

基于对偶树复小波和 MRF 模型的纹理图像分割^{*})

汪西莉¹ 焦李成²

(陕西师范大学计算机学院 西安 710062)¹ (西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)²

摘要 基于对偶树复小波(DT-CWT)和马尔可夫随机场(MRF)模型提出了一种监督纹理图像分割算法,算法包括两个步骤,首先对复小波变换系数进行较为精确的建模,提取其一阶统计信息作为纹理特征,综合多个尺度的信息,基于极大似然标准进行初始分割;其次,将初始分割结果用 MRF 模型表示,基于贝叶斯最大后验(MAP)融合初始分割结果,得到最终的分割结果。算法应用于合成纹理图像和实际图像得到了良好的结果,对比实验表明算法所采用的纹理特征的提取方法、小波变换方式、用 MRF 模型来建模标号等是算法简洁有效的基础。

关键词 对偶树复小波变换,纹理图像分割,马尔可夫随机场,贝叶斯估计

Texture Image Segmentation Based on DT-CWT and MRF Model

WANG Xi-Li¹ JIAO Li-Cheng²

(School of Computer Science, Shannxi Normal Univ., Xi'an 710062)¹ (School of Electronic Engineering, Xidian Univ., Xi'an 710071)²

Abstract A supervised texture image segmentation algorithm based on dual tree complex wavelet transform (DT-CWT) and Markov random field (MRF) model is proposed. The algorithm consists of two steps. First, the complex transform coefficients are statistically modelled; the first order statistics are extracted from the model as texture features. Initial segmentation class labels are obtained based on maximum likelihood criterion integrating several scales information. Then, the initial results are modelled by MRF, and final segmentation results are gained via Bayesian MAP estimation. It is supervised segmentation; the features for every class are estimated using the observed images in advance. Better segmentation results are obtained for synthesized Brodatz texture images and synthetic aperture radar images. The method owes its succinctness and effectiveness to several aspects, such as wavelet transform mode adopted, texture feature extracting method, class labels' further fusing based on MRF model, etc.

Keywords Dual tree complex wavelet transform, Texture image segmentation, Markov random field, Bayesian estimation

纹理分割是图像分割的一个重要的方面,因为很多物体的物理表面呈现出粗糙度、方向性走向或表面对光照的反射差异(如颜色)等纹理特性,所以这时图像中不同区域的分辨是根据纹理而不是强度均匀性的不同。

研究表明人们在分析图像时,具有将其分解为包含不同方向、频率的独立通道的特点^[1],信号的多分辨(多尺度)分解和它一致,有理由期望基于信号处理的方法得到较可靠的特征来描述纹理,事实上,具有多分辨和局部分析能力的小波变换已广泛用于图像处理,包括纹理分析和纹理合成。

在小波域建立纹理特征,最简单也最常用的方式就是用小波子带的一阶统计量作为特征,这一特征相当于以子带的能量作为特征,该特征可以捕捉纹理的特性,但不足以很好地描述纹理结构,如长的轮廓、类周期模式,以及二阶纹理^[2]。文^[3]在统一的框架下比较了由不同滤波器的结果得到的纹理特征,研究表明没有哪一种特征绝对好于其他特征,但却显示了表现明显较差的特征,如由离散二进小波变换(DWT)得到的单一简单特征,这是因为 DWT 虽然也将图像分解到不同的方向、尺度上,但它的方向性有限,也不具有移不变、旋转不变等特性,而且提取的特征简单,因此在应用中并没有产生好的结果。可以从几个方面来改进,第一是寻找更为有效

的变换方式,例如方向性滤波、复小波变换,它们具有的性质更有利于分辨不同的纹理,结合合理设计的特征,可以更好地区分不同的纹理。第二是仍然采用 DWT,为系数建立精确的模型来描述系数间的关系,并利用模型参数作为纹理特征。第三也可以采用 DWT,但计算更多的统计特征,包括一阶的、高阶的统计量。当然也可以同时采用上述几种方式,复杂度将可能大幅度增加。我们采用前两种方法,基于一种离散的复小波变换——对偶树复小波变换,更精确地建模变换系数,并结合马尔可夫随机场设计了一种监督纹理图像分割算法。

