

文章编号: 1001 - 9014(2008)02 - 0147 - 05

基于 Radon 和小波变换的图像检索

安志勇¹, 崔江涛¹, 曾智勇², 周利华¹

(1. 西安电子科技大学 多媒体研究所, 陕西 西安 710071; 2. 福建师范大学 软件学院, 福建 福州 350007)

摘要:提出一种基于 Radon 和小波变换的图像纹理特征检索算法. 对原始图像进行坐标系的方向归一化, 再对方向归一化后的图像进行 Radon 变换. 根据 Radon 变换投影数据的几何特性, 构造了适合投影数据的具有尺度和平移不变性的小波分解, 该小波分解系数具有旋转、平移和尺度不变性. 采用图像中各尺度小波系数的能量值作为图像的纹理特征, 以此作为纹理特征进行图像检索. 基于纹理特征的试验结果表明该特征具有旋转、平移和尺度不变性, 与其他算法相比具有较高的检索率.

关键词:基于内容的图像检索; 小波变换; Radon 变换; 纹理特征

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

IMAGE RETRIEVAL BASED ON RADON AND WAVELET TRANSFORM

AN Zhi-Yong¹, CUI Jiang-Tao¹, ZENG Zhi-Yong², ZHOU Li-Hua¹

(1. Multimedia Technology Institute, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Faculty of Software of Fujian Normal University, Fuzhou 350001, China)

Abstract: A new kind of image retrieval algorithm based on the texture feature was presented by using the Radon and wavelet transform. Firstly, the orientation-normalized image was achieved by rotating its principal axis to horizontal direction and the Radon transform was used to deal with the orientation-normalized image. It can get the rotation-invariant Radon project of the image. Secondly, the new adoptive wavelet decomposition for the Radon project of the image was constructed according to the property of Radon transform, which had the property of shift- and scale-invariant to the project of Radon transform. Then the wavelet coefficients had the property of rotation-, translation- and scale-invariant to the project of Radon transform. Finally, the energy of every sub frequency bands was extracted to be the texture feature of image. The image retrieval experiments indicate that this method has the property of shift, scale and rotation invariance and it has a higher retrieval rate than other methods.

Key words: content-based image retrieval; wavelet transform; Radon transform; texture feature

引言

图像的纹理特征是一种重要的视觉感知特征, 已被广泛地应用于图像检索和模式识别领域. Mandala^[1]提出了快速小波直方图 (Fast Wavelet Histogram Techniques, FWHT) 图像检索算法, 但该算法对自然图像的检索效果不够理想. Manthalkar^[2]等人根据离散小波包分解提取了具有旋转和尺度不变的纹理特征, 然而该方法在一定程度上丢失了纹理的方向信息. Pun^[3]等人提出了 Log-polar 方法, 该特征提取方法具有旋转和尺度不变的特性, 但它将尺度变量转化为平移变量进行处理, 破坏了信号

的频率特征. Kourosh^[4]提出了 RM 纹理分析算法, 但该算法不具备平移和尺度不变性. 基于上述问题, 本文根据 Radon 变换和小波变换的几何特性, 提取了具有平移、旋转和尺度不变性纹理特征, 并将其应用于基于纹理特征的图像检索中.

1 Radon 变换

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,

$$R\{f(x, y)\} = \int f(x, y) (t - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy = g(\theta) \quad (1)$$

其中 $t = x \cos \theta + y \sin \theta$, 沿着一系列平行线的积分就

收稿日期: 2007 - 04 - 20, 修回日期: 2008 - 01 - 29

基金项目: “十五” 国家部委科技 (电子) 预研 (413160501) 资助项目

作者简介: 安志勇 (1975-), 男, 山西怀仁人, 西安电子科技大学博士研究生, 研究方向为基于内容的图像检索.

