

基于区域的多尺度全色遥感图像分割

王 玉, 李 玉[†], 赵泉华

(辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000)

摘 要: 针对边缘信息不足导致的图像误分割问题, 提出一种基于区域的多尺度全色遥感图像分割方法. 首先, 利用曲波变换对图像进行多尺度分析, 获取多尺度分解图像; 然后, 利用规则划分技术将其图像域划分成一系列子块, 结合统计方法, 建立基于区域的多尺度统计分割模型; 接着设计可逆变马尔可夫链蒙特卡罗 (RJCMCMC) 算法求解该分割模型; 最后, 利用所提出方法对全色遥感图像进行分割实验, 实验结果表明, 所提出方法能够有效解决图像误分割问题, 并较好地实现图像分割.

关键词: 图像分割; 曲波变换; RJCMCMC 算法; 全色遥感图像

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Region-based multiscale segmentation of panchromatic remote sensing image

WANG Yu, LI Yu[†], ZHAO Quan-hua

(School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: For incorrect segmentation caused by the lack of boundary information, a region-based multiscale segmentation method of panchromatic remote sensing image is proposed. Firstly, curvelet transform based multiscale analysis is used to obtain the multiscale decomposed image. Then its image domain is partitioned into a set of blocks by regular tessellation, and a multiscale statistics based segmentation model united with region is built by using the statistic method. Furthermore, a reversible jump Markov chain Monte Carlo (RJCMCMC) algorithm is designed to simulate the segmentation model. The proposed approach is used to segment panchromatic remote sensing images, and the results show that the proposed approach can effectively solve incorrect segmentation and segment the image well.

Keywords: image segmentation; curvelet transform; RJCMCMC algorithm; panchromatic remote sensing image

0 引 言

图像分割实质上是利用像素点的某些属性将一幅图像划分成若干个连续的具有均匀一致性区域的过程^[1]. 目前, 已提出很多全色遥感图像分割方法, 主要分为聚类分割^[2]、统计分割^[3]和阈值分割^[4]等, 其中基于区域和统计的方法被认为是最有效的分割方法. 马尔可夫链蒙特卡罗 (MCMC) 算法作为经典的采样方法, 已广泛应用于统计分割的模拟采样过程中^[5-6], 而可逆变马尔可夫链蒙特卡罗 (RJCMCMC) 算法作为 MCMC 算法之一, 已广泛应用于统计分割的可变维度模拟采样过程中^[7-8]. Li 等^[7]建立了可变量

图像分割模型, 利用 RJCMCMC 算法实现该模型模拟采样过程, 以实现图像分割. Askari 等^[8]建立了可变类图像分割模型, 利用 RJCMCMC 算法模拟该模型, 实现可变类图像分割.

随着传感器技术的不断提高, 全色遥感图像分辨率越来越高, 导致图像同质区域差异性越来越大, 异质区域差异性越来越小, 使空间域中的图像边缘信息越来越模糊, 从而降低图像分割精度. 为了更好地提取图像边缘信息, 提出利用多尺度分析将图像由空间域转换到频率域以充分提取图像边缘和细节信息, 并将其应用到图像分割中, 从而提高图像分割精

收稿日期: 2017-01-06; 修回日期: 2017-04-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41271435, 41301479); 辽宁省自然科学基金项目(2015020090); 辽宁工程技术大学研究生教育创新计划项目(YB201604).

责任编委: 巩敦卫.

作者简介: 王玉(1990—), 女, 博士生, 从事遥感影像信息识别与提取的研究; 李玉(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事遥感影像信息识别与提取等研究.