1 对偶树复小波变换

DT-CWT 是 Kingsbury 设计的一种复小波变换^[4],该变换并没有采用复系数的滤波器,而是建立在实小波变换的基础上。分解在两个并行的 DWT 树上进行,每棵树仍然下采样,通过巧妙地设计两棵树的滤波器,保证样本在空间中均匀地分布,从而得到逼近的移不变性。通过对每棵树都使用传统实小波树中所使用的、具有完全重构性的对偶正交滤波器来实现各自的逆变换,以实现对偶树复小波变换的逆变换。图像在每一层的分解得到六个方向的小波子带,对二维信号变换冗余度为 4:1。该变换虽然没有采用复系数的滤波器,

^{*} 本课题得到国家自然科学基金项目(60133010)、陕西师范大学校重点项目的资助。汪西莉 博士,副教授,硕士生导师,研究方向:图像处理、模式识别。焦李成 博士,教授,博士生导师,主要研究方向:智能信息处理。

但如果将两棵小波树的输出分别解释为经由复小波变换而得到的实部和虚部的系数时,这种变换就可以被看作是“复小波变换”了。

和 DWT 相比,DT-CWT 具有更好的性质:逼近的移不变性,更多的方向,同时它的实现和 DWT 一样简单,具有完全重构的性质。

2 纹理特征

通常采用子带的能量作为特征,不过 0 均值的高斯分布并不能精确地刻画小波系数边缘分布的突峰和长的拖尾的特点,这里将依赖更精确的分布——广义高斯分布,利用其参数来更充分地描述小波系数的一阶统计信息,得到改进的纹理特征。

采用 DT-CWT,得到的复系数记为 $w=a+jb$,其实部、虚部和 DWT 系数具有同样的分布特点,复系数的值记为 $m=a^2+b^2$ 。信号的移动不易引起 m 的改变,却可能造成 a 或 b

的变化,所以 m 的值在尺度间具有更好的延续性,由 m 得到的特征可以增强描述长的纹理结构的能力。 m 的分布仍然服从广义高斯分布,如式(1),但只保留大于 0 的部分,去掉了分布的负平面部分。

$$f(m) = K \cdot \exp(-(m/s)^p) \quad (1)$$

式中 $K = \frac{p}{2s\Gamma(1/p)}$, $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt$ 是伽玛函数。 s, p 是分布参数, K 是归一化常量。

图 1(a)~(c)显示了一幅纹理图像一个子带的 DT-CWT 复系数的值第一尺度(分辨率最高)到第三尺度的分布(实线表示),及拟合的广义高斯分布(点线表示),高斯分布(虚线表示)。很明显广义高斯分布更接近于值的实际分布,但随着分辨率的降低,广义高斯分布和高斯分布的差别减小。广义高斯分布可以较好地描述复系数值的直方图的特征,从而较精确地表征了系数的一阶统计特征,这是一个合理的模型。

