

基于多尺度 Radon 变换的图像检索*

安志勇, 赵珊, 王晓华, 周利华

(西安电子科技大学 多媒体研究所, 西安 710071)

摘 要:根据 Radon 变换的统计特性构造了不变量, 提出一种新的基于多尺度 Radon 变换的图像形状检索方法. 对检索图像作小波变换, 根据小波模极大原理得到边缘图像, 对边缘图像构造 Radon 变换中心矩, 在中心矩的基础上根据 Radon 的统计原理构造出尺度不变矩. 由于矩阵的奇异值具有旋转不变性, 因此针对不变矩向量矩阵求奇异值, 该奇异值特征向量具有平移、尺度和旋转不变性. 将该 Radon 变换的不变量作为形状特征, 并进行高斯归一化, 按照欧氏距离计算不同图像间的形状相似度. 试验结果表明, 该方法对高斯噪音具有较强的鲁棒性, 与其它方法相比具有较好的检索效果.

关键词:基于内容的图像检索; Radon 变换; 小波变换; 奇异值

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2007)06-1176-5

0 引言

基于内容的图像检索(Content-Based Image Retrieval, CBIR)是当前信息世界研究的热点之一. 图像的形状特征常与目标联系在一起, 描述图像中目标的局部性质, 是图像内容的一个重要特征.

基于形状的图像检索方法主要有几何参量法^[1], 不变矩法^[2]以及基于变换域的方法^[3-4]. 其中, 基于变换域的小波模极大法^[4]是描述形状特征的一种有效方法, 该方法有效地提取了图像的形状特征, 具有平移、旋转和尺度不变性. 但该方法采用了 HU 不变矩来刻画图像的形状特征, 没有考虑到 HU 不变矩对噪音的敏感性. 近年来, Mukundan 对 HU 不变矩、Zernike 矩、Legendre 矩以及 Tchebichef 矩的试验分析表明, Tchebichef 矩具有较好的检索效果^[5-6]. 然而 Tchebichef 矩只具有旋转不变性, 因此在一定程度上不能完全表征图像的形状特征. Shahpour^[7]提出采用伪 Zernike 矩来刻画图像的形状特征, 并将其应用在人脸识别中. 由于伪 Zernike 矩具有较多的低阶矩, 因此比 Zernike 矩具有更小的噪音敏感性, 但在实际的检索系统中仍然不能够满足实际形状特征提取的需求. 由于 Radon 变换具有较强的抗噪能力, 已被用在图像识别中. 文献[8]构造了一种 Radon 不变量, 但该方法采用了循环平移获得旋转不变性, 具有一定的复杂度, 并且尺度不变性构造较为繁琐.

基于上述问题, 本文根据 Radon 变换的统计特性构造了新的不变量, 提出一种新的基于图像形状

检索方法. 该方法有效地利用了 Radon 变换的降噪能力, 在一定程度上克服了噪音对图像形状的影响, 并且具有平移、旋转和尺度不变性.

1 多尺度 Radon 变换的图像检索方法

1.1 小波模极大值

小波变换作为一种多尺度多通道分析工具比较适合进行图像多尺度边界检测. 其中, 小波模极大值是在对多尺度小波变换进行不规则抽样的基础上得到的, 可以描述信号的奇异性. 在图像中, 小波模极大值描述的是图像的多尺度边界^[9].

若 $g(x, y)$ 在整个平面上的积分为 1, 并且它在 x 或 y 为无限远处收敛到 0, 则定义 $g(x, y)$ 为二维平滑函数. 进一步定义两个小波函数

$$w_1(x, y) = \frac{\partial g(x, y)}{\partial x}, w_2(x, y) = \frac{\partial g(x, y)}{\partial y} \quad (1)$$

这样, 图像 $f(x, y)$ 小波变换的两个分量在尺度为 s 时定义

$$w_{1,s}f(x, y) = f \cdot w_{1,s}(x, y), w_{2,s}f(x, y) = f \cdot w_{2,s}(x, y) \quad (2)$$

对于二进小波有

$$\begin{bmatrix} w_{1,2^j}f(x, y) \\ w_{2,2^j}f(x, y) \end{bmatrix} = 2^j \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x}(f \cdot g_{2^j})(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y}(f \cdot g_{2^j})(x, y) \end{bmatrix} = 2^j \nabla(f \cdot g_{2^j})(x, y) \quad (3)$$