[†]通讯作者. E-mail: lntuliyu@163.com

度^[9-11]. Choi等^[12]提出了一种基于小波域隐马尔可夫树模型的上下文分割方法,利用小波变换对图像进行多尺度分析,并利用隐马尔可夫树模型计算不同尺度层上的初分割结果,采用上下文融合方法将不同尺度层初分割结果进行融合,以实现图像分割,但由于小波不能很好地刻画边缘的各向异性,导致在边缘区域的分割出现过分割或欠分割问题,使得图像分割精度较低.针对小波域图像在目标边缘区域分割精度较低的问题,唐艳亮等^[13]提出一种结合非下采样Contourlet变换(NSCT)和Tasllis熵的合成孔径雷达(SAR)图像快速分割算法,利用NSCT提取SAR图像的主要和细节信息并建立其二维直方图,利用Tasllis熵阈值方法实现图像分割.该方法虽能较好地实现区域分割,但由于NSCT表达曲线边缘能力不足,导致曲线目标边缘分割精度较低.为了在图像分割中更好地利用图像中目标的边缘信息,李健等^[14]提出了一种结合曲波变换和支持向量机(SVM)的彩色图像分割方法,对各通道进行曲波变换获得其特征图像,利用Mean Shift算法提取各通道特征图像的模式点,并利用模式点周围样本对SVM进行训练,用训练好的SVM实现各通道的样本分割,对所有通道滤波后进行图像重构,以凸显出癌细胞,并二值化分割结果.虽然该方法利用曲波变换可较好地提取图像特征信息,并在此基础上利用SVM实现彩色癌细胞图像分割,但SVM需要较长的训练时间,另外该分割方法只适合分割两类目标.

为了实现全色遥感图像的最优分割,本文提出一种基于区域的多尺度统计分割方法.利用曲波变换将图像由空间域转换到曲波域,对其进行多尺度分析,从而充分提取图像边缘、细节等信息;按尺度层的粗-细次序,对各尺度层曲波系数进行重构,建立多尺度分解图像.利用规则划分技术将多尺度分解图像的图像域划分成一系列规则子块,且假设规则子块个数服从泊松分布.针对某一尺度分解图像,假设每个子块内的像素满足同一独立的Gaussian分布且同一尺度内所有子块相互独立,建立相应尺度图像的概率分布模型;进一步假设各尺度分解图像的概率密度函数相互独立,以此建立多尺度分解图像模型,结合Potts模型与正态分布,利用贝叶斯定理建立基于区域的多尺度统计分割模型;利用M-H算法求解该模型.在求解过程中,将当前尺度分割解作为下一低尺度分割的初始解,以细尺度的分割解作为最终分割结果.利用所提出方法对全色遥感图像进行分割实验,实验结果验证了所提出方法的可行性和有效性.

1 算法描述

设 $\mathbf{x} = \{x(g, h); g = 1, 2, \dots, m_1, h = 1, 2, \dots, n_1\}$ 为定义在图像域 \mathbf{D} 上的全色遥感图像.其中: $(g, h) \in \mathbf{D}$ 为像素所在位置, $x(g, h)$ 为对应像素的光谱测度, m_1 和 n_1 分别为图像的行数和列数.

1.1 多尺度分解图像获取

全色遥感图像具有较高的空间分辨率,包含大量的边缘和细节信息,因此可利用曲波变换获取多尺度分解图像,从而获取图像丰富的边缘、细节信息,为全色遥感图像的最优分割奠定基础.曲波变换可定义为曲波基函数与函数的内积,分为连续曲波变换和离散曲波变换两种,常用的是离散曲波变换^[15].图像 $\mathbf{x} = \{x(g, h); g = 1, 2, \dots, m_1, h = 1, 2, \dots, n_1\}$ 的离散曲波变换可表示为

$$C(j, l, k) := \langle \mathbf{x}, \varphi_{j,l,k} \rangle = \sum_{g,h} x(g, h) \varphi_{j,l,k}(g, h). \quad (1)$$

其中: $\langle \cdot \rangle$ 为内积操作符; $\varphi_{j,l,k}$ 为曲波函数; l, k 分别为角度和位置参数; $j = 1, 2, \dots, J$ 为尺度参数, J 为图像对应的尺度数,有^[15]

$$J = \lceil R - 3 \rceil. \quad (2)$$

$R = \log_2^{\lceil \min(m, n) \rceil}$, $\lceil \cdot \rceil$ 为向上取整操作符.当 $j = 1$ 时,曲波系数 $C(1, l, k)$ 为粗尺度层曲波系数;当 $j = J$ 时, $C(J, l, k)$ 为细尺度层曲波系数;当 $j \in [2, J - 1]$ 时, $C(j, l, k)$ 为中间尺度层曲波系数^[15].

