

基于双树复小波域统计图像建模的纹理特征提取

杨 鹏^{1,2†}, 张凡龙¹, 杨章静¹

(1. 南京审计大学 信息工程学院, 南京 211815; 2. 南昌航空大学 信息工程学院, 南昌 330063)

摘 要: 统计图像建模方法使用某种参数控制的分布模型来描述纹理及其特征, 即参数估计是该类方法的核心问题. 鉴于此, 提出一种新的纹理特征提取方法, 利用广义伽马分布和广义冯·米塞斯分布在图像的双树复小波域上进行统计建模, 利用对数累积量法进行高效的参数估计完成纹理特征提取. 在 VisTex 和 Brodatz 纹理库上进行分类实验, 结果表明所提方法能够有效捕获图像的纹理特征, 获取较高的识别率.

关键词: 双树复小波变换; 广义伽马分布; 广义冯·米塞斯分布; 纹理特征提取

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Statistical image modeling based texture feature extraction in dual-tree complex wavelet transform domain

YANG Peng^{1,2†}, ZHANG Fan-long¹, YANG Zhang-jing¹

(1. School of Information Engineering, Nanjing Audit University, Nanjing 211815, China; 2. School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: The statistical image modeling method uses some distributed model of parameter control to describe texture and its characteristics, and parameter estimation is the crucial issue of the method. In this paper, a novel texture feature extraction method is proposed, which adopts statistical image modeling with generalized Gamma distribution and generalized Von Mises distribution to extract texture features through logarithmic cumulants based parameter estimation in the dual-tree complex wavelet transform domain. Experimental results on VisTex and Brodatz databases show that the proposed method can effectively capture texture features of image, and achieve higher classification accuracy rate.

Keywords: dual-tree complex wavelet transform; generalized Gamma distribution; generalized Von Mises distribution; texture feature extraction

0 引 言

纹理分析技术已广泛应用于机器视觉、图像处理 and 模式识别等领域, 其关键环节在于提取一组鉴别力强的特征, 特征的形式可以是标量数据、直方图或经验分布, 用以刻画图像的空间结构、对比度、粗糙度以及方向等纹理特性. 设计实用稳健的特征提取方法以保证在较低计算复杂度的前提下获取更丰富的纹理信息, 从来都是一个研究难点. 小波变换可以反映信号时频的局部变化, 同时具有多分辨率分析的特点, 使其在纹理提取应用中占有重要的地位. 图像经小波变换后, 各子带小波系数的均值、方差、能量可以用来描述纹理信息. 然而, 一旦选择的小波变换不具备平移不变性, 使用这类方法所得特征的鉴别能力将大打折扣. 于是, 学者们提出将图像经小波变换后所得小波系数看成一组随机变量, 选用某种

已知的密度分布函数来逼近小波系数幅值分布, 通过参数估计来描述纹理特征^[1-6]. 这些方法仅对小波系数的幅值或复小波系数的实部直方图分布建立统计模型, 而忽略了相位信息. 针对具有显著方向性的纹理图像进行分类或检索时, 提取小波域上的相位信息往往比幅值信息更有用. Peron 等^[7] 使用冯·米塞斯分布 (Von Mises distribution, VMD) 以及 ψ 分布逼近复小波变换后子带小波系数的局部相位直方图, 并完成了特征提取; Vo 等^[8] 提出了相对相位的概念, 使用 VMD 和环绕柯西分布 (Wrapped Cauchy distribution, WCD) 为双树复小波变换 (Dual tree complex wavelet transform, DTCWT) 系数的相对相位直方图进行建模; Ves 等^[9] 使用 WF 将图像分解, 将各子带上垂直与水平方向的小波细节系数看成二元随机向量并计算其幅值与相位, 然后分别用 GFD 和广义冯·米塞斯分

收稿日期: 2017-12-15; 修回日期: 2018-02-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61662048, 61603192).

