

小波域半盲数字水印算法¹

姚 俊 郭 雷 赵安军

(西北工业大学自动控制系 西安 710072)

摘 要: 提出一种新的小波域半盲数字水印算法: 首先对图像进行小波分解, 然后使用尺度交互式特征检测模型 (Scale interaction model for feature detection) 提取逼近子图的特征点, 并由特征点构造相应的小波域特征树, 最后在特征树的所有节点中嵌入二值水印信息, 根据特征点的位置信息可以有效地提取水印序列。由于水印信息被嵌入到图像的特征之中, 故对 JPEG, JPEG2000 以及高斯白噪音等多种处理具有较强的鲁棒性, 是一种新型的第二代水印算法。

关键词: 数字水印, 特征点, 尺度交互式特征检测模型, 第二代水印

中图分类号: TN911.73, O177.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2003)12-1617-05

A Novel Semi-blinding Watermarking Algorithm in the Wavelet Domain

Yao Jun Guo Lei Zhao An-jun

(Dept. of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract A new semi-blinding watermarking algorithm in wavelet domain is proposed in this paper. The original image is first decomposed in wavelet domain, then the feature points are extracted from the lowest approximation with the scale interaction model for feature detection and the image feature tree in wavelet domain is created corresponding to the feature points. The binary watermark bits are embedded in all the nodes of the feature tree. Watermark extraction only needs the feature points position but not the original image. Since the watermark bits are inserted into the features of image, it is robust to common image processing, especially to the lossy compression such as JPEG, JPEG2000 and Gaussian noise. It belongs to the second generation watermarking schemes.

Key words Digital watermark, Feature points, Scale interaction model for feature detection, Second-generation watermarking algorithm

1 引言

数字水印是一种新兴的数字媒体版权保护与认证技术, 具有良好的应用前景, 已经成为目前的研究热点之一。本文研究用于静止图像版权保护的水印技术, 并提出一种新的第二代水印算法——小波域半盲数字水印算法。

早期的数字水印技术将水印信息嵌入到图像数据的非重要位平面中, 或是对图像的像素值进行轻微的改变以嵌入水印信息。虽然水印信息具有较好的不可见性, 但其鲁棒性不高。早期研究者认为水印信息应该嵌入到图像的不重要分量中以避免对图像质量造成过大影响。

Cox 的扩频水印算法^[1]突破了早期水印算法的思想局限, 并且成为第一代数字水印算法的典型代表。它的主要贡献在于提出如下的观点: 水印信息应该嵌入到图像的重要视觉分量之中以获得水印信息的强鲁棒性。其基本过程如下: 首先对图像进行某种可逆变换, 然后选择变换域的重要系数, 并在重要系数集中嵌入水印信息。由于图像变换域重要系数集一般代表着图像的重要视觉分量, 而一般的图像处理与攻击均保留视觉重要分量, 故此类算法可以获得水印信息的强鲁棒性。

¹ 2002-07-09 收到, 2002-11-26 改回

变换域重要系数集虽然能够代表图像的重要视觉分量,但并不具有明显的意义,而图像的重要视觉分量一般都是由其重要特征所刻划的。而主要特征对处理攻击具有较好的不变性,故在图像的主要特征中嵌入水印信息可以获得较高的鲁棒性,而且在水印检测过程中可以避免使用原始图像进行水印嵌入位置的同步。然而第一代水印算法并没有明确地提出在图像的主要特征中嵌入水印数据。Kutter 提出了第二代数字水印算法思想的框架^[2]:首先提取图像的某种不变性特征,然后在这些特征中嵌入水印信息。

