

## 基于四元数 Gabor 滤波的彩色纹理特征提取<sup>\*</sup>

孟 勃<sup>1</sup>, 王晓霖<sup>1</sup>, 李东威<sup>2</sup>

(1. 东北电力大学信息工程学院, 吉林 吉林 132012;

2. 中国石油天然气股份有限公司吉林石化公司铁路运输部车辆车间, 吉林 吉林 132012)

**摘 要:** 现有的彩色图像纹理特征提取方法是将彩色图像转换为灰度图像或者对彩色图像进行分通道处理, 这样的处理方法会丢失原图像的颜色信息和各通道间的相关性, 导致特征图像的纹理特征和原图像的纹理特征差异较大。基于上述问题, 提出了一种四元数 Gabor 彩色纹理特征提取方法。首先, 根据 Gabor 滤波和四元数欧拉公式, 推导出四元数 Gabor 滤波, 并将彩色图像用四元数矩阵表达; 其次提出四元数 Gabor 滤波卷积算法处理彩色图像, 得到多尺度多方向的彩色纹理特征图像; 最后对得到的彩色纹理特征图像进行 Tamura 统计特征的提取。实验结果表明, 该方法可以很大程度地保留原图像的粗糙度、对比度和方向度等纹理特征, 同时可以提取到原图像的颜色信息。在转化为灰度图像后, 该方法在保留粗糙度、对比度和方向度等纹理特征方面优于传统 Gabor 方法和 LBP 方法。

**关键词:** 彩色纹理; 特征提取; 四元数; Gabor 滤波

**中图分类号:** TP391.41

**文献标志码:** A

**doi:** 10.3969/j.issn.1007-130X.2018.09.016

## Color texture features extraction based on quaternion Gabor

MENG Bo<sup>1</sup>, WANG Xiao-lin<sup>1</sup>, LI Dong-wei<sup>2</sup>

(1. School of Information Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012;

2. Vehicle Workshop, Ministry of Railways of the Jilin Petrochemical Co., PetroChina Co. Ltd., Jilin 132012, China)

**Abstract:** Current color texture feature extraction methods transform color images into gray images or process color image by channel separation, which can lead to color information loss of the original image or correlation loss between channels, so that the texture feature of the feature image differs greatly from that of the original image. To solve the above mentioned problems, we propose a quaternion Gabor method to extract color texture features. Firstly, quaternion Gabor filter is deduced according to traditional Gabor filter and quaternion Euler's formula, and the color image is described by Quaternion field. Secondly, we propose a quaternion Gabor convolution algorithm to process the color image, and obtain a multi-scale, multi-direction color texture image. Finally, Tamura statistical feature is extracted from the color texture image. Experimental results show that the proposed method can maintain text features of the original image such as coarseness, contrast and directionality to a great extent and meanwhile obtain color information, which outperforms the traditional Gabor feature image and LBP method.

**Key words:** color texture; feature extraction; quaternion; Gabor filter

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2017-06-07; 修回日期: 2017-08-15

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(61602108); 吉林市科技局项目(20166016)

通信地址: 132012 吉林省吉林市长春路 169 号东北电力大学信息工程学院

Address: School of Information Engineering, Northeast Electric Power University, 169 Changchun Rd, Jilin 132012, Jilin, P. R. China

## 1 引言

图像纹理特征是图像处理研究的热点之一,是人脸识别、图像分类、图像分割和图像增强等热点问题的基础。提取的纹理特征质量直接影响到分割效果和分类结果。纹理特征是图像处理重要而又难以描述的特征,时至今日,图像纹理特征仍然没有一个公认的、严格的定义。

现有的纹理特征提取方法主要包括统计方法、模型方法、信号处理方法和结构方法<sup>[1]</sup>,其中信号处理方法中的 Gabor 滤波器可以提取多尺度多方向的纹理特征。成熟的纹理特征提取方法仅仅停留在对灰度图像的纹理特征提取。

早期的图像纹理特征的研究者 Hawkins<sup>[2]</sup>提出难以定义“纹理的确切概念”。Tamura 等人<sup>[3]</sup>根据人类视觉对纹理特征的感知提出了粗糙度(Coarseness)、对比度(Contrast)、方向度(Directionality)、直线度(Linearity)、规则度(Regularity)和粗糙度(Roughness)六个纹理特征。其中,粗糙度、对比度和方向度是图像分类和图像分割中重要的纹理特征。根据其中一种特征或三个特征的结合用于图像分割和图像分类。Shi 等人<sup>[4]</sup>提出了一种采用四元数分割图像的算法。为了操作大量的训练集,将四元数主成分分析(Quaternion Principal Component Analysis)扩展为增量四元数主成分分析(Incremental Quaternion Principal Component Analysis),更加有利于提取纹理特征。最终通过欧氏距离和区域相似性合并达到纹理分割的目的。该方法在利用增量四元数主成分分析算法时不可避免地会丢失图像的一些纹理信息,并且对于训练集的要求较高。

Mehta 等人<sup>[5]</sup>提出了主导旋转二值模式 DRLBP (Dominant Rotated Local Binary Patterns),在保留全局信息的同时,又增加了旋转不变性元素,实现对纹理图像的分类。Li 等人<sup>[6]</sup>使用 Gabor 滤波对图像进行了分解,利用高斯连接模型连接尺度、方向和彩色通道之间的相关性,将 K-L 距离 KLD (Kullback-Leibler Distances) 作为两个连接模型的相似度量,最终达到计算复杂度低、检索率高的效果。

Yoo 等人<sup>[7]</sup>将图像分为结构和纹理两个区域。利用结构提取算法提取出图像中的结构区域。用原图像减去结构区域,得到图像的纹理区域。利用提出的纹理合成方法和双三次插值算法对纹理层

进行处理,最终得到高分辨率纹理层的高频部分,将得到的结果和 Single-image super-resolution 方法相结合得到最终的纹理增强图像。

彩色图像三个通道之间存在紧密的光谱联系,所以在研究彩色图像处理技术时应当考虑各颜色通道数据之间的内在联系<sup>[8]</sup>。四元数可用于表征彩色图像通道间的结构信息,四元数的三个虚部分别表示彩色图像的三基色分量。Guo 等人<sup>[9]</sup>提出四元数傅里叶-梅林矩并构建了彩色图像的相似不变量,利用四元数傅里叶-梅林矩识别仿射变换后的图像。马瑜等人<sup>[10]</sup>提出采用简约双四元数的彩色纹理分割算法,但是并没有提取出具彩色纹理的特征图像。