责任编委: 柴利.

†通讯作者. E-mail: llylab@21cn.com.

布 (Generalized Von Mises distribution, GVMD) 对幅值与相位直方图逼近; 此外, Zhang 等^[10] 对扭曲失真图像采用可操纵金字塔小波变换, 然后分别用 GGD 和 WCD 为小波系数的幅值与相位建模, 以相应参数特征作为图像质量评价指标计算的依据. 从上述相关研究可以看出, 同时考虑相位和幅值信息已成为基于统计建模特征提取方法的共识, 然而, 当前大多数方法直接采用极大似然法 (Maximum likelihood, ML) 进行参数估计, 计算效率不高. 对此, 本文尝试在 DTCWT 域上进行统计图像建模并完成特征提取, 将幅值和相位特征进行融合并用于纹理图像分类, 取得了较好的实验结果.

1 基于双树复小波域统计图像建模的纹理特征提取

1.1 双树复小波变换

DTCWT 采用二叉树结构的二路 DWT, 分别生成变换的实部与虚部. 二维 DTCWT 分解中用到了二维小波 $\varphi(x, y) = \varphi(x)\varphi(y)$, 这里 $\varphi(x)$ 和 $\varphi(y)$ 均为复小波, 如 $\varphi(x) = \varphi_h(x) + j\varphi_g(x)$. 为得到方向小波, 利用可分离的滤波器先沿着行分解, 然后再对结果进行列分解^[11]. 对某个二维信号 $f(x, y)$ 可进行如下分解:

$$f(x, y) = \sum_{l \in Z^2} A_{j_0, l} \phi_{j_0, l}(x, y) + \sum_{k \in \alpha} \sum_{j=1}^{j_0} \sum_{l \in Z^2} D_{j, l}^k \varphi_{j, l}^k(x, y). \quad (1)$$

其中: j_0 为分解层数, $\alpha = \{\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, \pm 75^\circ\}$, $A_{j_0, l}$ 和 $D_{j, l}^k$ 为对应的 DTCWT 系数, $\phi_{j_0, l}(x, y)$ 为尺度函数, $\varphi_{j, l}^k(x, y)$ 为小波函. 从式 (1) 可以看出, 信号高频信息可以被分解到 α 对应的 6 个方向的子带上.

1.2 两种统计模型

1.2.1 GFD 模型

GFD 具有形式多样性以及统计灵活性等优点, 其概率密度函数定义如下:

$$f(x; \theta) = \frac{\sigma \Gamma(\kappa)}{\nu} \left(\frac{\sigma}{x}\right)^{\kappa\nu-1} \exp\left[-\left(\frac{\sigma}{x}\right)^\nu\right]. \quad (2)$$

其中: $x > 0$; $\theta = \{\nu, \kappa, \sigma\}$, $\nu > 0$ 为功率参数, $\kappa > 0$ 为形状参数, $\sigma > 0$ 为尺度参数.

对于给定样本, 如果使用经典的 ML 方法为 GFD 模型进行参数估计, 所得表达式高度非线性, 计算复杂耗时. 为取得模型复杂性与拟合准确性的折中, 本文考虑采用 MoLC 进行参数估计. 文献 [12] 给出了以下参数估计方程:

$$\Psi(0, \kappa)/\nu + \ln\sigma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln x_i,$$

$$\begin{aligned} \Psi(1, \kappa)/\nu^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\ln x_i - k_1^{\%}]^2, \\ \Psi(2, \kappa)/\nu^3 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\ln x_i - k_1^{\%}]^3. \end{aligned} \quad (3)$$

通过求解该方程可以得出参数 ν, κ, σ 的估计值.