Received date: 2007 - 04 - 20, revised date: 2008 - 01 - 29

组成了投影 $g(t)$, 投影集合 $\{g(t), t \in [0, \pi]\}$ 即为 Radon 变换. Radon 变换具有如下性质^[5]

(1) 平移: 设 X 和 Y 方向的平移量为 t_x 和 t_y , 则

$$R\{f(x - t_x, y - t_y)\} = g(t - t_x \cos \theta - t_y \sin \theta) \quad (2)$$

可见原图像的平移就等于 t 的平移.

(2) 尺度: 上标 s 表示尺度变换量, k 表示比例因子.

$$R\{f(kx, ky)\} = g^s(t) = \frac{1}{k} g\left(\frac{t}{k}\right) \quad (3)$$

(3) 旋转: 设图像的极坐标表示为 $f(r, \theta)$, θ_0 为旋转量, 则

$$R\{f(r, \theta + \theta_0)\} = g(t + \theta_0) \quad (4)$$

可见原图像的旋转就等于 θ 角度的平移.

2 本文算法

2.1 图像的方向归一化

为了使特征提取算法具有旋转不变性, 本文将采用极坐标方向能量归一化^[6]的方法, 使原始图像得到统一的表示即旋转不变性. 首先将图像的原点移到质心 (\bar{x}, \bar{y}) , 图像 (尺度为 $M \times N$) 的质心可以定义为

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N xf(x, y) \\ \bar{y} = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N yf(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

根据式 (6) 可以得到图像的极坐标表示 $f(r, \theta)$.

$$\begin{cases} r = \sqrt{(x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2} \\ \theta = \arctan \frac{y - \bar{y}}{x - \bar{x}} \\ f(r \cos \theta, r \sin \theta) = f(r, \theta) \end{cases} \quad (6)$$

定义方向 θ_j ($0 \leq \theta_j < 2\pi$) 的方向能量分布函数

$E(\theta_j)$ 为

$$E(\theta_j) = \frac{1}{n_j} \sum_{i=0}^{N-1} f(r_i, \theta_j), \quad (0 \leq \theta_j < 2\pi) \quad (7)$$

其中 $f(r_i, \theta_j)$ 为极坐标灰度分布值, n_j 是位于方向 θ_j 区域的象素个数, N 和 M 分别表示径向变量 r 和方向变量 θ 的量化级数, 可以得到方向能量分布序列 $E(\theta) = \{E(\theta_0), E(\theta_1), \dots, E(\theta_{M-1})\}$. 因此, $E(\theta_j)$ 在一定程度上反映了图像在 θ_j 方向上的平均能量分布. 当图像产生不同角度的旋转时, 只是改变了元素中的绝对位置, 并没有改变 $E(\theta)$ 内部各元素的相对位置, 因此, 将其循环平移一周就可以得到图像进行不同角度旋转的分布序列. 通过定义循环左移算子

能够得到该序列循环不变的特征量, 文献 [6] 提出的平移规则较为繁琐, 因此新规则可以定义如下:

(1) 使原始数据的最大值元素在不变特征量中排在首位.

(2) 若最大值元素不唯一时, 则比较满足条件 (1) 的几种序列中最大值右边第一个值, 选择较大值的序列为规则化后的序列; 若右边第一个值相等, 则比较第二个值, 选择较大值的那个序列为规则化后的序列; 依此类推, 直至选择出满足条件的序列. 若满足条件 (1) 序列的所有值均相等, 说明是循环序列, 可以选择平移次数最少的那个序列.

得到规范化后的方向能量序列, 根据循环平移的次数就可以唯一地确定图像的主轴 (即为新坐标系的水平方向), 使图像的主轴位于其方向能量分布最大的方向, 使不同角度的图像得到统一的表述.

