

一种基于对象的二值图像重构算法

王树梅^{1,2},赵卫东¹,王志成¹

WANG Shu-mei^{1,2},ZHAO Wei-dong¹,WANG Zhi-cheng¹

1.同济大学 CAD 研究中心,上海 201804

2.徐州师范大学 计算机学院,江苏 徐州 221116

1.CAD Research Center,Tongji University,Shanghai 201804,China

2.Computer Academy,Xuzhou Normal University,Xuzhou,Jiangsu 221116,China

WANG Shu-mei,ZHAO Wei-dong,WANG Zhi-cheng.Object-based reconstruction algorithm of binary image.Computer Engineering and Applications,2008,44(4):27-29.

Abstract: In the binary image,the object is a set of pixels which includes 1s linked together.In this paper, a reconstruction algorithm is presented that is based on the object of the binary image.This algorithm uses the basic relation between the natural pixels of the binary image,and reaches the aim of denoising the noised binary image.Firstly,all connected components of watermark are marked,and then calculating the number of elements for each component.Secondly,the noise elements are generally isolated ones,the connected components having smallest number are all changed,and all elements of which are setted to zeros.Thus,some program-cycles may be runned until the difference between the processed watermark and the original one is smaller than assigned threshold value. Experimental results show that this method is effective.

Key words: watermarking image;object;adjacent method;reconstruction

摘要:在二值图像中,对象是指值为1且邻接在一起的像素的集合。提出了一种基于对象的二值图像的重构算法。该算法利用二值图像中像素间自然的、基本的关系,达到含有噪音的二值图像去噪的效果。首先将水印图像的所有邻接分量标注出来,然后计算每个邻接分量包含的元素的数目;因为噪音一般都是孤立的元素,所以将数目最小的邻接分量中的所有元素置为0,通过不断的循环直至水印图像中的邻接分量等于原始水印图像数目。实验结果证明,该算法效果良好。

关键词:二值图像;对象;邻接方式;重构

文章编号:1002-8331(2008)04-0027-03 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP391

1 引言

随着数字媒体的广泛应用,其版权保护也日益重要,数字水印技术作为一种重要的数字信息加密技术,近年来引起了广大研究者的高度重视和兴趣,并已成为多媒体信号处理领域的一个研究热点^[1-4]。

数字水印技术具有两个重要特点:鲁棒性和不可见性^[1]。很多水印技术研究者为了追求这两个性质的完美统一,提出了不少的算法来改善水印系统的性能和提高水印系统的鲁棒性与不可见性^[7-10]。同时,许多攻击算法也层出不穷,因此经过攻击后的含水印图像受到不同程度的降质,提取的水印也会有不同程度的损坏。如何使提取出的图像更好地接近于原始水印图像,更好地为维护版权提供更为可靠的证据?归结为一个问题就是如何有效恢复提取的水印图像。对于使用率比较高的二值水印图像^[5,6]的重构,也有一些算法,比如形态学重构,在重构过程中使用了原始水印图像,这是很不方便的,因为大多数情况下,

原始水印图像会不在跟前或者丢失等。

因此,本文就二值水印图像的重构,提出一种基于标注邻接分量^[12]的算法。本算法将使用图论的知识来处理图像,将图像中每个像素看作图的一个结点,通过处理邻接分量的方法去掉图像中的噪音。

2 数字图像集合论

令 Z 为整数集合。用于产生数字图像的取样处理可以看成是把 xy 平面分隔成网格的处理,其中每个网格的中心坐标是来自笛卡尔乘积 Z^2 (一个整数集的笛卡尔乘积 Z^2 是元素 (z_i, z_j) 的所有有序对的集合, z_i 和 z_j 是来自 Z 的整数。通常用 Z^2 来定义这个集合)。若 (x, y) 是 Z^2 中的元素, f 是为每对不同的坐标分配亮度值(若是灰度图像,亮度值是源于实数集 R 中的实数;若是二值图像,亮度值则为0或1)的映射,则函数 $f(x, y)$

基金项目:国家高技术研究发展计划(863)(the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2005AA414020);上海市科学技术委员会科研计划项目(No.052912065)。

作者简介:王树梅(1972-),女,博士研究生,讲师,主要研究领域为数字水印技术与图像处理等;赵卫东(1964-),男,研究员,博导,主要研究领域为CAD及企业信息化;王志成(1975-),男,同济大学CAD中心博士,研究方向为图像处理与智能控制。

