

粗糙集理论在数字图像水印中的应用

余冬梅,张秋余,晏 燕,曲培娟,侯 亮

(兰州理工大学 计算机与通信学院,甘肃 兰州 730050)

(yanyan_cn@sohu.com)

摘 要:针对粗糙集理论应用于数字图像水印技术的可行性,结合人类视觉特性,提出一种基于粗糙集理论的水印嵌入位置选择方法。该方法把载体图像看成是一个知识系统,按照人类视觉特性的要求将图像系数划分为多个不同的等价类,通过属性的组合筛选出适合于水印嵌入的系数位置。最后选取灰度图像 Lena 和 Baboon 作为测试图像,证明了该方法的有效性和可扩展性。

关键词:粗糙集;数字水印;知识系统;视觉特性

中图分类号: TP182; TP309.2 **文献标识码:** A

Application of rough sets theory in digital image watermarking

YU Dong-mei, ZHANG Qiu-yu, YAN Yan, QU Pei-juan, HOU Liang

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou Gansu 730050, China)

Abstract: Aiming at the feasibility of the application of rough sets theory in digital image watermarking technology, a method to choose embedding position for watermark information was put forward based on the theory of rough sets and human visual characteristics. The new method regarded the carrier image as a knowledge system, divided the coefficients of image into some different equivalence classes according to the request of human visual characteristic, then selected suitable coefficient positions for watermark embedding through the combination of attributes. The test results of grey level picture Lena (512 × 512) and Baboon (200 × 200) prove the validity and expansibility of this method.

Key words: rough sets; digital watermarking; knowledge system; visual characteristics

20 世纪 90 年代,波兰华沙理工大学 Z. Pawlak 教授等一批科学家提出了用粗糙集理论(Rough Sets)来研究不完整数据和不确定知识的表达、学习、归纳等方法。它能够有效地对不完整数据进行分析推理,发现数据之间的关系,提取有用特征进而简化信息的处理。

在数字图像处理的过程中,图像信息本身存在着较大的复杂性,图像中各个像素之间有着较强的相关性。在对图像进行各种变换和处理时,不同的层次可能出现不完整性和不精确性问题。因此,将粗糙集理论的知识获取以及对不确定性的处理方法引入到数字图像的理解和处理过程中是可行的。本文尝试将粗糙集方法应用于数字图像水印技术当中,在结合人类视觉特性的基础上,提出了新的水印嵌入位置选择方法。

1 粗糙集理论与图像数据分析

1.1 粗糙集理论的基本原理及相关定义

粗糙集理论的主要思想是将知识与分类联系在一起,知识是根据事物的特征差别将其分门别类的能力,相差不大的个体被归于同一类,称为等价关系。以等价关系来划分所研究的对象,形成知识表达系统;利用上、下近似集逼近所描述的对象;通过知识约简从而获得问题的决策或分类规则。以下简要介绍几个相关概念的定义^[1]。

1) 知识表达系统

为了处理智能数据,需要将知识进行符号化的表达。在

粗糙集理论中,对象的知识是通过指定对象的基本特征(属性)和它们的特征值(属性值)来描述的。一个知识表达系统可以定义为:

$$S = \langle U, C, D, V, f \rangle \quad (1)$$

这里 U 是对象的集合;子集 C 和 D 分别称为条件属性和结果属性, $C \cup D = R$ 是属性集合(等价关系集合); $V = \bigcup_{a \in A} V_a$ 是属性值的集合, V_a 表示了属性 $a \in A$ 的范围; $f: U \times A \rightarrow V$ 是一个信息函数,它指定 U 中的每一对象 x 的属性值。知识表达系统将所讨论的对象集描述为一个二维表格(如表 1),每一行描述一个对象(如状态、过程等),列表示属性,这种数据表可以通过观察和测量得到。

2) 上、下近似与边界

在给定的知识库 $K = (U, R)$ 中,对于子集 $X \subseteq U$ 和一个等价关系 R ,可以根据 R 的基本集合的描述来划分集合 X :

$$R_+(X) = \bigcup \{Y \in U/R; Y \subseteq X\} \quad (2)$$

$$R_-(X) = \bigcup \{Y \in U/R; Y \cap X = \emptyset\} \quad (3)$$

$$bn_R(X) = R_+(X) - R_-(X) \quad (4)$$

(2) ~ (4) 式分别称为集合 X 的上近似、下近似和边界。把 $pos_R(X) = R_+(X)$ 称为 X 的 R 正域,它是知识 (U, R) 中所有一定能归入 X 的元素的集合; $neg_R(X) = U - R_+(X)$ 称为 X 的 R 负域,它是一定不属于 X 的元素的集合;边界域 $bn_R(X)$ 是不确定域,它是既不能归入 X 也不能归入 $-X$ 的元素的集合。粗糙集理论延拓了经典的集合论,传统的集合观念认为:集合完全由其元素决定,元素只能是属于或者不属于该集合两

