

文章编号:1004-4213(2010)08-1400-5

架构于双树轮廓波方向及相位特征的纹理图像分割*

金炜,符冉迪,李荣茜,岑雄鹰

(宁波大学 信息科学与工程学院,浙江 宁波 315211)

摘 要:考虑到纹理的方向及相位特性,提出一种基于双树轮廓波变换的纹理图像分割新方法.双树轮廓波由塔型双树方向滤波器组构建,它不仅保持了轮廓波灵活的方向选择性,克服了传统轮廓波不具有移不变性的缺点,而且提供了复子带系数.本文以各方向子带的能量作为方向特征,复系数的平均相角作为相位特征,生成特征向量,利用模糊 C 均值聚类算法进行纹理图像分割.实验结果表明,相位特征是方向特征的有效补充,与传统方法相比,该方法在分割错误率、边缘准确性以及区域一致性等方面均有明显的改善.

关键词:双树轮廓波变换;滤波器组;特征提取;纹理图像分割

中图分类号:TP391

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20103908.1400

0 引言

纹理作为一种图像的基本特性,反映了成像物体的自然属性,纹理分析包括纹理特征的提取以及由此发展起来的纹理分类、分割方法等^[1-3].尽管已有众多学者在纹理分割方面做了大量的研究工作,并取得了许多研究成果,但由于纹理方向、纹理尺度等的多变性给纹理分割带来了很大的困难,现有的方法大都假定纹理方向和尺度是不变的,这不能完美反映实际图像纹理的统计和结构特征,因此纹理分割仍是有待做进一步研究的难题^[4].近年来,以小波变换为代表的多尺度分析理论日渐成熟,在图像纹理特征提取中得到了一些成功的应用,但由于传统小波基方向性缺乏,并不能稀疏表示纹理图像的奇异结构特征;多尺度几何分析(MGA)致力于构建最优逼近意义下的高维函数表示方法,其中 Do 等人提出的轮廓波(Contourlet)变换^[5]就是典型代表,它可以对图像进行多尺度,多方向的描述,给出任意多个不同方向的纹理信息.然而,Contourlet 由最大抽取的塔型方向滤波器组(Pyramidal Directional Filter Bank,PDFB)构造,其对方向子带的下抽样造成变换缺乏移不变性,制约了其在纹理图像分割应用中性能的提高^[6-7];非抽样轮廓波(Nonsampled Contourlet,NS-Contourlet)摒弃

了 Contourlet 中的下抽样^[8],虽使变换具有了移不变性,但冗余率很高,计算效率低.双树轮廓波(Dual Tree Contourlet,DT-Contourlet)借鉴了双树复小波的先进思想,通过构造满足 Hilbert 变换关系的初始树与对偶树 DFB,使变换不仅保持了 Contourlet 灵活的方向选择性,同时克服了 Contourlet 不具有移不变性的缺点,而且能保持较低的变换冗余^[9].另一方面,传统的变换域纹理图像分割方法往往提取各子带的能量来描述纹理信息.本文则考虑到 DT-Contourlet 能提供复子带系数,因此以各方向子带的能量作为方向特征,同时以复系数的平均相角作为相位特征,并与从原始图像中所提取的基本纹理特征结合,共同生成特征向量,利用模糊 C 均值(Fuzzy C-means,FCM)聚类算法进行纹理分割,最后通过实验从分割错误率、边缘准确性以及区域一致性等方面对算法的性能作了评价.

1 DT-Contourlet 变换

DT-Contourlet 由迭代结构的多尺度滤波器组(Filter Bank,FB)及每一尺度的双树方向滤波器组(Dual-Tree Directional Filter Bank,DT-DFB)构成,图 1 给出了 DT-Contourlet 变换的分解示意图(重构过程与分解过程完全对称).