收稿日期:2007-09-07 **修回日期:**2007-11-12

称为数字图像。若 R 中的元素也是整数,则该数字图像就是一个二维函数,它的坐标与亮度值均为整数。

一幅二值图像可以看作是 x 和 y 的一个二值函数。形态学理论把二值图像看成是其前景像素的集合(1值),集合的元素属于 Z^2 。集合的运算可以直接应用于二值图像集合。例如,若 A 和 B 是二值图像,则 $C=A \cup B$ 仍是一幅图像;若 A 或 B 中相应的像素是前景像素,则 C 中的这个像素也是前景像素。所以 C 有两种表示方法,一个是函数表示法,另一就是集合表示法。

函数表示法为:

$$C(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{若 } A(x,y) \text{ 或 } B(x,y) \text{ 为 } 1, \text{ 或是均为 } 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

集合表示法为:

$$C = \{(x,y) | (x,y) \in A \text{ 或 } (x,y) \in B \text{ 或 } (x,y) \in (A \text{ 和 } B)\}$$

3 数字图像图形论

3.1 数字图像的图结构

一个坐标为 (x,y) 的像素 p 有两个水平和两个垂直的相邻像素,它们的坐标分别为 $(x+1,y), (x-1,y), (x,y+1)$ 和 $(x,y-1)$ 。 p 的这4个相邻像素的集合记为 $N_4(p)$,即图1(a)中的阴影部分。 p 的这4个对角相邻像素的坐标为 $(x+1,y+1), (x+1,y-1), (x-1,y+1)$ 和 $(x-1,y-1)$,即图1(b)中的阴影部分,被记为 $N_D(p)$ 。而图1(c)中的 $N_4(p)$ 和 $N_D(p)$ 的并集是 p 的8个相邻像素,记为 $N_8(p)$ 。

若 $q \in N_4(p)$,则像素 p 和 q 称为4邻接。同样,若 $q \in N_8(p)$,则像素 p 和 q 称为8邻接。图1(d)和图1(e)说明了这些概念。 p_1 和 p_n 之间的一条路径是一系列像素 $p_1, p_2, \dots, p_{n-1}, p_n$, 其中 p_k 和 p_{k+1} 相邻, $1 \leq k < n$ 。一条路径可以是4邻接,也可以是8邻接,具体取决于所用的邻接的定义。

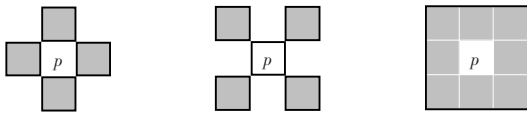


图1(a) 像素 p 及其4个相邻像素 $N_4(p)$ 图1(b) 像素 p 及其对角相邻像素 $N_D(p)$ 图1(c) 像素 p 及其8个相邻像素 $N_8(p)$



图1(d) 像素 p 和 q 是4邻接和8邻接 图1(e) 像素 p 和 q 是8邻接而不是4邻接

0	0	0	0	0
0	0	1	1	1
0	0	1	0	0
1	1	1	0	0
0	0	0	0	0

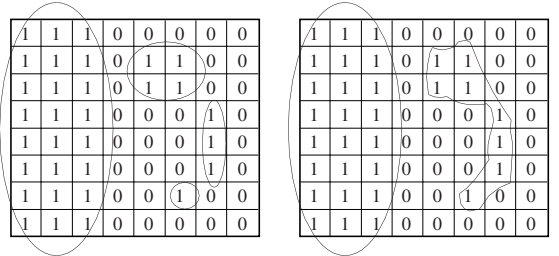
0	0	0	0	0
0	0	1	1	1
0	0	1	0	0
1	1	0	0	0
0	0	0	0	0

图1(f) 阴影像素既是4邻接像素又是8邻接像素 图1(g) 阴影前景像素是8邻接像素而不是4邻接像素

3.2 邻接分量

若在前景像素 p 和 q 之间存在一条完全由前景像素组成的4邻接路径,则这两个前景像素称为4邻接(见图1(f))。若它们之间存在一条8邻接路径,则称为8邻接(见图1(g))。对于任意前景像素 p ,与其相邻接的所有前景像素的集合称为包含 p 的邻接分量。

邻接分量是根据路径来定义的,而路径的定义则取决于邻接,即邻接分量的性质取决于所选的邻接方式,最常见的邻接方式是4邻接和8邻接。图2说明了邻接方式对确定图像中邻接分量的数量的影响:图2(a)显示了具有4个邻接分量的一幅小二值图像,图2(b)显示了选择8邻接可将邻接分量的数量减少为2个。



