

基于指纹分类的模式匹配

杨利敏, 杨 杰, 李 钢

(上海交通大学图像处理和模式识别研究所, 上海 200030)

摘 要: 深入研究了指纹匹配算法. 利用指纹分类获得的信息来进行指纹匹配, 实现了一种基于中心点和三角点的快速点模式指纹匹配算法, 成功地解决了指纹匹配中的图像旋转、平移和形变不变性问题, 并具有良好的快速性. 该方法以待识和模板指纹图像的中心点为匹配参考点, 并根据它们的位置与方向信息来计算旋转和平移参数. 然后将待识图像相对于模板图像进行旋转和平移, 进而进行点模式匹配.

关键词: 中心点; 三角点; 点模式匹配; 待识图像; 模板图像

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 07-1030-05

Pattern Matching Based on Fingerprint Classification

YANG Li-min, YANG Jie, LI Gang

(Inst. of Image Processing and Pattern Recog., Shanghai Jiaotong Univ., Shanghai 200030, China)

Abstract: Fingerprint matching algorithm is studied in this paper. A fast point pattern matching algorithm based on core and delta information obtained from fingerprint classification is achieved. It successfully and rapidly solve the problem of image rotation, translation and transformation in fingerprint matching. Core points of inquiry image and model image are used as a pair of reference points, and the parameter of rotation and translation are computed. The inquiry image is rotated and translated against the model image, then these two images are matched based on point pattern.

Key words: core; delta; point pattern matching; inquiry image; model image

1 引言

指纹匹配是指从已有的指纹图像集合中找出与待识别指纹图像来自同一手指的指纹图像的过程. 指纹图像的旋转、平移、形变、残缺等干扰因素都不应影响判定的结果. 指纹匹配是自动指纹识别系统中最关键的一步. 目前, 不论是人工指纹识别, 还是计算机自动指纹识别, 匹配的最终依据都是基于指纹的局部的纹线特征的.

指纹的唯一性是由指纹的局部的纹线特征和它们的相互关系来决定的. 指纹的局部纹线特征有很多种, 例如纹线分叉点、纹线端点、小桥、小棒、小孔和毛刺等. 这些特征出现的概率并不相等, 很多特征是很罕见的. 一般在自动指纹识别技术中只使用两种: 纹线端点 (ridge-ending) 和分叉点 (ridge-bifurcation). 纹线端点指的是纹线突然结束的点, 而纹线分叉点则是纹线一分为二的点 (如图 1 所示). 使用这两类特征点足以描述指纹的唯一性. 对一枚给定的指纹, 可以通过算法检测到这两类特征点的类型、坐标和方向^[5,6].

大部分的模式匹配的算法采取相似转换的方法进行模式匹配, 并且可以在一定程度上允许伪特征点的存在和真正特征点的缺失. Mital 等提出了一个有效的旋转不变的结构性质

纹匹配方法^[1]. Ranade 等提出了一种基于松弛的点模式匹配算法^[3]. Chen 等提出了一种基于指纹拓扑结构的匹配算法^[4].

本文的中心思想是在特征点没有被标记和两个点模式的一致性未知的前提下, 根据指纹分类时获得的中心点和三角点等信息来确定匹配参考点, 在此基础上用几何算法来解决点模式匹配中的问题.



图1 指纹图像中的几种典型细节特征

2 问题的提出

在指纹匹配的过程中, 最重要的也是最耗费时间的步骤是匹配参考点的确定. 参考点是指模板图像与待识图像中一定匹配的一对点. 匹配参考点一旦确定, 则在以后的处理过程中就有了定位的基准, 匹配速度可大大提高. 传统的模式匹配

依靠指纹局部纹线特征(纹线端点与分叉点等)来寻找参考点.由于局部纹线特征所包含的信息量是很大的,所以寻找参考点的过程必然是很耗时间的.这使得传统的指纹匹配算法很难适应实时性的要求^[2,8,9].