从示意图可以看到,DT-Contourlet 每一尺度的方向滤波都由初始 DFB(Primal DFB)和对偶 DFB(Dual DFB)实现,其中 Primal DFB 与 Dual DFB 都通过二叉树结构的双通道扇形滤波器组构建.这些扇形滤波器组被设计成满足特定的相位关系,使得 Primal DFB 与 Dual DFB 的等效滤波器互

*浙江省自然科学基金(No. Y1080778)、教育部科学技术研究重点项目(No. 209155)和宁波市自然科学基金(No. 2008A610012)资助

Tel:0574-87600943

Email:jinwei@nbu.edu.cn

收稿日期:2009-07-13

修回日期:2009-08-26

成 Hilbert 变换对,即

$$\Psi_p(\omega) = \begin{cases} -i\Psi_d(\omega), & \omega \in [0, \pi]^2 \\ i\Psi_d(\omega), & \omega \in [-\pi, 0]^2 \end{cases} \quad (1)$$

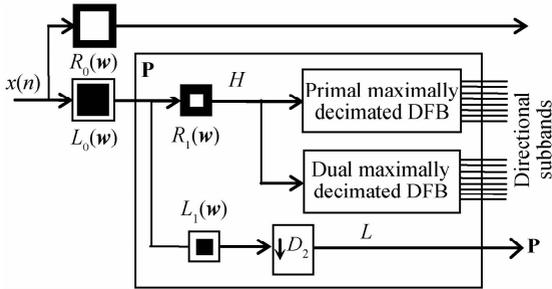


图 1 DT-Contourlet 变换的分解示意图

Fig. 1 The diagram of DT-Contourlet transform (Only the analysis part)

式中, $\Psi_p(\omega)$ 和 $\Psi_d(\omega)$ 分别表示 Primal DFB 与 Dual DFB 等效滤波器的 Fourier 变换. Selesnick 等人证明, 如果双树滤波器满足式(1)关系, 则由此双树滤波器所构成的最大抽取滤波器组中, 对偶树正好采样到初始树中因下抽取所丢掉的采样值, 两树之间就会呈现较好的对称性, 使得信号通过此滤波器组后的总能量对于信号平移能够保持不变, 从而可显著改善最大抽取滤波器组的平移敏感性和方向选择性^[10]. 文献[9]通过理论分析指出, 如果将信号在 $\omega_i = \pm\pi$ 附近的高频成份通过低通滤波器 $L_0(\omega)$ 滤除, 同时多尺度滤波中低通滤波器的通带区域限于 $[-\pi/2, \pi/2]^2$, 则每一尺度的双树滤波器所生成的方向子带都接近平移不变. 根据图 1, 输入图像在进入第一层分解前, 先通过 $L_0(\omega)$ 滤除 $\pm\pi$ 附近的高频成份, 然后经由模块 P 实现一层 DT-Contourlet 分解; 模块 P 中, 高频部分通过双树 DFB 生成方向子带, 低频成份由抽取矩阵 $D_2 = 2I$ 下抽样后馈入下一层的模块 P, 实现多尺度、多方向分解.

因此, DT-Contourlet 通过满足 Hilbert 变换关系的双树 DFB, 克服了原始 Contourlet 不具有移不变性的缺点; 同时 DT-Contourlet 分解的双树子带系数可视为复值子带图像的实部和虚部, 即可以表示成复数形式, 从而有利于其在纹理图像特征提取中的应用. 下面将从 DT-Contourlet 系数中提取包含能量和相位信息的复特征, 并结合原始图像的灰度共生特征, 生成特征向量, 实现纹理分割.

2 纹理特征提取

对于图像分割来说, 特征提取的目的是获得一个特征集合, 这些特征可以用来区分图像所包含的不同纹理区域, 分割效果的好坏在很大程度上取决于从图像中提取的特征. 本文首先对原始图像的每个像素选择 7×7 的滑动窗, 按间隔为 1, 方向为 0°

构造灰度共生矩阵, 采用文献[11]的方法, 提取了 5 个基本纹理特征: (1) 共生灰度均值 (CoMean)、(2) 差熵 (DifferenceEntropy)、(3) 对比度 (ContrastValue)、(4) 和熵 (SumEntropy)、(5) 反差矩 (InverseDifferenceMoment). 为了进一步刻画纹理的结构特征, 借助 DT-Contourlet 所具有的良好尺度变化特征、时频局部化特征、多方向特征及复函数特性, 进一步提取纹理的方向特征和相位特征, 共同构造特征向量.