本文采用基于Wrapping算法的快速离散曲波变换,该方法的核心思想是围绕原点实现Wrapping操作,使任何区域均可通过周期化技术一一映射到原点的仿射区域中^[15].为了获取多尺度分解图像,利用曲波逆变换对多尺度曲波系数进行重建,具体步骤如下:当 $j \neq j'$ 时,令尺度 j' 对应的曲波系数 $C(j', l, k)$ 均为0,在此情况下,根据式(3)对当前尺度 j 的曲波系数 $C(j, l, k)$ 进行曲波逆变换^[15],得到 j 尺度层的重构图像 w'_j ,有

$$w'_j = \sum_{l,k} C(j, l, k) \varphi_{j,l,k}. \quad (3)$$

对 w'_j 的尺寸进行归一化,得到在图像域 \mathbf{D} 的 j 尺度分解图像, $\mathbf{w}_j = \{w_{sj}; s = 1, 2, \dots, N\}$,其中 w_{sj} 为 j 尺度分解图像的 s 像素的光谱测度.按尺度的粗-细次序,重复上述操作得到多尺度分解图像 $\mathbf{w} = \{\mathbf{w}_j; j = 1, 2, \dots, J\}$.

1.2 基于区域的多尺度统计分割模型建立

首先利用规则划分技术将多尺度分解图像的图像域 \mathbf{D} 划分成一系列规则子块,即 $\mathbf{D} = \{P_i; i = 1, 2, \dots, m\}$.本文假设规则子块个数 m 为随机变量,服从

Poisson分布,其概率密度函数为

$$p(m) = \frac{\lambda^m}{m!} \exp(-\lambda). \quad (4)$$

假设 $\mathbf{y} = \{\mathbf{y}_j; j = 1, 2, \dots, J\}$ 为多尺度分解图像 $\mathbf{w} = \{\mathbf{w}_j; j = 1, 2, \dots, J\}$ 对应的分割结果集合. 其中: $\mathbf{y}_j = \{y_{ij}; i = 1, 2, \dots, m\}$ 代表 j 尺度分解图像的分割结果, y_{ij} 代表 j 尺度分解图像中第 i 子块的标号, $y_{ij} \in \{1, 2, \dots, c\}$, c 代表图像的总类别数. \mathbf{y} 是多尺度标号场 \mathbf{Y} 的一个实现, 其中 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}_j; j = 1, 2, \dots, J\} = \{Y_{ij}; i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, J\}$. 假设各尺度标号场 $\mathbf{Y}_j (j = 1, 2, \dots, J)$ 相互独立, 且 $Y_{ij} (i = 1, 2, \dots, m)$ 为独立分布. 利用改进的 Potts 模型定义^[16] \mathbf{Y} 的概率密度函数为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{Y}|c) &= \prod_{j=1}^J p(\mathbf{Y}_j|c) = \\ &= \prod_{j=1}^J \prod_{i=1}^m \prod_{r \in N_i} p(Y_{ij}|Y_{rj}, r \in N_i) = \\ &= \prod_{j=1}^J \prod_{i=1}^m \frac{1}{A} \exp \left\{ \gamma \sum_{r \in N_i} \delta(Y_{ij}, Y_{rj}) \right\}. \end{aligned} \quad (5)$$

其中: A 为归一化常数; γ 为邻域子块的空间作用参数; N_i 为子块 i 的邻域子块集合; 若 $Y_{ij} = Y_{rj}$, 则 $\delta(Y_{ij}, Y_{rj}) = 1$, 否则 $\delta(Y_{ij}, Y_{rj}) = 0$.

多尺度特征场又可表示为 $\mathbf{W} = \{\mathbf{W}_j; j = 1, 2, \dots, J\} = \{\mathbf{W}_{ij}; i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, J\}$. 其中: $\mathbf{W}_{ij} = \{W_{sj}; s \in P_i\}$ 代表 j 尺度分解图像的第 i 子块的特征变量. 由于图像 \mathbf{x} 为全色遥感图像, 假设特征变量 \mathbf{W}_{ij} 内所有像素服从独立同一的正态分布^[1], 则 \mathbf{W}_{ij} 的概率密度函数可表示为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{W}_{ij}|L_{ij} = l, \boldsymbol{\theta}_{ij}) &= \prod_{s \in P_i} p(W_{sj}|L_{ij} = l, \boldsymbol{\theta}_{ij}) = \\ &= \prod_{s \in P_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{lj}} \exp \left\{ -\frac{(W_{sj} - \mu_{lj})^2}{2\sigma_{lj}^2} \right\}, \end{aligned} \quad (6)$$

其中 μ_{lj}, σ_{lj} 分别为 j 尺度分解图像中第 l 类正态分布的均值和标准差.

