

一种基于质心不变特性的仿射不变 纹理特征提取算法

贾建华, 焦李成, 黄文涛

(西安电子科技大学智能信息处理研究所和智能感知与图像理解教育部重点实验室, 陕西西安 710071)

摘要: 仿射不变模式识别是模式识别问题中的一个难点问题, 本文提出了一种基于全局特征的仿射不变特征提取方法. 算法从仿射变换的数学模型出发, 利用仿射前后图像质心位置的不变特性, 以质心为极点将图像从笛卡尔坐标系变换到极坐标系, 然后利用对数变换和 Radon 变换分别将各向异性的尺度变换和旋转变换转化为平移变换, 在此基础上利用具有平移不变性的非下采样小波变换提取变换图像的平移不变特征, 实现了对图像的仿射不变的特征提取. 将此算法运用于仿射纹理图像分类中, 实验结果表明达到了较高的识别率.

关键词: 仿射不变; 图像质心; 对数变换; Radon 变换; 小波变换; 纹理分类

中图分类号: TP391. 41 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2008) 10-1910-06

Affine Invariant Texture Feature Extraction Based on Invariant Centroid

JIA Jian hua, JIAO Li cheng, HUANG Wen tao

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: The affine invariance is a challenging problem in pattern recognition. This paper proposes a new method of achieving affine invariance based on global features. Originating from the mathematical model of affine transform, the algorithm converts the coordinates of images from Cartesian plane to polar plane based on the invariance of centroid of images in the affine transform. Using log transform and Radon transform, anisotropy scale transform and rotation transform are converted to shift transform respectively. At last the stationary wavelet transform is exploited to extract the shift invariant features of images. Thus affine invariant features of images can be obtained. The algorithm is applied to the affine texture classification. Experimental results show a good performance.

Key words: affine invariance; centroid of image; log transform; Radon transform; wavelet transform; texture classification;

1 引言

人类视觉系统对目标有很强的不变识别能力, 能够容忍被识别目标的多种变化如: 平移、旋转、尺度变化以及更高级别的仿射和投射变化, 然而让计算机识别一个变化的目标却十分困难. 不变目标识别是计算机视觉中的一个重要研究课题. 过去在不变性目标识别研究中, 很多工作集中在对于图像的平移、旋转、尺度变换上^[1~7], 通过提取相对于这些变换的不变特征来识别目标, 如: Fourier-Mellin 变换^[4]、Radon 变换^[5]、小波和脊波变换^[6]、Harr 积分^[7]等. 这些算法隐含着这样一个假设: 即被识别目标是从相同的视点获得的(例如: 相同的尺度和方向). 然而, 在许多实际应用中, 我们很难保证图像是从相同的视点获取的, 经常发生视点的改变. 视点

的改变使得图像往往经历仿射甚至投射等复杂的几何畸变, 仿射变换相对于平移、旋转、尺度变化是对图像几何畸变的更优逼近^[8]. 因此, 图像分析和计算机视觉中对仿射不变性的研究越来越引起了人们的重视, 仿射变换的不变性识别研究具有更加重要的意义. 现在, 对于仿射不变特征的提取主要是提取识别目标的局部或全局特征. 典型的提取局部特征的方法有基于轮廓^[9, 10]、傅立叶描述子方法^[11-13]和基于离散兴趣点的方法^[14-16, 28], 然而这些方法强烈的依赖于图像中特定区域(点)的选择效果的好坏, 在后续处理中需要许多其他的附加技术. 基于全局特征的算法在这一方面更有优势, 如: 仿射不变矩^[17]、BerrArie's 基于频域的技术^[18]、Cross-weighted 矩^[19]、Trace 变换^[20]以及多尺度自卷积(MSA)^[21]等. 但其对于噪声敏感, 对于遮挡目标识别较差.