2.1 方向特征

如果将 DT-Contourlet 变换的双树 DFB 输出分别看成是实部和虚部, 则图像通过 DT-Contourlet 变换分解为: $\{a_L(i, j), c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j), c_{l, \text{image}}^{(d)}(i, j)\}$, 其中 L 为最大分解尺度, $a_L(i, j)$ 为逼近子图的系数, $c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j)$ 与 $c_{l, \text{image}}^{(d)}(i, j)$ 表示 l 尺度 d 方向子带系数的实部和虚部. 由于纹理方向、纹理尺度的多变性, 不同的纹理结构其能量往往聚集在不同的方向子带, 因而可用各子带能量来刻画纹理的方向特性. 本文通过取各子带系数模的均值作为纹理的方向特征 (FD)

$$FD_l^{(d)} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j))^2 + (c_{l, \text{image}}^{(d)}(i, j))^2]^{1/2} \quad (2)$$

其中 MN 为相应方向子带的大小.

2.2 相位特征

对于复数而言, 模值和相位是缺一不可的, 可通过相角的分布来表示其相位信息. 相角即分解后系数虚部和实部比值的反正切值, 表示如下:

$$\alpha_l^{(d)}(i, j) = \arctan [c_{l, \text{image}}^{(d)}(i, j) / (c_{l, \text{real}}^{(d)}(i, j))] \quad (3)$$

式中, $\alpha_l^{(d)}(i, j) \in [-\pi, \pi]$. 通过计算方向子带各系数的相角构成相位矩阵, 以平均相角作为纹理的相位特征 (FP)

$$FP_l^{(d)} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \alpha_l^{(d)}(i, j) \quad (4)$$

因此, 假如进行 2 层 DT-Contourlet 分解, 且第 1 层及第 2 层高频子带的分解方向分别为 8 和 4, 则每个像素可以得到 12 个方向特征和相位特征, 和前述 5 个灰度共生特征结合, 组成 29 维的纹理特征向量, 用于后续的分割处理.

2.3 特征归一化

在使用聚类算法进行分类之前, 对提取的特征进行归一化非常重要. 其主要的优点是可以避免动态范围大的特征淹没动态范围小的特征, 使它们具有同等的作用; 同时避免在迭代计算时大的特征值可能引起的计算溢出. 本文采用下面的公式进行归

一化处理:

$$F_{\text{normal}} = \frac{2 \times F - F_{\text{max}} - F_{\text{min}}}{F_{\text{max}} - F_{\text{min}}} \quad (5)$$

式中, F_{normal} 表示归一化后的特征, F_{max} 和 F_{min} 分别为相应的最大和最小特征值; 经过公式(5)归一化处理后, 特征的范围限制在 $[-1, 1]$ 之间. 在进行特征归一化时, 需要对每个像素的特征向量采用同样的方式进行归一化.

3 纹理图像分割

根据上述纹理特征向量的构造方法, 将每个像素对应的特征向量进行 FCM 聚类, 通过一个简单的迭代过程, 用隶属度确定每个像素点属于某个聚类中心的可能程度, 从而得到最后的分割结果. 具体分割算法如下:

Step 1: 从原始图像的灰度共生矩出发, 提取 5 个基本纹理特征;

Step 2: 以原图像中的每个像素 (i, j) 为中心, 选取满足 $(i-8) \leq m \leq (i+7)$, $(j-8) \leq n \leq (j+7)$ 的像素 (m, n) 作为 (i, j) 的邻域, 邻域大小为 16×16 (16 为滑动窗口的大小, 边界像素采用镜像扩展; 虽然滑动窗的大小一般为奇数, 但由于 DT-

Contourlet 在多尺度分解时要对低频子带进行 2 抽取, 因此窗口大小必须满足 2^L , 其中 L 为最大分解尺度);

Step 3: 对每个 16×16 的小块图像进行二层 DT-Contourlet 分解 (对于高频子带, 依尺度从细到粗, 分解方向数分别为 8 和 4); 分别得到 12 个方向子带的实部和虚部;

Step 4: 对每个方向子带根据 2.1 和 2.2 所述方法提取方向特征与相位特征, 并将它们与基本纹理特征组合, 使每一个像素点都具有一个 29 维的特征向量;

Step 5: 特征归一化, 并利用 FCM 聚类算法进行无监督特征聚类;

Step 6: 利用特征聚类结果给出最终的图像分割结果.