考虑到指纹图像中的三角点(delta)与中心点(core)(如图2所示)所包含的信息量要比细节特征少的多(通常一幅指纹图像中可提出大约50~70个特征点,而指纹中最多包含两个中心点与两个三角点),所以在匹配过程中加上中心点与三角点信息,计算量将比单纯利用细节特征时大大减少^[7].因此,将指纹分类中提取出的中心点与三角点信息用于模式匹配,用模板图像中的中心点及其方向信息构成一个坐标系,来纠正指纹录入时的旋转、平移等偏差,来实现精确的匹配,可以大大减少计算量,从而能更好的适应指纹匹配实时性的要求.

基于这种思想,本文提出了基于三角点与中心点的匹配算法.其中中心点(core点)是指指纹中其周围纹线呈半圆趋势的点,三角点(delta点)指的是其周围纹线由三部分组成,而每一部分都呈双曲线形状的点.并且在大的指纹库中进行一对多的匹配时,加了分类信息后,就可以只在与待识图像同类的部分进行匹配,不同类的则不予考虑,从而大大缩短平均匹配时间.



图2 中心点和三角点

3 算法描述

首先对待识指纹进行分类,得到其类型信息,及三角点与中心点的位置与方向角信息,然后进行粗略的试匹配,利用分类过程中得到的信息排除掉明显不匹配的;最后以中心点为匹配参考点进行点模式匹配,得到最终匹配结果.

3.1 指纹分类

指纹按其拓扑结构,通常分为五个类型,即拱形、尖拱形、左旋形、右旋形和旋涡形(如图3所示).

本文采用中心点和三角点的特征,即它们的数目和它们之间的相对位置来分类.主要包括四个步骤:指纹图像分割、方向信息提取、中心点和三角点检测、分类.

3.1.1 图像分割 首先对512×512大小的指纹图像进行分割,将含有指纹的区域从背景中分离出来.并将整幅图像分为64×64个8×8大小的子图像.

3.1.2 方向信息提取 指纹的灰度变化具有一定的方向性,从局部区域看,其灰度沿某一方向变化很小,体现了纹路的走向,称之为局部主导方向.而在与之垂直的方向上灰度变化却很大,称之为局部梯度方向.方向信息提取就是要从灰度图像中的灰度变化中得到纹线的走向.这里采用一种最小均方根方向估计算法,来得到指纹图像的方向场 $O(i, j)$.



图3 指纹的类别

给定初始灰度图像 G ,方向图估计算法的主要步骤如下:

(1)将 G 分为大小为 8×8 的子图像(此处为 8×8);

(2)计算各像素 (i, j) 处的梯度值.这里采用Sobel算子来计算梯度值;

(3)用以下方程来估计每个以像素 (i, j) 为中心的子图像的局部方向:

$$V_x(i, j) = \frac{j+1/2}{u=i-1/2} \frac{j+1/2}{v=j-1/2} \frac{2}{2} x(u, v) - y(u, v) \quad (1)$$

$$V_y(i, j) = \frac{j+1/2}{u=i-1/2} \frac{j+1/2}{v=j-1/2} \left(\frac{2}{x(u, v)} - \frac{2}{y(u, v)} \right) \quad (2)$$

$$(i, j) = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{V_y(i, j)}{V_x(i, j)} \right) \quad (3)$$

其中 (i, j) 是以像素 (i, j) 为中心的子图像的局部纹线方向的最小均方估计.数学上,它表示垂直于 8×8 窗口的傅立叶谱主导方向. x 和 y 分别是像素在 x 向和 y 向的梯度值;

(4)由于输入图像中噪声、已破坏的纹线结构及细节特征等的存在,估计出的局部纹线方向 (i, j) 不一定十分正确.由于在没有异常点出现的局部邻域内局部纹线方向变化缓慢,可用一低通滤波器来调整不正确的局部纹线方向.为了应用低通滤波器,须将方向图转换为连续向量场,其定义如下:

$$x(i, j) = \cos(2(i, j)) \quad (4)$$

$$y(i, j) = \sin(2(i, j)) \quad (5)$$

其中 ϕ_x 与 ϕ_y 分别是向量场的 x 与 y 分量对得到的向量场,可如下应用低通滤波器:

$$x(i, j) = \frac{1}{2} \sum_{u=-1/2}^{1/2} \sum_{v=-1/2}^{1/2} W(u, v) x(i-u, j-v) \quad (6)$$

$$y(i, j) = \frac{1}{2} \sum_{u=-1/2}^{1/2} \sum_{v=-1/2}^{1/2} W(u, v) y(i-u, j-v) \quad (7)$$

其中 W 是一个二维低通滤波器,滤波器的大小为 $\phi \times \phi$.注意平滑算子是基于子图像进行操作的,滤波器大小的缺省值为 5×5 .