在任一尺度 2^j 上梯度的模为

$M_{2^j}f(x, y) = \sqrt{|w_{1,2^j}f(x, y)|^2 + |w_{2,2^j}f(x, y)|^2}$, 梯度与水平的夹角 $A_{2^j}f(x, y) = \arg[w_{1,2^j}f(x, y) + iw_{2,2^j}f(x, y)]$, $f \cdot g_{2^j}(x, y)$ 上剧烈的点是沿着梯度方向 $A_{2^j}f(x, y)$ 上模 $M_{2^j}f(x, y)$ 为局部极大值的

*十五国防科技(电子)预研项目(413160501)资助
Tel: 029-81134801 Email: azytyut@gmail.com
收稿日期: 2006-05-31

那些点,记录模板极大值点的位置信息、 $A_{2^j} f(x, y)$ 和 $M_{2^j}(x, y)$ 就可以描述图像的多尺度边界^[9-10].

1.2 Radon 变换以及不变量的构造

一个函数 $f(x, y)$ 的 Radon 变换是该函数沿包含该函数平面的一族直线的线积分,即

$$R\{f(x, y)\} = \iint f(x, y) \delta(t - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy = g_\theta(t) \quad (4)$$

式中 t 代表沿直线上的距离,表示为 $t = x \cos \theta + y \sin \theta$ 沿着一系列平行线(投影)的积分就组成了投影 $g_\theta(t)$,所有的投影组成的集合 $\{g_\theta(t), \theta \in [0, \pi]\}$ 就是 Radon 变换. 由 Radon 变换的性质可得:原图像的平移就等于 t 的平移,原图像的旋转就等于 θ 的平移. 图像的尺度变化将会导致 Radon 系数较为复杂的变化.

寻求具有平移、旋转和尺度不变的形状特征在检索系统中非常重要^[11],因此本文将构造 Radon 变换的平移、旋转和尺度不变量. 设图像 Radon 变换为 $g_\theta(t)$,则定义 k 阶矩为

$$m_k(\theta) = \int t^k g_\theta(t) dt \quad (5)$$

进一步可以定义 $\bar{t}_\theta = \frac{m_1(\theta)}{m_0(\theta)}$ 表示 $g_\theta(t)$ 的质心.

1) 平移不变量

由于图像的平移会使投影产生平移,用中心矩代替普通矩可以获得平移不变性

$$\mu_\theta = \int (t - \bar{t}_\theta)^k g_\theta(t) dt \quad (6)$$

2) 尺度不变量

图像的尺度变化导致 Radon 矩也发生相应的变化,图像的尺度变换关系为^[8]

$$R\left\{f\left(\frac{x}{\lambda}, \frac{y}{\lambda}\right)\right\} = g_\theta^s(t) = \lambda g_\theta\left(\frac{t}{\lambda}\right) \quad (7)$$

式中 λ 是比例因子, s 表示变化量. 由式(5)和式(7)可得

$$m_k^s(\theta) = \int t^k g_\theta^s(t) dt = \lambda^{2+k} \int \alpha^k g_\theta(\alpha) d\alpha = \lambda^{2+k} m_k(\theta) \quad (8)$$

由以上可知 $m_0^s(\theta) = \lambda^2 m_0(\theta)$, $m_1^s(\theta) = \lambda^3 m_0(\theta)$, 令

$$\bar{t}_\theta^s = m_1^s(\theta) / m_0^s(\theta) = \lambda \bar{t}_\theta$$

则 $g_\theta^s(t)$ 的 k 阶中心矩为

$$\mu_k^s(\theta) = \int (t - \bar{t}_\theta^s)^k \lambda g_\theta\left(\frac{t}{\lambda}\right) dt = \lambda \int (\lambda \alpha - \bar{t}_\theta^s)^k \cdot g_\theta(\alpha) \lambda d\alpha = \lambda^{2+k} \mu_k(\theta) \quad (9)$$

令 $m = \frac{1}{\bar{t}_\theta}$, $\eta_k(\theta) = m^{2+k} \mu_k(\theta)$, 则

$$\begin{aligned} \eta_k^s(\theta) &= (m^s)^{2+k} \mu_k^s(\theta) = \left(\frac{1}{\bar{t}_\theta^s}\right)^{2+k} \mu_k^s(\theta) = \\ &= \left(\frac{1}{\lambda \bar{t}_\theta}\right)^{2+k} \cdot \lambda^{2+k} \mu_k(\theta) = \left(\frac{1}{\bar{t}_\theta}\right)^{2+k} \cdot \mu_k(\theta) = \\ &= m^{2+k} \mu_k(\theta) = \eta_k(\theta) \end{aligned} \quad (10)$$

式中 $\eta_k(\theta)$ 为尺度和平移不变量.

