

文章编号:1004-4213(2010)02-0352-5

基于方向-频率分解的旋转不变性纹理分类*

韩光,赵春霞

(南京理工大学 计算机科学与技术学院,南京 210094)

摘要:提出了一种用于纹理分类的旋转不变性特征提取的新算法.该算法是将一定大小的图像进行二维傅里叶变换;其次在变换后的图像中央选择一个圆盘区域,并在方向 $[0^\circ, 180^\circ]$ 内进行等间隔角度频率抽样,实现方向分解,使用一组复 Morlet 小波对每个方向上的映射切片进行小波变换,从而实现多通道频率分解;在各个频率通道中计算均值和方差作为特征,并利用线性回归模型计算频率通道之间的关系特征;将特征沿方向进行一维傅里叶变换并取其幅值,从而得到旋转不变性特征.实验结果表明所提取的特征具有较好的旋转不变性,与其它算法相比具有更好的分类性能,并且对无旋转纹理分类也能产生较好的分类结果.

关键词:脊波变换;复 Morlet 小波;方向-频率分解;旋转不变性;纹理特征;纹理分类

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20103902.0352

0 引言

纹理分析在计算机视觉和模式识别中起着非常重要的作用,并在遥感、图像检索和智能机器人导航等领域有着广泛的应用^[1-3].最近几年,基于平移、尺度和旋转不变性的纹理分类成为研究的热点,而本文主要涉及旋转不变性的纹理分类问题.

小波变换被广泛地用来进行纹理分类.小波可以提供纹理的空间/频率信息,这对于纹理分类和分割来说是有用的.然而,利用常规的小波变换来解决旋转不变性问题时却不令人满意,因为纹理沿不同方向拥有不同的频率成分,而常规的小波变换仅能检测到有限方向上的变化信息(水平、垂直和斜对角).至今,已经有许多方法来尝试解决使用小波变换进行旋转不变性纹理分类的问题^[4-6].

脊波(Ridgelet)变换是最近才发展起来的一种信号表示方法,并且已经应用到了纹理分析中^[7-9].与小波变换不同,脊波变换是通过在不同方向和位置上数据进行积分得到的.脊函数沿直线 $x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta = \text{const}$ 是一个常量,横截面为小波,故称之为脊波.由于脊波变换能够解决线奇异问题,因此相对于只能解决点奇异的小波变换来说是更好的特征提取工具.Chen 等^[7]人首先提出了一种利用脊波变换来提取旋转不变性特征的方法,并且在字符和形状识别中表现良好.然而,该方法能产生高维特征.

Huang 和 Aviyente^[8]也提出了一种类似 Chen 的特征提取方法,不同之处是一维小波变换采用的是小波包.随后, Pan 等^[9]则提出了在脊波变换中使用频率 B-样条小波来提取旋转不变性特征的方法.这些基于脊波变换的旋转不变性特征是经过一维小波变换后,在每个频率通道中独立提取的,并没有考虑到各个频率通道之间的相互关系,然而这种关系是确实存在的. Portilla 和 Simoncelli 已经证明如果没有这些通道间相互关系的知识,纹理的准确重构是不可能的^[10].文献[11]也利用这种关系进行了纹理分类.

基于此,本文根据脊波变换和复 Morlet 小波的性质,并通过分析脊波变换后不同频率通道之间的关系后,提取了一种新的具有旋转不变性的特征,并将其应用于纹理分类中.

1 脊波变换和复 Morlet 小波

1.1 连续 Ridgelet 变换

假设 $f(x)$ 为一可积函数,那么 $f(x)$ 的连续 Ridgelet 变换^[12]被定义为

$$\text{CRT}_f(a, b, \theta) = \int \psi_{a, b, \theta}(x) f(x) dx \quad (1)$$

式中, $\psi_{a, b, \theta}(x)$ 为脊波函数,其表达式为

$$\psi_{a, b, \theta}(x) = a^{-\frac{1}{2}} * \psi\left(\frac{x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta - b}{a}\right) \quad (2)$$

这里, ψ 为光滑函数,且满足条件: $\int \psi(t) dt = 0$, 及容许条件

$$K_\psi = \int \frac{|\hat{\psi}(\xi)|^2}{|\xi|^2} d\xi < \infty \quad (3)$$

* 国家自然科学基金(60705020)和国家高技术研究发展计划(2006AA04Z238)资助

Tel: 025-84313709

Email: hanguang8848@163.com

收稿日期: 2008-11-21

修回日期: 2009-01-12

1.2 脊波变换的数字实现

由脊波变换与 Radon 变换的关系可知^[12],为了实现脊波变换,第一步首先要计算 Radon 变换 $R_f(\theta, t)$,然后对投影切片 $R_f(\theta, \cdot)$ 进行一维小波变换,最终得到脊波变换系数矩阵.