(5) 用以下公式计算像素 (i, j) 处的局部纹线方向:

$$O(i, j) = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{y(i, j)}{x(i, j)}\right) \quad (8)$$

用此算法可获得一个相当平滑的方向场估计。

3.1.3 三角点和中心点的检测 由于中心点周围纹线呈半圆趋势,三角点周围纹线由三部分组成,而每一部分都呈双曲线形状这些固有几何特点,在本文中,通过计算像素周围的 Poincare 值^[10]来得到三角点和中心点:如 Poincare 值为 $1/2$,则此处得到一个 core 点,若 Poincare 值为 $-1/2$,则此处得到一个 delta 点。

(1) core 点的检测:假设 (i, j) 为当前子图像的中心像素, $(i-1, j)$ 、 $(i-1, j+1)$ 、 $(i, j+1)$ 分别为其相邻子图像的中心。假设 $O(i, j)$ 为 (i, j) 处的方向值,令 $x(\otimes)$ 和 $y(\otimes)$ 分别为具有 N 个中心像素的闭合数字曲线的 x 与 y 坐标值,此处 $N=4$ 。现在顺次求每个 (i, j) 处的 Poincare 值,即以逆时针方向求调整后的这个 N 子图像中心的方向信息差值的累加和:

$$\text{Poincare}(i, j) = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^N (k) \quad (9)$$

其中

$$(k) = \begin{cases} (k); & \text{if } |(k)| < 1/2, \\ + (k); & \text{if } (k) = 1/2, \\ - (k); & \text{其他} \end{cases}$$

$$(k) = O(x(i), y(i)) - O(x(i), y(i)), \\ i = (i+1) \bmod N.$$

若 $\text{Poincare}(i, j)$ 等于 $1/2$,则此点为 core 点。

(2) delta 点的检测:假设 (i, j) 为当前子图像中心像素, $(i-1, j-1)$ 、 $(i-1, j+1)$ 、 $(i+1, j-1)$ 、 $(i+1, j+1)$ 分别为与其相邻子图像的中心像素,同上沿此四点求取各 (i, j) 处的 Poincare 值。若 $\text{Poincare}(i, j)$ 等于 $-1/2$,则此点检测到一个 delta 点。

得到 core 点和 delta 点的数目后,即开始进行分类。这里采取有反馈的指纹分类方法,首先检测 core 点和 delta 点的对数,若 core 点和 delta 点的对数大于 2,则对图像进行一次平滑,然后再分类(因为几乎没有 core 点或 delta 点多于 2 个的指纹)。否则直接按 core 点和 delta 点的个数与其相对位置进行分类。

3.1.4 分类

(1) 若 core 点和 delta 点的数目为 0,则认为是拱型。
(2) 若 core 点和 delta 点的数目均为 2,则认为是旋涡型。
(3) 若 core 点和 delta 点的数目为 1,则可能是尖拱型或环型,我们用以下方法:

(a) 连接 core 点和 delta 点,在尖拱型指纹中,直线的方向与实际纹线方向一致,而在环型指纹中,直线却穿过指纹纹线(如图 4)。假设 θ 为 core 点和 delta 点连线的方向角, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 为此线段上各段在指纹方向信息图上的方向角,如果平均值:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sin(\theta_i - \theta) \quad (10)$$