2.2 基于 Radon 变换的平移和尺度不变的小波分解

小波变换具有良好的多分辨分析能力, 已被广泛应用于图像分析中^[7]. 针对 Radon 变换后的投影数据, Kourosh^[4] 提出采用小波变换各尺度能量来刻画图像的纹理性, 然而该方法仅具有旋转不变性, 因此不能够完全表征图像的纹理性. Xiong^[8] 等人构造出一种平移和尺度不变的小波变换 (TSI wavelet, translation-and scale-invariant wavelet), 但不能够直接用于 Radon 变换的投影数据, 笔者将针对 Radon 变换的几何特性构造具有平移和尺度不变性的小波分解.

由以上分析可知, 若 $f(x)$ 的多尺度小波分解系数和 $\frac{1}{a} f(ax + b)$ ($a > 0, b \in R$) 的分解系数相同, 则 Radon 变换后的图像投影数据的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,

$$\begin{cases} m_f = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx, \mu_f = \frac{1}{m_f} \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x) dx \\ \sigma_f^2 = \frac{1}{m_f} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu_f)^2 f(x) dx \end{cases} \quad (8)$$

设

$$\begin{cases} \phi_{j,k}^f(x) = \frac{2^{-j/2}}{\sqrt{m_f}} \phi\left(2^{-j} \frac{x - \mu_f}{\sigma_f}\right) \\ \psi_{j,k}^f(x) = \frac{2^{-j/2}}{\sqrt{m_f}} \left[2^{-j} \frac{x - \mu_f}{\sigma_f}\right] \quad (j, k \in Z) \end{cases} \text{ 生成的函数}$$

空间为 $\overline{V_f^f} = \text{span}\{\overline{\phi_{j,k}^f(x)}, j, k \in Z\}$, $\overline{W_f^f} = \text{span}\{\overline{\psi_{j,k}^f(x)}, j, k \in Z\}$, 由 $\overline{\psi_{j,k}^f(x)}$ 和 $\overline{\phi_{j,k}^f(x)}$ 的正交规范性, 可得 $\overline{\phi_{j,k}^f(x)}$ 和 $\overline{\psi_{j,k}^f(x)}$ 分别是函数空间 $\overline{V_f^f}$ 和 $\overline{W_f^f}$ 的正交规范基. $\{\overline{V_f^f}\}_j$ 构成 $L^2(R)$ 的一个多尺度逼近, 且 $\overline{V_{j-1}^f} = \overline{V_j^f} \oplus \overline{W_j^f}$. 信号 $f(x)$ 在 $\overline{V_j^f}$ 和 $\overline{W_j^f}$ 上的小波分解为^[18]

$$f(x) = \sum_{k \in Z} \overline{c_{j,k}^f} \overline{\phi_{j,k}^f(x)} + \sum_{j=1}^J \sum_{k \in Z} \overline{d_{j,k}^f} \overline{\psi_{j,k}^f(x)}, \quad (9)$$

其中,

$$\overline{c_{j,k}^f} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \overline{\phi_{j,k}^f(x)} dx, \quad \overline{d_{j,k}^f} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \overline{\psi_{j,k}^f(x)} dx,$$

定理 1: 设 $f(x) \geq 0$, $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx < +\infty$ 且

$g(x) = \frac{1}{a} f(ax + b)$ ($a > 0, b \in R$), 那么

$$\begin{aligned} \frac{\overline{c_{j,k}^f}}{m_f^{\frac{1}{2}} m_f^{\frac{1}{2}}} &= \frac{1}{m_f^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(ax + b) \overline{\phi_{j,k}^f(x)} dx \\ &= \frac{1}{m_g^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) \overline{\phi_{j,k}^g(x)} dx \\ &= \frac{\overline{c_{j,k}^g}}{m_g^{\frac{1}{2}} m_g^{\frac{1}{2}}}, \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \frac{\overline{d_{j,k}^f}}{m_f^{\frac{1}{2}} m_f^{\frac{1}{2}}} &= \frac{1}{m_f^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(ax + b) \overline{\psi_{j,k}^f(x)} dx \\ &= \frac{1}{m_g^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) \overline{\psi_{j,k}^g(x)} dx \\ &= \frac{\overline{d_{j,k}^g}}{m_g^{\frac{1}{2}} m_g^{\frac{1}{2}}}. \end{aligned} \quad (11)$$