由著名的投影切片定理^[13],如式(7)

$$\hat{f}(\lambda \cos \theta, \lambda \sin \theta) = \int_R e^{-i\omega t} R_f(\theta, t) dt \quad (4)$$

式中, \hat{f} 是 $f(x_1, x_2)$ 的二维 Fourier 变换,可知, Radon 变换可以通过限定在通过原点的射线上 Fourier 变换进行一维 Fourier 反变换得到. 关于更多的细节可参看文献[14].

1.3 复 Morlet 小波

在脊波变换中选择合适的一维小波变换对于提取有效的特征来说是重要的. 在纹理分类中,期望所选择的小波变换在频域中要有好的定位性,以至于在不同的频率通道中能够提取有效的特征. 文献[9]中选择使用了频率 B-样条小波,但在实验中发现,使用复 Morlet 小波能够得到更好的分类结果.

在频域中的复 Morlet 小波有两个参量:中心频率 γ_c 和带宽 γ_b . 复 Morlet 小波实际上是一个调整过的高斯函数,其带宽被定义为

$$\gamma_b = \int \gamma^2 \hat{g}_{\text{Morlet}}(\gamma) d\gamma \quad (5)$$

复 Morlet 小波 g_{Morlet} 的表达式为

$$g_{\text{Morlet}}(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi\gamma_b}} \cdot e^{j2\pi\gamma_c t - (t^2/\gamma_b)} \quad (6)$$

更多的关于复 Morlet 小波的性质可参看文献[15]. 在应用中发现,复 Morlet 小波在频域中是一个带通滤波器. 本文使用了六个复 Morlet 小波的实

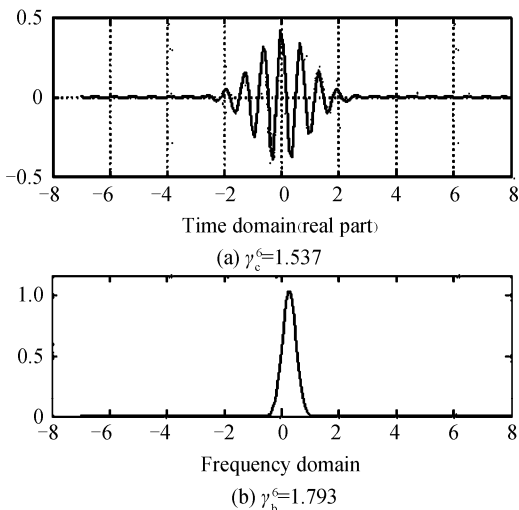


图1 使用参量 $\gamma_c^6 = 1.537$ 和 $\gamma_b^6 = 1.793$ 时在时域(实部)和频域中的复 Morlet 小波

Fig. 1 Complex Morlet wavelets in time (real part) and frequency domain with $\gamma_c^6 = 1.537$ and $\gamma_b^6 = 1.793$

部进行变换,其参量为: $\gamma_c^1 = 0.256$, $\gamma_b^1 = 0.512$, $\gamma_c^2 = 0.512$, $\gamma_b^2 = 0.768$, $\gamma_c^3 = 0.768$, $\gamma_b^3 = 1.024$, $\gamma_c^4 = 1.024$, $\gamma_b^4 = 1.28$, $\gamma_c^5 = 1.28$, $\gamma_b^5 = 1.537$, $\gamma_c^6 = 1.537$ 和 $\gamma_b^6 = 1.793$ (与文献[9]中使用的参量相同). 图1为使用参量 $\gamma_c^6 = 1.537$ 和 $\gamma_b^6 = 1.793$ 时在时域(实部)和频域中的复 Morlet 小波.