本文结合四元数整体表示彩色图像和 Gabor 滤波多尺度多方向的特点,提出四元数 Gabor 滤波及四元数 Gabor 滤波卷积算法提取图像多尺度、多方向的彩色纹理特征。

本文的创新点在于可以提取多尺度、多方向和多通道的纹理特征,不同于一般处理灰色图像的方法,四元数 Gabor 滤波卷积算法根据四元数乘法原理整体处理彩色图像,所提取的特征图像和传统 Gabor 方法和 LBP 方法相比具有更高的相似度。

## 2 相关研究

### 2.1 四元数理论

四元数由 Hamilton 在 1843 年提出,是由一个实部和三个虚部四部分组成的超复数<sup>[11]</sup>。表示为:

$$q = q_r + q_i \cdot i + q_j \cdot j + q_k \cdot k \quad (1)$$

有如下运算法则:

$$i^2 + j^2 + k^2 = -1, i \cdot j = k, j \cdot k = i, i \cdot i = -k, k \cdot j = -i, i \cdot k = -j。$$

若四元数的实部为 0,则称该四元数为纯四元数。四元数的共轭为:

$$\bar{q} = q_r - q_i \cdot i - q_j \cdot j - q_k \cdot k \quad (2)$$

四元数的范数为:

$$\|q\| = \sqrt{qq} = \sqrt{q_r^2 + q_i^2 + q_j^2 + q_k^2} \quad (3)$$

如果纯四元数  $q$  的范数为 1,则称  $q$  为单位纯四元数。设单位纯四元数为  $\mu$ ,则四元数欧拉公式可以表示为:

$$e^{\mu\theta} = \cos \theta + \mu \sin \theta \quad (4)$$

四元数  $q = s + xi + yj + zk$  可以表示为  $q = [s, v]$ , 其中  $v = xi + yj + zk$ , 则两个四元数相乘

可以表示为:  $q_a q_b = [s_a, v_a][s_b, v_b]$ 。

令  $q_c = [s_c, v_c] = q_a q_b$ , 则  $q_c = [s_a s_b - v_a \cdot v_b, s_a v_b + s_b v_a + v_a \times v_b]$ , 四元数乘法不满足乘法交换律。

彩色图像的四元数表示普遍采用 Pei 等人<sup>[12]</sup>提出的方法: 四元数的实部为 0, 用三个虚部分别代表彩色图像中的红、绿、蓝分量, 这时将一幅彩色图像表示为:

$$f(x, y) = f_R(x, y) \cdot i + f_G(x, y) \cdot j + f_B(x, y) \cdot k \quad (5)$$

其中,  $f_R(x, y)$  表示图像的 R 通道,  $f_G(x, y)$  表示图像的 G 通道,  $f_B(x, y)$  表示图像的 B 通道。

四元数表示彩色图像的优势在于其可以整体表示彩色图像。相对于将图像转化为灰度图或者分通道表示, 利用四元数表示的彩色图像具有丰富的颜色信息和通道间信息, 并具有仿射不变性等特性。

## 2.2 Gabor 滤波器

Gabor 滤波器是一种线性滤波器, 其基函数具有与人类视觉基元类似的性质。2-D Gabor 滤波器是 Gabor 函数通过尺度伸缩和旋转生成的一组可以调节通道方向、带通频率和通道中心频率的一组复函数系。其基本波形类似于哺乳动物视觉系统的感受面波形, 可以很好地模拟人类视觉皮层细胞。图 1 中显示空白 Gabor 滤波在 5 个尺度和 8 个方向上的滤波器模型。一种常用的 Gabor 滤波器如式(6)所示<sup>[13]</sup>:

$$\varphi_{\mu, v}(\mathbf{z}) = \frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2 \|\mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2}\right)} [e^{i\mathbf{k}_{\mu, v} \cdot \mathbf{z}} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}] \quad (6)$$

其中,  $\mu$  为方向,  $\mu = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$ , 共 8 个不同的方向。 $v$  为尺度因子, 通常取  $v = 0, 1, 2, 3, 4$ , 共 5 个不同的尺度。 $\mathbf{z} = (x, y)$ ,  $\mathbf{k}_{\mu, v} = k_v e^{i\varphi_\mu}$ ,  $k_v = \frac{k_{\max}}{f^v}$ ,  $\varphi_\mu = \frac{\pi\mu}{8}$ ,  $k_{\max}$  表示最大频率,  $f$  为频域中核函数间的间距因子。一般取  $\sigma = 2\pi$ ,  $k_{\max} = \pi/2$ ,  $f = \sqrt{2}$  时, 可以获得较好的小波表征和辨识效果<sup>[14]</sup>。

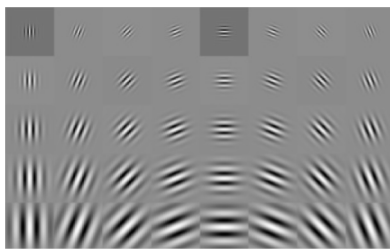


Figure 1 2-D Gabor filter with five scales in eight directions

图 1 5 个尺度 8 个方向的二维 Gabor 滤波

## 3 四元数 Gabor 滤波

Gabor 滤波器在图像纹理特征提取中的优势在于多尺度和多方向。多尺度、多方向的 Gabor 滤波器构成一个 Gabor 滤波器组, 每个 Gabor 滤波器只允许图像中与其频率相对应的纹理顺利通过。本文提出的四元数 Gabor 滤波器综合了四元数整体处理彩色图像的特点和 Gabor 滤波器可提取多尺度、多方向纹理特征的优势, 表达式如下:

$$\varphi_{(\mu, v)_q}(\mathbf{z}) = \frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2 \|\mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2}\right)} [e^{q\mathbf{k}_{\mu, v} \cdot \mathbf{z}} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}] \quad (7)$$

其中,  $q$  为单位纯四元数:  $q = \frac{1}{\sqrt{3}}(i + j + k)$ , 在 R, G, B 三维颜色空间中, 单位四元数  $q$  表示一条灰度线, 在该矢量方向的像素, 其三个分量的值相等。根据四元数欧拉公式, 上式可以表示为:

$$\varphi_{(\mu, v)_q}(\mathbf{z}) = \frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2 \|\mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2}\right)} [\cos(\mathbf{k}_{\mu, v} \cdot \mathbf{z}) + q \sin(\mathbf{k}_{\mu, v} \cdot \mathbf{z}) - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}] \quad (8)$$