证明: 由 $\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{m_f} f(x) dx = 1$ ($f(x) \geq 0$), 可知存在随机变量 X 以 $\frac{1}{m_f} f(x)$ 为概率分布密度, X 的期望和方差均存在, $E[X] = \mu_f, D[X] = \sigma_f^2$

$$\begin{aligned} \frac{\overline{c_{j,k}^f}}{m_f^{\frac{1}{2}} m_f^{\frac{1}{2}}} &= \frac{1}{m_f^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(ax + b) \overline{\phi_{j,k}^f(x)} dx \\ &= \frac{m_f}{m_f^{\frac{1}{2}} m_f^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{+\infty} \phi_{j,k} \left(\frac{x - \mu_f}{\sigma_f} \right) \cdot \frac{1}{m_f} f(x) dx \\ &= \frac{m_f}{\sigma_f} E \Phi_{j,k} \left(\frac{-\mu_f}{\sigma_f} \right), \end{aligned} \quad (12)$$

同理可得

$$\frac{\overline{c_{j,k}^g}}{m_g^{\frac{1}{2}} m_g^{\frac{1}{2}}} = \frac{m_g}{\sigma_g} E \Phi_{j,k} \left(\frac{-\mu_g}{\sigma_g} \right), \quad (13)$$

$g(x)$ 的概率分布密度为 $\frac{1}{m_g} g(x)$, 由

$$m_g = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{a} f(ax + b) dx = \frac{m_f}{a} \text{ 可得}$$

$$\frac{1}{m_g} g(x) = a \frac{1}{m_f} f(ax + b). \text{ 而随机变量 } X = \frac{x - \mu_f}{\sigma_f} \text{ 的}$$

概率分布密度为 $a \frac{1}{m_f} f(ax + b)$ 即 $\frac{1}{m_g} g(x)$. 由 $X = a$

$+ b$ 可得 $\mu_f = a\mu_g + b, \sigma_f = a\sigma_g$, 将 $\frac{-\mu_f}{\sigma_f} = \frac{-\mu_g}{\sigma_g}$

带入式 (13) 中, 可得

$$\begin{aligned} \frac{\overline{c_{j,k}^g}}{m_g^{\frac{1}{2}} m_g^{\frac{1}{2}}} &= \frac{m_g}{\sigma_g} E \Phi_{j,k} \left(\frac{-\mu_g}{\sigma_g} \right) \\ &= \left(\frac{1}{a} \frac{m_f}{\sigma_f} \right)^{\frac{1}{2}} E \Phi_{j,k} \left(\frac{-\mu_f}{\sigma_f} \right) \\ &= \frac{1}{a} \frac{m_f}{\sigma_f} E \Phi_{j,k} \left(\frac{-\mu_f}{\sigma_f} \right) \\ &= \frac{\overline{c_{j,k}^f}}{m_f^{\frac{1}{2}} m_f^{\frac{1}{2}}}. \end{aligned} \quad (14)$$

同理可得式 (11), 该定理表明当图像发生平移和尺度变化时, Radon 变换的投影数据进行小波变换可以得到平移和尺度不变小波分解系数. 首先对检索图像的方向归一化, 然后再进行 Radon 变换, 根据定理 1 对投影数据进行小波分解, 就得到了具有旋转、平移和尺度不变的小波分解系数.