4 实验结果

实验图像为由 Brodatz 纹理库中的不同纹理合成的三幅大小均为 256×256 的图像, 灰度级为 256 级, 分别具有 2 类、3 类和 5 类纹理, 如图 2. 实验首先从原始图像的灰度共生矩阵出发, 提取了 5 个基

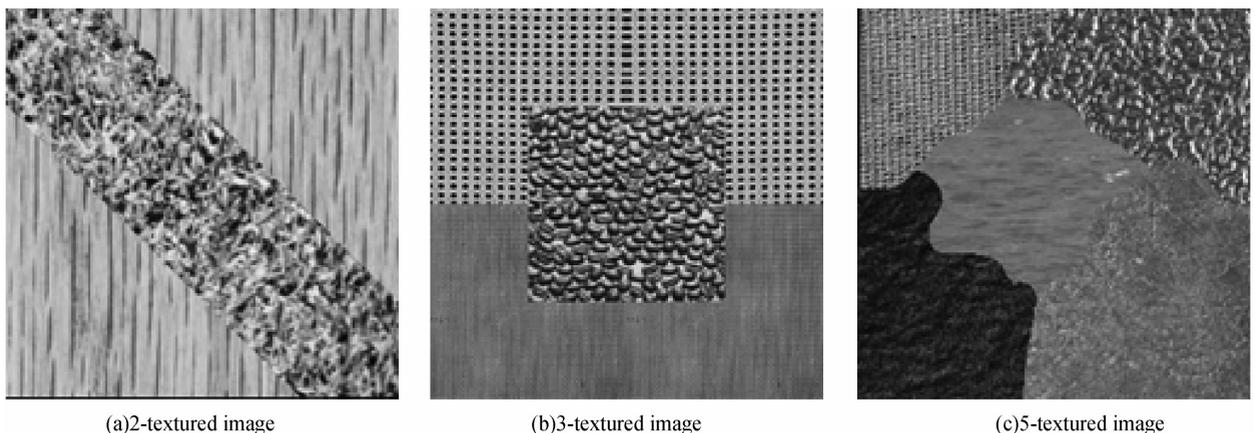


图 2 原始纹理图像

Fig. 2 Original texture images

本纹理特征, 并将它们分别与基于原始 Contourlet 变换及 DT-Contourlet 变换所提取的纹理特征组合, 作为纹理特征向量; 其中, 不同方法的图像分解层次均为 2 层, 依尺度从细到粗, 分解方向数分别为 8 和 4, 滑动窗口选择为 16×16 ; 在 Contourlet 变换中, 仅仅依据与 2.1 类似的方法提取 12 个方向特征, 在 DT-Contourlet 变换中, 则分别提取 12 个方向特征及 12 个相位特征, 作为中心像素点的特征向量. 两种方法均采用 FCM 聚类算法对像素进行分类, 实验结果如图 3, 其中 Fig. 3(a) 和 Fig. 3(b) 分别为原始轮廓波方法及本文方法的分割结果. 可以看出, 不同分割方法对于图 2 中具有 3 类和 5 类纹理

的图像, 在边缘准确性上基本接近, 这反映了 Contourlet 及 DT-Contourlet 都具有好的方向性, 它们的方向(能量)特征能较有效地描述纹理信息; 但对于图 2(a) 中具有 2 类纹理的图像, 基于 Contourlet 变换的方法分割后边缘准确性很差, 这主要由于图 2(a) 包含了非均匀纹理, 其纹理结构的规则性较图 2(b)、(c) 差, 因而降低了 Contourlet 方法的分类性能, 而本文方法采用了 DT-Contourlet 变换, 并根据 DT-Contourlet 的复函数特性, 利用其复系数的方向(能量)特征及相位特征, 克服了基于 Contourlet 的方法在分割包含非均匀纹理图像时的困难. 从整体来看, 无论是否包含非均匀纹理, 基于

Contourlet 方法的分割结果在同一类纹理中误分现象均比较明显,而本文方法在不同纹理区域内都较为光滑,基本消除了由于误分产生的斑点,视觉效果

得到了明显改善.表 1 采用错分率对以上的图像分割结果进行了比较(错分率定义为被错分的像素数目占测试图像像素总数的百分比^[12]).