1.2.2 GVMD 模型

GVMD 可以很好地描述圆形数据分布, 文献 [13] 定义了如下二阶 GVMD 概率密度函数:

$$f(\theta; \mu_1, \mu_2, \kappa_1, \kappa_2) = \frac{\exp[\kappa_1 \cos 2(\theta - \mu_1) + \kappa_2 \cos 4(\theta - \mu_2)]}{\pi G_0(\delta, \kappa_1, \kappa_2)}. \quad (4)$$

其中: $\mu_1 \in [0, \pi)$, $\mu_2 \in [0, \pi/2)$, $\theta \in [-\pi, \pi]$, $\delta = (\mu_1 - \mu_2) \bmod \pi$, $\kappa_1, \kappa_2 > 0$. 对于给定样本 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 设 GVMD 的参数 $\tau = (\mu_1, \mu_2, \kappa_1, \kappa_2)$, 通过 ML 估计模型参数

$$\tilde{\tau} = \arg \max_{\tau} \sum_{i=1}^n \log f(x_i, \tau). \quad (5)$$

对式 (5) 分别求关于 $\mu_1, \mu_2, \kappa_1, \kappa_2$ 的偏导并置零, 便可求出这 4 个模型参数的估计值.

1.3 本文纹理特征提取方法

相比一些常用分布函数, GFD 和 GVMD 能够更灵活地逼近多种形态的小波系数直方图, 将其用于对图像经 DTCWT 分解后的复系数幅值和相对相位进行建模并完成特征提取. 具体特征提取流程如下:

1) 对给定图像按式 (6) 进行 L 层 DTCWT 分解, 设 $r_k^l(i, j)$ 和 $v_k^l(i, j)$ 分别为第 l 层 k 方向高频子带上复小波系数矩阵位置 (i, j) 上的实部和虚部. 其中: $1 \leq l \leq L$, $k \in \{\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, \pm 75^\circ\}$. 为了描述方便, 分别用 r 和 v 代替 $v_k^l(i, j)$ 和 $v_k^l(i, j)$.

2) 对于某个高频子带复小波系数矩阵, 设包含 n 个复小波系数, 计算所有系数幅值. 矩阵位置 (i, j) 上系数的幅值计算为 $x_t = \sqrt{r^2 + v^2}$, $1 \leq t \leq n$. 将 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 看成一组符合 GFD 分布的随机变量, 利用式 (9) 估计模型参数 $\{v, \kappa, \sigma\}$. 在 L 层 DTCWT 分解下逼近所有高频子带复系数幅值分布可以得到 $18 \times L$ 个模型参数值, 将其作为图像纹理特征 F_{GFD} .

3) 对于某个高频子带, 设矩阵位置 (i, j) 上复系数的相位为 $\arctan\left(\frac{r(i, j)}{v(i, j)}\right)$, 则相对相位 $\theta(i, j) = \arctan\left(\frac{r(i, j)}{v(i, j)}\right) - \arctan\left(\frac{r(i, j)}{v(i, j+1)}\right)$. 将 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ 看成一组符合 GVMD 分布的随机变量, 利用式 (12) 估计模型参数 $\{\mu_1, \mu_2, \kappa_1, \kappa_2\}$. 在 L 层 DTCWT 分解下逼近所有高频子带复系数相对相位分布可以得到 $24 \times L$ 个模型参数值, 将其作为图像纹理特征 F_{GVMD} .

4) 将 F_{GFD} 和 F_{GVMD} 进行串接及规范化构成最终纹理特征.

注意到,上述方法第2)步中使用GFD为DTCWT复系数幅值建模时,考虑到其模型复杂性,采用MoLC进行参数估计,在下节通过实验验证这种处理可以提取实用而有效的纹理特征.