3) 旋转不变量

由于矩阵的奇异值具有与其行列位置无关的特性,根据该特性可获得旋转不变量特征. 利用式(10)计算可得 $\eta = [\eta_2, \eta_3, \dots, \eta_k]$, 计算该矩阵的奇异值,将得到的奇异值进行降序排列组成一向量,该向量就是表示该图像,且具有平移、尺度和旋转不变性的特征向量.

1.3 提取形状特征

由于图像的三层小波分解基本能够满足图像检索的需求,因此本文算法仅对检索图像做三层小波分解. 根据小波模极大值原理可以得到边缘图像,对该边缘图像做 Radon 变换,按照上述方法构造 Radon 不变量,该不变量即为图像的形状特征,且具有平移、尺度和旋转不变性. 由于特征向量内部各阶矩的含义不同,因此需要将不同的特征向量进行内部归一化,使特征向量的内部各分量在相似性度量时地相位同^[12]. 由于在提取旋转不变量时对各阶矩进行了降序排列,这样会破坏特征值的顺序,无法正常归一化. 为了解决这一问题,可以先将特征向量归一化,再进行降序排列.

本文采用高斯归一化^[13]的方法进行内部归一. 将图像的特征向量记为 $F = [f_1, f_2, \dots, f_N]$, N 是特征元素的个数,用 I_1, I_2, \dots, I_M 代表图像库中的 M 幅图像. 图像 I_i 相应的特征向量记为 $F_i = [f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{iN}]$. 根据图像库中的 M 幅图像,就可以得到一个 $M \times N$ 的特征矩阵 $F[\{f_{i,j}\}]$, 其中 $f_{i,j}$ 是 F_i 的第 j 个特征元素. 根据式(11),可以将原序列归一化为 $N(0, 1)$ 分布的序列.

$$f_{i,j} = \frac{f_{i,j} - m_j}{\sigma_j} \quad (11)$$

假设待检索的图像为 Q , P 为图像库中任意一目标图像,按照式(12)计算两幅图像形状特征的欧氏距离,得出图像形状特征的相似度 S_h

$$D(P, Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (f_{p,i} - f_{q,i})^2} \quad (12)$$

1.4 算法描述

基于多尺度 Radon 变换的图像检索算法 (Multi-scale Radon transform based image retrieval) 描述如下:

- 1) 对原始图像做平移和尺度不变小波变换,根据小波模极大原理得到边缘图像.
- 2) 对小波边缘图像做 Radon 变换,按照上述方法提取 Radon 不变量作为形状特征.
- 3) 对特征向量内部进行高斯归一化.
- 4) 计算两幅图像的归一化特征向量间的欧氏距

离并作为两幅图像的相似度来进行检索。

2 实验分析

为了检验本文方法的检索效果,试验中采用的图像库包含 3 000 图像,有动物、建筑、花卉和球场等,其中各类相似的图像数目超过 30 幅。由于 Radon 变换具有较强的降噪能力,特别是对常见的高斯白噪音具有较好的效果。因此本文将对高斯噪音影响,几何不变性,以及与其他方法的比较进行试验分析。

2.1 噪音的影响

图 1(a)为原始图像,图 1(b)、(c)和(d)分别是图 1(a)加不同高斯噪音强度后的图像,噪音均值都为零,其中图 1(b)噪音方差为 0.005,图 1(c)噪音方差为 0.01,图 1(d)噪音方差为 0.1,图 1(e)为不同于图 1(a)的另外一幅图像。在不同噪音强度下,采用本文算法计算图 1(a)同其他 4 幅图像间的距离进行分析,试验结果如表 1。试验中仍然采用小波模极大原理提取图像的边缘信息,其中伪 Zernike 矩采用 5 阶矩共 21 个特征向量,Tchebichef 矩也采用 5 阶矩共 21 个特征向量。而本文算法采用采用 180 个角度 Radon 投影,且提取矩不变量奇异值中前 20 项作为特征向量。由表中可以看出,利用本文算法计算出加噪后图像与原始图像的距离较小,并且远小于不同的图像,而采用伪 Zernike 矩法、Tchebichef 法以及小波模极大法计算出的距离要大于本文的算法。因此本算法在一定程度上克服了噪音对图像检索的影响,对高斯噪音有较好的鲁棒性。