2.3 算法描述

在实际的检索系统中, 常用的纹理特征表示方法有直方图, 信息熵, 能量值, 方差和均值等^[4,9~10]. 因此本文采用 Db4 小波分解, 采用各尺度能量值作为图像纹理特征, 每个尺度 j 下的能量值可定义为

$$E_j = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N I^2(x, y), \quad (15)$$

其中, M, N 是各尺度下矩阵的行列维数, I 是不同尺度下图像矩阵. 函数检索算法描述如下:

- (1) 将原始图像进行坐标系的方向归一化.
- (2) 然后在方向归一化图像的基础上, 对该图像进行 Radon 变换.
- (3) 根据定理 1 针对投影数据进行小波分解, 该小波分解系数则具有旋转、平移和尺度不变性.
- (4) 根据公式 (15) 计算各个尺度能量值作为纹理特征向量.
- (5) 对特征向量进行高斯归一化, 计算两幅图像归一化特征向量间的欧氏距离, 以此作为图像的相似度进行检索.

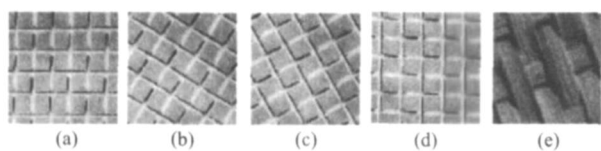


图 1 不同角度旋转的图像 (a)原始图像 (b)顺时针旋转 (a)图像 30° (c)顺时针旋转 (a)图像 60° (d)顺时针旋转图像 90° (e)顺时针旋转图像 90°

Fig 1 The images of different rotation angles (a) is the original image (b) the image of (a) with a rotation of 30° (clockwise) (c) the image of (a) with a rotation of 60° (d) the image of (a) with a rotation of 90° (e) different image from (a) rotation of 90°

针对上述检索算法而言,其计算时间复杂度主要是步骤(1)~(3),其中步骤(1)进行旋转不变性校正的时间复杂度为 $O(n^2)$,步骤(2)进行 Radon 变换的时间复杂度为 $O(n^4)$,而步骤(3)构造了旋转、平移和尺度不变的小波变换,可以采用瀑布模型算法实现,其计算时间复杂度为 $O(n)$,综合分析可知该算法的时间复杂度为 $O(n^4)$,因此该算法在一定程度上时间复杂度较高。

3 试验分析

3.1 旋转不变性

本文采用 Brodatz 库中的多幅纹理图像进行几何变换有效性试验,图 1(a)为纹理图像库中的一幅图像,图 1(b)为图 1(a)图像顺时针旋转 30 的图像,图 1(c)为图 1(a)顺时针旋转 60 的图像,图 1(d)为图 1(a)顺时针旋转 90 的图像,图 1(e)为另外一幅纹理图像。采用本文算法计算图 1(a)与其它旋转图像间的距离如表 1 所示,由于算法的近似性,可以看出旋转后的图像与原图像间的距离不是严格等于零但仍然非常小,因此该算法具有旋转不变的有效性。

3.2 平移不变性

图 2(a)为经过处理的原始图像,图 2(b)为图 2(a)向左平移 20 个象素后的图像,图 2(c)为图 2(a)向上平移 20 个象素后的图像,图 2(d)为图 2(a)同时向左和向上都平移 20 个象素后的图像,图 2(e)为另外一幅纹理图像。采用本文算法计算图 2(a)与其它平移图像间的距离如表 2 所示,可以看出旋转后的图像与原图像间的距离不是严格等于零但仍然非常小,且远小于不同纹理图像间的距离,因此该算法具有平移的有效性。

3.3 尺度不变性

图 3(a)为经过处理的原始图像并放置在一个框

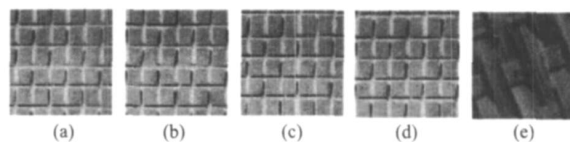


图 2 不同平移的图像

Fig 2 The texture images of different shift (a) is the original image (b) the image of (a) shifted 20 pixels to the left (c) the image of (a) shifted 20 pixels upward (d) the image of (a) shifted 20 pixels to the left and upward