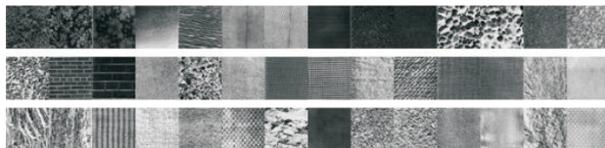
2 实验与分析

2.1 测试纹理库

首先在MIT VisTex和Brodatz纹理库中各选出42幅图片(如图1所示),将每幅图片分割为16个不重叠的子图,构成相应的测试纹理库.实验中将每幅原始图片作为一类纹理,于是在每个测试库中都有42类不同纹理,每类纹理均包含16个样本,总样本数为 $42 \times 16 = 672$.注意,下载的原始MIT VisTex库中的图像为彩色图像,在特征提取前将其转换为灰度图.



(a) VisTex 中 42 幅 512×512 的图像



(b) Brodatz 中 42 幅 640×640 的图像

图1 标准纹理图像

2.2 基于GFD的DTCWT复系数幅值建模实验

本节主要验证GFD模型逼近DTCWT复系数幅值分布(用直方图表示)的情况.对于2个测试库,首先进行3层DTCWT分解,其中第一层使用Near-Symmetric 13/19滤波器组,而其他层使用Q-Shift 14/14滤波器组.接下来对分解所得所有子带上的系数幅值直方图利用GFD模型逼近,其参数分别使用MoLC和尺度独立的形状估计(Scale independent shape estimation, SISE)^[5]方法求解.由于篇幅原因,仅以Bark.0000的一个子图为例,表1给出了利用GFD并分别使用两种参数估计方法为该图建模所得的估计值、KS距离和平均估计时间 T .KS值为使用估计参数绘制的GFD曲线与DTCWT系数幅值分布直方图之间的最大差值,用以描述GFD模型逼近DTCWT系数幅值分布的吻合程度.相比SISE方法,MoLC方法不存在参数初始化以及迭代求解过程.通过表1可以看出,使用MoLC进行参数估计时可以获取比较稳定的KS值,同时其估计时间大大低于SISE方法.图2给出了将Bark.0000子图进行DTCWT分解后得到的

第二层 45° 方向高频子带上复系数幅值直方图以及不同分布函数的逼近(其中:直线为GFD曲线,虚线为使用SISE估计得到的GFD曲线,点线为使用MoLC估计得到的GFD曲线).可以看出,使用MoLC估计得到的GFD曲线与DTCWT复系数幅值直方图更加吻合,在测试库中其他图像上也得到了类似结果.

表1 两种GFD参数估计的比较结果

子带系数 幅值直方图	MoLC					SLSE				
	ν	κ	σ	KS	T	ν	κ	σ	KS	T
三层 15°	1.75	24.98	1.80	0.064	0.55	1.77	25.00	1.82	0.057	0.41
三层 45°	2.00	12.60	3.56	0.068	0.50	1.99	12.62	3.58	0.076	0.70
三层 75°	1.95	39.08	3.54	0.053	0.51	1.97	39.10	3.56	0.053	0.75
三层 -75°	1.86	46.94	2.49	0.069	0.57	1.85	46.91	2.49	0.105	0.80
三层 -45°	1.76	17.47	6.70	0.069	0.53	1.78	17.47	6.71	0.051	0.76
三层 -15°	1.82	24.81	5.58	0.068	0.54	1.84	24.82	5.60	0.067	0.78