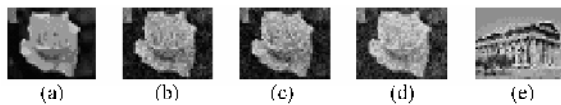


图 1 示例图像

Fig. 1 Demonstration images

表 1 不同算法图像 1(a)与其他图像间的距离

	b	c	d	e
本文算法	0.048 2	0.069 3	0.071 8	0.712 5
伪 Zernike 矩	0.094 5	0.101 2	0.108 7	0.763 8
小波模极大法	0.113 4	0.133 7	0.138 9	0.816 2
Tchebichef 矩	0.106 7	0.115 6	0.120 9	0.789 4

2.2 平移、尺度和旋转不变性试验

为了检验算法对平移、尺度和旋转不变性的有效性,从 COIL 图像库中提取出两幅图像,并对其中一幅图像进行了相应的几何变换。

图 2(a)和图 2(b)分别为图像库中不同的图像,其中图 2(a1)~(a4)分别是图 2(a)产生不同位置平移的结果,图 2(a5)~(a8)分别是图 2(a)按照顺时针旋转 30°,60°,90°,180°的图像,图 2(a9)~(a12)

分别是图 2(a)不同尺度变化的图像,尺度变换因子分别为 1.5 倍,1.2 倍,0.8 倍,0.5 倍。表 2 为原始图像与不同几何变换后图像间的距离。由于算法的近似性,几何变换后的图像与原始图像之间的距离不是严格等于零,但仍然非常小,并且远小于不同的图像间的距离,因此算法具有平移、尺度和旋转不变的有效性。

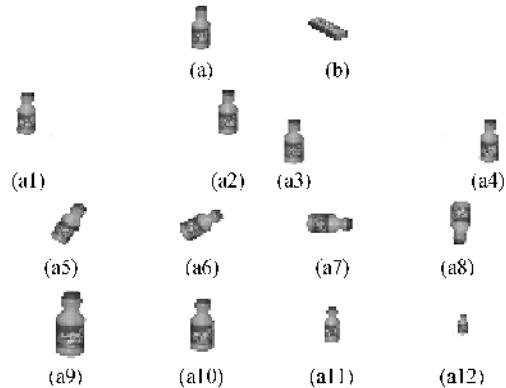


图 2 各种几何变换图像

Fig. 2 The images with different geometry transforms

表 2 不同几何变换后图像间的距离

	a	b
a1	0.023 2	0.319 0
a2	0.024 1	0.328 7
a3	0.026 7	0.323 4
a4	0.022 9	0.331 9
a5	0.026 0	0.329 6
a6	0.028 9	0.306 7
a7	0.027 7	0.313 6
a8	0.029 4	0.319 4
a9	0.032 7	0.319 9
a10	0.030 9	0.325 3
a11	0.031 0	0.309 3
a12	0.031 6	0.317 4

2.3 与其他方法的比较

为了评价本文提出方法的效果,采用“准确度(accuracy)”和“检索率(recall)”作为相似检索的评价准则^[14]。准确度 p 定义为检索结果队列中检索到的目标图像数与检索结果队列中所有的图像数之比,即

$$p=Y/X \quad (13)$$

检索率 r 定义为检索结果队列中检索到的目标图像与数据库中全部的目标图像数之比,即

$$r=Y/F \quad (14)$$

这里 X 代表检索结果返回的图像总数, Y 代表查询结果中与例子图像相关的目标图像数, F 表示图像库中与例子图像相关的目标图像总数。通过执行例子集合中的各个查询来计算出查询的平均检索准确度和查全率,据此就能给出系统的检索性能评价。

试验中先在图像库中选取 10 类图像,且在每类图像中抽取 4 幅图像共组成 40 次查询,然后结合这 40 次查询,计算出在不同检索率条件下系统的平均准确度. 将本文方法与 Tchebichef 矩法、伪 Zernike 矩法以及小波模极大值法进行了比较,四种方法的检索率与准确度变化曲线如图 3. 由该图可以看出本文算法的检索率明显优于其它算法. 图 4 给出了其中一次检索结果,其中图 4(a)为目标检索图像.