进而:

$$\varphi_{(\mu, v)_q}(\mathbf{z}) = \frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2 \|\mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2}\right)} \left[ \cos(\mathbf{k}_{\mu, v} \cdot \mathbf{z}) + \frac{1}{\sqrt{3}}(i + j + k) \sin(\mathbf{k}_{\mu, v} \cdot \mathbf{z}) - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right] \quad (9)$$

展开可得:

$$\begin{aligned} \varphi_{(\mu, v)_q}(\mathbf{z}) = & \frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2 \|\mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2}\right)} \cos(\mathbf{k}_{\mu, v} \cdot \mathbf{z}) + \\ & \frac{1}{\sqrt{3}}(i + j + k) \frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2 \|\mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2}\right)} \\ & (\sin(\mathbf{k}_{\mu, v} \cdot \mathbf{z}) - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}) \end{aligned} \quad (10)$$

四元数 Gabor 滤波器分为一个实部  $\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2 \|\mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2}\right)} \cos(\mathbf{k}_{\mu, v} \cdot \mathbf{z})$  和三个相同虚部  $\frac{1}{\sqrt{3}} \frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\left(\frac{\|\mathbf{k}_{\mu, v}\|^2 \|\mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2}\right)} (\sin(\mathbf{k}_{\mu, v} \cdot \mathbf{z}) - e^{-\frac{\sigma^2}{2}})$ 。

### 3.1 四元数 Gabor 滤波卷积算法

使用四元数 Gabor 滤波卷积一张彩色图像时, 根据四元数乘法, 本文提出的卷积算法示意图如图 2 所示。

两个四元数相乘,  $q_c = q_a q_b = [s_a, v_a][s_b, v_b]$ ,

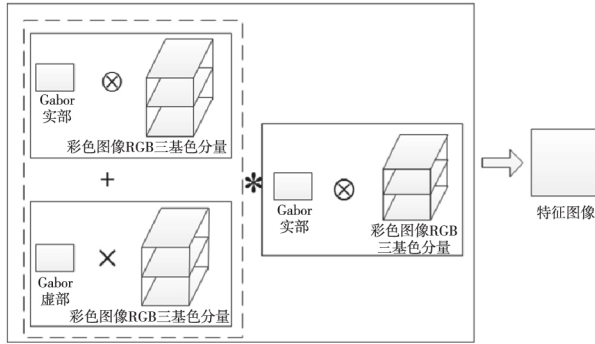


Figure 2 Quaternion Gabor convolution

图 2 四元数 Gabor 卷积图解

设  $q_b$  为待处理图像(四元数乘法不满足交换律,本文以四元数乘法的一种顺序说明该卷积算法)。

$q_c = [s_a s_b - v_a \cdot v_b, s_a v_a + s_b v_a + v_a \times v_b]$ , 由于四元数域用纯四元数表示彩色图像,其实部为 0, 所以,  $q_b = [0, v_b]$ ,  $q_c = [-v_a \cdot v_b, s_a v_b + v_a \times v_b]$ 。

四元数 Gabor 滤波的卷积算法步骤如下所示:

(1) 设  $G_i$  为四元数 Gabor 虚部生成的大小为  $35 \times 35$  (设  $v=1$ ) 的算子<sup>[15]</sup>,  $I_i (M \times N)$  为四元数彩色图像三基色分量构成的  $M \times N \times 3$  维的矩阵。

$$C = G_i \otimes I_i \quad (11)$$

(2) 设  $G_r$  为四元数 Gabor 实部生成的大小为  $35 \times 35$  的算子, 在三个通道分别对图像进行卷积操作, 即:

$$C_1 = G_r \otimes I_i \quad (12)$$

(3) 根据公式  $q_c = [-v_a \cdot v_b, s_a v_b + v_a \times v_b]$ , 在一副图像上, 对于每个像素进行以下运算:

$$C_2 = g_i \times p_i \quad (13)$$

其中, “ $\times$ ” 表示两个向量坐标叉乘,  $g_i$  表示  $G_i$  中的最大值,  $p_i$  是由一个像素点的三基色分量构成的三维向量, 则  $C_2$  为:

$$C_2 = \begin{bmatrix} i & j & k \\ g_{i_r} & g_{i_g} & g_{i_b} \\ p_{i_r} & p_{i_g} & p_{i_b} \end{bmatrix}$$

(4) 最终得到的彩色纹理特征图像为  $F = C * (C_1 + C_2)$ 。

### 3.2 特征提取方法

本文提出的彩色图像特征提取方法如图 3 所示, 具体步骤为:

步骤 1 输入一张图像, 利用四元数 Gabor 滤波及四元数 Gabor 卷积算法得到 5 个尺度和 8 个方向的特征图像。

步骤 2 对所有的特征图像和原图像求出 Tamura 纹

理特征并使用欧氏距离进行相似度测量得到和原图像 Tamura 最接近的 3 张特征图像。

步骤 3 验证步骤 2 中得到的 3 张特征图像尺度和方向均不相同, 满足则执行步骤 4, 否则转步骤 2。

步骤 4 得到相似度最高的 3 张特征图像, 每一张图像提取出各通道的 Tamura 特征, 得到一个 12 维的特征向量。

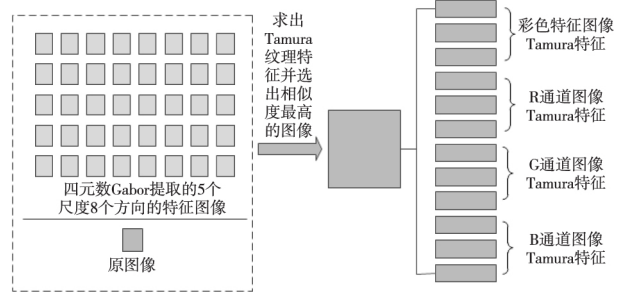


Figure 3 Image feature extraction

图 3 提取图像特征

## 4 Tamura 纹理特征

Tamura 纹理特征广泛应用于图像检索和图像分类, 其中使用最多的是粗糙度、对比度和方向度三个特征。

四元数 Gabor 提取多尺度多方向的彩色纹理特征图像, 利用不同尺度、不同方向的特征图像, 提取出每幅特征图像的 Tamura 特征用于图像分类和图像分割。

### 4.1 粗糙度计算

粗糙度是纹理特征的基本特征之一, 是纹理分类的重要依据。用数学方法对粗糙度进行准确的描述及分析极为重要。

粗糙度的计算步骤如下:

