

基于形状和纹理的图像检索

安志勇 赵 珊 周利华

(西安电子科技大学计算机学院 西安 710071)

摘 要 构造了 Radon 变换的不变量,提出一种新的基于形状和纹理的图像检索方法。对小波图像边缘提取 Radon 不变量作为形状特征,同时提取小波各频道能量作为纹理特征。然后将形状特征和纹理特征分别进行高斯归一化,计算图像形状和纹理的相似度。最后,利用形状和纹理相似度的加权和进行图像检索。试验结果表明该方法对噪声具有较强的鲁棒性,具有尺度、平移和旋转不变性。

关键词 基于内容的图像检索,小波变换,Radon 变换

Shape-texture Based Image Retrieval

AN Zhi-Yong ZHAO Shan ZHOU Li-Hua

(School of Computer Science and Engineering, Xidian Univ., Xi'an 710071)

Abstract In this paper, the invariant using Radon transform is constructed and a new image retrieval algorithm based on shape and texture information is presented. It turns to be getting multi-scale edge images by the wavelet modulus maximum after decomposing the images with wavelet transform in the algorithm. The Radon invariant is extracted to be the shape feature of image to the multi-scale edge images and the energy of every sub frequency bands is extracted to be the texture feature of image. The Gaussian model is used to normalize the different sub-characters distance to the shape feature of image and the texture feature of image separately. The shape similarity of images and the texture similarity of images are computed by the Euclidean distance separately. Finally, the weighted sums of the shape similarity of images and the texture similarity of images can be the similarity between the querying image and other images. Experiments indicate that this method is robustness to the noises in image's similarity retrieval and has the property of shift, scale and rotation invariance.

Keywords Content-based image retrieval, Wavelet transform, Radon transform

1 引言

基于内容的图像检索(content-based image retrieval, CBIR)技术是当前信息世界研究的热点之一。图像的纹理和形状特征往往是有联系的,形状特征描述了图像中目标的局部性质,纹理描述了图像所对应景物的表面特性,因此综合图像形状和纹理特征进行检索可以提高检索的效率和准确性。

基于形状的图像检索方法主要有几何参数法^[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值法^[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 HU 不变矩来刻画图像的形状特征,没有考虑 HU 不变矩对噪声的敏感性。灰度共生矩阵法^[5]是提取纹理特征的一种有效方法,但该方法表示纹理特征复杂,计算量大,也没有克服噪声的敏感性,为此许多文献提出基于频域特征的纹理检索方案^[6,7]。其中,Kourosh^[7]等人提出采用小波域的能量特征刻画图像的纹理性,该特征没有能够很好地解决能量特征平移和旋转不变性。

基于上述问题,本文构造了 Radon 变换不变量,提出一种基于形状和纹理的图像检索算法。首先,对检索图像作平移和尺度不变小波变换。然后,利用 Radon 变换的降噪能力

对小波边缘图像提取 Radon 不变量作为形状特征;由于该小波变换具有平移和尺度不变性,采用图像的能量特征能够有效地刻画图像的纹理性,且噪声分布在不同的频道中,因此也在一定程度上缓解了噪声对所提取纹理特征的影响。最后,利用图像形状和纹理相似度的加权和进行图像检索。实验结果表明该方法对噪声具有较强的鲁棒性,并且具有平移、尺度和旋转不变性。

2 基于形状和纹理的图像检索算法

2.1 小波变换

小波分析具有良好的时频局部化特性,因此在信号分析和图像处理领域中得到了广泛的应用。然而传统的小波分析不具有平移不变性,极大地限制了小波多尺度分析在模式识别领域的运用,特别是在图像检索中更需要平移、旋转和尺度不变的良好性质。针对这一问题,Simoncelli 等人牺牲小波基的正交性,按照插值法得到信号的任意位置、尺度和方向的分解系数^[8]。Xiong 等人根据几何矩原理构造出了平移和尺度不变的小波变换^[9]。本文就是基于 Xiong 的小波方法。