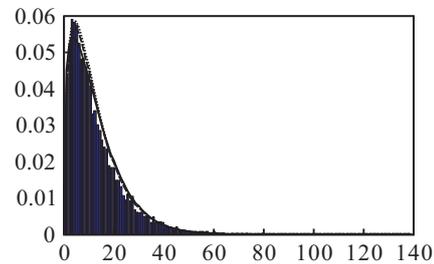


图2 使用不同分布函数对DTCWT复系数幅值直方图逼近的结果

2.3 基于GVMD的DTCWT复系数相对相位建模实验

本节主要验证GVMD模型逼近DTCWT复系数相对相位分布(用直方图表示)的情况.类似于上节处理过程,对于2个测试库中所有图像,首先进行3层DTCWT分解,其中第一层使用Near-Symmetric 13/19滤波器组,而其他层使用Q-Shift 14/14滤波器组.接下来计算所有子带上的相对相位矩阵,使用ML法进行参数估计.文献[8]使用WCD为相对相位建模,取得了较好的效果.于是,本节分别使用GVMD和WCD为图像在DTCWT域上各子带系数的相对相位进行建模,表2给出了为图2所示的Bark.0000子图建模所得的参数估计值、KS距离以及平均估计时间 T .很明显,使用GVMD建模所得的KS平均值更低,说明相比于WCD,GVMD可以更好地逼近相对相位直方图.由于GVMD比WCD多2个参数,在进行参数估计时迭代过程耗时更长,但其综合性能更优.图3给出了将Bark.0000子图进行DTCWT分解后得到的第二层 45° 方向高频子带上复系数相对相位直方图以及不同分布函数的逼近(其中:直线为VMD曲线,虚线为WCD曲线,点线为GVMD曲线).可以看出,GVMD曲线与DTCWT复系数相对相位直方图更加吻合,在测试库中其他图像上也得到了类似结果.

表 2 不同分布函数参数估计的比较结果

子带系数 相位直方图	GVMD的ML						WCD的ML			
	μ_1	μ_2	κ_2	κ_3	KS	T	μ	ρ	KS	T
三层 15° 方向	5.26	1.74	0.72	0.05	0.036	0.37	-1.02	0.33	0.072	0.16
三层 45° 方向	2.17	5.20	0.94	0.15	0.031	0.40	2.15	0.43	0.064	0.13
三层 75° 方向	2.32	5.22	0.93	0.15	0.031	0.38	2.25	0.43	0.067	0.12
三层 -75° 方向	2.28	5.08	0.90	0.16	0.030	0.32	2.20	0.42	0.079	0.14
三层 -45° 方向	2.03	1.95	0.93	0.12	0.041	0.39	2.01	0.42	0.063	0.15
三层 -15° 方向	5.06	1.05	0.61	0.03	0.042	0.34	-1.21	0.28	0.071	0.13

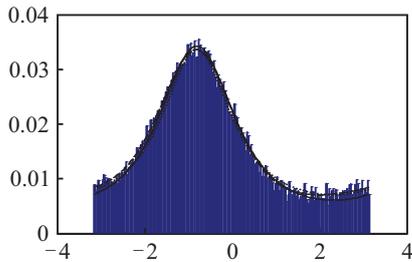


图 3 使用不同分布函数对DTCWT复系数相对相位直方图逼近的结果

2.4 幅值和相位特征用于纹理图像分类

本节通过实验说明使用 1.3 节方法得到的幅值特征 F_{GFD} 和相位特征 F_{GVMD} 用于图像纹理分类的情况. 在每个测试库中随机选择 336 个子图的纹理特征进行训练, 余下子图的纹理特征用于测试, 取 10 次结果进行平均. 使用 LIBSVM 作为分类器, 通过混淆矩阵来计算平均识别率 $RR = \frac{1}{M} \sum_{\forall(i,j), i=j} CM(i, j)$. 这里: CM 为 $M \times M$ 的混淆矩阵, M 为类别数, $CM(i, j)$ 为属于类 i 的样本被识别为属于类 j 的比例.

表 3 给出了单独使用 F_{GFD} 、 F_{GVMD} 以及使用 $F_{GFD} + F_{GVMD}$ 进行纹理分类的识别结果. 可以看出, 仅仅使用相位特征在大多数情况下其分类结果比仅仅使用幅值特征更好, 例如为 Fabric 系列、D24-D26、D34-D37 等这些具有明显方向纹理的图像进行分类时, 其优势非常突出. 而在同时使用幅值和相位特征 (即 $F_{GFD} + F_{GVMD}$) 时, 获得的分类识别率最高.