2 基于方向-频率分解的旋转不变性特征提取

2.1 多频率通道之间的关系特征提取

假设给定一幅纹理图像,首先对该图像进行二维傅里叶变换,然后在变换后的图像中央选择一个圆盘区域,并在方向 $[0^\circ, 180^\circ]$ 内进行等间隔角度频率抽样,从而得到映射切片. 在每个映射切片上应用一维小波变换,可得到脊波变换系数矩阵. 从脊波变换系数矩阵可以看出,给定图像的旋转将会导致在每个矩阵中循环平移.

普通的循环不变性特征提取方法是将映射切片分成几组,然后在每组中在每个频率通道中按式(10)、(11)计算能量值作为特征,这种方法忽略了不同频率通道之间的相互关系,然而这种关系在文献[10-11]中已经被证明是确实存在的.

在脊波变换系数矩阵中,由于是使用了六个复 Morlet 小波,因此可以得到六个频率通道. 对应每个通道将映射切片分成 N 组,每组中包含 n 个映射切片,每个映射切片的长度是 L . 将每组中同一通道中映射切片放到一列中,这样就可以得到一个映射切片-频率通道矩阵 $M_{j \times k}$, j 表示映射切片的总长度 ($j = n \times L$), k 表示频率通道数 ($k = 6$). 由 $M_{j \times k}$ 可以计算出协方差矩阵 $C_{k \times k}$, 其中, c_{ij} 表示频率通道 i 与频率通道 j 之间的关系,并用关系系数 ρ 来描述两个频率通道之间关系大小.

对应 $C_{k \times k}$ 中最大 ρ 值的两个频率通道将采用线性回归模型来分析它们之间的关系. 从映射切片-频率通道矩阵 $M_{j \times k}$ 中取出对应两个频率通道中的频率系数并且考虑将这些频率系数值作为随机数据 $(x_1, y_1)^T, (x_2, y_2)^T, \dots, (x_n, y_n)^T$, 变量 X, Y 分别对应两个频率通道的频率系数值. 斜率 a 和偏移量 b 通过最小二乘法计算得到

$$a = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \quad (7)$$

$$b = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \frac{a}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (8)$$

此算法的可总结如表1.

表 1 关系特征提取算法

Table 1 The extraction algorithm of the relationship features

Input: Given a texture image

Output: Relationship features a, b

- 1) The Ridgelet transform is performed on the given texture images, and then the Ridgelet transform coefficient matrix is obtained
- 2) The Ridgelet transform coefficient matrix is divided into N groups, the projection slice in the same channel in each group will be put into a column, and then a projection slice - frequency channel matrix $M_{j \times k}$ is obtained
- 3) The covariance matrix $C_{k \times k}$ is obtained by computing $M_{j \times k}$
- 4) For the two frequency channels with the largest value ρ in the $C_{k \times k}$, the corresponding relationship features a, b are obtained by equation (7), (8)

2.2 旋转不变性的纹理特征提取算法

1) 首先对给定的纹理图像进行脊波变换, 由于在脊波变换中使用了六个复 Morlet 小波, 因此可以得到六个频率通道, 并将最后得到的脊波变换系数按列平分成为 N 组。

2) 在每组系数中, 分别计算每个频率通道的均值和方差为

$$\mu(i) = \frac{1}{M_i} \sum_{c \in \text{group } i} |c| \quad (10)$$

$$\sigma^2(i) = \frac{1}{M_i} \sum_{c \in \text{group } i} [c - \mu(i)]^2 \quad (11)$$

这里的 M_i 是在第 i 组中系数的个数, c 是第 i 组中的频率系数。

3) 按 2.1 节中的算法计算最大关系 ρ 值所对应频率通道对的关系特征 a, b 。

4) 对每个频率通道中的特征矢量 μ, σ^2 应用一维离散傅里叶变换^[8], 最显著的五个傅里叶系数振幅被选出作为特征。

通过此算法即可得到本文所提出的旋转不变性特征, 该特征不仅考虑了脊波变换后所有的频率通道本身, 而且还利用简单的线性回归模型方法分析了频率通道之间的关系, 因此可认为本文提取的特征是一种有用的多分辨率方法。

