

# 基于双树复小波和灰度共生矩阵的遥感图像分割<sup>\*</sup>

刘小丹, 潘 赢

(辽宁师范大学 计算机与信息技术学院, 辽宁 大连 116081)

**摘要:** 提出了一种将双树复小波变换和灰度共生矩阵相结合描述遥感图像局部纹理特征并用于分割的方法。该方法采用双树复小波高频模值子带 Gamma 分布与 Lognormal 分布参数组合特征、灰度共生矩阵特征组成的联合纹理特征作为遥感图像每一像素特征, 然后用 Canberra 距离进行相似性度量, 最终通过聚类完成遥感图像分割。实验结果表明, 该纹理特征提取方法可以有效地表征遥感图像的纹理, 得到更为精确的遥感图像分割结果。

**关键词:** 双树复小波变换; 灰度共生矩阵; 纹理特征; 遥感图像分割

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)12-0040-04

## Remote sensing image segmentation based on dual-tree complex wavelet transform and gray-level co-occurrence matrix

Liu Xiaodan, Pan Ying

(Department of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116081, China)

**Abstract:** In this paper, we propose a method to describe remote sensing image texture features based on dual-tree complex wavelet transform (DT-CWT) and Gray-level Co-occurrence Matrix. This method uses DT-CWT high-frequency sub-bands' Gamma and Lognormal parameters and features of GLCM as the feature vector of remote sensing image pixels. Then, uses Canberra distance to measure the similarity. At last, uses clustering to complete remote sensing image segmentation. The results of experiment prove that the method can efficiently represent the different texture of remote sensing image. The feature based on this method can obtain more accurate remote sensing image segmentation results.

**Key words:** DT-CWT; gray-level co-occurrence matrix; texture feature; remote sensing image segmentation

与其他类型的图像相比, 遥感图像具有灰度级多、信息量大、边界模糊、目标结构复杂等特点, 此外存在“同物异谱”、“异物同谱”的现象, 且受光斑、阴影等干扰因素的影响突出<sup>[1]</sup>, 这些使得遥感图像分割难度较大。近年来, 随着各学科许多新理论和新方法的提出, 人们也提出了许多新的分割方法, 包括基于模型和基于人工智能的遥感图像分割方法等。然而, 这些分割方法存在着不同程度的问题, 所得到的分割结果不理想。

纹理作为物体的自然属性, 在一定程度上反映了物体的固有特性, 因此常被用来与背景或其他物体作区分。此外, 纹理抗遮挡能力强, 受环境影响小, 利用纹理特征对遥感图像进行分割具有较强的鲁棒性<sup>[2]</sup>。纹理特征提取在遥感图像分割中具有重要作用, 提取到的纹理

特征能否很好地表征纹理直接关系到遥感图像分割的结果。本文提出一种新的遥感图像纹理特征提取方法, 将双树复小波变换和灰度共生矩阵相结合, 发挥各自优势来共同提取纹理特征。

遥感图像经双树复小波变换后在每一尺度上具有 6 个方向子带, 其较多的方向性为遥感图像局部结构细节纹理特征的提取提供保障, 但是所提取的纹理特征缺少对纹理空间分布的描述。灰度共生矩阵法可弥补这个缺陷, 它可以从空间分布特性方面很好地描述纹理特征。将两种方法获得的纹理特征组合成的联合纹理特征, 不论在局部结构细节方面, 还是在空间分布特性方面, 都能很好地描述遥感图像的局部纹理特征。然后采用 Canberra 距离进行相似性度量, 最终完成遥感图像分割。实验结果表明, 本文方法在分割精度上优于仅用双

\* 基金项目: 辽宁省高等学校优秀人才支持计划(200811833)