表 3 不同特征用于纹理分类的结果

	平均识别率 / %		
	F_{GFD}	F_{GVMD}	$F_{GFD} + F_{GVMD}$
VisTex	87.77	88.64	91.60
Brodatz	85.70	87.14	90.01

2.5 几种纹理特征提取方法比较

本节针对 2.1 节构造的两个测试库, 使用不同方法提取纹理特征, 并进行分类实验. 为了与 1.3 节提出的方法比较, 实现了另外几种典型的特征提取方法, 描述如下:

方法 1(详见文献[1]). 对图像同时进行 DTCWT 分解和双树旋转复小波滤波, 计算所有高频子带复系数矩阵的能量与标准差作为纹理特征.

方法 2(详见文献[5]). 对图像进行 DTCWT 分解, 计算各高频子带复系数幅值和相位, 然后将相应的方差和熵作为纹理特征.

方法 3(详见文献[7]). 对图像进行 DTCWT 分解, 分别使用 ΓD 和 VMD 为各高频子带复系数幅值和相对相位建模, 将所得估计参数作为纹理特征.

方法 4(详见文献[8]). 对图像进行 DTCWT 分解, 分别使用 GGD 和 VMD 为各高频子带复系数幅值和相对相位建模, 将所得估计参数作为纹理特征.

方法 5(详见文献[8]). 对图像进行 DTCWT 分解, 分别使用 GGD 和 WCD 为各高频子带复系数幅值和相对相位建模, 将所得估计参数作为纹理特征.

方法 6(详见文献[9]). 对图像进行 Haar 小波框架变换, 得出各尺度下的垂直和水平高频小波系数, 分别使用 GFD 和 $GVMD$ 为其建模, 将所得估计参数作为纹理特征.

方法 7(详见文献[14]). 对图像使用完全局部结构模式 (Completed local structure pattern, CLSP) 算子处理完成二值化编码, 并将其统计分布作为纹理特征.

为公平比较, 所有基于 DTCWT 的方法都进行 3 层分解, 各层使用相同滤波器组; 方法 7 的 CLSP 算子参数设定为 $R = 1, P = 8$, 计算二值化阈值时参数设定为 $a = 1, b = 0$. 表 4 给出了使用不同纹理特征提取方法进行图像分类的结果. 方法 1 没有考虑相位信息, 仅计算高频复系数能量作为纹理特征, 不可避免地会丢失对应空间域的边缘纹理信息, 因此获得的分类识别率较低. 方法 2 同时考虑了高频子带复系数幅值和相位, 尽管特征向量维数少, 还是比方法 1 的识别率高. 方法 3~方法 6 以及本文方法尝试使用不同分布逼近小波复系数幅值和相位直方图, 通过估计相应参数可以得到更精确的图像纹理描述. 相比之下, 方法 6 和本文方法使用了较复杂的 GFD 和 $GVMD$ 进

行建模,利用额外参数可获得更高的分类识别率.方法6和本文方法在小波分解阶段计算复杂度相当,主要性能差异体现在使用GFD为幅值建模时参数估计所耗时间.两种方法分别采用SISE和MoLC进行参数估计,根据2.2节的讨论可知本文方法在计算效率上具有显著优势.方法7是近年来非常流行的局部二值模式方法的扩展,在2个测试库上均获得了比较稳定的分类识别率.使用本文方法获得的分类识别率与之相当,甚至在VisTex库上的结果还略高(该库包含更多具有明显方向纹理的图像),这都得益于本文方法通过为相对相位建模来提取特征,能够充分利用DTCWT多方向选择的优势.与方法7相比,本文方法提取的特征向量维数减少了一半以上,意味着可获取更好的分类效率.