纹理分析是计算机视觉和图像处理的一个基本问题^[2]。纹理是图像的基本特征, 是进行图像分析和理解的一个重要的信息源。作为一种广泛存在的图像模式, 纹理分析逐渐成为图像处理研究的重要领域, 提出了很多纹理分类的方法, 但大部分的文献也是针对于旋转、平移和尺度不变的^[1-3, 23, 24], 仿射不变纹理分类只有很少一些参考文献^[8, 25]。本文提出了一种新的基于全局特征的仿射不变特征提取方法, 此算法在仿射不变纹理分类中取得了较好的效果。

2 仿射变换的数学模型

设 $f(x'_a, y'_a)$ 为 $f(x', y')$ 对图像进行仿射变换后的图像, 其仿射变换的数学模型^[8]为:

$$f(x'_a, y'_a) = f(x', y')$$

$$\begin{bmatrix} x'_a \\ y'_a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a'_{11} & a'_{12} \\ a'_{21} & a'_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} + D \quad (1)$$

对 A 进行奇异值分解, 即: $A = USV$, U 和 V 是正交的特征矩阵, 可以表示为:

$$U = \begin{bmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -\sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix},$$

S 为特征值矩阵 $S = \begin{bmatrix} s_1 & 0 \\ 0 & s_2 \end{bmatrix}$ 。

式(1)可以化为:

$$f(x'_a, y'_a) = f(x', y')$$

$$\begin{bmatrix} x'_a \\ y'_a \end{bmatrix} = USV \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} + D$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -\sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 & 0 \\ 0 & s_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

从式(2)可以看出对一幅图像进行仿射变换, 相当于依次对其进行旋转、尺度变换、旋转和平移变换, 它们之间是等价的。

3 仿射不变特征提取

仿射不变特征的提取过程就是消除仿射变换模型中的平移、尺度和旋转变换对所提取特征的影响, 设原图像为 $f(x', y')$, 经坐标变换($x = x' - \bar{x}, y = y' - \bar{y}$), 将坐标系原点平移到质心位置(\bar{x}, \bar{y})后图像为 $f(x, y)$, (\bar{x}, \bar{y})坐标为下式:

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{\iint x' f(x', y') dx' dy'}{\iint f(x', y') dx' dy'} \\ \bar{y} = \frac{\iint y' f(x', y') dx' dy'}{\iint f(x', y') dx' dy'} \end{cases} \quad (3)$$

命题 1: 以质心为坐标原点的图像 $f(x, y)$ 经过仿射

$$\text{变换} \begin{bmatrix} x'_a \\ y'_a \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix} \text{ 后所得图像的质心 } (\bar{x}'_a, \bar{y}'_a)$$

$$\text{满足} \begin{bmatrix} \bar{x}'_a \\ \bar{y}'_a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

证明 由仿射变换公式可得:

$$\begin{bmatrix} x'_a - d_1 \\ y'_a - d_2 \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4)$$

由于平移对质心没有影响, 我们不考虑仿射变换的平移, 仿射后图像的质心为:

$$\begin{cases} \bar{x}'_a = \frac{\iint x' f(x'_a, y'_a) dx dy}{\iint f(x'_a, y'_a) dx dy} \\ \bar{y}'_a = \frac{\iint y' f(x'_a, y'_a) dx dy}{\iint f(x'_a, y'_a) dx dy} \end{cases} \quad (5)$$

令 $\begin{bmatrix} x''_a \\ y''_a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x'_a - d_1 \\ y'_a - d_2 \end{bmatrix}$, 有下式:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = A^{-1} \begin{bmatrix} x''_a \\ y''_a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x''_a \\ y''_a \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \bar{x}'_a &= \frac{\iint x' f(x''_a, y''_a) dx dy}{\iint f(x''_a, y''_a) dx dy} \\ &= \frac{\iint (a_{11}x''_a + a_{12}y''_a) f(x''_a, y''_a) dx''_a dy''_a}{\iint f(x''_a, y''_a) dx''_a dy''_a} \\ &= a_{11} \frac{\iint x''_a f(x''_a, y''_a) dx''_a dy''_a}{\iint f(x''_a, y''_a) dx''_a dy''_a} \\ &\quad + a_{12} \frac{\iint y''_a f(x''_a, y''_a) dx''_a dy''_a}{\iint f(x''_a, y''_a) dx''_a dy''_a} = 0 \end{aligned} \quad (7)$$