本文提出的小波域半盲水印算法属于第二代水印算法。首先对原始图像进行小波分解,提取逼近子图的小波域局部模值极大值点,将其作为图像的特征点,并由此构建相应的小波域特征树;然后在图像特征树中嵌入二值水印数据。与王卫卫的算法^[3]相比,本文的水印嵌入与检测算法更为简单,具有更低的计算复杂度;而且嵌入的水印数据为二值序列而非伪随机序列,具有更高的水印容量与更明显的意义。本文组织如下:第 2 节介绍图像特征点的检测和图像小波域特征树的构建,第 3 节给出具体的水印嵌入和水印检测算法,第 4 节给出部分实验结果,最后对本文进行总结。

2 特征点检测与特征树构建

特征检测是早期视觉的重要问题之一。图像的主要特征一般代表着图像的重要视觉分量,对图像识别与理解具有重要的意义,并且对于一般的处理有较好的不变性。为了在图像的主要特征中嵌入水印信息,首先需要提取适于水印嵌入的图像特征。适于水印嵌入的图像特征需要满足如下的几个条件:

(1) 特征应具有较好的鲁棒性:这使得图像在受到处理之后,仍然能够可靠地提取出相同的特征点。

(2) 特征的轻微改变对图像的质量损失较小。

(3) 特征的分布能够最大程度地覆盖整个图像空间。

虽然研究者已经提出了许多特征检测算法,但是诸如灰度级统计、边缘与角点检测等特征检测算法虽然具有一定程度的通用性,但这些算法对图像处理的鲁棒性较差。Manjunath 提出的尺度交互式 (Scale interaction model) 图像特征点检测算法^[4]则同时具有较好的通用性与鲁棒性,并且特征的描述机制非常简单。因此本文选择此算法进行特征点的检测。下面首先对使用尺度交互式特征检测模型进行图像特征点的检测流程作一个简单的介绍,然后再给出图像小波域特征的构建过程。

2.1 尺度交互式特征检测流程

研究表明,人眼的视觉过程具有多分辨率特性。因此尺度交互式特征检测器首先使用由 Gabor 函数构成的一组完备非正交小波滤波器,在不同的尺度下对图像进行小波分解以获得图像在不同尺度下的简单特征(边缘与轮廓特征)。Gabor 小波母函数的形式如下:

$$g_{\lambda}(x, y, \theta) = \exp(-(\lambda x_{\theta}^2 + y_{\theta}^2) + i\pi x_{\theta}) \quad (1)$$

其中

$$x_{\theta} = x \cos \theta + y \sin \theta, \quad y_{\theta} = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad (2)$$

其中 λ 为空间纵横比, θ 为指定的方向,一般情况下可以假定 $\lambda = 1$ 。在实际使用时需要对 Gabor 母小波进行位移和膨胀以获得小波变换所需的滤波器组,并进行离散化,其形式如下:

$$g(\alpha^j(x - x_0, y - y_0), \theta_k) \quad (3)$$

式中尺度因子为 $a = \alpha^j$, $\alpha \in R^+$, $j \in \{0, -1, -2, \dots\}$, x_0, y_0 为位移参数, $\theta_k = k\pi/N$, $k = 0, 1, 2, \dots, N$ 为指定的方向,显然 θ 的取值范围为 $[0, \pi]$ 。接下来对图像数据进行小波变换如下所示:

$$W_j(x, y, \theta) = \int f(x, y) g^*(\alpha^j(x - x_1, y - y_1), \theta) dx_1 dy_1 \quad (4)$$

因此除了在不同的分辨率下对图像的特征信息进行频域和空域定位之外,还可以通过控制 θ 以选择变换的方向。

在获得不同尺度下图像的简单特征之后 (也就是不同尺度下图像的小波变换系数), 对简单特征的差分进行非线性变换便可获得交互式特征检测器的响应:

$$Q_{i,j}(x,y,\theta) = f(W_i(x,y,\theta) - \gamma W_j(x,y,\theta)) \quad (5)$$

其中 $Q_{i,j}(x,y,\theta)$ 表示特征检测器在图像中给定位置 (x,y) 和指定方向 θ 上的响应, $i,j \in \{0,-1,-2,\dots\}$, $i \neq j$ 表示不同的尺度; $\gamma = \alpha^{-2(i-j)}$ 为归一化因子, $f(\bullet)$ 为一非线性变换函数。最后根据如下的准则提取图像的特征点 $P_{x,y}$:

$$P_{x,y} = \left\{ (x,y) | Q_{i,j}(x,y,\theta) = \max_{(x',y') \in N_{x,y}} Q_{i,j}(x',y',\theta) \right\} \quad (6)$$

