的独立特征图像。



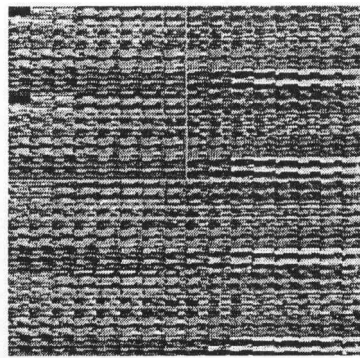
(a) 原始图像 (b) 水印

图 2 原始图像和水印

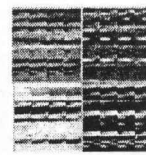


(a) 加水印后的图像 (b) 提取的水印

图 3 加水印的图像和提取的水印



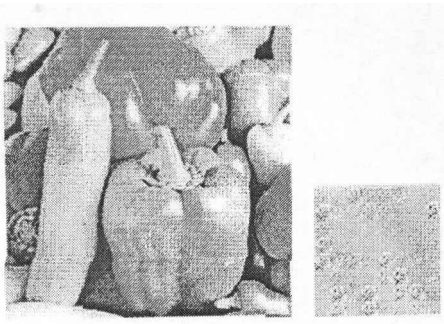
(a) 原始图像的独立特征图像



(b) 水印的独立特征图像

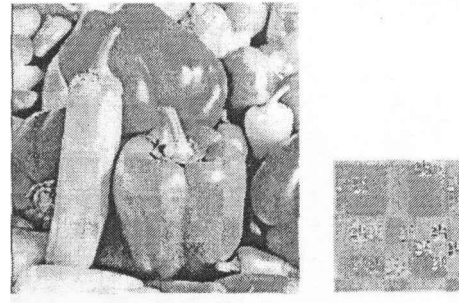
图 4 经过 ICA 后的独立特征图像

为了检验该算法的鲁棒性,我们利用由 F. A. P. Petitcolas 和 M. G. Kuhn 研制的 StirMark 对图像进行了攻击,图 5(a)和图 5(b)分别是加入水印后受到了削边的图像和从中提取出来的水印,图 6(a)和图 6(b)分别是对加入水印图像进行 JPEG 压缩后又恢复的图像和从中提取出来的水印。这些提取得到的水印在视觉上不如从未受到攻击的图像里提取出来的那么清楚。



(a) 带水印的削边图像 (b) 提取的水印

图 5 削边图像和从中提取的水印



(a) 带水印 JPEG 压缩的恢复图像 (b) 提取的水印

图 6 JPEG 压缩后恢复的图像和提取的水印

但是, 我们用下面的相关系数计算公式计算出提取所得的水印和原始水印之间的相关系数来验证我们的结果:

$$\rho = \frac{\sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n D(i, j) D'(i, j)}{\sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n [D(i, j)]^2} \quad (11)$$

(11) 式中的 D 和 D' 是原始水印图像和被检测到的水印图像经过 DCT 变换得到的系数矩阵。 m, n 分别表示系数矩阵的行和列。通过实验我们分别得到经过 JPEG 压缩和削边 (cropping) 处理后提取出来的水印图像与原始水印图像的相关系数为 0.9434 和 0.9038, 而文献 [12] 中的相关系数在 0.8 以下。

本实验表明, 本算法在受到较严重攻击 (如剪切等) 的情况下仍能正确地提取水印, 而且同其他某些算法^[6,12] 相比鲁棒性更好。

5 结束语

本文给出了基于 ICA 的图像数字水印方法。在计算机实验表明本文所提方法在向图像里加水印和从加入水印的图像里提取水印方面的优势。当然如何提高这种方法的鲁棒性, 是我们正在研究的问题。

参 考 文 献

- [1] F. A. P. Petitcolas, R. J. Anderson, M. G. Kuhn, Information hiding, A survey, Proc. IEEE, 1999, 87(7), 1062-1078.
- [2] V. Cappellini, M. Barni, F. Bartolini, A. Piva, A DCT-domain system for robust image watermarking, Signal Processing, 1998, 66(3), 357-372.
- [3] M. D. Swanson, B. Zhu, *et al.*, Transparent robust image watermarking, Proc. IEEE ICIP, 1996, Lausanne, Switzerland, 3, 211-214.
- [4] J. R. Hernandez, F. P. Perez-Gonzalez, Statistical analysis of watermarking schemes for copyright protection of images, Proc. IEEE, 1999, 87(7), 1142-1166.
- [5] W. Bender, D. Druhl, *et al.*, Techniques for data hiding, IBM Syst. J., 1996, 35(3/4), 313-316.
- [6] F. J. Gonzalez-Serrano, *et al.*, Independent component analysis applied to digital image watermarking, in Proc. of ICASSP2001, Salt Lake City, Utah, 2001, 1997-2000.
- [7] Ju Liu, Kaibao Nie, Zhenya He, Blind separation by redundancy reduction in a recurrent neural network, Chinese Journal of Electronics, 2001, 10(3), 415-419.
- [8] He Zhenya, Liu Ju, Yang Luxi, Blind separation of images using edgeworth expansion based ICA algorithm, Chinese Journal of Electronics, 1999, 8(3), 278-282.

- [9] P. Comon, Independent component analysis, a new concept? *Signal Processing*, 1994, 36(3), 287-314.
- [10] A. J. Bell, T. J. Sejnowski, An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution, *Neural Computation*, 1995, 7(6), 1129-1159.
- [11] S. Amari, A. Cichocki, H. H. Yang, A new learning algorithm for blind signal separation, in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Cambridge, MA, MIT Press, 1996, 657-663.
- [12] A. J. Bell, T. J. Sejnowski, Edges are the independent components of natural scenes, in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Cambridge, MA, MIT Press, 1996, 9, 831-837.

AN APPROACH OF WATERMARKING BASED ON INDEPENDENT FEATURE DECOMPOSITION OF IMAGE

Liu Ju Sun Jiande

(College of Information Science and Eng., Shandong Univ., Jinan 250100, China)

Abstract Independent Component Analysis (ICA), which is presented in studying the problem of blind source separation, is a novel method of signal processing and data analysis. Using ICA, the source signals can be extracted only from the observations according to the statistic independent characteristics of the input signals, even without the coefficients of the source signals and the transfer channels. In this paper, an image is considered as a mixture of several independent feature causes, and the ICA is used both on the original image and the watermark image respectively. A new approach of embodying digital watermark is proposed. The simulation results show that the embedded digital watermark can be extracted correctly, and the robustness exists in the new approach.

Key words Independent Component Analysis(ICA), Feature extraction, Digital watermarking

刘 琚: 男, 1965 年生, 教授, 博士生导师, 通信工程系主任, 山东大学-美国德州仪器 (TI) 公司数字信号处理实验室主任, 从事盲信号处理、多媒体通信等研究, 发表论文 40 余篇。

孙建德: 男, 1978 年生, 硕士研究生, 主要研究方向多媒体通信。