同理, 可得 $\bar{y}'_a = 0$ 。

由命题可知, 仿射前后图像质心的位置不发生变化。我们可以对仿射前后的图像, 取质心为极点将图像转化为极坐标, 令:

$$\begin{aligned} \rho &= \sqrt{x^2 + y^2}, \theta = \text{arctg}(y/x); \\ \rho_a &= \sqrt{x_a^2 + y_a^2}, \theta_a = \text{arctg}(y_a/x_a); \\ f(x, y) &= f(x_a, y_a); \\ f(x_a, y_a) &= F(\rho_a, \theta_a) \end{aligned} \quad (8)$$

其中 ρ 和 ρ_a 分别为原图像和仿射后图像的极半径, θ 和 θ_a 分别为原图像和仿射后图像的极角, 在式(2)中, 仿射变换有两个尺度参数 s_1 和 s_2 , 我们考虑在仿射变换下尺度的变化特性。

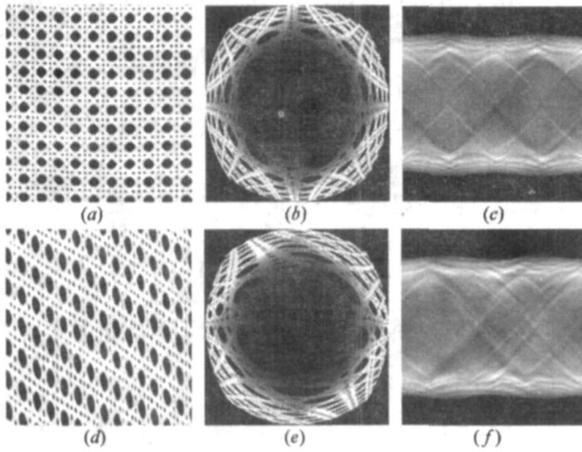


图1 对数变换和 Radon 变换图像。(a)D101Brodatz 纹理图像;(b)对图像(a)取对数变换后的图像;(c)对图像(b)作 Radon 变换后的图像;(d)对图像(a)作仿射变换后的图像;(e)对图像(d)取对数变换后的图像;(f)对图像(f)作 Radon 变换后的图像

令: $s = \rho_a / \rho$, 我们沿着 ρ_a 和 ρ 取对数运算^[8], 由于对数变换是保角变换, 并不改变极角的值, 有:

$$w_a = w + \ln s \quad (9)$$

其中 $w_a = \ln \rho_a$, $w = \ln \rho$, s 是一个比例参数, 式(9)表明了 w_a 是 w 经过平移 $\ln s$ 所得到的, 在对数运算下, 这个比例参数变成了 w 和 w_a 的平移量. 由仿射关系有:

$$F(\rho, \theta) = F(\rho_a, \theta_a) \quad (10)$$

于是可得:

$$F(w, \theta) = F(w_a, \theta_a) = F(w + \ln s, \theta_a) \quad (11)$$

我们就将各向异性的尺度变换转化成了平移变换.

对于旋转变换, 我们引入 Radon 变换^[5], 将在极坐标中的角度旋转变换为在 Radon 变换域中 θ 角的平移.

对于一个二维函数 $f(x, y)$, 其 Radon 变换是该函数沿包含该函数的平面内的一簇直线的线积分, 定义为:

$$R(r, \theta) [f(x, y)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(r - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (12)$$

其中 r 为极坐标下的径向距, $\delta(t)$ 为 Dirac 函数. 对于图像的几何变换, Radon 变换具有如下性质:

定理 1^[5] 设图像目标在 X 和 Y 方向的平移量为 $t \cos \theta$ 和 $t \sin \theta$, 则 Radon 变换满足:

$$R(r, \theta) [f(x - t \cos \theta, y - t \sin \theta)] = R(r - t, \theta) [f(x, y)] \quad (13)$$

由定理 1 知, 若图像在对数变换系中极半径的变化为 $\ln r$, 则引起 Radon 变换的径向距变化也为 $\ln r$.

定理 2^[5] 设图像 $f(x, y)$ 的 Radon 变换为 $R(r, \theta)$, 将图像旋转 $\omega \in [0, 2\pi)$ 后的图像为 $f_\omega(x, y)$, 有

$$R(r, \theta) [f_\omega(x, y)] = R(r, \theta + \omega) [f(x, y)] \quad (14)$$

即图像的旋转使得投影数据沿投影角度方向发生了平

移.