小于一经验值(0.2),则认为该指纹是尖拱型,否则为环型。

(b) 从 core 点开始,沿着该处指纹纹线的方向移动,若 delta 点在左侧,则认为是右环,若 delta 点在右侧,则认为是左环(如图 5)。

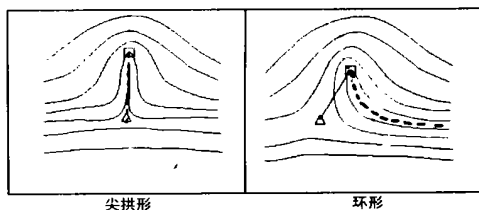


图 4 尖拱形和环形指纹

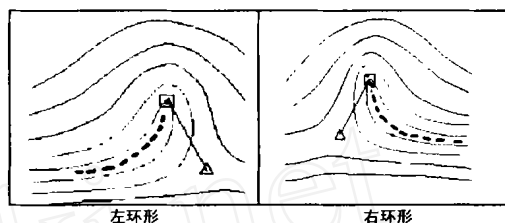


图 5 左环形和右环形指纹

3.2 试匹配

在对已分类指纹图像的匹配过程中,首先应判断模板图像与待识图像是否属于同一类。如是,则进一步匹配,否则直接给出不匹配的结论。在指纹库中五类指纹平均分布的理想情况下,此过程将匹配搜索空间减小的原来的五分之一。

对属于同一类型的两幅指纹图像,利用中心点与三角点的位置与角度等信息,在较大的松弛度下进行一次粗糙的匹配。排除掉明显不匹配的图像,给出不匹配的结论。在这步不被排除的图像对才能进入最后匹配阶段。

对左环形或右环形指纹来说,应首先计算这些参数:(1)中心点与三角点之间穿过的纹线条数 w ;(2)中心点与三角点之间的欧氏距离 d ;(3)中心点与三角点的方向角的差值 $= |O(i, j)_{\text{core}} - O(i, j)_{\text{delta}}|$ 。

由于在中心点与三角点精确定位的前提下,每幅指纹中中心点与三角点之间的纹线条数是一个一定不变的特征量。它与任何外部因素无关,无论指纹怎样形变、旋转和平移,纹线条数都是不变的,所以纹线条数不同的两幅图像一定不匹配;而且,相匹配的两幅图像的中心点与三角点之间的欧氏距离 d 和它们之间的角度差一定是相同的。分别比较需进行匹配的两幅图像的 w, d 和 θ ,在 $|w_1 - w_2| > 2$ 且 $|d_1 - d_2| > 10$,同时 $|\theta_1 - \theta_2| > 20^\circ$ 时(经验值)判断两幅指纹一定不匹配。

对尖拱形的指纹来说,中心点与三角点之间没有纹线,所以只利用上面提到的距离 d 与角度差值 θ 两个信息,并给定相似的阈值。

对于旋涡形的指纹对,因为每幅指纹有两个中心点与两个三角点,不容易判断出两幅指纹图像中的哪两个中心点是相匹配的点,所以将每幅图像中的两个中心点和两个三角点分别作为一个子模式来操作:

(1) 首先计算每幅图像中两中心点之间的距离 D_{core} ,和两

三角点之间的距离 D_{delta} ;

(2)再计算每幅图像中两中心点连线与水平方向的角度 core , 与两三角点连线与水平方向的角度 delta ;

(3)在 $|D_{\text{core1}} - D_{\text{core2}}| > 10$ 并且 $|D_{\text{delta1}} - D_{\text{delta2}}| > 14$, 而且 $||\text{core1} - \text{delta1}| - |\text{core2} - \text{delta2}|| > 20^\circ$ (经验值) 时, 则判断不匹配。

拱形指纹没有三角点与中心点, 本论文中将拱形指纹图像一律按传统的寻找参考点的点模式匹配算法进行匹配。另外, 由于实际应用中拱形纹并不多见, 所以这对指纹识别的整体速度影响并不大。

分类过程中有一些因质量或其他原因被拒识的指纹图像, 它们与拱形纹一样只能用传统的寻找参考点方法的点模式匹配算法进行匹配。

3.3 最终匹配

最终匹配是一种点模式匹配, 它以待识图像与模板图像中的中心点为一幅匹配参考点。一幅指纹图像可能是由多个子模式组成的, 而一幅图像中所具有的子模式有可能并不完全包括在另一幅图像中。在两个点模式中, 那种非常精确的一点对点的完全匹配的机会并不一定存在, 因而点模式匹配实质上只能是一种模糊意义上的匹配。