(1) 计算图像中每个像素点以  $2^k$  为邻域的窗口内的平均灰度值, 即:

$$A_k(x, y) = \sum_{i=x-2^{k-1}}^{x+2^{k-1}-1} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} g(i, j) / 2^{2k} \quad (14)$$

其中,  $k = 1, 2, 3, 4, 5, \dots$ ,  $g(x, y)$  是图像在  $(x, y)$  的灰度值。

(2) 计算每个像素点在水平和垂直方向上不重叠窗口间的平均灰度值差, 即:

$$E_{k,h}(x, y) = |A_k(x + 2^{k-1}, y) - A_k(x - 2^{k-1}, y)| \quad (15)$$

$$E_{k,v}(x, y) = |A_k(x, y + 2^{k-1}) - A_k(x, y - 2^{k-1})| \quad (16)$$

(3) 对于每一个像素点, 计算水平方向和竖直方向  $E_k$  的最大值, 作为该点的取值, 记为  $S_{\text{best}}(x,$

y)。

(4) 计算整张图像  $S_{\text{best}}(x, y)$  的均值, 即为整张图像的粗糙度, 即:

$$F_{\text{crs}} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S_{\text{best}}(i, j) \quad (17)$$

其中,  $m$  和  $n$  分别为图像水平方向像素总数和垂直方向像素总数。

#### 4.2 对比度计算

对比度反映图像灰度级差异的大小, 像素之间的灰度级差异越大, 对比度越强; 像素之间的灰度级差异越小, 对比度越弱。在数字图像处理中, 通过改变图像的灰度范围来改变图像的对比度。在 Tamura 纹理特征中, 计算对比度的表达式为:

$$F_{\text{con}} = \sigma / (\alpha_4)^n \quad (18)$$

其中,  $\sigma$  是图像的标准差,  $\alpha_4 = \mu_4 / \sigma^4$ ,  $\mu_4$  是图像的四阶矩,  $n$  可取 8, 4, 2, 1, 1/2, 1/4 或 1/8, 一般选择 1/4。

#### 4.3 方向度计算

方向度是图像的一种全局属性, 包括元素的形状和分布规则。计算方向度的核心是建立方向角局部边缘概率直方图。计算方向度的步骤如下:

(1) 计算图像每个像素的梯度向量, 其模和方向有如下定义:

$$|\Delta G| = (|\Delta_H| + |\Delta_V|) \quad (19)$$

$$\theta = \tan^{-1}(\Delta_V / \Delta_H) + \pi/2 \quad (20)$$

其中,  $\Delta_H, \Delta_V$  可以通过水平和垂直方向的 Prewitt 算子计算得到。

通过计算梯度统计直方图的峰值来计算方向度。如果存在多峰值的情况, 常用的方法就是对波谷与波谷之间的峰值做二阶矩求和。图像的方向度可以通过以下公式求得:

$$F_{\text{dir}} = 1 - r \cdot n_p \times \sum_{p=1}^{n_p} \sum_{\phi \in w_p} (\phi - \phi_p)^2 \times H_D(\phi) \quad (21)$$

其中,  $n_p$  是直方图峰值的数目,  $\phi_p$  是直方图  $H_D$  的第  $p$  个峰值,  $w_p$  是第  $p$  个峰值的幅值,  $r$  是与量化峰值相关的归一化因子。

## 5 实验结果及分析

实验分为两部分, 第一部分是针对 5 种不同类型的纹理进行特征提取, 并分析四元数 Gabor 提取纹理特征时的特点; 第二部分是利用提出的算法在 Outex-10 数据库上进行特征提取实验, 实验表

明所提取的特征分布和特征图像之间存在一定的关联性。

实验对 5 种不同种类的纹理基元进行特征提取, 分别计算原图像、传统 Gabor 纹理特征图像、LBP 纹理特征图像和四元数 Gabor 特征图像的 Tamura 纹理特征, 并提取出彩色纹理特征图像的多通道纹理特征。实验所用四元数 Gabor 算法中,  $\sigma = 2\pi$ ,  $\mu$  和  $v$  需根据具体图像而定。根据欧氏距离, 选出特征图像特征向量与原图像特征向量相似度最高的特征图像, 确定  $\mu$  和  $v$ 。

#### 5.1 不同种类纹理特征提取

##### 实验 1 垂直纹理特征提取。

图 4a 为原始图像, 图 4b 为四元数 Gabor 提取的纹理特征图像, 图 4c 为 LBP 方法提取的多通道纹理特征图像, 图 4d 为传统 Gabor 虚部提取的纹理特征图像, 图 4e 为传统 Gabor 实部提取的纹理特征图像, 其中四元数 Gabor 和传统 Gabor 滤波中取  $\mu = 0, v = 0$ 。

表 1 给出了各方法特征图像的 Tamura 特征与原图像 Tamura 特征的对比情况, 可以看出, 本文提出的四元数 Gabor 方法在垂直分布的纹理上最大程度保留了原图像的 Tamura 纹理特征。表 2 为四元数 Gabor 彩色纹理特征图的三通道 Tamura 特征, 可以看出, 在红色通道、绿色通道和蓝色通道上, Tamura 纹理特征表现出一定的差异, 实验中选择一种方向的特征图像进行特征计算, 由于本实验中纹理方向单一, 所以这种差异在垂直纹理基元上表现并不明显。

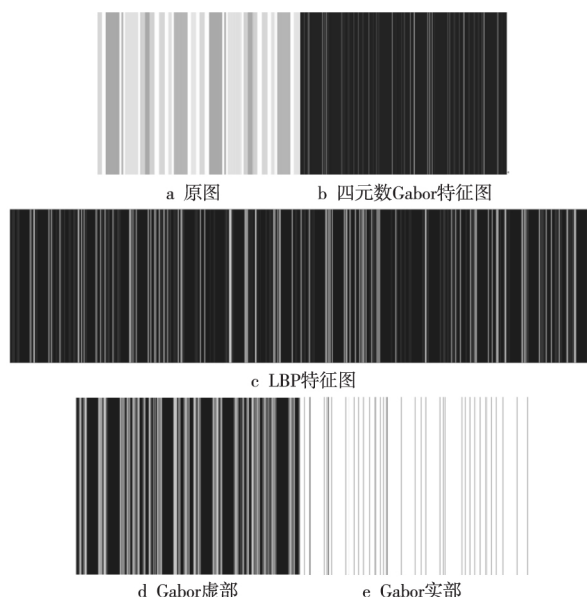


Figure 4 Images of vertical texture features

图 4 垂直纹理特征图



Table 1 Comparison of Tamura of vertical texture features among different methods  
表 1 垂直纹理特征图像 Tamura 纹理特征对比