种状态;而在粗糙集中,一个对象 x 是否属于某个集合 X 需要根据现有的知识来判断,集合的划分取决于我们对知识的掌握情况^[2]。

1.2 粗糙集在数字图像水印系统中的应用方法

将粗糙集理论应用到数字图像水印技术中时,可以把数字图像本身视为一个知识系统,图像中的像素是对象,选取图像(或图像数据)的某些特性(如视觉特性、鲁棒性、几何特征等)作为属性集合,形成知识表达系统(如表2)。

表1 某些动物的知识表达 表2 某个数字图像水印的知识表达

物体	大小	种类	颜色	图像系数	灰度变化	频率变化	纹理变化
A1	小	熊	黑	X1	大	中	大
A2	中	熊	黑	X2	小	大	大
A3	大	狗	棕	X3	大	小	小
A4	小	猫	黑	X4	中	中	小
A5	中	马	黑	X5	小	大	中
A6	大	马	黑	X6	大	大	大
A7	大	马	棕				

根据水印算法的具体要求构造等价关系并对知识进行约简,进而对图像系数进行划分,正域中的元素就是完全符合水印算法要求的系数或者各种属性的有效组合。用此方法选择的系数或者强度进行水印的嵌入,能够满足知识系统中对水印的各种属性要求。

在上述的过程中,等价关系的构造和知识约简是重点和难点。构造和约简都要考虑水印算法的特性要求,根据水印系统中各种属性之间的依赖关系、重要程度、相互影响等,在水印知识系统中选择适当的属性进行适量的搭配,考虑各个属性之间的相容性、依赖度、从属度等,并赋以不同的权重。例如:人眼对水平和垂直方向的线条纹理最为敏感,而对45度方向的线条纹理最不敏感,因此各个方向上的纹理情况重要性不同。又如:图像水印的不可见性与鲁棒性存在着矛盾,影响这两个特性的属性之间既相互制约又相互依存。可以用下式来描述等价关系:

$$R = \alpha_1 C_1 + \alpha_2 C_2 + \cdots + \alpha_n C_n \quad (5)$$

其中 $C_i (i = 1, 2, \cdots, n)$ 是知识系统中的各个属性, $0 \leq \alpha_i \leq 1 (i = 1, 2, \cdots, n)$ 是各属性的权重值。

2 粗糙集与人类视觉特性结合的水印位置选择

在数字图像水印算法中,水印的嵌入位置和嵌入策略至关重要。将水印信息嵌入在适当的图像系数上(例如感知重要系数或鲁棒性系数),可以实现水印的透明性和鲁棒性。嵌入策略需要考虑水印嵌入在图像变换的哪个域中(空域、DCT域或者DWT域)、嵌入的强度和嵌入的比特数等因素,从而保证较好的图像视觉质量和水印容量。

本文提出一种基于粗糙集理论的水印嵌入位置选择方法,把载体图像看成是一个知识系统,按照人类视觉特性的要求将图像系数划分为不同的等价类,通过属性的组合筛选出适合于水印嵌入的系数位置。

2.1 方法原理

在实际研究中发现:人眼对图像中纹理较复杂区域的变化识别能力较差;对图像中平缓部分的噪声比细节部分的噪声要敏感。Netravali 和 Prasada 以及其他一些心理物理学家也提出:噪声的可见性随着像素的空间变化率(即梯度)增大而减小^[3]。因此,可以在载体图像上定义条件属性集 $C =$

$\{c_1, c_2\}$, 其中属性 c_1 代表像素梯度值的大小, c_2 代表像素周围纹理的复杂度。按属性 C 可以对图像系数进行如下划分:

1) 根据梯度大小 c_1 划分

设定梯度阈值 T_1 , 将像素的梯度属性设为 $c_1 = \{0, 1\}$, 其中“0”代表像素 (i, j) 的梯度满足 $I(i, j) < T_1$, “1”代表 $I(i, j) \geq T_1$ 。用 x 代表梯度较大的像素, 如果像素的梯度值均大于阈值 T_1 , 则是 R_{c_1} 相关的(即属于等价类), 可表示为:

$$R_{c_1}(x) = \{x \mid I(i, j) \geq T_1\} \quad (6)$$

$R_{c_1}(x)$ 就是所有梯度大于阈值的像素组成的集合。

对于一幅由 $M \times N$ 个像素组成的二维图像 U , 可以考虑中心像素为 $p(i, j)$ 的 3×3 窗口, 表示如下:

$$\begin{bmatrix} p(i-1, j-1) & p(i-1, j) & p(i-1, j+1) \\ p(i, j-1) & p(i, j) & p(i, j+1) \\ p(i+1, j-1) & p(i+1, j) & p(i+1, j+1) \end{bmatrix} \quad (7)$$

移动该窗口, 使所有的像素都依次置于窗口的中心位置, 则像素点 $p(i, j)$ 的梯度为:

$$I(i, j) = \max(|\Delta X|, |\Delta Y|) \quad (8)$$

其中:

$$\Delta X = p(i+1, j-1) + p(i+1, j) + p(i+1, j+1) - p(i-1, j-1) - p(i-1, j) - p(i-1, j+1) \quad (9)$$

$$\Delta Y = p(i-1, j-1) + p(i, j-1) + p(i+1, j-1) - p(i-1, j+1) - p(i, j+1) - p(i+1, j+1) \quad (10)$$

2) 根据纹理复杂度 c_2 划分

图像中空间位置相邻的像素之间存在着较强的相关性, 灰度值相差不大, 表明图像纹理在此处变化缓慢; 如果灰度值出现急剧的变化, 则表明局部图像纹理复杂。用 $\bar{m}(t_{ij})$ 表示以 (i, j) 为中心的 3×3 像素块的平均灰度, $\bar{m}(t_{i\pm 1, j\pm 1})$ 为与 (i, j) 相邻像素的 3×3 块灰度均值, T_2 为设定的阈值, 则像素关于局部纹理复杂度的相关可以定义为:

$$R_{c_2}(x) = \{x \mid |\bar{m}(t_{ij}) - \bar{m}(t_{i\pm 1, j\pm 1})| \geq T_2\} \quad (11)$$

经过上述的划分, 得到图像系数的两个等价类。其中, R_{c_1} 是梯度值较大的像素组成的集合, 根据 Netravali 的理论, 在这些像素位置上进行水印嵌入可以承受较大改动; R_{c_2} 集合中的像素局部纹理都较复杂, 嵌入在这些位置上的水印信息不易引起人眼的察觉。构造关系 $S = R_{c_1} - R_{c_2}$, 表示去除局部纹理简单的像素以后可以允许较大噪声的像素集合, 即适合于水印嵌入的位置。

2.2 实验结果

选取 Lena (512 × 512) 灰度图像和 Baboon (200 × 200) 灰度图像作为测试图像。在空域中应用本文设计的水印嵌入位置选择方法, 对像素点的灰度值求取梯度和纹理复杂度。图1所示为水印嵌入位置图, 其结果与常规估计一致, 嵌入点多为边缘和纹理复杂区域。

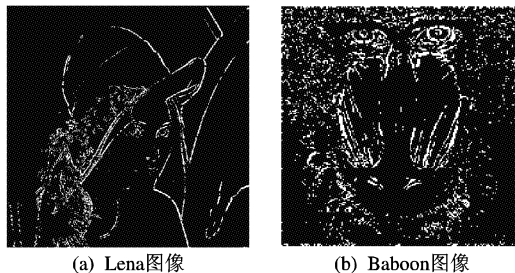
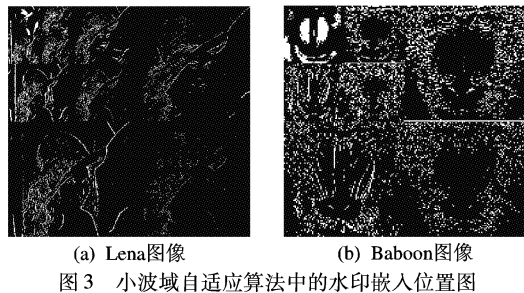
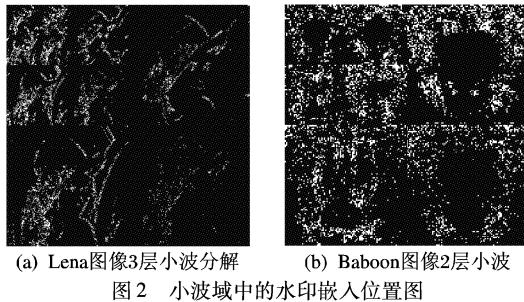