假定有两个点模式 P 和 Q , 其中点模式 P 中有从待识图像中提取出的 m 个特征点, $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$, 而点模式 Q 中有从模板图像中提取出的 n 个特征点, $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 。每点中存放的是坐标信息 $(x, y)^T$, 因而点模式 P 和 Q 可以分别表示为:

$$P = \{(x_{p_i}, y_{p_i})^T | i = 1, 2, \dots, m\} \text{ 和 } Q = \{(x_{q_a}, y_{q_a})^T | a = 1, 2, \dots, n\}.$$

点模式匹配的首要任务就是对 P 中一点 p_i , 在 Q 中寻找与之匹配的 q_a , 则 p_i 和 q_a 是一对肯定匹配的, 即参考点。本文中以在指纹分类的过程中求出的指纹中心点作为匹配过程中所用到的参考点, 即具有最大匹配点对支持的两个相应的点。然后求在该最大匹配支持的条件下的登记参数, 即两幅图像基于参考点的平移、旋转量等参数。

首先计算基于这对中心点肯定匹配的点对集合, 进而计算待识图像相对于模板图像的旋转和平移参数: T_x, T_y , 其中 T_x, T_y 分别是 x 方向和 y 方向的平移量。通过对待识图像进行姿势纠正, 将待识图像中的特征点坐标按一定法则 $G_r(T_x, T_y)$ 做变化, 使得变化后待识图像的特征点分布和模板图像特征点分布在理论上完全一致。这种变换是一种全局的、刚性的变换, 只是一种坐标系的调整, 变换后同一幅图像中各点之间的位置关系并没有任何改变, 它将待识图像中的一点 $p = (x_p, y_p)^T$ 映射成另一点 $q = (x_q, y_q)^T$, 映射规则如下:

$$q = G_r(p) \Rightarrow \begin{pmatrix} x_q \\ y_q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} T_x \\ T_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \end{pmatrix} \quad (11)$$

由于图像采集时的变形和图像预处理算法的不完善性, 对于一对真正的匹配点对 p_i 和 q_a , $G_r(p_i)$ 很难绝对等于 q_a 。

因此, 对于任意一对点 p_i 和 q_a , 如果 $G_r(p_i)$ 和 q_a 的距离小于一个给定的阈值, 则可以认为 p_i 和 q_a 是一对匹配点。

这部分的主要目的是寻找在 p 和 q 之间具有最多正确的匹配点对的登记。该登记变换将 p 中的任一匹配的点在可接受的失真范围内转换成 q 中相应的点。

接下来计算两个点模式之间的最大匹配点对数。如最大匹配个数超过某一阈值, 则断定匹配成功。

同样将两幅待匹配指纹图像区分为待识图像和模板图像 (数据库中的样本图像), 定义表征待识图像和样本图像的点模式分别为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 和 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 。待识图像相对于模板图像的缩放比例、转角、 x 向平移和 y 向平移分别为 S, T_x, T_y 。本文所介绍的模式匹配算法可分为以下五个步骤:

(1)以两幅图像中的中心点为一对肯定匹配的, 称为参考点, 并记录基于此参考点对两个点模式的相对 x 向与 y 向平移和相对转角参数 (S_0, θ) ;

(2)计算两个点模式中相对于参考点的相对平移和相对转角参数 (S_0, θ) 肯定能够匹配的点对, 所有肯定匹配的点对组成肯定匹配点对集;

(3)使用匹配点对集统计两幅图像的缩放比例、转角、 x 向平移和 y 向平移分别为 S_0, θ, T_x, T_y ;

(4)根据 S_0, θ, T_x, T_y , 将待识图像相对于模板图像作姿势纠正, 实质是对待识图像中各特征点的坐标作纠正。在肯定匹配点对集之外, 继续寻找可能匹配的点对。

(5)将所有匹配点对数目 T_m 与一预先设定的阈值 T_0 相比较, 若 $T_m > T_0$, 则认为两枚指纹匹配成功; 否则, 认为两枚指纹不匹配。

由于本论文工作中所用指纹图像是使用同一活体指纹录入仪, 均在 500dpi 的分辨率下统计采集的, 并没有经过缩放处理, 因而理论上缩放比例系数应该为常数 1。故本论文中取 $S = 1$ 。