图像	粗糙度	对比度	方向度
原图	55.704 7	33.295 3	0.956 9
LBP 特征图	43.086 0	111.420 2	0.600 7
Gabor 特征图(实部)	56.056 8	21.720 1	0.193 2
Gabor 特征图(虚部)	43.077 2	124.340 6	0.718 6
四元数 Gabor 特征图	55.720 8	33.660 7	0.899 9

Table 2 Multi-channel Tamura texture of vertical texture features by quaternion Gabor

表 2 垂直纹理特征图像四元数 Gabor 多通道 Tamura 纹理特征

通道	粗糙度	对比度	方向度
红色通道	55.782 7	33.647 0	0.889 8
绿色通道	55.724 0	33.714 1	0.919 6
蓝色通道	55.784 4	33.639 1	0.862 6

实验 2 圆形纹理特征提取。

图 5 给出了各方法提取的圆形纹理基元的特征图。表 3 表示原图和各特征图像的 Tamura 纹理特征对比,文中选取的尺度因子和方向  $\mu=0, v=0$ ,但是其在 Tamura 特征表现上较差,在选取  $\mu=1, v=0$  时,得到的 Tamura 表现为:粗糙度:52.543 8,对比度:27.987 2,方向度:0.025 2,与表 3 中传统 Gabor 和 LBP 方法相比,相似度最高。从表 4 可以看出,在用一种方向的特征图像提取圆形纹理的多通道特征时,该特征图像的蓝色通道的方向度和红色通道、绿色通道方向度差异较大。

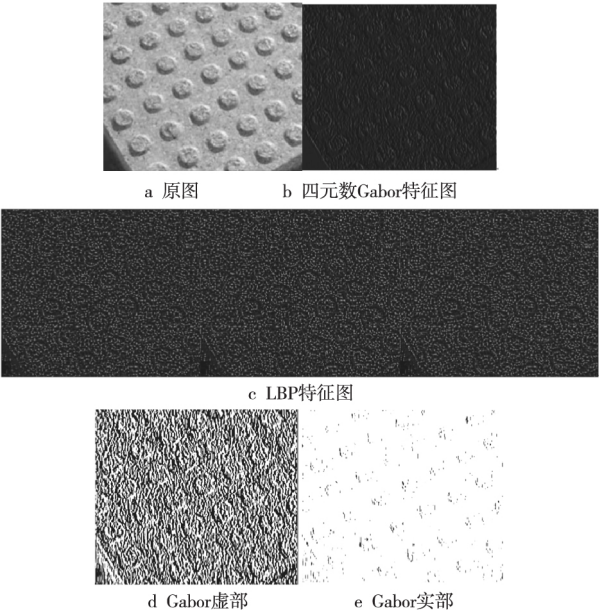


Figure 5 Images of roundness texture features  
图 5 圆形纹理特征图

Table 3 Comparison of Tamura of roundness texture features among different methods  
表 3 圆形纹理特征图像 Tamura 纹理特征对比

图像	粗糙度	对比度	方向度
原图	52.185 0	23.196 7	0.030 2
LBP 特征图	42.794 1	105.248 1	0.421 5
Gabor 特征图(实部)	52.558 2	6.273 0	0
Gabor 特征图(虚部)	41.675 0	94.398 0	0.800 4
四元数 Gabor 特征图	45.647 5	24.284 1	0.049 8

Table 4 Multi-channel Tamura of roundness texture features by quaternion Gabor

表 4 圆形纹理特征图像四元数 Gabor 多通道 Tamura 纹理特征

通道	粗糙度	对比度	方向度
红色通道	45.691 0	24.295 1	0.051 8
绿色通道	45.176 2	24.258 3	0.046 4
蓝色通道	47.976 2	24.383 0	0.180 8

实验 3 水平纹理特征提取。

图 6 表示各方法提取的水平纹理特征图,其中四元数 Gabor 和传统 Gabor 滤波中取  $\mu=5, v=1$ 。表 5 表示不同特征图的 Tamura 特征对比,在粗糙度表现上,传统 Gabor 特征图(实部)与原图像更加接近,但是综合粗糙度、对比度和方向度三个特征,本文方法提取出的纹理特征图像与原图的纹理特征相似度更高。表 6 为四元数 Gabor 纹理特征图像三个通道的 Tamura 纹理特征,和实验 1 中纹理分布相似,本实验中纹理分布为水平方向,可以看出三通道的 Tamura 特征虽然有差异,但差异并不明显。

Table 5 Comparison of Tamura of horizontal texture features among different methods  
表 5 水平纹理特征图像 Tamura 纹理特征对比

图像	粗糙度	对比度	方向度
原图	55.929 0	15.111 1	1.293 8
LBP 特征图	41.496 9	103.959 0	0.410 2
Gabor 特征图(实部)	55.524 5	1.069 2	0
Gabor 特征图(虚部)	41.989 6	113.321 6	1.551 3
四元数 Gabor 特征图	55.510 9	10.721 5	0.905 1

Table 6 Multi-channel Tamura of horizontal texture feature by quaternion Gabor

表 6 水平纹理特征图像四元数 Gabor 多通道 Tamura 纹理特征

通道	粗糙度	对比度	方向度
红色通道	55.510 6	13.194 0	0.980 0
绿色通道	55.510 9	15.631 4	0.828 4
蓝色通道	55.510 6	14.123 7	0.806 1