图1 空域中的水印嵌入位置

小波域中的实验首先对载体图像进行了多层的离散小波

分解,在不同方向和层次的子带中对小波系数计算其梯度和纹理复杂度,结果如图2所示。



为了验证使用该方法选择水印嵌入位置的正确性,图3给出了传统小波域自适应水印算法的嵌入位置图。它是通过在小波分解后的子带中选取视觉临界误差JND值较大的系

数得到的。为了体现对比的公正性,保证两种方法小波分解的层数和各个子带中嵌入点的总个数对应相等。

在小波域中应用本文设计的粗糙集水印算法自适应的嵌入随机0,1比特序列^[6],并传统的小波自适应水印算法进行比较,嵌入效果如图4所示。

对于相同的载体图像,小波分解的层数和对应子带中嵌入的水印信息是一样的,不同的是两种方法所选择的水印嵌入位置。经过对比发现,基于粗糙集的水印嵌入位置选择方法不但可行,而且嵌入水印以后的图像视觉质量较好。但是应该注意到,本文设计的方法只考虑了粗糙集与人类视觉特性的结合,影响水印鲁棒性的因素也可以作为图像知识系统的条件属性,参与到水印嵌入位置的选择方法中来。

3 结语

粗糙集理论作为一种新的软计算方法(其指导原则是利用所允许的不精确性、不确定性和部分真实性,以得到易于处理、鲁棒性和成本较低的解决方案),已经成为智能计算领域中一个新的学术热点。本文将粗糙集的思想应用到数字图像水印技术当中,提出了一种新颖的水印嵌入位置选择方法,并获得了较好的效果。该方法具有以下的特点:

- 1) 可以同时适用于空域和变换域的各种算法;
- 2) 能够通过调整各条件属性的重要性、依赖度和权重等来满足所设计算法的性能要求,使用灵活方便;
- 3) 具有很强的可扩展性,影响水印算法性能的各种因素可以转化为知识表达系统中的条件属性,而不必重新设计整个算法。

参考文献:

- [1] 曾黄麟. 粗糙集理论及其应用[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1996.
- [2] 曹泰钧. 粗糙集理论在数据处理中的研究与应用[J]. 河北理工学院学报, 2003, 25(4): 67-72.
- [3] 徐立中. 数字图像的智能信息处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- [4] SWINIARSKI RW, SKOWRON A. Rough set methods in feature selection and recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(6): 833-849.
- [5] PAWLAK Z. Rough Sets: Theoretical Aspects of Reasoning about Data[J]. Control Engineering Practice, 1996, 4(5): 741-742.
- [6] LEWIS AS, KNOWLES G. Image compression using the 2-D wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(2): 244-250.

(上接第328页)

性。对于每个Web页面来说,轮询扫描存在着较长的时间间隔。在这个时间间隔里,黑客可以攻击系统并使公众访问到被篡改的网页。本文提出的内嵌式Web页面防篡改和防重放中间件,运行于Web服务器内部,与Web服务器无缝结合。每次Web服务器对外发送Web页面时,都会进行页面防篡改和防重放检测,从而能够实时地监测每个被访Web页面的原始性,即便网站不幸被黑客入侵,也不用担心Web页面被恶意篡改,还可以防范黑客重新放置恶意页面或脚本等,提高系统的安全性。将其与页面加密存储访问技术等结合使用,更能积极主动地保障Web服务器的内部安全。

上面给出的Web页面防篡改和防重放机制已在研制出的多功能安全Web服务器中应用,有效增强了服务器的安全

性和可靠性。

参考文献:

- [1] THAU RS. Apache API notes[EB/OL]. <http://modules.apache.org/doc/API.html>, 2004-12-26.
- [2] PAREKH S. Introduction to programming for the Apache API[EB/OL]. http://modules.apache.org/doc/Intro_API_Prog.html, 2005-04-13.
- [3] KABIR MJ. Apache服务器实用大全[M]. 北京: 水利水电出版社, 2001.
- [4] HOLDEN G. Apache Server源代码分析[M]. 北京: 机械工业出版社, 2000.
- [5] 张建华, 李涛, 刘晓洁, 等. Web页面加密存储及访问机制[J]. 计算机工程, 2004, 30(13): 97-98.