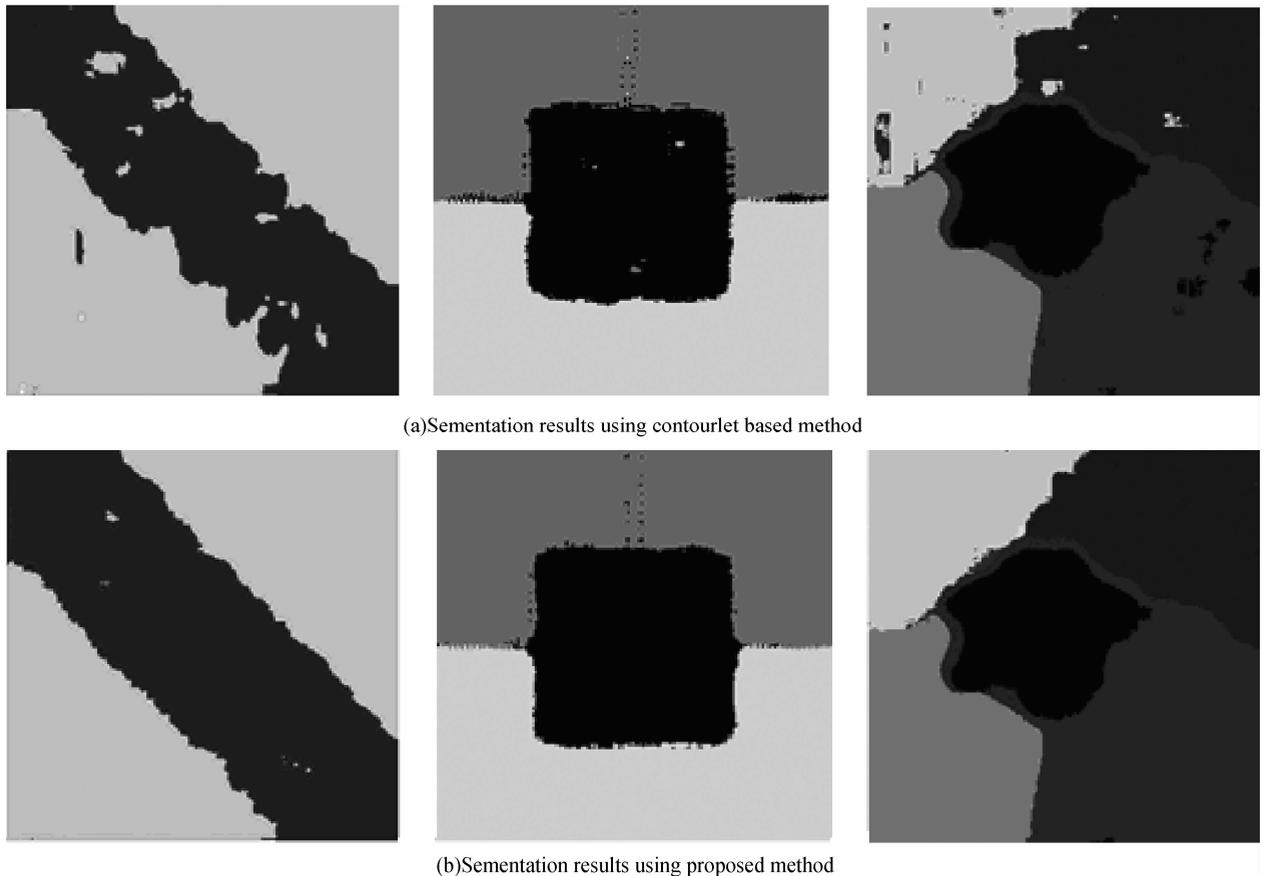


图 3 不同方法分割结果的比较

Fig. 3 Comparative results of various methods

从定量指标来看,本文方法在分割正确性上的优势相当明显,这主要是由于 DT-Contourlet 变换通过塔型双树方向滤波器组,使变换具有了移不变性,同时保持了 Contourlet 灵活的方向选择性;另外,表 1 也进一步说明,作为复值函数,其相位特征和方向(能量)特征是紧密相关的,相位特征是方向特征的有效补充,从这两方面综合考虑来提取纹理特征,有助于提高分割的边缘准确性并消除均匀区域中的误分类干扰,从而可取得更好的分割结果.