3 实验结果及其分析

为了验证本文算法的性能, 这里使用了两个数据集。数据集 1 是从麻省理工学院的视觉纹理数据库 (VisTex) 中随机选取的 20 幅纹理图像 (512×512), 如图 2; 数据集 2 是从 Brodatz 数据库中随机选取的 30 幅纹理图像 (640×640), 如图 3。同时将本文提出的算法与 Pan 的方法^[9] 和 Pietik? inen 的 LBP 特征提取法^[16] 进行实验对比, 上述两种对比方法分别称为方法一和方法二, 并且在方法一中使用

了文献[9]中表现较好的小波基 db6, 在方法二中使用了文献[16]中的 $LBP_{8,1+16,3+24,5}^{riu2}$ 特征。该实验使用了 KNN 分类器用于纹理分类, K 值被分别设置为 1、3、5、7 和 9。这里的 K 值是指将一个测试数据分类为与它最接近的 K 个近邻训练数据中出现最多的那个类别, 为了不产生分类模糊, K 一般为奇数。在实验中发现当 K 值超过 10 以后, 分类正确率 (Correct Classification Percentages, CCP) 下降明显, 所以这里只给出 10 以内 K 值的分类结果。

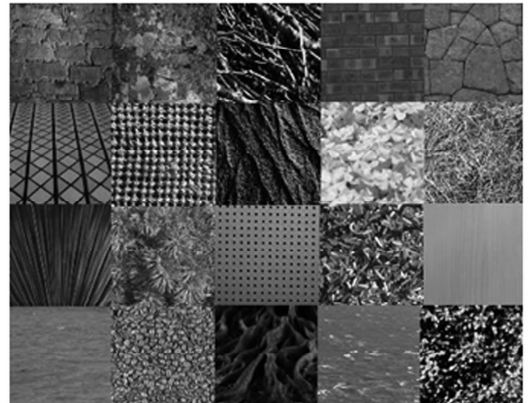


图 2 VisTex 数据库中的 20 幅纹理图像
Fig. 2 Twenty texture images in the VisTex database

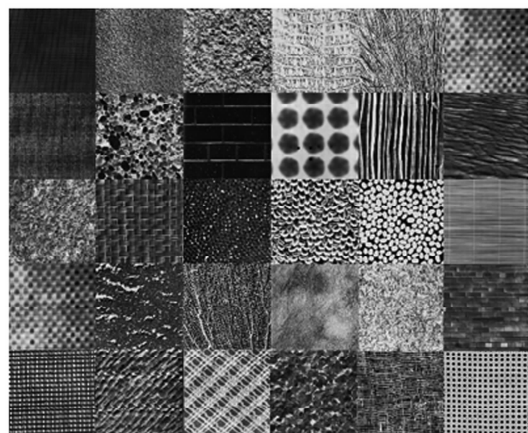


图 3 Brodatz 数据库中的 30 幅纹理图像
Fig. 3 Thirty texture images in the Brodatz database

将数据集 1 中的每幅图像分割成 16 个无重叠的大小为 128×128 的子图像, 这样共可得到 320 (20×16) 幅子图像用做训练集。为了评估本文方法具有旋转不变性的同时也具有不同纹理的分类效果 (即在样本图像不旋转的情况下), 这里将给出两个测试集: 一个是旋转测试集, 另一个是无旋转测试集, 分别称为旋转测试集 1 和无旋转测试集 1。将每幅图像按一定角度旋转, 旋转角度从 10° 到 160° , 间隔 10° , 然后在每个旋转图像的中心区域分割出 4 幅无重叠的 128×128 的子图像。这样可获得 1280 ($20 \times 16 \times 4$) 幅子图像用作旋转测试集。而无旋转测试集则是整个训练集。

表 2 与表 3 为使用本文方法与当前流行的两种

方法分别在旋转测试集 1 和无旋转测试集 1 上的 CCP 对比。由表 2 可知,使用本文方法和方法一时,CCP 随 K 的增加没有明显的变化,而使用方法二时,CCP 随 K 的增加明显地降低,这说明本文方法和方法一对 K 值的变化不敏感,方法二较为敏感的原因可能与提取的特征有关。对应同一 K 时,使用本文方法 CCP 要稍好于方法一的结果,明显好于方法二的 CCP。由表 3 可知,在测试图像不旋转的情况,使用本文方法也具有较好的分类效果,与方法一相比,差别不大,但要稍好于方法二的分类结果。