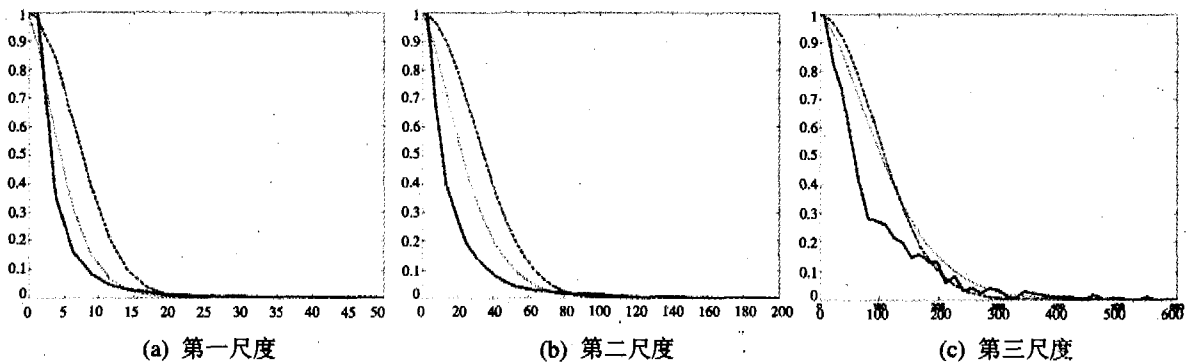


图 1 DT-CWT 子带复系数的值的分布及拟合的广义高斯分布、高斯分布

为了实现分割,还需要比较逼近子带的特征,同样用某种分布来描述逼近子带的系数,并把分布的参数作为逼近子带的纹理特征。图 2 显示了对应于图 1 的纹理图像的第一到第

三级分解的逼近子带的系数直方图(实线表示),及拟合的高斯分布(虚线表示),提示高斯分布是一种比较理想的模型,尤其是对分辨率低的尺度,且参数易于估计。

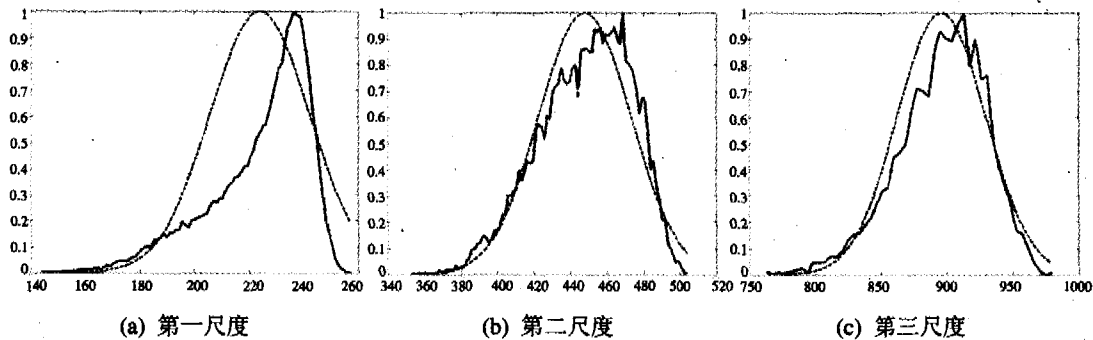


图 2 DT-CWT 逼近子带系数直方图及拟合的高斯分布

将分别描述小波子带、逼近子带的广义高斯分布参数 s, p 和高斯分布参数均值、方差作为纹理特征,对于 DT-CWT,纹理特征集 $\theta = \{s_i^l, p_i^l, \mu, \sigma\}$,其中 $i = \{1, 2, \dots, 6\}$ 代表六个小波子带, $l = \{1, 2, \dots, L\}$, L 为分解层数, μ, σ 为第 L 层逼近子带高斯分布的均值、标准差。采用这种纹理特征来设计分割算法。

3 监督纹理分割算法

通过比较待分割(类)像素和各纹理特征的相似度来进行分割,纹理特征的选择对纹理分析是否成功至关重要,在分割

(类)算法中,采用什么度量方式来比较待分纹理和已知特征间的相似程度也很重要。

DT-CWT 在每一层都经过了下采样,但它仍然是冗余的,第一层的逼近子图和原始图像的大小一样,小波子带经采样率为 2 的下采样,大小为原图的 1/4,从第二层开始,逼近子带、小波子带大小都比上一级减小 1/4。为了同时利用各个尺度的信息实现分割,首先将分解得到的子带扩展到和原图一样大。

经过上述处理,图像中的任一个像素经过 L 级变换后,得到了 $6L$ 个小波子带系数和一个逼近子带系数,每个像素

的纹理类别的确定将依赖于这 $6L+1$ 个系数和各类纹理特征的比较,比较基于极大似然(ML)标准,任一像素 (x,y) 到第 k 类的 ML 距离为:

$$d_k(x,y) = \frac{(a(x,y) - \mu_k)^2}{\sigma_k^2} + \log \sigma_k^2 + \sum_{i=1}^{6L} \left[\left(\frac{m_i(x,y)}{s_{k,i}} \right)^{p_{k,i}} - \log K_{k,i} \right] \quad (2)$$