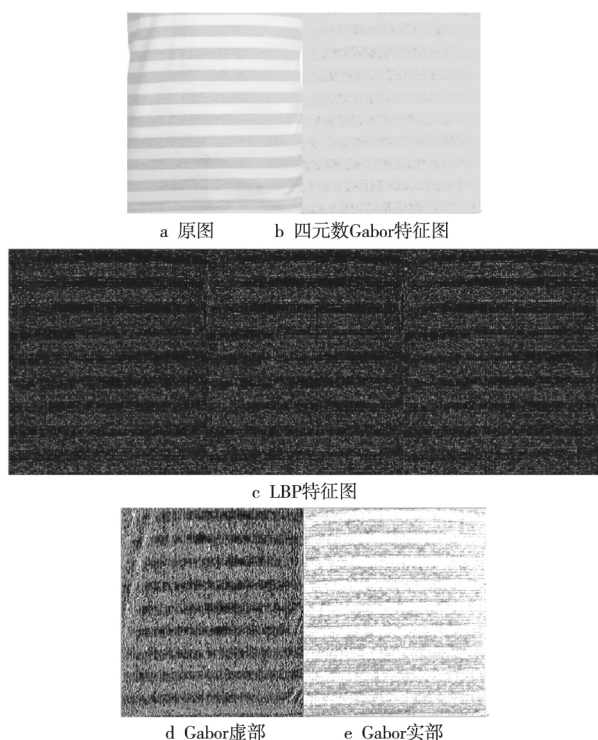


Figure 6 Images of horizontal texture features

图6 水平纹理特征图

## 实验4 树叶纹理特征提取。

图7表示各方法提取的树叶纹理特征图,其中四元数 Gabor 和传统 Gabor 滤波中取  $\mu = 0, v = 1$ ,通过比较图7b和图7d以及表7中的对比度特征发现,该实验中图像的像素点之间的颜色差异小,在实验中仅提取了一张特征图像的 Tamura 纹理特征,提取单一方向的纹理特征,但原图中纹理方向并不单一,所以四元数 Gabor 提取的树叶纹理特征图像对比度较低,通过图像很难发现提取的纹理特征。

表8表示四元数 Gabor 特征图三个通道的 Tamura 特征。在该特征图中红色通道和绿色通道方向度均为0,只有蓝色通道的方向度与原图像相似。

Table 7 Comparison of Tamura of leaf texture features among different methods

表7 树叶纹理特征图像 Tamura 纹理特征对比

图像	粗糙度	对比度	方向度
原图	56.900 4	15.395 7	0.143 0
LBP 特征图	42.814 9	101.294 4	0.332 3
Gabor 特征图(实部)	51.904 1	1.174 8	0
Gabor 特征图(虚部)	41.989 6	113.321 6	1.551 3
四元数 Gabor 特征图	52.880 7	12.209 2	0.162 8

## 实验5 花朵纹理特征提取。

图8给出了各方法提取的花朵纹理特征图的

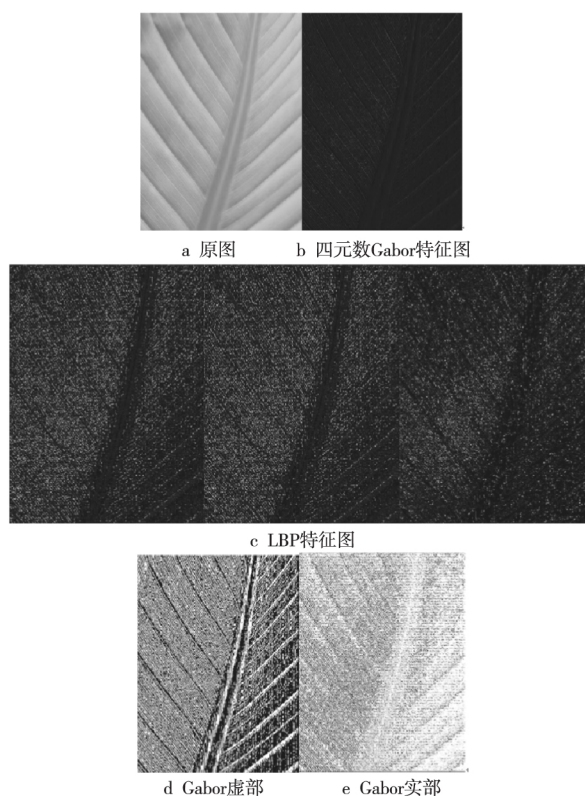


Figure 7 Images of leaf texture feature

图7 树叶纹理特征图比较

Table 8 Multi-channel Tamura of leaf texture features by quaternion Gabor

表8 树叶纹理特征图像四元数 Gabor 多通道 Tamura 纹理特征

通道	粗糙度	对比度	方向度
红色通道	52.236 9	11.889 2	0
绿色通道	52.395 4	11.806 1	0
蓝色通道	52.872 6	12.057 5	0.144 7

比较,四元数 Gabor 和传统 Gabor 滤波中  $\mu = 0, v = 1$ ,该实验中利用本文方法提取的纹理特征图8b与实验4中纹理特征图同样存在对比度低的问题。

表9给出了各纹理特征图像的 Tamura 特征对比。表10给出了四元数 Gabor 纹理特征图三个通道的 Tamura 纹理特征。其中,红色通道的方向度与绿色通道、蓝色通道的方向度差异较大。

Table 9 Comparison of Tamura of flower texture features among different method

表9 花朵纹理特征图像 Tamura 纹理特征对比

图像	粗糙度	对比度	方向度
原图	54.972 0	32.247 3	0.160 2
LBP 特征图	44.157 6	109.730 8	0.483 7
Gabor 特征图(实部)	52.815 0	66.462 9	0.422 3
Gabor 特征图(虚部)	43.430 0	112.727 7	0.422 0
四元数 Gabor 特征图	54.503 4	32.867 4	0.238 4

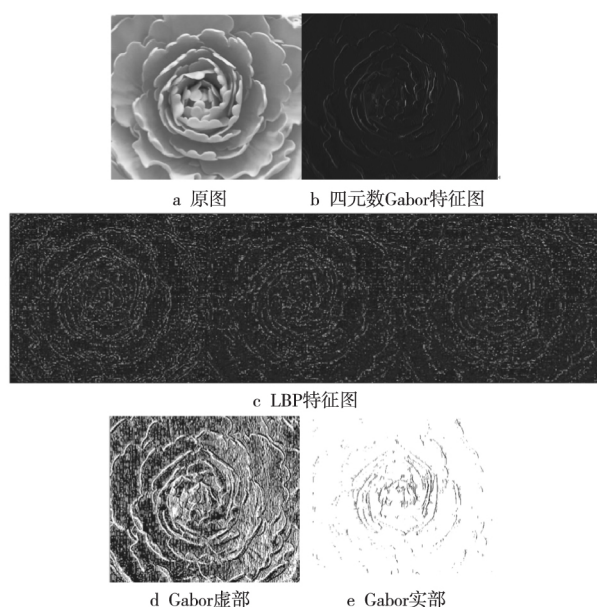


Figure 8 Images of flower texture features

图 8 花朵纹理特征图

Table 10 Multi-channel Tamura of flower texture features by quaternion Gabor

表 10 花朵纹理特征图像四元数 Gabor 多通道 Tamura 纹理特征

通道	粗糙度	对比度	方向度
红色通道	54.408 3	32.861 6	1.248 7
绿色通道	53.838 8	33.234 4	0.031 8
蓝色通道	54.055 7	33.131 5	0.034 2