表 2 本文方法与现有方法在旋转测试集 1 上的 CCP 对比
Table 2 The CCP comparison using the proposed method and the existing methods on the rotation test set 1 (%)

K	1	3	5	7	9
The proposed method	97.28	97.72	98.06	97.31	96.89
Method 1	96.94	97.41	97.33	96.52	96.17
Method 2	87.54	86.21	83.73	82.05	80.64

表 3 本文方法与现有方法在无旋转测试集 1 上的 CCP 对比
Table 3 The CCP comparison using the proposed method and the existing methods on the non-rotation test set 1

K	1	3	5	7	9
The proposed method	100	98.97	99.31	98.63	98.23
Method 1	100	99.23	98.67	97.89	97.59
Method 2	98.78	98.12	97.40	96.37	96.04

将数据集 2 中的每幅图像分割成 25 个 128×128 大小的子图像,因此共有 750 (30×25) 幅子图像用作训练集。测试集的创建方法同数据集 1 中方法一样,有 1920 ($30 \times 16 \times 4$) 幅子图像用作旋转测试集 2,而无旋转测试集 2 也是整个训练集。

表 4 与表 5 为使用本文方法与当前流行的两种方法分别在旋转测试集 2 和无旋转测试集 2 上的 CCP 对比。表 4 的结果与表 2 相似,使用本文方法和方法一时,CCP 随 K 的增加也无明显的变化,而使用方法二时,CCP 随 K 的增加同样明显地降低。但与表 2 相比,CCP 普遍有所下降,原因除了该数据集图像增多外,在于该数据集中的图像纹理相似性程度较高。同样对应同一 K 时,使用本文方法 CCP 要稍好于方法一的结果,明显好于方法二的 CCP。而表 5 的结果与表 3 也相似,在测试图像不旋转的情况,使用本文方法同样具有较好的分类效果,与方法一相比,差别不大,但仍要稍好于方法二的分类结果。本文方法是对纹理图像进行二维傅里叶变换后的图像中央选择一个圆盘区域,然后在该圆盘区域中利用 Radon 变换实现方向上进行分解,接着在每个方向的映射切片进行复 Morlet 小波变换,从而实现频率的分解,上述处理对于旋转不变性特征提取来说是理想的。本文提取的特征,不仅考虑了脊

表 4 本文方法与现有方法在旋转测试集 2 上的 CCP 对比
Table 4 The CCP comparison using the proposed method and the existing methods on the rotation test set 2 (%)

K	1	3	5	7	9
The proposed method	97.10	96.97	97.28	96.99	96.35
Method 1	95.63	96.47	96.71	96.12	96.08
Method 2	86.12	84.01	80.90	80.11	79.94

表 5 本文方法与现有方法在无旋转测试集 2 上的 CCP 对比
Table 5 The CCP comparison using the proposed method and the existing methods on the non-rotation test set 2 (%)

K	1	3	5	7	9
The proposed method	100	99.17	99.17	98.23	97.75
Method 1	99.93	99.27	98.04	97.57	97.26
Method 2	97.96	97.57	97.03	96.12	95.99

波变换后所有的频率通道本身,而且还利用线性回归模型的方法分析了频率通道之间的关系。实验结果表明本文提出的算法可靠有效,对旋转过不同角度的纹理可以产生较好的分类效果,并且对无旋转纹理分类也同样有效。

4 结论

本文构造了基于方向-频率分解的旋转不变性纹理分类特征提取算法,与其它算法相比,该算法不仅考虑了脊波变换后所有的频率通道本身,而且还分析了频率通道之间的关系。实验结果表明该算法是一种可靠有效的旋转不变性特征提取算法,与当前流行的两种算法相比具有更好的分类性能,并且对无旋转纹理分类也能产生较好的分类结果。然而该算法采用脊波变换,因此在一定程度上较为耗时。提高此算法在实际的分类应用中的速度,以及结合其它的纹理特征,是本课题组进一步的研究方向。