## 图形、图像与多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

树复小波变换来提取纹理特征的遥感图像分割方法。

## 1 两种表达图像纹理的方法

## 1.1 双树复小波变换

传统小波变换在分解的过程中受位移影响较大,一些相对较小的平移都会使小波系数变化较大。为了克服传统小波的缺陷,Nick Kingsbury 等人在 1998 年提出了双树复小波变换,图 1 所示为一维双树复小波变换的示意图,它由两棵平行的实小波树 a、b 组成。在分解的过程中,两棵实小波树 a 和 b 交替使用奇偶正交滤波器,且进行下采样,保证了近似的位移不变性,为遥感图像纹理特征提取提供保障。

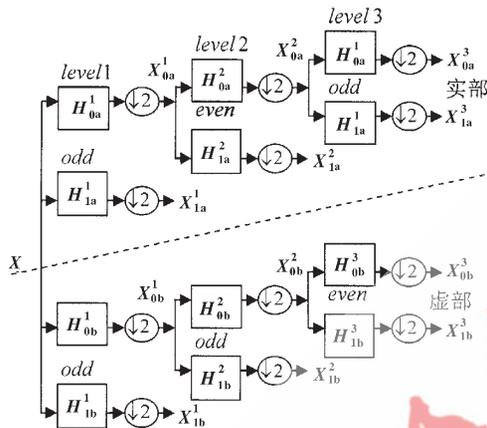


图 1 一维双树复小波变换

此外,一幅图像经双树复小波变换后在每一尺度上得到了 6 个方向的高频子带和 1 个低频子带,6 个方向分别为  $\pm 15^\circ$ 、 $\pm 45^\circ$  和  $\pm 75^\circ$  [3]。由双树复小波变换的原理可知,分解后的高频子带是对原图通过滤波将不同方向上所对应的纹理信息抽取出来,组成各自只包含某一特定方向的子带。而低频子带可看作原图的近似图像,它被作为下一层分解的初始输入。因此,每进行一层双树复小波分解,就将纹理信息进行了一次细化,这样分解后的高频子带在局部结构细节上较传统的小波变换具有更多的方向信息,这为具有较多方向性的遥感图像纹理特征提取提供保障。

遥感图像经双树复小波变换,其高频子带对应的模值子带直方图分布符合 Gamma 分布与 Lognormal 分布,因此可用模值子带的 Gamma 分布参数和 Lognormal 分布参数作为区分不同纹理的特征 [4],由 Gamma 分布参数和 Lognormal 分布参数组成的纹理特征矢量可用  $g_{i,j}$  表示。

Gamma 分布定义:

$$f(x|\alpha,\beta) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}} \quad (1)$$

Lognormal 分布定义:

$$f(x|\mu,\sigma) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

其中, $\alpha$  为形状参数, $\beta$  为尺度参数, $\Gamma(\alpha)$  是 Gamma 分布的概率密度函数, $\mu$  为均值, $\sigma$  为方差。

$g_{i,j}$  的定义:

$$g_{i,j} = \{\alpha_{i,j}^{m,n}, \beta_{i,j}^m, \mu_{i,j}^{m,n}, \sigma_{i,j}^{m,n} | 0 < i \leq \frac{M}{2^n}, 0 < j \leq \frac{N}{2^n},$$

$$m=1,2,\dots,6;n=1,2,\dots,L\} \quad (3)$$

式中, $M$ 、 $N$  表示原始图像的行与列数, $\frac{M}{2^n}$ 、 $\frac{N}{2^n}$  表示模值

子带的行与列数, $\alpha_{i,j}^{m,n}$ 、 $\beta_{i,j}^m$  表示用 MLE (Maximum Likelihood Estimation) 估计得到的第  $n$  层分解的第  $m$  个子带的 Gamma 分布参数, $\mu_{i,j}^{m,n}$ 、 $\sigma_{i,j}^{m,n}$  表示用 MLE 估计得到的第  $n$  层分解的第  $m$  个子带的 Lognormal 分布参数。