其中 $a(x,y)$ 是 (x,y) 的逼近子带系数。 (x,y) 和哪一类距离最近,则标号确定为那种纹理所对应的标号:

$$c(x,y) = \arg \min_k d_k(x,y) \quad k = \{1, 2, \dots, K\} \text{ 共 } K \text{ 个类} \quad (3)$$

这里对每个像素都综合了多个尺度、多个子带,包括逼近子带的信息,而且计算简单、快速。

尽管每个子带经过了扩展,但只是低分辨率像素系数在它所对应的高分辨率区域中的拷贝,因此变换仍然具有树形分解的特点:低分辨率级有利于大的均匀区域的分割,高分辨率级有利于边缘的定位、划分。分割结果不论在均匀纹理区域中还是在不同纹理区域的边界处,仍有误分类存在,我们将在上述分割的基础上,采用 MRF 模型基于 Bayesian 技术进一步合并均匀纹理区域、细化区域边界。

经过上述复小波域的极大似然分割,每个像素都赋予了一个标号,记这一步得到的结果为初始分割结果。标号的 Bayesian MAP 估计为:

$$P(x|y) \propto P(y|x) \cdot P(x) \quad (4)$$

式中 x 代表标号。用 MRF 的 Potts 模型来表征标号的先验分布 $P(x)$,似然采用逼近子带系数计算,所以 y 就是逼近子带系数。分割的第二步将根据式(4)计算出标号的 MAP 估计,得到最终的分割结果。为了减少计算复杂度,这里采用确定性的 ICM(Iterative Conditional Mode)算法^[5]实现 MAP 估计。

综上,所提出的纹理图像监督分割算法步骤如图 3。

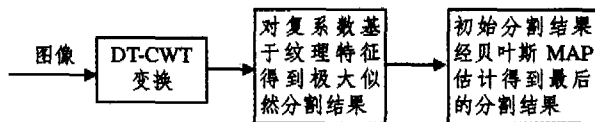


图 3 图像分割算法步骤

4 仿真结果

实验中涉及的纹理图像包括两种,一种是由几幅标准 Brodatz 纹理图像^[6]合成的纹理图像,另一种是航拍图像,它们反映了实际的地面情况,其中的区域多以纹理特征为主。为了验证算法的性能,进行了对比实验,将上面提出的算法中只采用复小波特征得到初始分割结果的部分记为 CWFS,完整的算法在 CWFS 之后再加上基于 ICM 算法的分割,基于 DWT 的算法记为 DWFS,该算法和 CWFS 一样,只是采用 DWT 变换,小波系数不是复数,系数也用广义高斯分布描述(和通常的能量特征不同)。

采用 Brodatz 纹理图像 D9、D16、D19、D24、D68 合成的图像及其实际分割结果如图 4 所示。表 1 以误分类数百分比的形式列出了各算法的分割结果。离散小波变换采用 Daubechies 小波,根据每一类的纹理图像事先估计各类纹理的参数。

表 1 显示了算法分别基于 DT-CWT 和 DWT 纹理特征的分割结果,和各自再经过 ICM 算法得到的分割结果。两者

采用的纹理特征提取方式是一样的,DWT 系数也服从广义高斯分布,并且都是基于 ML 分割,它们的区别在于变换形式的不同,因而导出的纹理特征在区分纹理的表达能力上不同。从仅基于小波域纹理特征的分割结果看,由 DT-CWT 得到的特征的优势是明显的,其误分类率都小于 DWFS 的误分类率。标号建模为 MRF,对标号进行贝叶斯估计,使两个算法都进一步改进了分割结果。采用随机性的算法比采用确定性的算法实现 MAP 估计要更精确,因为确定性的算法易陷入局部极值,但随机性的算法计算量非常大,由于第一步得到的分割结果已相当接近真实结果,因此第二步的 MAP 估计采用确定性的 ICM 算法,以有限的计算换来结果的较大幅度改善。