通过比较实验 1、实验 3 和实验 2、实验 4、实验 5 可以看出,四元数 Gabor 在处理具有多方向纹理特征的图像时,得到的特征图像对比度较差。由表 2、表 4 和表 6、表 8、表 10 可以看出,多方向纹理特征,如圆形纹理、树叶纹理和花朵纹理的四元数 Gabor 不同通道纹理特征的方向度差异较大;单一纹理特征,如垂直纹理和水平纹理,各通道中方向度的差异较小,彩色通道间 Tamura 纹理特征相似度低,图像纹理分布为多方向,彩色通道间 Tamura 纹理特征相似度高,图像纹理分布为一种方向,这种特点可用于区分图像纹理,有利于图像分类。

相比于 LBP 方法和传统 Gabor 方法提取特征图像,四元数 Gabor 滤波在使用四元数整体表示彩色图像的基础上,结合四元数 Gabor 卷积算法,对彩色图像进行处理,得到的彩色纹理图像比灰度特征图像的相似度更高。从上述实验可以看出,使用 Gabor 虚部提取的纹理特征图像,提取的主要纹理特征容易受到其他特征的影响,导致纹理特征并不明显,如图 5d 和图 8d 所示,圆形纹理特征表

现模糊;使用 Gabor 实部得到的纹理特征有所缺失,如图 5e 和图 8e 所示。四元数 Gabor 滤波结合实部和虚部同时处理图像,使用 Gabor 实部去卷积原图,得到缺失的滤波纹理特征图像,Gabor 实部和图像做“ $\times$ ”,得到三维的图像向量,两部分相加得到完整的纹理特征图像;将得到的完整特征图像和 Gabor 实部图像进行算数相乘,得到局部纹理特征图像,特征图像的纹理特征明显且完整。

## 5.2 Outex-10 数据库特征提取

Outex-10 数据库由 24 类纹理图像的 4 320 张图像组成,数据库特征提取流程如图 9 所示。每一类图像亮度相同,有 9 个旋转角度( $0^\circ, 5^\circ, 10^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ, 60^\circ, 75^\circ, 90^\circ$ ),其中每一角度有 20 张图像。图 9 中某一张原图像的特征图像的 Tamura 直方图分布如图 10 所示。原图像的粗糙度、对比度和方向度分别为 31.521 6、4.254 02、0.131 588。根据欧氏距离测量特征图像和原图像的相似度,找出 3 张和原图像最相似的特征图像。图 10 中,四元数 Gabor 所提取的特征图在粗糙度这一表征上较为稳定。由于受到滤波尺度和方向的影响,纹理特征在特征图中较为明显,所以对比度在不同特征图之间会有所波动;由于四元数 Gabor 滤波本身具有方向性,在对原图像处理的过程中,和原图像的纹理尺度和方向相近的滤波,在方向度的表现上会更加接近于原图像,如图 9 中第 1 行第 1 列的图像对应图 10c 中  $x = 1$  时的方向度,图 9 中第 4 行第 1 列,第 4 行第 2 列,第 4 行第 3 列,第 5 行第 1 列,第 5 行第 2 列,第 5 行第 3 列分别对应图 10c 中的  $x = 25, 26, 27, 33, 34, 35$  时的方向度。可以看出,在客观表现上方向度与原图接近的特征图像,其特征图的纹理特征较其他特征图更加明显。

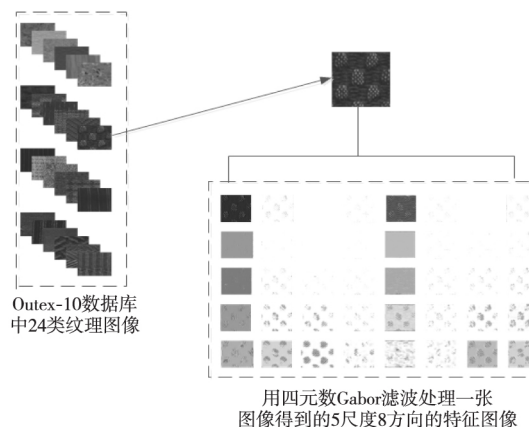


Figure 9 Feature extraction of Outex-10 database

图 9 Outex-10 数据库特征提取

图 9 中使用四元数 Gabor 处理的 Outex-10 数



数据库中一张图像,得到的特征图像,在尺度系数  $v=3$  和  $v=4$  时纹理图像在各方向上较为清晰。在  $v=0$  时,由于滤波尺度因子过小,只有方向因子  $\mu=0$  和  $\mu=4$  时,可以提取到较为清晰的特征。随着尺度因子的增大,得到的频率范围也会变宽,得到的纹理特征图像也会更清晰,由于方向因子的选择性,会使得特征图像变得模糊,如图 9 中第 5 行第 5 列的图像。根据上述对方向度的分析,选择与原图像相似度最高的 3 张图像,用以保证纹理特征的质量。

通过图 10 中粗糙度、对比度和方向度的分布可以看出,在四元数 Gabor 提取出的特征图像中,由于尺度和方向影响(纹理方向和滤波方向相差较大),导致有些图像和原图像的特征差距较大,考虑到计算复杂度,本文选取和原图像最相似的 3 张特征图像,依次提取其各颜色通道的纹理特征,每一张图像由一个 12 维向量表示。