然而,经双树复小波变换后提取的纹理特征存在着缺少纹理空间分布的缺陷。这是因为空间分布关系对图像或目标的旋转、反转、尺度变化等比较敏感。在遥感图像进行双树复小波变换的过程中,图像尺度不断发生改变。此外,基于双树复小波变换的纹理特征提取,通过直方图法得到描述纹理特征的参数,直方图法本身不能反映空间位置信息。在此基础上得到的纹理特征参数虽能在方向等其他信息上很好地描述纹理,但在空间分布关系的描述上存在缺陷。灰度共生矩阵在一定程度上反映了纹理图像中各灰度级在空间上的分布特性,它克服了直方图法不能反映空间位置信息的弱点,描述了纹理结构性特征,是图像灰度变化的二阶统计度量。因此,灰度共生矩阵可以弥补双树复小波提取纹理特征时缺少空间分布这一缺陷 [5]。

## 1.2 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵是由图像灰度级之间的联合概率密度  $P(i,j)$  所构成的矩阵,反映了图像中任意两点间灰度的空间相关性 [6]。定义为:

$$P(i,j) = \frac{\#\{(x_1,y_1),(x_2,y_2) \in S | f(x_1,y_1)=i \& f(x_2,y_2)=j\}}{\#S} \quad (4)$$

式(4)等号右边的分子是具有某种空间关系、灰度值分别为  $i$ 、 $j$  的像素对的个数,分母为像素对的总和个数( $\#$  代表数量)。

从灰度共生矩阵的定义可知,它是对图像上保持某距离的两像素分别具有某灰度的状况进行统计得到的,是一种通过研究灰度的空间相关特性来描述纹理的常用方法。在遥感图像纹理特征提取中,灰度共生矩阵反映了遥感图像灰度关于方向、相邻间隔、变换幅度的综合信息,可以作为分析遥感图像基元和排列结构的信息。在灰度共生矩阵的基础上提取纹理特征量,称为二次统计量。Haralick 等人曾提出了 14 种由灰度共生矩阵计算出的统计量,这些统计量都能够反映图像空间特征的显著差异;Baral Di 通过大量实验发现,对于遥感图像来说,以下 4 种统计量作为纹理特征量效果最好 [7]:

$$\text{熵: } \sum_i \sum_j P(i,j) \lg P(i,j) \quad (5)$$

$$\text{角二阶矩: } \sum_i \sum_j \{P(i,j)\}^2 \quad (6)$$

$$\text{同质区: } \sum_i \sum_j P(i,j) / [1 + (i-j)^2] \quad (7)$$

$$\text{非相似性: } \sum_i \sum_j |i-j| \cdot P(i,j) \quad (8)$$

通过上述对灰度共生矩阵及其统计量的介绍可知,在遥感图像中使用灰度共生矩阵计算出的统计量,可以在空间分布关系上很好地描述纹理特征,这是双树复小波变换提取纹理特征时无法做到的。而灰度共生矩阵在描述纹理上缺少局部细节纹理信息,可以通过双树复小波来弥补。因此将灰度共生矩阵在空间分布上的优势与双树复小波在局部结构细节上的优势相结合,构成的联合纹理特征能够更好地描述遥感图像的纹理。

## 2 使用联合纹理特征的遥感图像分割

基于纹理的遥感图像分割主要包括特征提取和基于特征向量的一致性分割两个过程。在特征提取上,本文采用由双树复小波高频模值子带 Gamma 分布与 Log-normal 分布参数组合特征、灰度共生矩阵特征组成的联合纹理特征作为遥感图像像素特征,然后通过 K 均值聚类,完成遥感图像的分割。

### 2.1 局部纹理特征提取

对一幅遥感图像进行灰度级量化,取大小为  $w \times w$  的窗口进行双树复小波变换,计算出特征矢量  $g_{i,j}$ ,然后,计算  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $135^\circ$  方向上灰度共生矩阵对应的 4 个特征参数,将得到的两组特征联合起来,共同描述纹理。重复上述操作,将遥感图像上所有像素的纹理特征提取出来。具体步骤描述如下:

(1) 将输入的遥感图像 ( $M \times N$ ) 转换为灰度图像,并进行 16 级灰度的量化;

(2) 以  $(i,j)$  为中心,取一个方形  $w \times w$  ( $1 < w < M, 1 < w < N$ ) 的小窗口,对这个窗口图像进行三层双树复小波变换,得到每层 6 个高频子带,共  $6 \times 3 = 18$  个高频子带;

(3) 计算  $g_{i,j}$ ,为点  $(i,j)$  构造一个  $18 \times 4 = 72$  维的特征矢量;

(4) 计算  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $135^\circ$  这 4 个方向的灰度共生矩阵所对应的 4 个特征参量,作为点  $(i,j)$  的特征参量,最终得到  $(i,j)$  的  $4 \times 4 = 16$  维特征矢量;

(5) 将两种方法得到的点  $(i,j)$  的特征矢量合并,组成一个  $72 + 16 = 88$  维的特征矢量;

(6) 重复步骤 (3)~(5),最终得到基于窗口  $w \times w$  的局部纹理特征矢量。

### 2.2 基于局部纹理特征的遥感图像分割

纹理特征提取后,通过 K 均值聚类将

相似的像素归为一类,不同的类之间用不同的灰度加以区分,最终完成遥感图像分割。

K 均值聚类中选用 Canberra 距离进行相似性计算。设  $f_a$  为像素点  $(i,j)$  的特征向量,  $f_b$  为像素点  $(p,q)$  的特征向量,该距离定义为:

$$d_c(f_a, f_b) = \sum_{m=1}^l \frac{|f_a(l) - f_b(l)|}{|f_a(l)| + |f_b(l)|} \quad (9)$$

式中,  $f_a(l)$  为像素点  $(i,j)$  的第  $l$  个特征值,  $f_b(l)$  为像素点  $(p,q)$  的第  $l$  个特征值,  $l$  为特征向量的维数。可以看出,  $d_c$  越接近 0,两个像素点的相似度越大。

遥感图像分割的具体过程为:按照 2.1 中所述的特征提取方法得到每个像素的纹理特征矢量,然后通过 K 均值聚类将相似的归为一类,最后对不同的类别设置不同的灰度值加以区分。

## 3 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性,进行了对比实验,实验结果如图 2 和图 3 所示,其中将用双树复小波提取纹理特征得到的分割结果记为 DT-CWT,本文方法提取纹理特征得到的分割结果记为 DT-CWT+GLCM。图 2(a)、图 3(a) 给出的是合成图和真实航拍遥感图,其中图 2(a) 包含了两类地物,实验区大小为  $252 \times 132$ ;图 3(a) 包含了道路、森林、水域、横条耕地、竖条耕地五类地物,实验区大小为  $567 \times 530$ 。图 2(b)、图 2(c) 和图 3(b)、图 3(c) 分别是对图 2(a)、图 3(a) 进行不同纹理特征提取后分割的实验结果图。针对不同的实验图像,在窗口选择上有所不同,窗口选择过大,容易将不同类的地物划分为一类;窗口选择过小,容易造成纹理破碎,区域一致性较差。实验中,图 2 的窗口选择为  $32 \times 32$ ,图 3 的窗口选择为  $64 \times 64$ 。这里进行双树复小波变换的分解层数为三层,多于三层