(a) 4个4邻接分量 (b) 2个8邻接分量

图2 邻接分量

3.3 标注邻接分量

一幅二值图像是由以前景像素为基本单位组成的若干个邻接分量构成的,即二值图像所显示给视觉的内容是若干个邻接分量。因此,对二值图像的处理将转化为对其中的邻接分量的处理。对邻接分量的处理,首先要选择邻接方式:4邻接和8邻接,不同的方式会得到不同的结果。

标注邻接分量即为每个邻接分量作个标记以示区别。每个邻接分量里的像素被分配给一个唯一的整数,该整数的范围是从1到邻接分量的总数。换言之,标记值为1的像素属于第一个邻接分量;标记为2的像素属于第二个邻接分量;依此类推。如图3(a)和(b)显示了采用不同的邻接方式所得到的标注矩阵的不同。

1	1	1	0	0	0	0	0
1	1	1	0	2	2	0	0
1	1	1	0	2	2	0	0
1	1	1	0	0	0	4	0
1	1	1	0	0	0	4	0
1	1	1	0	0	0	4	0
1	1	1	0	0	3	0	0
1	1	1	0	0	0	0	0

1	1	1	0	0	0	0	0
1	1	1	0	2	2	0	0
1	1	1	0	2	2	0	0
1	1	1	0	0	0	2	0
1	1	1	0	0	0	2	0
1	1	1	0	0	0	2	0
1	1	1	0	0	0	2	0
1	1	1	0	0	0	0	0

图3(a) 使用4邻接得到的标记矩阵 图3(b) 使用8邻接得到的标记矩阵

4 二值图像重构

前面已经提到,二值图像是由前景像素值1和背景像素0组成的数字矩阵。在一个以二值图像作为水印的系统中,含水印图像经过攻击后提取到的二值水印图像将含有很多不规则的前景像素,即前景像素的布局发生了很大的变化,邻接分量数目会增加,而且会出现包含较少前景像素的邻接分量,这些分量被称之为噪音。

为了更好地提高提取水印图像的质量,需要将一些本不属于水印信息的噪音去掉,换言之,将一些含较少前景像素数目的邻接分量所包含的像素置0。操作过程如图4所示。具体算法如下:

- (1) 读入含噪音的二值水印图像矩阵 $f(x,y)$ 。
- (2) 标记图像矩阵 $f(x,y)$ 中的邻接分量,得到两个量 L 和 n, L 为标记矩阵, n 给出所找到的邻接分量的总数。
- (3) 统计邻接分量的信息,包括包含每个邻接分量包含的

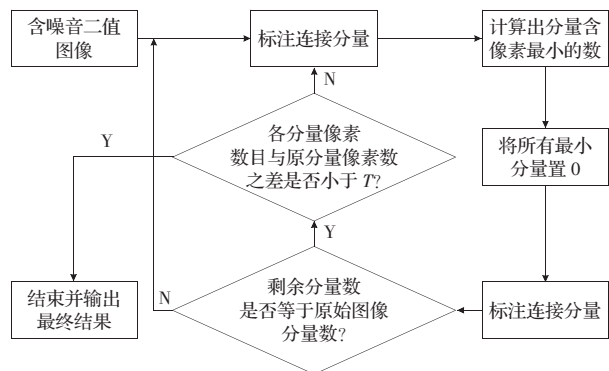


图4 含噪声二值图像重构过程

前景像素的数目 Num 和地址 row, col , 并计算出最小分量 $MIN(Num)$ 。

(4) 将所有包含前景像素数目等于最小数目 $MIN(Num)$ 的邻接分量置 0, 得到 $f_1(x, y)$ 。

(5) 计算 $f_1(x, y)$ 的邻接分量的数目是否等于原始水印图像 $f_0(x, y)$ 的邻接分量数目, 若等于, 转(6); 否则, 转(2)。

(6) 计算 $f_1(x, y)$ 每个邻接分量包含的像素数目与 $f_0(x, y)$ 每个邻接分量的像素数目的差是否小于设定阈值 T , 小于就转(7), 否则转(2)。