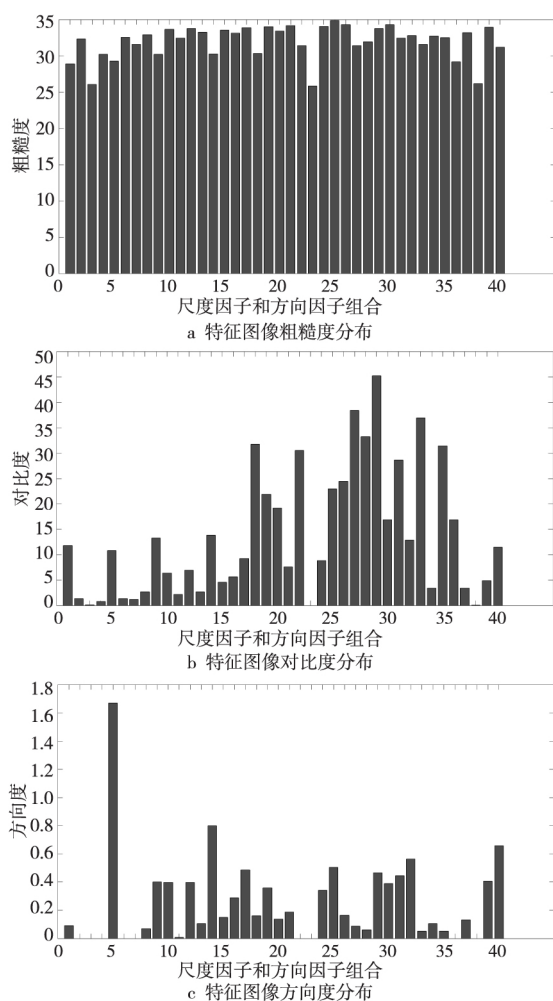


Figure 10 Tamura feature distribution histogram

图 10 Tamura 特征分布直方图

四元数 Gabor 滤波卷积图像的过程中需要对每一个像素点进行运算,算法的运行时间和图像尺

寸的大小有关系,具体表现如表 11 所示,实验在 Matlab R2015a Intel(R) Core(TM) i5-6300HQ CPU @ 2.30 GHz 8 GB 内存平台上运行。随着图像尺寸的增大,算法的执行时间会迅速增长,在实际应用中使用图像处理方法减小图像尺寸进而减少算法执行时间。

Table 11 Execution time of quaternion

Gabor for images of different scales

表 11 图像尺寸和算法执行时间

图像尺寸	算法执行时间/s
128 * 128	10.553
256 * 256	30.791
512 * 512	110.529
800 * 1200	656.392

## 6 结束语

本文提出四元数 Gabor 滤波和四元数 Gabor 滤波的卷积算法,提取出图像的多尺度、多方向、多通道的纹理特征,得到图像更多的纹理信息。在之后的研究中,本算法将运用于彩色图像分类和彩色图像分割中。

与传统 Gabor 滤波相比,本文提出的算法可以提取出多通道的 Tamura 纹理特征,与 LBP 方法相比,本文提出的算法可以提取出多尺度和多方向的 Tamura 纹理特征。通过实验可以看出,本文提出的算法与传统 Gabor 滤波器和 LBP 相比,可以最大程度保留原图像的 Tamura 纹理特征,提取的特征图像质量高于 LBP 特征的。由于算法和四元数相结合,该算法时间复杂度较高,在提取多方向的纹理特征时,特征图像对比度较低,纹理特征不明显,鲁棒性差。

## 参考文献:

- [1] Liu Li, Kuang Gang-yao. Overview of image textural feature extraction methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 622-635. (in Chinese)
- [2] Hawkins J K. Textural properties for pattern recognition[M] // Picture Processing and Psychopictorics. New York: Academic Press, 1970: 347-370.
- [3] Tamura H, Mori S, Yamawaki T. Textural features corresponding to visual perception[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1978, 8(6): 460-473.
- [4] Shi L, Funt B. Quaternion color texture segmentation[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2007, 107(1-2): 88-96.
- [5] Mehta R, Egiazarian K. Dominant rotated local binary pat-

- terns (DRLBP) for texture classification [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 71(C): 16-22.
- [6] Li C R, Huang Y Y, Zhu L H. Color texture image retrieval based on Gaussian copula models of Gabor wavelets[J]. Pattern Recognition, 2017, 64(C): 118-129.
- [7] Yoo S B, Choi K, Jeon Y W, et al. Texture enhancement for improving single-image super-resolution performance[J]. Image Communication, 2016, 46(C): 29-39.
- [8] Jin Liang-hai. Color image filtering and quaternion-based color image processing methods [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2008. (in Chinese)
- [9] Guo L Q, Zhu M. Quaternion Fourier-Mellin moments for color images[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(2): 187-195.
- [10] Ma Yu, Wang Xiao-hui. Color texture segmentation algorithm using quaternion-gabor filters[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(28): 51-54. (in Chinese)
- [11] Vince J. Quaternions for computer graphics [M]. Berlin: Springer, 2011.
- [12] Pei S C, Ding J J, Chang J H. Efficient implementation of quaternion Fourier transform, convolution, and correlation by 2-D complex FFT[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(11): 2783-2797.
- [13] Bovik A C, Clark M, Geisler W S. Multichannel texture analysis using localized spatial filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1990, 12(1): 55-73.
- [14] Tai S L. Image representation using 2D Gabor wavelets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1996, 18(10): 959-971.
- [15] Zhou Mian. Gabor-boosting face recognition[D]. Berkshire, UK: University of Reading, 2008.

#### 附中文参考文献:

- [1] 刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 622-635.
- [8] 金良海. 彩色图像滤波与基于四元数的彩色图像处理方法

[D]. 武汉: 华中科技大学, 2008.

- [10] 马瑜, 王晓辉. 基于 Quaternion-Gabor 滤波器的彩色纹理分割算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(28): 51-54.

#### 作者简介:



孟勃(1980-), 女, 吉林吉林人, 博士, 副教授, CCF 会员(E200015460M), 研究方向为数字媒体内容的理解及应用、数字图像处理、视频目标特征提取、识别及跟踪。  
E-mail: mengbo\_nannan@163.com

MENG Bo, born in 1980, PhD, associate professor, CCF member(E200015460M), her research interests include understanding and application of digital media, digital image processing, feature extracting, recognizing and tracking of video object.



王晓霖(1993-), 男, 河北邯郸人, 硕士, CCF 会员(E200065670G), 研究方向为计算机视觉和行为识别。E-mail: wangxiaolin\_0508@126.com

WANG Xiao-lin, born in 1993, MS, CCF member(E200065670G), his research interests include computer vision, and action recognition.



李东威(1977-), 男, 山东即墨人, 助理工程师, 研究方向为计算机视觉和数字图像处理。E-mail: jh\_lidongw@petrochina.com.cn

LI Dong-wei, born in 1977, assistant engineer, his research interests include computer vision, and digital image processing.