为了得到平移不变的特征, 采用非下采样小波变换提取平移不变的特征, 非下采样小波变换是对经典小波变换的修改得到, 即对低、高通滤波器的输出系数不再进行二进位采样(下采样), 这样小波系数和尺度系数就与原始信号等长, 非下采样小波变换的具有冗余性和平移不变性.

对于仿射变换, 平移变换在求质心的过程中已被归一化; 第一个旋转变换在 Radon 变换域转换成了投影角度的平移(图 1(c)); 对数变换是保角变换, 由尺度变换所产生的极半径的变化在对数变换下转换成 Radon 变换域中的径向距 r 的平移(图 1(b)); 第二个旋转变换在 Radon 变换域中同样转换成了投影角度方向的平移(图 1(c)). 对 Radon 变换后的图像利用非下采样小波变换, 提取各子带的能量特征, 所得到的特征向量具有仿射不变性.

基于以上讨论, 我们给出基于对数变换和 Radon 变换的仿射不变量提取算法步骤如下:

步骤 1: 对仿射变换后的图像求其质心, 将坐标原点平移至质心, 消除仿射变换分解中平移对图像的影响.

步骤 2: 以质心为极点将图像从直角坐标系转化到极坐标系, 对极坐标中的极半径取自然对数, 将各向异性的尺度变化产生的极半径的变化转换为平移.

步骤 3: 将对数变换后的图像作 Radon 变换.

步骤 4: 对 Radon 变换后的图像 $R(r_{\ln}, \theta)$ 对其进行非下采样小波变换, 再在变换域提取特征, 消除 r_{\ln}, θ 平移的影响. 所得的特征量(或向量)具有仿射不变性.

4 实验结果与分析

4.1 实验 1: 仿射不变特征提取实验

为了检验所提取特征的分类性能, 对 Brodatz 纹理库^[27]中的纹理 D001、D003、D101 作仿射变换, 变换参数选择考虑了三种不同的各向异性变化情况, 旋转角度 0 到 360 度随机产生, 仿射变换参数为:

变换 1: 尺度变化为各向异性同时增大

$$s_1 = 1.9618; s_2 = 1.5871; \theta = 7.7452^\circ; \phi = 117.01^\circ$$

变换 2: 尺度变化为各向异性增大缩小

$$s_1 = 1.1897; s_2 = 0.6514; \theta = 251.24^\circ; \phi = 307.32^\circ$$

变换 3: 尺度变化为各向异性同时缩小

$$s_1 = 0.6969; s_2 = 0.7561; \theta = 16.909^\circ; \phi = 82.388^\circ$$

图像参数为实验 2 中的参数, 对 Radon 变换后的图像 $R(r_{\ln}, \theta)$ 进行具有平移不变性的非下采样小波变换, 采用 DB4 小波, 分解 3 层, 每个子带的能量值作为一个特征, 形成一个 10 维的特征向量 f . 对于所提取的特征

向量的性能, 我们可以用可分性测度对其进行衡量, 所提取的特征应该使类间样本距离大、类内样本距离小. 定义可分性测度 $J_{i,j}$ 为:

$$J_{i,j} = \frac{d_{i,j}}{\bar{d}_i + \bar{d}_j} \quad (15)$$

其中 $d_{i,j}$ 为类间样本距离. 设样本维数为 n , 样本个数为 L , 第 i, j 类模式样本集的平均向量的第 k 维分量分别为: m_{ik}, m_{jk} , 则类间样本距离定义为:

$$d_{ij}^2 = \sum_{k=1}^n (m_{ik} - m_{jk})^2 \quad (16)$$

\bar{d}_i, \bar{d}_j 分别为第 i 类的类内样本距离, 定义类内样本距离为:

$$\bar{d}_i = \left[2 \sum_{k=1}^n \frac{1}{L-1} \sum_{i=1}^L \left(f_{i,k} - \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L f_{i,k} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (17)$$

$f_{i,k}$ 为第 i 个样本的特征向量的第 k 个分量.

该距离可分性测度 $J_{i,j}$ 具有明显的物理意义, 当 $J_{i,j}$ 越大, 说明类与类之间的可分性越好. 计算三种纹理的类内样本距离、类间样本距离和可分性测度见表 1. 实验数据表明 D001 和 D003, D001 和 D101 的可分性测度都大于 1, 能完全区分两类的样本, D003 和 D101 的可分性测度略小于 1, 只有少量的样本不能区分, 所提取的特征向量具有较好的分类性能.