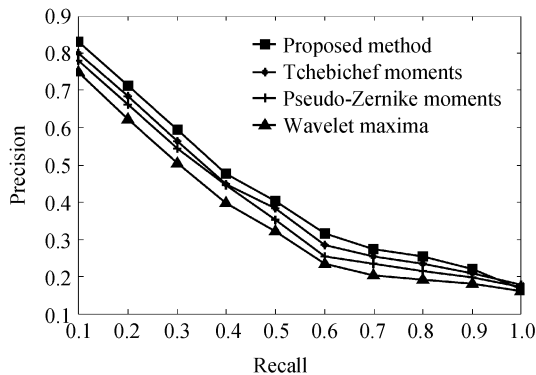


图 3 不同算法性能

Fig. 3 Performance of different algorithms

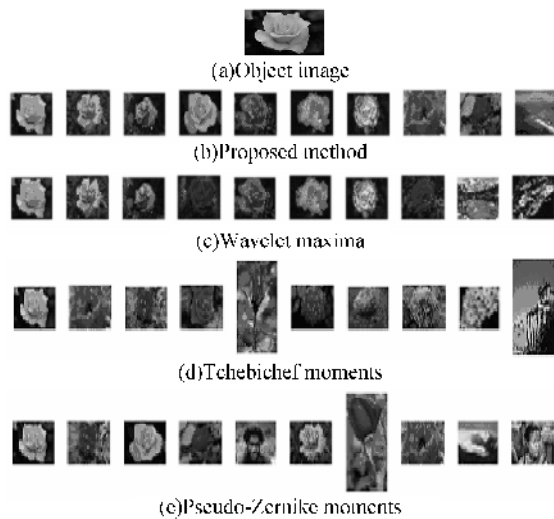


图 4 一个检索结果

Fig. 4 A retrieval result

由于 Radon 变换较为耗时,针对以上算法在检索速度上进行了试验. 试验中计算机配置如下:赛扬 2.4 GHz CPU, 512M 内存, 40 G 硬盘, 系统采用 MATLAB6.5 编程语言,在 Windows XP 环境下实现,图像库包含 3 000 个图像,采用 180 个角度 Radon 的投影算法检索耗时 2.798 s,而采用小波模极大值法检索耗时 0.584 s,伪 Zernike 矩法耗时 1.195 s, Tchebichef 矩法耗时 0.983 s. 因此,在检索系统中尽管本文算法的检索速度实时性不高,但也是可行的,多增加一点检索时间的同时却提高了检索效果.

3 结论

在分析了 Radon 变换的性质的基础上,根据统计原理构造了 Radon 不变量,提出了一种新的基于图像形状特征的图像检索算法. 与其它算法相比,该算法有效地利用了 Radon 变换的降噪能力提取出图像的形状特征. 试验结果表明:该方法对高斯噪声具有较强的鲁棒性,并且具有平移、旋转和尺度不变性,具有较好的检索性能. 然而本算法采用了小波模极大值法和 Radon 变换提取图像的形状特征,在一定程度上增加了算法的复杂度,增加复杂度的同时也提高了检索性能.