4 实验结果

为验证基于分类的匹配算法的性能, 选取了 1000 幅指纹图像进行测试, 这些图像来自 200 个不同的手指, 平均每个手指以不同的方式采五次。实验结果表明, 本算法能够正确有效地进行指纹匹配, 匹配精度达到 91%; 对输入指纹图像的旋转和平移不敏感, 即使在旋转 180 的极端情况下, 同样能正确匹配, 体现了良好的鲁棒性; 且由于利用到分类信息, 减小了匹配搜索空间, 并大大缩短了寻找匹配参考点的时间, 匹配速



图 6 原始指纹图像

度较传统的不利用分类信息的点模式匹配算法有很大提高,结果令人满意.图 6-9 是对同一个手指的两次采样所获得的两幅指纹图像进行处理的结果.图 6 是原始图像,图 7 是细节特征提取结果,图 8 是参考点的确定,图 9 是最终的匹配结果.



图 7 细节特征提取结果



图 8 参考点的确定:模板指纹和待识
指纹中的中心点为一对参考点



图 9 最终匹配结果(匹配成功)

5 结论

本文设计了一个基于指纹分类的模式匹配算法.分析和试验的结果均表明此算法具有很好的快速性和旋转、平移不变性.由于利用分类信息进行匹配,以提出的中心点为参考点,所以大大缩短了匹配所需的时间,在实时性与快速性方面体现了很高的价值.同时由于采用分类时提取出的中心点作为匹配参考点,它与匹配过程中所用到的特征点不属同一类别,所以少量真正特征点的缺失和伪特征点的出现不会影响参考点的寻找,从而增加了匹配结果的正确性与鲁棒性.

参考文献:

- [1] Dinesh P Mital, Eam Khwang Teoh. An Automated Matching Technique for Fingerprint Identification [A]. IEEE International Conference on Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems, Proceedings(1) [C]. USA: IEEE, 1997. 142 - 147.
- [2] S Gold, A Rangarajan. A graduated assignment algorithm for graph matching [J]. IEEE Trans, 1996, PAMF-18(4): 377 - 388.
- [3] Sanjay Ranade, Azriel Rosenfeld. Point pattern matching by relaxation [J]. Pattern Recognition, 1980, 12(4): 269 - 275.
- [4] Z Chen, C H Kuo. A Topology-Based Matching Algorithm Fingerprint Authentication [A]. IEEE International Carnahan Conference on Security Technology, proceedings(25) [C]. USA: IEEE, 1991. 84 - 87.
- [5] D Maio, D Maltoni. Direct gray-scale minutiae detection in fingerprints [J]. IEEE Trans, 1997, PAMF-19(1): 27 - 40.
- [6] N K Ratha, S Chen, A K Jain. Adaptive flow orientation-based feature extraction in fingerprint images [J]. Pattern Recognition, 1995, 28(11): 1657 - 1672.
- [7] V S Sinvasan, N N Murthy. Detection of singularity points in fingerprint images [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(2): 139 - 153.
- [8] A Hrechak, J McHugh. Automated fingerprint recognition using structural matching [J]. Pattern Recognition, 1990, 23(8): 893 - 904.
- [9] N Ratha, K Karu, S Chen, A K Jain. A real-time matching system for large fingerprint database [J]. IEEE Trans, 1996, PAMF-18(8): 799 - 813.
- [10] Kawagoe, Masahiro, Tojo, Akio. Fingerprint pattern classification [J]. Pattern Recognition, 1984, 17(3): 295 - 303.

作者简介:



杨利敏 女, 1976 年出生于河南省滑县, 上海交通大学图像处理与模式识别研究所在读博士研究生, 主要研究方向医学图像处理.

杨杰 男, 1964 年出生于河北青县, 教授, 博士生导师, 现任上海交通大学图像处理与模式识别研究所副所长, 主要研究领域和方向: 目标检测和识别、数据融合和数据挖掘、智能理论及系统应用、医学图像处理.

李钢 男, 1975 年生于吉林省吉林市, 博士研究生, 研究方向: 数字水印技术.