表 1 对 3 种纹理作仿射变换所提取特征的类内距离、类间距离及可分性测度

类别	类内距离	类间距离			可分性测度		
		D001	D003	D101	D001	D003	D101
D001	2.3621	0	9.2401	13.036	0	1.9785	2.7585
D003	2.3081	9.2401	0	4.2996	1.9785	0	0.9204
D101	2.3635	13.036	4.2996	0	2.7585	0.9204	0

4.2 实验 2: 仿射不变纹理分类实验

我们将此算法运用于纹理分类. 由于仿射中旋转变换的存在, 我们要对仿射后的图像作裁剪操作, 为了尽可能使裁剪后的图像包含更多的纹理信息, 选择 Brodatz 纹理图像库中 20 幅结构和规律性较强的纹理图像作为样本图像. 所选图像如图 2 所示.

每一幅纹理图像的大小为 640×640 , 被随机仿射成 100 幅图像, 以仿射后图像的质心为中心, 取 512×512 大小的图像作为仿射后续处理图像. 为了防止在仿射后截取图像时取到图像外的区域, 我们在仿射前对输入图像作适当的放大. 限定仿射参数为: 尺度 s_1, s_2 变化范围: $(0.5 \sim 2)$; 旋转变换角度范围: $(0 \sim 360^\circ)$. 限定 s_1, s_2 的原因为^[26]: 若 s_1, s_2 取得太大, 图像像素太多, 计算量太大, 同时为了保证从变换的图像中裁剪得的块图像中的纹理信息相对于原始图像而言不至于损失太多. 如果 s_1, s_2 取得太小, 由于图像分辨率的影响, 纹理信息损失

过大, 没有什么意义.

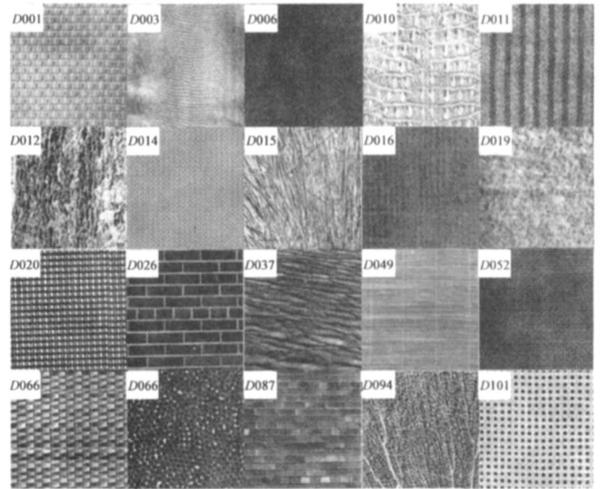


图 2 仿射不变纹理分类实验中所采用的 20 幅 Brodatz 纹理图像

这样我们建立了一个 2000 幅纹理图像的测试图像 (每类包括 100 幅图像). 从图像库中每类随机取 10 幅共 200 幅图像做训练集, 剩余的 1800 幅图像 (每类包括 90 幅图像) 做测试集. 进行和实验 1 相同的非下采样小波变换, 可得 10 维特征向量. 设 f_i 是特征向量的第 i 个分量 $i=1, 2, \dots, 10$, 采用下式作为纹理相似性度量的一个测度:

$$D = \sum_{i=1}^{10} |f_i - f'_i| \quad (18)$$

采用 K 近邻分类器, 由于 K 近邻分类器采用的是投票决策的方法, 取奇数 $K=3$ 作为近邻数, 所得的 20 个纹理图像的 10 次的平均识别率为图 3. 我们取其中的一组, 可以得到分类后的混淆矩阵见附录.