(7) 结束。

5 实验结果

这里采用利用 photoshop 制作的 64×64 的二值 tongji.bmp 图像作为实验对象, 这里前景像素为 1, 背景为 0。图 5(a) 是原始图像, 其对应的对象数目以及相应对象所含的元素数目反映在图 6(a) 中, 可以看出原始二值图像的对象数较少。而图 6(b) 却很明显地反映出加入噪声以后的二值图像的对象数目显著增加, 原因就是加入噪声以后图像内的前景像素显得较为分散。经过第一遍处理后, 即将含元素数目为 1 的对象全部置 0 后, 噪声去除了很多, 其效果分别从图 5(c) 和图 6(c) 就可以看出。图 5(d) 和 (e) 分别是将处理对象数目含量增加到 2 和 3 以后, 得到的结果, 反映其对象数目的条形图分别是图 6(d) 和 (e)。以上的实验结果都采用 8 邻接方式。图 5 中的 (f)、(g) 和

(h) 都是采用 4 邻接方式处理的结果, (f) 是将对象数量不大于 3 的像素置 0 的结果; (g) 是将对象数量等于 1 的像素置 0 的结果; (h) 是将对象数量不大于 8 的像素置 0 的结果。很明显当处理的对象数目越大置 0 的元素越多, (h) 中“济”字上面一个点就被去掉了。所以要选择处理数目多大的对象是根据含噪声图像本身的统计特征决定的。从本实验可以看出处理后的图像仍然有噪声在里面, 即部分噪声已经和大分量合并在一起, 利用仅有的邻接方式不能将其与大分量分隔开来。可以采用数学形态学里的腐蚀运算将附在大分量上的毛刺去掉。



图5 二值图像重构

6 结束语

本文提出了一种基于标注邻接分量的二值图像重构算法, 实验结果可以看出, 本算法具有操作简单、快捷, 有效去除噪声等优点。

本算法需要改进的地方是图像类型的局限, 只能限于二值图像, 对含噪声灰度图像却无能为力。再就是当大量的噪声与大分量链接在一起时, 由于邻接方式只用 4 邻接和 8 邻接, 所以有些噪声是不能用这两种方式与大分量分隔开的。因此, 最终结果仍然会与原始图像有不同的地方, 还需要采取其他的办法将明显不同去掉。

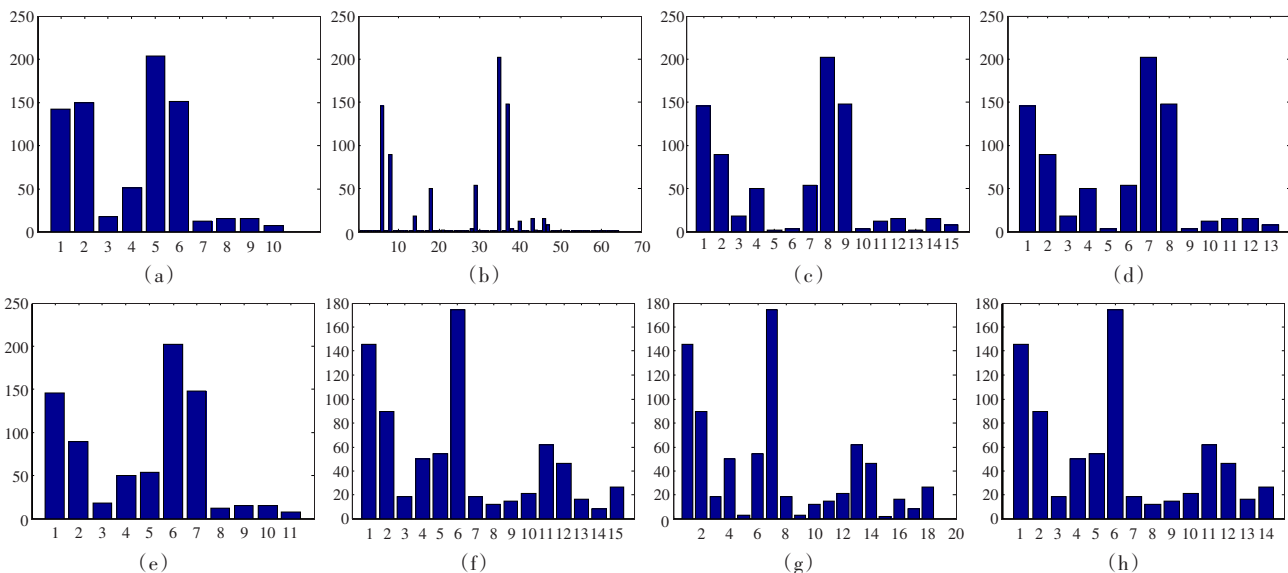


图6 对应于图5中各二值图像的对象数目和相应对象所含元素数目的条形图

(下转 82 页)