表4 不同纹理特征提取方法的分类结果

方法	特征向量维数	平均识别率 / %	
		VisTex	Brodatz
方法1	72	86.78	85.73
方法2	36	86.94	85.84
方法3	72	87.89	87.68
方法4	72	87.64	87.54
方法5	72	88.15	87.83
方法6	84	91.31	90.24
方法7	256	91.03	90.96
本文方法	126	91.60	90.01

3 结论

作为近年来发展迅速的信号处理工具,DTCWT已被广泛应用于图像处理领域.本文尝试在DTCWT域上进行统计图像建模,进而实现一种新的纹理特征提取方法.该方法首先对图像进行DTCWT分解,然后分别用GFD和GVMD为所有高频子带系数的幅值和相对相位建模,最后通过MoLC和ML完成参数估计,并将这些模型参数作为纹理特征.使用本文所提出的方法在VisTex和Brodatz库上进行了分类实验,平均识别率分别达到91.60%和90.01%,同时保持了较高的分类效率.此外,实验结果表明,加上了相位信息特征后,可以充分利用DTCWT的方向选择性,进一步提高纹理分类的识别率.后续工作包括分类器的优化以及局部特征的融合.

参考文献(References)

- [1] Wouwer G V, Scheunders P, Dyck D V. Statistical texture characterization from discrete wavelet representations[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1999, 8(4): 592-598.
- [2] Do M N, Vetterli M. Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(2): 146-158.

- [3] Ves E D, Benavent X, Ruedin A, et al. Wavelet-based texture retrieval modeling the magnitudes of wavelet detail coefficients with a generalized Gamma distribution[C]. Proc of Int Conf on Pattern Recognition. Istanbul: IEEE, 2010: 221-224.
- [4] Kwitt R, Uhl A. Lightweight probabilistic texture retrieval[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2010, 19(1): 241-253.
- [5] Choy S K, Tong C. Statistical wavelet subband characterization based on generalized Gamma density and its application in texture retrieval[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2010, 19(2): 281-289.
- [6] Allili M. Wavelet modeling using finite mixtures of generalized Gaussian distributions: Application to texture discrimination and retrieval[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2012, 21(4): 1452-1464.
- [7] Peron M C, Costa J P D, Stitou Y, et al. Joint linear-circular stochastic models for texture classification[C]. Proc of Int Conf on Acoustics, Speech and Signal Processing. Taipei: IEEE, 2009: 1073-1076.
- [8] Vo A, Oraintara S. A study of relative phase in complex wavelet domain: Property, statistics and applications in texture image retrieval and segmentation[J]. Signal Processing: Image Communication, 2010, 25(1): 28-46.
- [9] Ves E D, Acevedo D, Ruedin A, et al. A statistical model for magnitudes and angles of wavelet frame coefficients and its application to texture retrieval[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(9): 2925-2939.
- [10] Zhang Y, Moorthy A K, Chandler D M, et al. C-DIIVINE: No-reference image quality assessment based on local magnitude and phase statistics of natural scenes[J]. Signal Processing: Image Communication, 2014, 29(7): 725-747.
- [11] Selesnick I W, Baraniuk R G, Kingsbury N C. The dual tree complex wavelet transform[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 123-151.
- [12] Krylov V A, Gabriele M, Serpico S B, et al. On the method of logarithmic cumulants for parametric probability density function estimation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2013, 22(10): 3791-3806.
- [13] Gatto R, Jammalamadaka S R. The generalized Von Mises distribution[J]. Statistical Methodology, 2007, 4(3): 341-353.
- [14] Shrivastava N, Tyagi V. An effective scheme for image texture classification based on binary local structure pattern[J]. Visual Computer, 2014: 30(11): 1223-1232.

作者简介

杨鹏(1976—),男,副教授,博士,从事模式识别和模糊控制等研究, E-mail: llylab@21cn.com;

张凡龙(1987—),男,副教授,博士,从事模式识别、机器学习、数据挖掘的研究, E-mail: csfzhang@nau.edu.cn;

杨章静(1979—),男,副教授,博士,从事模式识别、智能信息处理的研究, E-mail: yzj@nau.edu.cn.