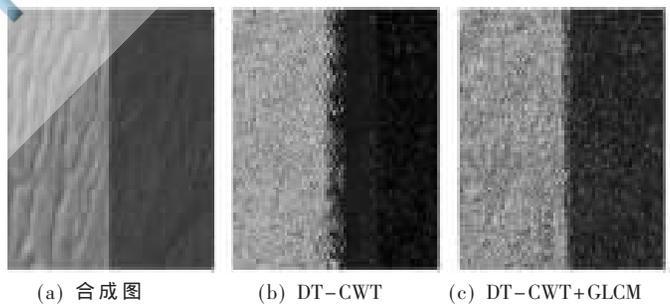


图 2 合成图经不同特征提取后得到的分割图

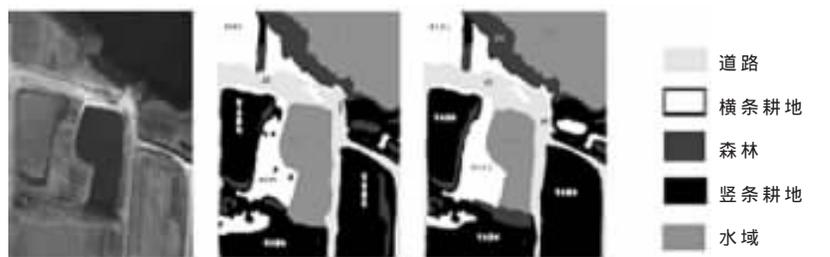


图 3 五类地物的航拍图经不同特征提取后得到的分割图

时,细节子带内容过细,不利于特征的提取;少于三层时,细节子带内容不够明显,同样不利于特征的提取。

从图 2、图 3 可以看出,采用本文所述的特征提取方法得到的分割结果要比仅用双树复小波提取纹理特征方法得到的分割结果更好一些。图 2(b)中两种纹理交界处存在混合像元,图 3(b)中存在将耕地中横条耕地与森林看成同类纹理的现象,产生这种现象的原因是:在对图 2(a)和图 3(a)进行双树复小波变换提取纹理特征时,描述纹理特征的参数都是基于直方图法得到的,它们不能反映纹理的空间位置信息,如果提取的特征不能很好地描述纹理,那么在此基础上的分割效果就不理想;图 2(c)、图 3(c)两幅图像较图 2(b)、图 3(b)在分割精度上有所提高,图 2(c)中平原与沙漠两种不同地物被分开,图 3(c)中五类不同的地物基本不存在误分现象。分割精度提高的原因在于特征提取时加入了灰度共生矩阵法,它能够描述像素之间的空间关系,考虑每个像素与其邻域内像素的相关性,这种纹理特征提取方法将空间位置信息和局部结构细节信息相结合,因此提高了遥感图像的分割精度。

为了提高遥感图像的分割精确度,本文提出了一种将双树复小波变换和灰度共生矩阵法相结合的局部纹理特征描述方法,这种方法发挥了两者的各自优势,使得不论是在局部结构细节方面,还是在空间分布特性方面,都能够很好地描述局部纹理特征,这为遥感图像分割提供了保障。通过实验结果分析可以看出,该方法用在遥感图像分割中比仅用双树复小波变换的特征提取方法更为有效。

#### 参考文献

- [1] 刘建华,毛政元.高空间分辨率遥感影像分割方法研究综述[J].遥感信息,2009(6):95-101.
- [2] 刘晓民.纹理研究及其应用综述[J].测控技术,2008,27(5):4-9.
- [3] 姜琳,房斌,唐远炎,等.小波域多方向信息融合的纹理图像检索[J].计算机工程,2010,36(3):215-217.
- [4] 王琳娟,汪西莉.基于对偶树复小波变换的纹理特征提取及分割[J].计算机工程,2008,34(15):214-217.
- [5] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I H. Texture features for image classification[J]. IEEE Trans. on SMC, 1973, 3(6):610-671.
- [6] SRINIVASA G N, SHOBHA G. Statistical texture analysis. Proc. of World Academy of Science[J]. Engineering and Technology, 2008, 36:1264-1270.
- [7] BARADI A, PARMIGIAN F. An investigation of the texture characteristics associated with gray level co-occurrence matrix statistical parameters[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(2):293-303.

(收稿日期:2011-04-15)

#### 作者简介:

刘小丹,男,1957年生,教授,主要研究方向:图像处理,计算机图形学,数字化印刷。

潘赢,女,1985年生,硕士研究生,主要研究方向:图像处理。