由图 3 可以看出, 运用此算法对仿射变换的 20 个纹理图像进行分类, 平均识别率达到 96.41%. 纹理 D012、D019 识别率低的原因是其结构的规律性较其它图像弱, 在做仿射变换后截取图像的过程中丢失了部

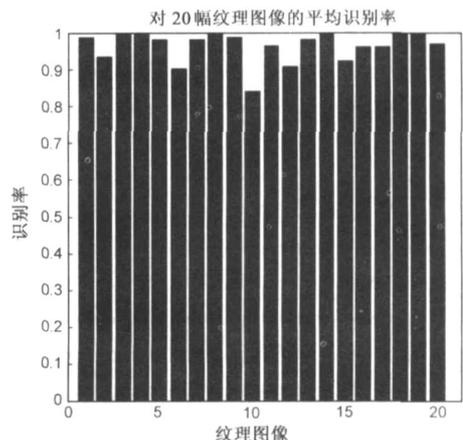


图 3 对图 2 中 20 个纹理 10 次平均的识别结果 (横坐标纹理图像对应于图 2 中的从左到右从上到下的顺序)

分纹理信息.

从以上实验可以知:算法所提取特征向量具有仿射不变性及较好的稳定性和可分性.对于纹理图像有较好的分类性能.

文献[8]和文献[25]给出了两种基于全局特征的不变纹理分类算法.文献[8]是以图像的傅立叶变换为基础,导出仿射变换下纹理频谱的理论模型,根据其变换前后的变化,提取其仿射不变特征.对于同样的20幅Brodatz纹理图像,其平均识别率只有87.91%.文献[25]利用图像自相关函数的仿射不变特性,提取图像的正则化特征,对于18种Brodatz纹理图像,其平均识别率为84.82%.我们的算法优于这两种基于全局特征的仿射不变纹理分类算法.

5 结论

本文讨论了一种提取全局仿射不变特征的算法.算法从分析仿射变换的数学模型入手,利用对数变换的保角特性将仿射分解中的各项异性的尺度变换转化为Radon域中的径向距的平移变换,再利用Radon变换将仿射变换的旋转变换转化为Radon域中角度的平移,最后利用具有平移不变性的非下采样小波变换提取特征,所得特征对于仿射变换有较好的分类性能.将所提取的特征利用 K 近邻分类器进行纹理分类,提取较少的特征,达到了较好的分类效果.本文的算法由于Radon变换和非下采样小波变换比较耗时,算法在时间复杂度上较高,但也是可行的,多增加一些运行时间却提高了识别率,研究快速而有效的特征提取算法是下一步的研究方向.

参考文献:

- [1] Jafari Khouzani K, Soltaniar Zadeh H. Radon transform orientation estimation for rotation invariant texture Analysis[J]. IEEE Transactions on Prairie Agricultural Machinery Institute, 2005, 27(6): 1004– 1008.
- [2] Jafari Khouzani K, Soltaniar Zadeh H. Rotation invariant multiresolution texture analysis using radon and wavelet transforms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(6): 783– 795.
- [3] Kashyap R L, Khotanzad A. A model based method for rotation invariant texture classification[J]. IEEE Transactions on Prairie Agricultural Machinery Institute, 1986, 8(4): 472– 481.
- [4] Gotze N, Düe S. Invariant object recognition with discriminant features based on local Fast Fourier Mellin Transform [A]. In Proceedings of 15th International Conference of Pattern Recognition[C]. Barcelona, 2000. 948– 951.
- [5] Deans S R. The radon transform and some of its applications [M]. New York: A Wiley- Interscience Publication, 1983.
- [6] Moon H. A translation and scale invariant adaptive wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(12): 2100– 2108.
- [7] Burkhardt H, Siggelkow S. Invariant features for discriminating between equivalence classes. Nonlinear model based image video processing and analysis[M]. John Wiley and Sons, 2000.
- [8] Zhang J, Tan T. Affine invariant classification and retrieval of texture images [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(3): 657– 664.
- [9] Yang M, Kpalma K. Affine invariant contour descriptor based on iso area normalization[J]. Electronics Letters, 2007, 43(7): 379– 380.
- [10] Wang Y, Teoh E K. 2D Affine invariant contour matching using B spline model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 29(10): 1853– 1858.
- [11] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing[M]. Addison Wesley Reading, Mass. 1987.
- [12] Tieng Q M, Boles W W. Wavelet based affine invariant representation: a tool for recognizing planar objects in 3D space [J]. IEEE Transactions on Prairie Agricultural Machinery Institute, 1997, 19(8): 846– 857.
- [13] Arlter K, Snyder W E. Application of affine invariant Fourier descriptors to recognition of 3D objects[J]. IEEE Transactions on Prairie Agricultural Machinery Institute, 1990, 12(7): 640– 647.
- [14] Lamdan Y, Schwartz J T. Affine invariant model based object recognition[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1990, 6(5): 578– 589.
- [15] Lowe D G. Distinctive Image features from scale invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91– 110.
- [16] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Pictorial structures for object recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 61(1): 55– 79.
- [17] Flusser J, Suk T. Pattern recognition by affine moment invariants[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(1): 167– 174.
- [18] Ber Arie J, Wang Z. Pictorial recognition of objects employing affine invariance in the frequency domain[J]. IEEE Transactions on Prairie Agricultural Machinery Institute, 1998, 20(6): 604– 618.
- [19] Yang Z, Cohen F S. Cross weighted moments and affine invariants for image registration and matching[J]. IEEE Transactions on Prairie Agricultural Machinery Institute, 1999, 21(8): 804– 814.
- [20] Petrou M, Kadyrov A. Affine invariant features from the trace transform[J]. IEEE Transactions on Prairie Agricultural Machinery Institute, 2004, 26(1): 30– 44.
- [21] Rahtu E, Salo M. Affine invariant pattern recognition using multi scale auto convolution[J]. IEEE Transactions on Prairie