式中 $N_{x,y}$ 表示图像在 (x,y) 处的邻域。

2.2 小波域特征树的构建

虽然采用上述特征检测器提取出的特征点可以有效地代表图像的主要特征, 但是如果直接在这些特征点中嵌入水印, 则会存在如下的问题: 水印信息的空间支撑很小 (支撑为一个或几个像素), 因而水印信息的鲁棒性较差。为解决这一问题, 水印信息并非直接嵌入到图像的原始特征点之中, 而是采用如下的策略构造图像的小波域特征树, 然后在特征树中嵌入水印信息。

首先对原始图像 I 进行 L 层小波分解, 以获得图像的小波域表达: HL_n, LH_n, HH_n , $n = 1, 2, \dots, L$ 表示图像在不同方向 (水平、垂直与对角) 上的高频信息, LL_L 为图像的逼近子图; 然后使用尺度交互式特征检测器求取逼近子图的特征点, 并由此特征点构成图像的小波域特征树。设逼近子图的第 i 个特征点为 $P_{x,y}$, 记与此特征点对应的特征树为 $T^i(x,y)$ 。根据小波变换在同一方向上的自相似性, 特征树的构建方法如下:

$$T^i(x,y) = T_{h,L}^i(x,y) \cup T_{v,L}^i(x,y) \cup T_{d,L}^i(x,y) \quad (7)$$

式中 $T_{h,L}^i(x,y) = T^i(HL_L(x,y))$, $T_{v,L}^i(x,y) = T^i(LH_L(x,y))$, $T_{d,L}^i(x,y) = T^i(HH_L(x,y))$ 分别表示水平、垂直与对角方向上与逼近子图对应的特征子树, 且

$$T_{o,n}^i(x,y) = T_{o,n-1}^i(2x-1, 2y-1) \cup T_{o,n-1}^i(2x-1, 2y) \cup T_{o,n-1}^i(2x, 2y-1) \cup T_{o,n-1}^i(2x, 2y), \\ o \in \{h, v, d\}, \quad n = L, L-1, \dots, 2 \quad (8)$$

$$T_{h,1}^i(x,y) = HL_1(x,y), \quad T_{v,1}^i(x,y) = LH_1(x,y), \quad T_{d,1}^i(x,y) = HH_1(x,y) \quad (9)$$

最后获得图像的小波域特征树: $FTree = \bigcup_{i=1}^{num} T^i(x,y)$, 其中 num 为图像逼近子图的特征点总数。

在图像的小波域特征树中嵌入水印信息具有如下的优点: 由于逼近子图的特征点表示图像在较低分辨率下 (大尺度) 的特征, 而小波变换的特性可以保证这些特征点对应着原始图像中包含原始特征点的一个局部区域。因此在特征树中嵌入的水印信息, 可以自适应地分散到包含图像特征点的特征点区域中, 故可有效地提高水印信息的鲁棒性; 并且水印的嵌入仅改变图像有限的局部区域, 较好地保持了图像的质量。此外, 使用逼近子图还可以一定程度地降低特征检测的计算量。接下来介绍水印的嵌入和检测算法。

3 水印的嵌入与检测

上面详细介绍了图像特征点的检测与小波域特征树的构建。在对图像进行小波变换并构造小波域特征树之后, 按照如下的步骤嵌入水印信息。

(1) 水印数据的产生。根据特征树的所有节点数目生成二值序列作为水印数据: $W = \{w_1, w_2, \dots, w_q\}$, q 为小波域特征树的所有节点数。