表 1 不同角度旋转图像间的距离

Table 1 The distance of the images of different rotation angles

	a	b	c	d	e
a	0	0.0189	0.0270	0.0613	0.2622
b	0.0189	0	0.0468	0.0398	0.2423
c	0.0270	0.0468	0	0.0441	0.2892
d	0.0613	0.0398	0.0441	0	0.3615
e	0.2622	0.2423	0.2892	0.3615	0

表 2 平移图像间的距离

Table 2 The distance between the images of different shifts

	a	b	c	d	e
a	0	0.0336	0.0145	0.0218	0.2622
b	0.0336	0	0.0282	0.0312	0.2958
c	0.0145	0.0282	0	0.0249	0.2670
d	0.0218	0.0312	0.0249	0	0.2646
e	0.2622	0.2958	0.2670	0.2646	0

表 3 不同尺度图像间的距离

Table 3 The distance between the images of different scales

	a	b	c	d
a	0	0.0422	0.0176	0.2685
b	0.0422	0	0.0874	0.1963
c	0.0176	0.0874	0	0.3071
d	0.2685	0.1963	0.3071	0

内,图 3(b)为图 3(a)缩放 0.75 倍后的图像,图 3(c)为图 3(a)缩放 1.2 倍后的图像,图 3(d)为不同于图 3(a)的图像。采用本文算法计算图 3(a)与其它不同图像间的距离如表 3 所示,可以看出不同尺度图像间的距离非常小,因此该算法具有缩放尺度有效性。

3.4 检索性能分析

为了评价本文算法的检索效果,我们从 Corel 图像库随机抽出 100 幅图像,经过不同的几何变化得到该图像库。这些图像分别进行旋转、尺度和平移变换,其中旋转角度为 0 到 165°;间隔角度 15°;比例变化从 0.8~1.2,间隔 0.2,部分图像进行一些位置的平移,共有图像为 $100 \times 12 \times 3 = 3600$ 幅,该测试图像库为几何变换图像库。采用“精确度 (prec-

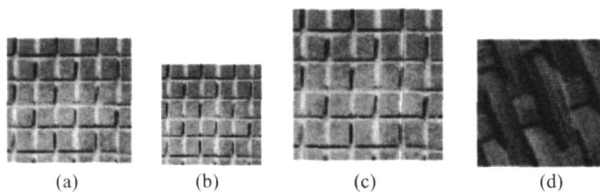


图3 不同尺度的图像

Fig.3 The images of different scales (a) is the original image (b) both vertical and the horizontal dimensions of image (a) resized with ratio 0.75 (c) both vertical and the horizontal dimensions of image (a) resized with ratio 1.2 (d) different image from (a)

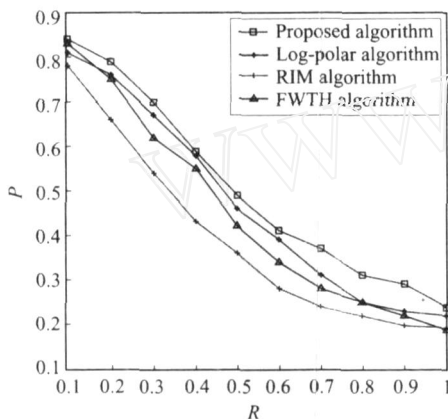


图4 4种算法的检索性能比较

Fig.4 The retrieval performance comparison of four algorithms

精度和“检索率 (recall) 作为相似检索的评价准则^[12]。精确度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 $P = Y/X$ 。检索率定义为检索结果队列中检索到的目标图像数与数据库中全部的目标图像数之比,即 $R = Y/F$ 。其中 X 代表检索结果返回的图像数, 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。通过执行例子集中的各个查询来计算出查询的平均检索精度和查全率,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 100 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精确度。将本文方法与 RM 算法和 FWHT 算法进行了比较,其中 FWHT 算法采用文献 [1] 中的方式一采样,4 种算法的检索率与精确度变化曲线如图 4 所示,可以看出本文的算法明显优于其它方法。由于本文算法充分利用了 Radon 变换的降噪能力,且具有平移、旋转和尺度不变性,因此该方法的检索性能在一定程度上有所提高。由于 Log-polar 算法具有旋转和尺度不变性,因此 Log-polar 算法在几何变换库的检索中要优于 RM 算法和 FWHT 算法。