参考文献

- [1] NIBLACK W, BARBER R. The QBIC project: querying images by content using color, texture and shape [C]. // Proc. 1th SRIVD, Storage and Retrieval for Image and Video Databases, San Jose, California: SPIE, 1993: 173-187.
- [2] METHRE B M, KANCHANALAK M S. Shape measures for content based image retrieval: a comparison [J]. *Information Process & Management*, 1997, **33**(3): 319-337.
- [3] SHEN D G. Discriminative wavelet shape descriptor for recognition of 2-D patterns [J]. *Pattern Recognition*, 1999, **32**(2): 151-166.
- [4] YAO Yu-rong, ZHANG Yu-jin. Shape-based image retrieval using wavelet and moment [J]. *Chinese Journal of Image and Graphics*, 2000, **5**(3): 206-210.
姚玉荣, 章毓晋. 利用小波和矩进行基于形状的图像检索 [J]. *中国图形图像学报*, 2000, **5**(3): 206-210.
- [5] MUKUNDAN R, LEE P A. Image analysis by tchebichef moments [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(9): 1357-1364.
- [6] EMRE C M, ASLANDOGAN Y A. A Comparative study of three moment-based shape descriptors [C]. // Abraham A, Johnson T. International Conference on Information Technology: Coding and Computing, Nevada: IEEE Computer Society, 2005, 1: 788-793.
- [7] ALIREZAE S, AHMADI M, ATHENIAN H A, et al. Weighted pseudo-zernike feature extractor for face recognition [C]. // Mark Johnson, Philip Chen. International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Hawaii: IEEE, 2005, 3: 2128-2132.
- [8] Li J H, Pan Q, Zhang H C, et al. Image recognition using radon transform [C]. The IEEE 6th International Conference on Intelligent Transportation Systems - IV: Image Analysis, Shanghai, China: IEEE Computer Society, 2003, 4: 741-745.
- [9] MALLAT S, HWANG W L. Singularity detection and processing with wavelets [J]. *IEEE Trans Info Theory*, 1992, **38**(2): 617-643.
- [10] QIU Jiang, LIU Bo, YANG Jing. Identification algorithm of multi-object image using high-level hu's moments [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2001, **30**(9): 1141-1145.
丘江, 刘波, 杨静. 基于高阶胡氏矩的多目标图像识别算法 [J]. *光子学报*, 2001, **30**(9): 1141-1145.

- [11] LI Feng, HU Yan-feng, ZENG Zhi-ming, *et al.* The design and research for a model of content-based retrieval in remote sensing image[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(12):1522-1525.
李峰, 胡岩峰, 曾志明, 等. 一种遥感影像基于内容检索模型的研究与设计[J]. *光子学报*, 2004, **33**(12):1522-1525.
- [12] ZENG Zhi-yong, ZHANG Xue-jun, CUI Jiang-tao, *et al.* A novel image retrieval algorithm based on color and distribution of prominent interest points[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, **35**(2):308-311.
曾智勇, 张学军, 崔江涛, 等. 基于显著兴趣点颜色及空间分布的图像检索新方法[J]. *光子学报*, 2006, **35**(2):308-311.
- [13] NASTAR C, MITSCHKE M, MEIHAC C. Efficient query refinement for image retrieval [C]. //David Fleet, Kyros Kutulakos. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, California: IEEE Computer Society, 1998:547-552.
- [14] SMEULDERS A W M, SANTINI S, WORRING M, *et al.* Content based image retrieval at the end of the early years [J]. *IEEE Trans PAMI*, 2000, **22**(12):1349-1380.

Content-Based Image Retrieval Based on the Multi-Scale Radon Transform

AN Zhi-yong, ZHAO Shan, WANG Xiao-hua, ZHOU Li-hua

(*Multimedia Technology Institute, Xidian Univ, Xi'an 710071, China*)

Received date: 2006-05-31

Abstract: The invariant using statistical theory of Radon transform is constructed and a new kind of image retrieval algorithm based on multi-scale Radon transform is presented. In the first place, the shift invariant is achieved by the central moment on the Radon transform of edge images, which is gained by the wavelet modulus maximum. In the second place, the scaling invariant based on the central moment is deduced after analyzing the statistical characteristics of Radon transform. Since the singular values of matrix are uncorrelated with the position of the column or the row of matrix. Here, this property can be used to get the rotational invariant from the Radon moments. In the third place, the rotational invariant property of singular values on the moment matrix is used to get the rotational invariant. In this way, the character vector with shift, scaling and rotational invariant is constructed in this algorithm. Finally, the Gaussian model is used to normalize the different sub-characters distance to the shape feature of image. The shape similarity of the querying image and other images is computed by the Euclidean distance. Experiments indicate that this method is of robustness to the noises in image's similarity retrieval and has a higher retrieval-rate than those of Pseudo-Zernike moments, wavelet modulus maximum and Tchebichef moments.

Key words: Content-based image retrieval; Radon transform; Wavelet transform; Singular values



AN Zhi-yong was born in 1975. He received his M. S degree in Taiyuan University of Technology in 2004. Now he is a Ph. D. candidate on image processing in School of Computer Science and Engineering of Xidian University. His research involves image database, image processing and computer vision.