表 1 基于变换域纹理特征和 MRF 模型的算法分割结果

| | | | | |
|----------|------|-------|-----|-------|
| 图像一 % | CWFS | 1.51 | ICM | 0.37 |
| | DWFS | 27.3 | ICM | 2.15 |
| 图像二 % | CWFS | 5.62 | ICM | 2.48 |
| | DWFS | 9.45 | ICM | 6.88 |
| 图像三 % | CWFS | 4.61 | ICM | 0.94 |
| | DWFS | 4.77 | ICM | 3.88 |
| 图像四 % | CWFS | 14.19 | ICM | 7.17 |
| | DWFS | 15.23 | ICM | 10.77 |

下面是两幅航拍图像的实验结果。图像一和图像二都包括两类:陆地和水面。通过人工分割得到只有一个类的子图,根据每一类的子图估计该类的纹理参数。图 5 是原图和采用 CWFS、CWFS+ICM 算法分割的结果。

对图像一、二,CWFS 利用了三个尺度的小波系数,且每个子带都扩展到原图大小,所以区域边缘的定位很不精确,有明显的锯齿状,但粗分辨率子带有利于均匀区域的分割,因此在均匀区域的分割结果是不错的。用 MRF 模型建模标号弥补了 CWFS 的不足,在图像标号平面表示了相邻标号间的依赖关系,有助于边缘的精确定位和均匀区域中误分类的去除,分割结果也证明了这一点。

结论 本文基于复小波和 MRF 模型提出了一种监督纹理图像分割算法,将系数的一阶统计信息作为纹理特征,首先利用纹理特征基于极大似然标准得到初始分割结果,再基于贝叶斯 MAP 估计得到最终的分割结果。算法采用复小波变换,具有更多的方向选择性、移不变性,采用更精确的分布描述复小波系数的模,用 MRF 模型建模类别标号,实现标号的贝叶斯 MAP 估计,进一步改进了分割性能,弥补了纹理特征没有考虑二阶统计量的不足,算法应用于 Brodatz 合成纹理图像及实际图像的分割获得了较好的结果,同时特征的估计和分割算法都避免了复杂的计算。

参考文献

- 1 Georgeson M A. Spatial fourier analysis and human vision. Chapter 2, in Tutorial Essays in Psychology, A Guide to Recent Advances. N. S. Sutherland ed. Lawrence Earlbaum Associates, Hillsdale, N. J. 1979, 2
- 2 Portilla J, Simoncelli E P. A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(1): 49~71
- 3 Randen T, Husoy J H. Filtering for texture classification: a comparative study. IEEE Trans. Patt Anal and Mach Int, 1999, 21 (4)

- 4 Kingsbury N G. Image processing with complex wavelets. Phil Trans R Soc. Lond, 1999,9
- 5 Besag J. On the statistical analysis of dirty pictures. J Royal Sta-