4 结语

本文构造了基于 Radon 和小波变换的具有旋转、平移和尺度不变性纹理特征,检索试验表明该算法比其他算法具有较好的检索性能。由于脊波变换是由 Radon 变换和小波变换组合构成的,该算法也为构造具有平移、旋转和尺度不变的脊波变换提供了理论基础。然而该算法采用 Radon 变换提取图像的纹理特征,因此在一定程度上较为耗时,如何研究快速算法使其在实际的检索系统中提高检索速度,以及结合其它的图像特征综合检索,这是本文进一步的研究方向。

REFERENCES

- [1] Mandal M K, Aboulnasr T, Panchanathan S. Fast wavelet histogram techniques for image indexing[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, 75 (1/2): 99—110.
- [2] Manthalkar R, Biswas P K, Chatterji B N. Rotation and scale invariant texture features using discrete wavelet packet transform[J]. *Pattern Recognition Letter*, 2003, 24 (14): 2455—462.
- [3] Pun C M, Lee M C. Log-polar wavelet energy signatures for rotation and scale invariant texture classification[J]. *IEEE Trans on PAMI*, 2003, 25 (5): 590—03.
- [4] Kouros J K, Hamid S Z. Rotation-invariant multiresolution texture analysis using Radon and wavelet transform [J]. *IEEE Trans On Image Processing*, 2005, 14 (6): 783—794.
- [5] Li Junhong, Pan Quan, Zhang Hongcai, et al. Image recognition using Radon transform [C]. The IEEE 6th International Conference on Intelligent Transportation Systems—N: Image Analysis, Shanghai, China: IEEE Computer Society, 2003, 4: 741—744.
- [6] PAN Hong, XA Liang-Zheng. A Wavelet transform with shift, scale and rotation invariance [J]. *Signal Processing (潘泓, 夏良正. 具有平移、尺度和旋转不变性的小波变换. 信号处理)*, 2004, 20 (4): 147—151.
- [7] LU Jian-Feng, LI Chun-Mao, THAO N T, et al. Automatic retrieval of colored natural image database based on wavelet [J]. *J. Infrared Millim. Waves (刘建峰, 李春茂, 陶 N T, 等. 基于小波变换的彩色自然图像数据库自动检索. 红外与毫米波学报)*, 2002, 21 (1): 31—34.
- [8] Xiong H L, Zhang T X, Moon Y. S. A translation- and scale-invariant adaptive wavelet transform [J]. *IEEE Trans On Image Processing*, 2000, 9 (12): 2100—2108.
- [9] SUN Jun-Ding, DNG Zhen-Guo, ZHOU Li-Hua. Image retrieval based on image entropy and spatial distribution entropy [J]. *J. Infrared Millim. Waves (孙君顶, 丁振国, 周利华. 基于图像信息熵与空间分布熵的彩色图像检索方法. 红外与毫米波学报)*, 2005, 24 (2): 135—139.
- [10] ZHANG Lin, DU Hong-Ya, LU Yun-Cai. Rotation invariant texture classification of remote sense image [J]. *J. Infrared Millim. Waves (张林, 虞红娅, 刘允才. 方向无关遥感影像的纹理分类算法. 红外与毫米波学报)*, 2004, 23 (3): 189—192.
- [11] Sneuldens A W M, Santini S, Worring M, et al. Content based image retrieval at the end of the early years [J]. *IEEE Trans on PAMI*, 2000, 22 (12): 1349—1380.