(2) 对特征树中的节点按照节点的层次顺序编号, 并按照下面的规则嵌入二值水印序列: 若 $w_i = 1$, 则 $\text{FTree}_i = +\delta$; 若 $w_i = -1$, 则 $\text{FTree}_i = -\delta$; 其中 $\text{FTree}_i, i = 1, 2, \dots, q$ 表示特征树的第 i 个节点的取值, $\delta > 0$ 表示水印嵌入的强度。

然后对修改后的小波域系数进行相应的小波逆变换以获得嵌入水印后的图像。水印的检测也非常的简单, 其过程如下:

(1) 对待测图像进行 L 层小波变换。

(2) 构造小波域特征树。由于水印的检测需要获得水印嵌入时的精确位置, 虽然采用尺度交互式特征检测器所提取的特征点具有一定的鲁棒性。但是待测图像往往受到多种不同的处理攻击, 不可避免地会有某些特征点的位置发生微小的变化, 从而使得水印的检测受到较大的影响, 因此在水印嵌入的同时保存原始特征点位置信息, 在水印检测时直接使用这些位置信息构造待测图像的小波域特征树 FTree^* ; 所以本文的算法为半盲 (semi-blinding) 水印算法。

(3) 按照如下的规则提取水印序列: 若 $\text{FTree}_i^* > 0$, 则 $w_i^* = 1$; 若 $\text{FTree}_i^* < 0$, 则 $w_i^* = -1$; 若 $\text{FTree}_i^* = 0$, 则 $w_i^* = \text{rand}(-1, 1)$, 其中 FTree_i^* 为待测图像特征树的第 i 个节点取值, w_i^* 为提取出的水印位, $\text{rand}(-1, 1)$ 表示在 $\{-1, 1\}$ 中随机取值, $i = 1, 2, \dots, q$ 。从而提取出水印序列 W^* 。

(4) 求取原始水印序列与提取出的水印序列的相关值: $\text{cor}(W, W^*) = \langle W, W^* \rangle /$

$\|W\|_2 \|W^*\|_2$, $\langle \bullet \rangle$ 表示序列的内积, $\|\bullet\|_2$ 表示序列的 2-范数; 由于水印序列为二值序列, 故 $\text{cor}(W, W^*) = (1/q) \langle W, W^* \rangle$ 。一般而言, 水印信息的判断是根据相关值是否超过某一给定的阈值来进行判断的, 而本文则根据相关值之间的关系来判断水印序列是否为原始水印序列。这是因为待测图像受到处理攻击后, 相关值有时较小; 但 $\text{cor}(W, W^*)$ 却明显地大于与其他任意 W^* 个 (本文 N 取值为 1000) 二值序列的相关值 $\text{cor}_i, i = 1, 2, \dots, N$ 。若 $\text{cor}(W, W^*)$ 为 cor_i 中的峰值, 并且与 cor_i 中最大值的比值 (Ratio) 大于 1.5, 则可判断提取出的水印与原始水印相同。

4 实验结果

以图像 Bridge(256×256×8) 为例, 对本文提出的算法进行验证, 图 1 为原始图像, 图 2 为嵌入水印后的图像。虽然嵌入水印后图像局部区域发生了一定的变化, 但是图像仍然能够保持很高的质量, 以峰值信噪比作为客观判断准则, 嵌入水印后的图像 PSNR 值为 40.3708dB。这里采用的参数如下: 图像的小波变换为 3 层 Harr 小波变换; 尺度交互式特征检测器的参数为: 空间纵横比 $\lambda = 1$, 控制角度 $\theta = 0$, 小波尺度因子 $\alpha = 2, i = -1, j = -2$ 非线性变换 $f(\bullet) = \text{Abs}(\bullet)$, 即取模值运算, 水印强度 $\delta = 10$ 。