tistics Society B, 1986, 48(3): 259~302

- 6 University of Southern California image data base. <http://sipi.usc.edu>

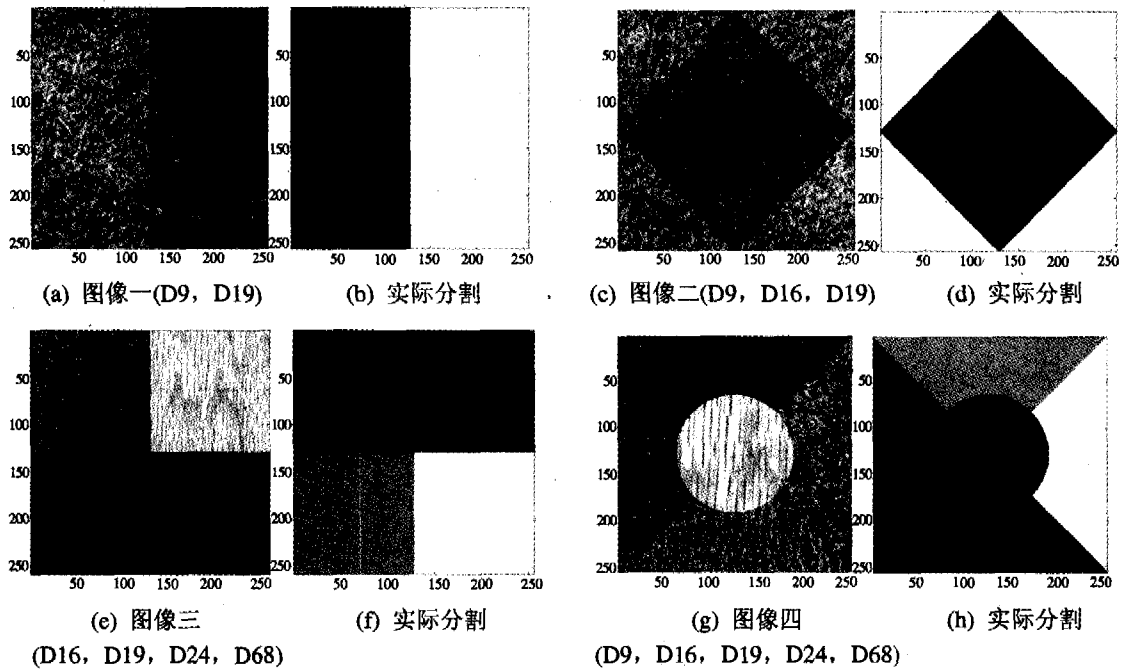


图 4 合成纹理图像及真实分割结果

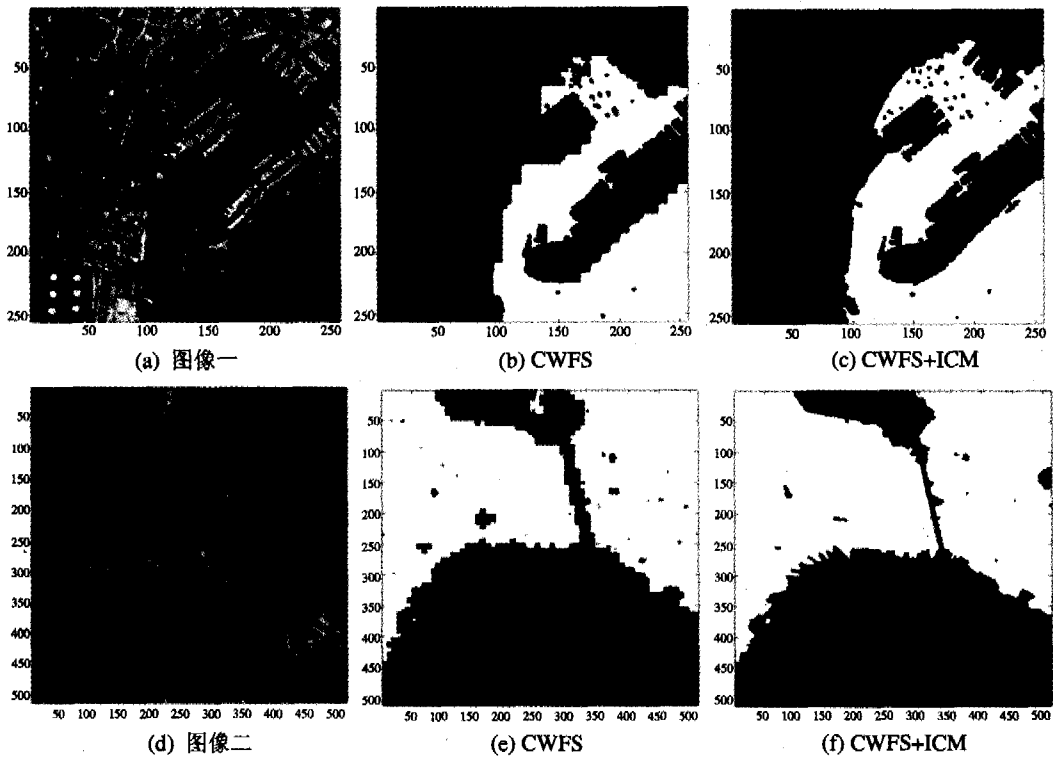


图 5 实际图像及分割结果