对信号 $f(x)$ 而言,若 $f(x)$ 的多尺度小波分解系数和 $f(ax+b)$ ($a>0, b \in R$) 的分解系数相同,则小波分解是平移和尺度不变的。由于实际信号都是有限的,则信号 $f(x)$ 的一阶

矩和二阶矩均存在。

$$m_f = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx, \mu_f = \frac{1}{m_f} \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx \quad (1)$$

$$\sigma_f^2 = \frac{1}{m_f} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu_f)^2 f(x) dx \quad (2)$$

定理 1^[9] 设 $f(x) \geq 0$, $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx < +\infty$ 且 $g(x) = f(ax+b)$ ($a \geq 0, b \in R$), 那么

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(\sigma_f x + \mu_f) \phi_{j,k}(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} g(\sigma_g x + \mu_g) \phi_{j,k}(x) dx$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(\sigma_f x + \mu_f) \psi_{j,k}(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} g(\sigma_g x + \mu_g) \psi_{j,k}(x) dx$$

由上述定理可以得到非负信号 $f(x)$ 重整后的标准信号 $f(\sigma x + \mu)$, 且 $f(\sigma x + \mu)$ 在小波多尺度空间 V_j 和 W_j 的小波变换系数具有平移和尺度不变性, 可以认为是 $f(x)$ 的平移、尺度不变小波分解。

2.2 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的平面的一族直线的线积分, 如式(3)所示。

$$R\{f(x, y)\} = \iint f(x, y) \delta(t - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy = \rho_\theta(t) \quad (3)$$

其中 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 $\rho_\theta(t)$, 所有的投影组成的集合 $\{\rho_\theta(t), \theta \in [0, \pi]\}$ 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。

为了能够有效地提取图像形状特征, 本文将构造 Radon 变换平移、旋转和尺度不变量。设图像的 Radon 变换为 $\rho_\theta t$, 则定义 K 阶矩为

$$m_k(\theta) = \int t^k \rho_\theta(t) dt \quad (4)$$

进一步可以定义 $\bar{t}_\theta = \frac{m_1(\theta)}{m_0(\theta)}$ 表示 $\rho_\theta(t)$ 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。

$$\mu_k(\theta) = \int (t - \bar{t}_\theta)^k \rho_\theta(t) dt \quad (5)$$

(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如下^[10]:

$$R\{f(\frac{x}{\lambda}, \frac{y}{\lambda})\} = \rho_\theta^\lambda(t) = \lambda \rho_\theta(\frac{t}{\lambda}) \quad (6)$$

其中 λ 是比例因子, s 表示变化量。由式(4)和(6)可得

$$m_k^\lambda(\theta) = \int t^k \rho_\theta^\lambda(t) dt = \lambda^{2+k} \int \alpha^k \rho_\theta(\alpha) d\alpha = \lambda^{2+k} m_k(\theta) \quad (7)$$

由以上可知 $m_0^\lambda(\theta) = \lambda^2 m_0(\theta)$, $m_1^\lambda(\theta) = \lambda^3 m_1(\theta)$, 令 $\bar{t}_\theta^\lambda = m_1^\lambda(\theta)/m_0^\lambda(\theta) = \lambda \bar{t}_\theta$, 则 $\rho_\theta^\lambda(t)$ 的 k 阶中心矩为

$$\mu_k^\lambda(\theta) = \int (t - \bar{t}_\theta^\lambda)^k \rho_\theta^\lambda(\frac{t}{\lambda}) dt = \lambda \int (\lambda \alpha - \bar{t}_\theta^\lambda)^k \rho_\theta(\alpha) \lambda d\alpha = \lambda^{2+k} \mu_k(\theta) \quad (8)$$

令 $\eta_k(\theta) = \frac{\mu_k(\theta)}{\mu_1^k(\theta)}$, 则

$$\eta_k^\lambda(\theta) = \frac{\mu_k^\lambda(\theta)}{(\mu_1^\lambda(\theta))^k} = \frac{\lambda^{2+k}}{\lambda^{2k}} \cdot \frac{\mu_k(\theta)}{\mu_1^k(\theta)} = \frac{\lambda^{2+k}}{\lambda^{2k}} \cdot \eta_k(\theta) \quad (9)$$