参考文献

- [1] DU Pei-jun, FANG Tao, TANG Hong, *et al.* Spectral features extraction in hyperspectral RS data and its application to information processing[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(2): 293-298.
杜培军, 方涛, 唐宏, 等. 高光谱遥感信息中的特征提取与应用研究[J]. *光子学报*, 2005, **34**(2): 293-298.
- [2] AN Zhi-yong, ZHAO Shan, WANG Xiao-hua, *et al.* Content-based image retrieval based on the multi-scale radon transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(6): 1176-1180.
安志勇, 赵珊, 王晓华, 等. 基于多尺度 Radon 变换的图像检索[J]. *光子学报*, 2007, **36**(6): 1176-1180.
- [3] MANDUCHI R, CASTANO A, TALUKDER A, *et al.* Obstacle detection and terrain classification for autonomous off-road navigation[J]. *Autonomous Robots*, 2005, **18**: 81-102.
- [4] PUN C M, LEE M C. Log-polar wavelet energy signatures for rotation and scale invariant texture classification[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(5): 590-603.

- [5] MANTHALKAR R, BISWAS P K, CHATTERJI B N. Rotation and scale invariant texture features using discrete wavelet packet transform [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**:2455-2462.
- [6] CHARALAMPIDIS D, KASPARIS T. Wavelet-based rotational invariant roughness features for texture classification and segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(8):825-837
- [7] CHEN G Y, BUI T D, KRZYZAK A. Rotation invariant pattern recognition using ridgelet, wavelet cycle-spinning, and fourier features[J]. *Pattern Recognition*, 2005, **38**(12):2314-2322.
- [8] HUANG K, AVIYENTE S. Rotation invariant texture classification with ridgelet transform and fourier transform [C]. *Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing*, 2006:2141-2144.
- [9] PAN W, BUI T D, SUEN C Y. Rotation invariant texture classification by ridgelet transform and frequency-orientation space decomposition[J]. *Signal Processing*, 2008, **88**:189-199.
- [10] PORTILLA J, SIMONCELLI P E. A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2000, **40**(1):49-70.
- [11] HIREMATH P S, SHIVASHANKAR S. Wavelet based co-occurrence histogram features for texture classification with an application to script identification in a document image[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, **29**:1182-1189.
- [12] CANDES E J, DONOHO D L. Ridgelets; a key to higher-dimensional intermittency [C]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London, Series A*, 1999, **357**(1760):2495-2509.
- [13] HERMAN G T. Image reconstruction from projections; the fundamentals of computerized tomography [M]. Academic Press, New York, 1980.
- [14] STARCK J, CANDES E J, DONOHO D L. The curvelet transform for image denoising [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2002, **11**(6):670-684.
- [15] TEOLIS A. Computational signal processing with wavelet [M]. Birkhauser, Barel, 1998.
- [16] PIETIKÄINEN M, NURMELA T, MÄENPÄÄ T, *et al.* View-based recognition of real-world textures [J]. *Pattern Recognition*, 2005, **37**(2):313-323.

Rotation Invariant Texture Classification Based on Orientation-frequency Decomposition

HAN Guang, ZHAO Chun-xia

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: A new rotation invariant feature extraction method for texture classification is proposed. 2-D Fourier transform is applied on a texture image, a disk area within the central region of image is chosen, and frequency is sampled on the selected area with equal interval angles within the orientation $[0^\circ, 180^\circ]$, so orientation decomposition is realized. A set of complex Morlet wavelet are applied on projection slice of each direction to decompose each projection into several frequency channels, the average and variance extracted are computed in each frequency channel, and then linear regression model is employed to computer relationship feature between frequency channels. 1-D DFT is applied to features and the amplitudes of Fourier coefficient are selected as features, then the extracted features are rotation invariant. Experimental results show that features extracted have a good rotation invariant and better classification performance with some existing methods, and better classification results can also be achieved for non-rotation texture classification.

Key words: Ridgelet transform; Complex Morlet wavelets; Orientation-frequency decomposition; Rotation invariance; Texture feature; Texture classification



HAN Guang was born in 1981. Now he is a Ph. D. degree candidate at Computer Department, Nanjing University of Science Technology, and his current research interests focus on pattern recognition and image classification.



ZHAO Chun-xia was born in 1964. She is a Professor and Ph. D. supervisor in the Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, China. His current research interests include pattern recognition, image processing, artificial intelligence and intelligent robot.