嵌入水印的图像受到处理攻击后, 然后进行水印信息的检测。实验结果表明该算法可以有效地检测到嵌入到其中的水印序列, 尤其是对 JPEG 压缩, JPEG2000 压缩以及高斯噪声处理更为有效; 此外, 此算法也能够有效的抵抗维纳滤波 (5×5 模板、3×3 模板)、高斯滤波 (5×5 模板、3×3 模板)、下采样、Template removal 以及 fmlr(Frequency mode Laplacian removal) 等处理攻击。表 1、表 2 与表 3 分别为不同处理下的检测结果。

实验结果表明: 对于较高质量的图像压缩、高斯滤波、高斯白噪声及 fmlr 等处理, 水印检测器具有较高的相关值输出, 且 Ratio 值也很大; 对于其他的处理, 虽然相关值不大, 但是 Ratio 值仍大于 1.5, 仍可确保水印信息的正确检测。同时, 水印信息嵌入在由图像逼近子图特征点引导生成的特征树中, 而小波变换具有良好的空间与频率域定位性能, 因此对特征树的修改只会影响到有限的图像空间区域, 故可获得较好的图像质量。

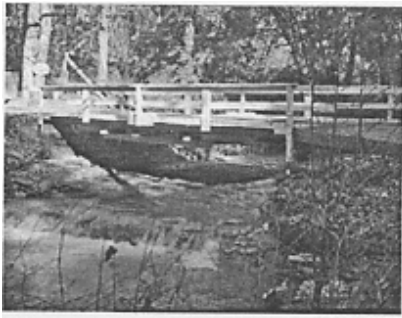


图 1 原始图像



图 2 嵌入水印后的图像

表 1 JPEG 处理检测结果

	JPEG 压缩品质 (%)						
	90	80	70	60	50	40	30
相关值	0.9742	0.7652	0.5045	0.4652	0.4106	0.3500	0.2591
Ratio	7.5647	5.9412	3.6593	3.3011	3.1882	2.4316	2.0602

表 2 JPEG2000 处理检测结果

	JPEG2000 压缩比			
	2	4	8	10
相关值	1.0000	0.7636	0.2030	0.1818
Ratio	7.6744	5.1429	1.8108	1.5385

表 3 其他处理检测结果

	维纳滤波 3×3 模板	高斯滤波 3×3 模板	高斯 白噪声	fmlr	template- remove	下采样
相关值	0.3045	0.9167	0.4682	1.0000	0.2773	0.1000
Ratio	2.4217	6.9540	3.5517	7.6744	2.2048	2.0625

注：加入高斯白噪声的图像的信噪比 SNR 值为 -9.9909dB。

5 结束语

本文提出一种新的小波域半盲水印算法。它同时利用了图像的主要特征点与小波域的时空定位性，在保证嵌入水印后图像的质量基础上，具有较好的鲁棒性，是一种新的第二代水印算法。

参 考 文 献

[1] Cox I J, Kilian J, Leighton F T, Talal S. Secure spread spectrum watermarking for multimedia. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1997, IP-6(12): 1673-1686.

[2] Kutter M, Bhattacharjee S K, Ebrahimi T. Towards second generation watermarking schemes. The 6th International Conference on Image Processing (ICIP'99), Kobe, Japan, 1999: 320-323.

[3] 王卫卫, 杨波, 宋国乡. 基于图象特征的小波域水印算法. *光子学报*, 2001, 30(7): 856-860.

[4] Manjunath B S, Shekhar C, Chellappa R. A new approach to image feature detection with applications. *Patter Recognition*, 1996, 29(4): 627-640.

姚 俊：男，1977 年生，博士生，主要研究方向：数字水印技术、图像处理、多媒体信息处理等。

郭 雷：男，1956 年生，博士生导师，教授，国家杰出青年科学基金获得者，主要研究方向：视觉计算、图象和视频处理、模式识别等。

赵安军：男，1975 年生，博士生，主要研究方向：图像处理、图像与视频检索、数据库等。