令 $\frac{\lambda^{2+k}}{\lambda^{2k}} = 1$, 则 $j = (k+2)/2$, 得到

$$\eta_k(\theta) = \frac{\mu_k(\theta)}{\mu_1^{(k+2)/2}(\theta)} \quad (10)$$

式中 $\eta_k(\theta)$ 为尺度和平移不变量, 其中 $\mu_1(\theta)$ 在计算过程中使用了质心 $\bar{t}_\theta$, 因此计算误差较小。

(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向量, 该向量就是代表该图像并且具有平移、尺度和旋转不变性的特征向量。

2.3 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度量时地位相同。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^[11]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。根据公式(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 。

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

2.4 提取纹理特征

依据 Xiong 小波变换后的图像, 采用文[12]的方法对每层分解的小波系数做奇异变换, 可以得到近似旋转不变的能量特征。根据式(13)提取图像能量特征。

$$E = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |f(x, y)| \quad (13)$$

其中, M, N 是 $f(x, y)$ 矩阵的行列维数。利用式(11)进行特征向量内部归一。假设待检索的图像为 Q , P 为图像库中任一目标图像, 按照式(14)计算两幅图像纹理特征的欧氏距离, 得出图像纹理特征的相似度 S_t 。

$$D(P, Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (E_{p,i} - E_{q,i})^2} \quad (14)$$

2.5 算法描述

基于形状和纹理的图像检索算法描述如下:

(1) 对原始图像做平移和尺度不变小波变换。

(2) 对小波边缘图像做 Radon 变换, 提取不变量作为形状特征。对特征向量归一化, 根据式(12)得到图像形状特征的相似度 S_h 。

(3)对各层小波系数做奇异变换,提取能量特征,对特征向量归一化,根据式(14)得到图像纹理特征的相似度 s_t 。

(4)根据公式 $s=\omega_h \cdot s_h + \omega_t \cdot s_t$ 来计算图像的综合特征。其中 $\omega_h + \omega_t = 1$ 。

3 实验分析

为了检验本文方法的检索效果,我们在一个包含 2200 幅

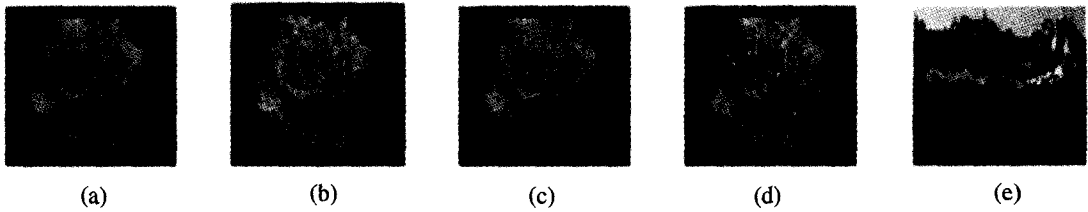


图 1 示例图像

如图 1 所示,(a)表示原始图像,(b)(c)(d)表示(a)采用高斯噪声、泊松噪声和椒盐噪声加噪后的图像,(e)为不同于(a)(b)(c)(d)的另外一幅图像。采用两种算法所计算的图像(a)同其他 4 幅图像间的距离如表 1 所示,其中形状和纹理的权重均设为 0.5。由表中可以发现利用本文算法计算出加噪后图像与原始图像的距离非常小,并且远小于不同的图像,而采用小波模极大值方法和灰度共生矩阵方法计算出的距离要大于本文的算法,因此本文算法在一定程度上克服了噪声对图像检索的影响,对噪声有一定的鲁棒性。

表 1 不同算法中(a)图与各图像间的距离

采用算法	b	c	d	e
本文方法	0.0568	0.0649	0.0712	0.5469
小波模极大值法	0.1337	0.1329	0.1211	0.5608
灰度共生矩阵法	0.2046	0.1972	0.2664	0.5562