Agricultural Machinery Institute, 2005, 27(6): 908- 918.

[22] Zhang J, Tan T. Brief review of invariant texture analysis methods[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(3): 735- 747.

[23] Pun C M, Lee M C. Log-Polar Wavelet Energy Signatures for Rotation and Scale Invariant Texture Classification[J]. IEEE Transactions on Prairie Agricultural Machinery Institute, 2003, 25(5): 590- 603.

[24] Manthalkar R, Biswas P K. Rotation and scale invariant texture features using discrete wavelet packet transform [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(14): 2455- 2462.

[25] Chetverikov D, Foldvari Z. Affine invariant texture classification[A]. In Proceedings of 15th International Conference of Pattern Recognition[C]. Barcelona, 2000. 889- 892.

[26] 张建国. 不变性纹理分析[D]. 北京: 中国科学院自动化研究所, 2002.
Zhang Jianguo. Invariant texture analysis[D]. Beijing, Institute of Automation Chinese Academy of Science, 2002, 4. (in Chinese)

[27] Brodatz P. Texture: a photographic album for artists and designers[OL]. <http://www.ux.uix.no/tranden/brodatz.html>, 1966.

[28] 陶茂垣, 卢正鼎等. 基于图像尺度空间的几何不变特征点提取算法[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2564- 2568.
Tao Maoyuan, Lu zhengding, et al. Geometrically invariant feature points detection based on scale space theory[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12): 2564- 2568. (in Chinese)

作者简介:



贾建华 男, 1979年9月出生, 现于江西省高安市, 现为西安电子科技大学智能信息处理研究所博士生, 研究方向为: 计算视觉、图像处理。
E mail: jjh163yx@ 163. com

焦李成 男, 1959年10月出生, 现于陕西省白水, 现为西安电子科技大学工程学院院长、智能感知与图像理解教育部重点实验室主任, 教授、博士生导师, IEEE 高级会员, 研究方向为模式识别、智能信息处理。

黄文涛 男, 1978年11月出生, 现于湖北省咸宁市, 现为西安电子科技大学智能信息处理研究所博士生, 研究方向为: 计算视觉、图像处理。

附录

附表 1 仿射不变纹理分类结果混淆矩阵

纹理图像	匹配数目																			
	D001	D003	D006	D010	D011	D012	D014	D015	D016	D019	D020	D026	D037	D049	D052	D056	D066	D089	D094	D101
D001	89	1																		
D003	6	84																		
D006			90																	
D010				90																
D011					84												6			
D012					6	83											1			
D014							89			1										
D015								90												
D016									90											
D019							13			77										
D020											85								5	
D026												84	3				3			
D037												3	87							
D049														90						
D052															87		3			
D056																90				
D066												4					86			
D089																		90		
D094																			90	
D101		4																		86

平均识别率: 96. 72%