表 1 不同分割方法的错分率(%)

Table 1 The error rate of various segmentation methods(%)

Methods	2-textured image	3-textured image	5-textured image
Contourlet based method	5.38	2.90	3.97
Proposed method	3.29	1.79	2.03

5 结论

以 Contourlet 变换为代表的多尺度几何分析方法有利于表达纹理的方向特性,从而有望在图像纹理分割中得到广泛应用,但传统 Contourlet 变换

缺乏移不变性,制约了其在非均匀纹理图像分割中的性能,本文在 Contourlet 变换的基础上,采用双树方向滤波器组,构造实现了一种具有移不变性的 DT-Contourlet 变换,在此基础上,依据 DT-Contourlet 的复函数特性,综合考虑了其提供的方向(能量)信息和相位信息,并与从原始图像中所提取的基本纹理特征组合,利用 FCM 聚类,提出了一种纹理图像分割新方法,将其应用于 Brodatz 合成纹理图像的分割,获得了较好的结果.

参考文献

- [1] SHADHAN L, COHEN I. Detection of anomalies in texture images using multi-resolution random field models[J]. *Signal Processing*, 2007, **87**(12): 3045-3062.
- [2] MALIK J, BELONGIE S, LEUNG T K, *et al.* Contour and texture analysis for image segmentation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2001, **43**(1): 7-27.
- [3] ZHANG Zhi-an, FENG Hong-wei. A new retrieval algorithm based on the texture-spatial feature [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(2): 400-404.
张志安,冯宏伟.一种新的基于纹理和空间分布特征的图像检索[J]. *光子学报*, 2008, **37**(2): 400-404.
- [4] SAGIV C, SOCHEN N A, ZEEVI Y Y. Integrated active contours for texture segmentation [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, **15**(6): 1633-1646.

- [5] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2091-2106.
- [6] ESLAMI R, RADHA H. Translation-invariant contourlet transform and its application to image denoising [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, **15**(11): 3362-3374.
- [7] FENG Peng, WEI Biao, PAN Ying-jun, *et al.*. Analysis of frequency aliasing of contourlet transform based on laplace pyramidal transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(11): 2090-2096.
冯鹏, 魏彪, 潘英俊, 等. 基于拉普拉斯塔型变换的 Contourlet 变换频谱混叠特性分析 [J]. *光学学报*, 2008, **28**(11): 2090-2096.
- [8] CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, **15**(10): 3089-3101.
- [9] NGUYEN T T, ORAINTARA S. The shiftable complex directional pyramid: Theoretical aspects [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2008, **56**(10): 4651-4659.
- [10] SELESNICK I W, BARANIUK R G, KINGSBURY N G. The dual-tree complex wavelet transform [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, **22**(6): 123-151.
- [11] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINGSTEIN I. Textual features for image classification [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1973, **3**(6): 610-621.
- [12] WU Yang, YUAN Yun-neng. Texture image segmentation method based on wavelet packet transform and FCM clustering [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2008, **34**(5): 572-575.
吴央, 袁运能. 基于小波包分解和 FCM 聚类的纹理图像分割方法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2008, **34**(5): 572-575.

Texture Image Segmentation Based on Directional and Phase Features of the Dual Tree Contourlet

JIN Wei, FU Ran-di, LI Rong-qian, CEN Xiong-ying

(Faculty of Information Science & Technology, Ningbo University, Ningbo, Zhejiang 315211, China)

Abstract: Inspired by the directional and phase characteristics of textures, a novel texture image segmentation approach based on dual tree contourlet transform is proposed. Dual tree contourlet is constructed by the pyramidal dual-tree directional filter bank, it not only maintains the flexibility direction selectivity of the contourlet transform, overcomes the limitation of traditional contourlet which namely lack of shift invariance but also provides complex subband coefficients. The proposed scheme using the energy of each directional subbands as the directional features, and defining the mean phase angle of complex coefficients as the phase features for segmentation. Finally, the fuzzy C-means clustering method is used to complete the texture image segmentation. Experiment results demonstrated, the phase features are complementary to the directional features; compared with a typical traditional method, the present approach shows visible improvements both in diminishing segmentation error, and in increasing boundary precision and region harmony.

Key words: Dual tree contourlet transform; Filter banks; Features extraction; Texture image segmentation

JIN WEI was born in 1969, an associate professor. His research interests focus on wavelets, image processing, multi-scale geometric analysis, and computer vision.