3.2 尺度不变性

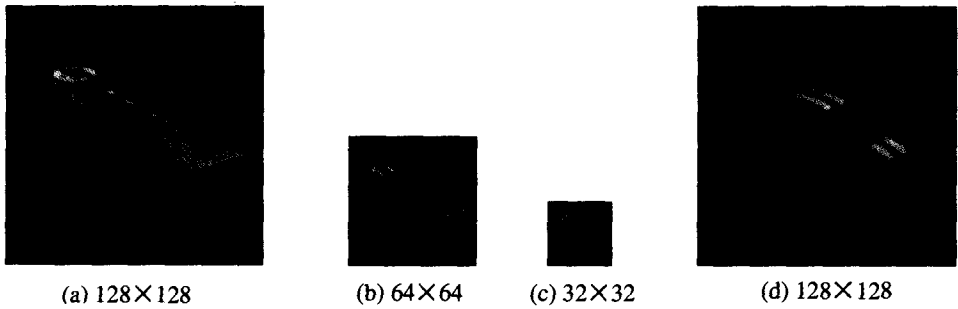


图 2 不同尺度图像

如图 2 所示,其中(a)(b)(c)为不同尺寸的相同图像,(d)为不同于(a)(b)(c)的图像。采用该算法计算图像间的相互距离如表 2 所示。可以看出不同尺寸的相同图像之间的距离非常小,因此该算法具有尺度有效性。

表 2 不同尺度图像间的距离

	b	c	d
a	0.0628	0.0844	0.7215

3.3 平移不变性

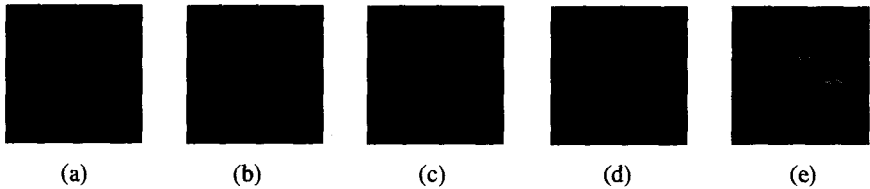


图 3 不同位置图像

如图 3 所示(a)为原始图像,其它图像为(a)不同位置平移的结果,(e)为不同于(a),(b),(c),(d)的图像。不同位置平移图像同图像(a)间的距离如表 3 所示,可以看出不同位置的相同图像间的距离非常小,同时远小于其它图像,由此可见该算法具有一定的平移不变性。

表 3 不同位置图像间的距离

	b	c	d	e
a	0.0792	0.0646	0.0853	0.7810

3.4 旋转不变性

(下转第 232 页)

12 阶)。对于每一类样本,仅取一幅无噪声图像作为训练样本,其余作为测试样本。总训练样本的个数为 10,测试样本个数为 290。分类结果如图 8 所示。

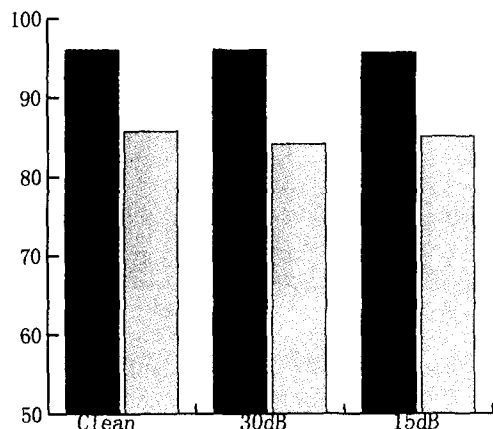


图 8 灰度样本分类测试结果
黑色柱图为圆周分解法的正确率,灰色柱图
为 Zernike 矩分析法的正确率。

从结果可以看出,在灰度图像上两种方法仍然表现出良好的抗噪声能力,但圆周分解法的正确率明显高于 Zernike 矩分析法。

结论 本文提出了一种使用径向圆周分解与傅立叶变换结合的形状描述方法,该方法首先将形状的二维图像投影得到一组一角度为自变量的一元函数,随后通过傅立叶变换消除旋转所造成的相位差,同时抑制噪声的影响。圆周分解法对全局和局部的信息都有很强的描述能力,该方法具有平移、旋转、缩放不变性,并对形变、缺损以及随机噪声有良好的抵抗能力。除此之外,圆周分解法能够直接应用于灰度图像。实验结果表明该方法在处理黑白及灰度图像时都具有良好的性能与稳定性。

参考文献

- 1 Dryden I L, Mardia K V. Statistical Shape Analysis. John Wiley & Sons, 1998
- 2 Zahn C, Roskies R. Fourier descriptors for plane closed curves. Computer Graphics and Image Processing, 1972, 21: 269~281
- 3 Persoon E, Fu K S. Shape discrimination using Fourier descriptors. IEEE Trans Syst, Man, and Cybern, 1977, SMC-7: 170~179
- 4 Freeman H. On the encoding of arbitrary geometric configurations. IRE Transactions, 1961, 10: 260~268
- 5 Parui S, Majumder D. Symmetry analysis by computer. Pattern Recognition, 1983, 16: 63~67
- 6 Bengtsson A, Eklundh J. Shape representation by multiscale contour approximation. IEEE Transactions on PAMI, 1991, 13: 85~93

(下转第 242 页)

(上接第 227 页)



图 4 不同角度旋转图像

如图 4 所示(a)为原始图像,其它图像为(a)沿逆时针方向按 30°,60°,90°,180°,270°旋转的结果。不同旋转度数的图像同图像(a)间的距离如表 4 所示,可以看出不同旋转角度图像间最大的距离 $d=0.1124$,远小于不同的图像的距离,因此该算法具有旋转有效性。

表 4 不同角度图像间的距离

	b	c	d	e	f	g
a	0.0643	0.0875	0.0747	0.0992	0.0904	0.7531

结论 本文提出了一种新的基于图像形状和纹理特征的图像检索方法。该方法有效地利用了 Radon 变换的降噪能力提取图像的形状特征,采用图像的能量作为纹理特征,两种特征相结合提高了图像检索的准确性。试验结果表明该方法对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变换和 Radon 变换提取图像的形状特征,在一定程度上增加了算法的时间和空间复杂度,增加复杂度的同时也提高了检索性能。如何在检索过程中引入学习机制(如相关反馈技术),使本文算法能够根据不同的图像自适应地调整检索参数进行检索,是本文进一步的研究方向。

参考文献

- 1 Niblack W, Barber R. The QBIC project: querying images by

- content using color, texture and shape[M]. In: San Jose, California, SPIE, 1993. 173~187
- 2 Methre B M, Kankanhalli M S. Shape Measures for Content Based Image Retrieval: A Comparison[J]. Information Process & Management, 1997, 33(3): 319~337
- 3 Shen Dinggang. Discriminative wavelet shape descriptor for recognition of 2-D patterns[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(2): 151~166
- 4 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 Baraldi A, Parmiggiani F. An Investigation of the Texture Characteristics Associated with Gray Level Co-occurrence Matrix Statistical Parameters[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(2): 293~303
- 6 丁玲,王崇俊,等. 基于能量谱直方图的纹理检索算法[J]. 计算机科学, 2005, 32(2): 194~197
- 7 Jafari-Khouzanim K, Soltanian-Zadeh H. Rotation-Invariant Multiresolution Texture Analysis Using Radon and Wavelet Transform[J]. IEEE Trans Image Processing, 2005, 14(6): 783~795
- 8 Simoncelli E P, et al. Shiftable mutiscale transforms[J]. IEEE Trans Information Theory, 1992, 38(2): 587~606
- 9 Xiong H L, et al. A translation- and scale-invariant adaptive wavelet transforms. IEEE Trans Image Processing, 2000, 9(12): 2100~2108
- 10 Li Junhong, et al. Image recognition using Radon transform[J]. Intelligent Transportation Systems, 2003(1): 741~744
- 11 Nastar C, Mitschke M, Meihac C. Efficient Query Refinement for Image Retrieval[A]. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C], Santa Barbara, California, USA, 1998. 547~552
- 12 刘传才,杨静宇. 一种新的图像纹理表示方法[J]. 计算机学报, 2001, 24(11): 1302~1309