假设同一尺度层内所有子块的概率密度函数相互独立, 且各尺度特征场的概率密度函数相互独立, 则 \mathbf{W} 的概率密度函数可表示为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{W}|\boldsymbol{\theta}, c) &= \prod_{j=1}^J p(\mathbf{W}_j|\boldsymbol{\theta}_j, c) = \\ &= \prod_{j=1}^J \prod_{i=1}^m p(\mathbf{W}_{ij}|L_{ij} = l, \boldsymbol{\theta}_{ij}), \end{aligned} \quad (7)$$

其中 $\boldsymbol{\theta} = \{\boldsymbol{\theta}_j; j = 1, 2, \dots, J\} = \{\boldsymbol{\theta}_{lj}; l \in \{1, 2, \dots, c\}; j = 1, 2, \dots, J\}$, $\boldsymbol{\theta}_{lj} = (\mu_{lj}, \sigma_{lj})$. 假设 $\boldsymbol{\theta}_j (j = 1, 2, \dots, J)$ 相互独立, $\boldsymbol{\theta}$ 中各元素 $\boldsymbol{\theta}_{lj} (l \in \{1, 2,$

$\dots, c\}$) 相互独立, $\mu_{lj}(\sigma_{lj})$ 服从均值 $\mu_{\mu_j}(\mu_{\sigma_j})$ 、标准差 $\sigma_{\mu_j}(\sigma_{\sigma_j})$ 的正态分布且相互独立^[17], 则 $\boldsymbol{\theta}$ 的概率密度函数可表示为

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\theta}|c) &= \prod_{j=1}^J p(\boldsymbol{\theta}_j|c) = \prod_{j=1}^J \prod_{l=1}^c p(\mu_{lj})p(\sigma_{lj}) = \\ &= \prod_{j=1}^J \prod_{l=1}^c \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\mu_j}} \exp \left\{ -\frac{(\mu_{lj} - \mu_{\mu_j})^2}{2\sigma_{\mu_j}^2} \right\} \times \\ &= \prod_{j=1}^J \prod_{l=1}^c \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\sigma_j}} \exp \left\{ -\frac{(\sigma_{lj} - \mu_{\sigma_j})^2}{2\sigma_{\sigma_j}^2} \right\}. \end{aligned} \quad (8)$$

根据贝叶斯定理, 可获得条件概率密度函数 $p(\mathbf{Y}|\mathbf{W}, \boldsymbol{\theta}, c)$, 表示为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{Y}|\mathbf{W}, \boldsymbol{\theta}, m, c) &\propto \prod_{j=1}^J p(\mathbf{Y}_j|\mathbf{W}_j, \boldsymbol{\theta}_j, m, c) = \\ &= \prod_{j=1}^J p(\mathbf{Y}_j|c)p(\mathbf{W}_j|\boldsymbol{\theta}_j, c)p(\boldsymbol{\theta}_j|c)p(m). \end{aligned} \quad (9)$$

1.3 基于区域的多尺度统计分割模型求解

基于区域的多尺度分割模型建立完成后, 依尺度的粗-细次序, 利用 RJMCMC 算法求解该模型. 在求解过程中, 将当前尺度分割解作为下一低尺度分割的初始解, 以细尺度的分割解作为最终分割结果. 在 RJMCMC 算法中, 设计 3 个移动操作, 分别为改变参数矢量、改变标号场和分裂或合并子块.

1) 改变参数矢量.

由于图像 \mathbf{x} 为全色遥感图像, 其参数矢量也可以表示为 $\boldsymbol{\theta} = \{(\mu_j, \sigma_j); j = 1, 2, \dots, J\}$. 其中: $\mu_j = \{\mu_{lj}; l \in \{1, 2, \dots, c\}\}$, $\sigma_j = \{\sigma_{lj}; l \in \{1, 2, \dots, c\}\}$. 算法顺序改变 μ_{lj} 和 σ_{lj} , 针对当前尺度层 j , 首先随机选取标号 $l \in \{1, 2, \dots, c\}$, 对应的 $\mathbf{W}_{lj} = \{\mathbf{W}_{ij}; Y_{ij} = l\}$; 当改变 μ_{lj} 时, 候选参数 μ_{lj}^* 服从正态分布 $N(\mu_{lj}, \varepsilon_{\mu_j})$, 接受率^[17] 为

$$\begin{aligned} a_{\boldsymbol{\theta}_j}(\boldsymbol{\theta}_{lj}, \boldsymbol{\theta}_{lj}^*) &= \\ &= \min \left\{ 1, \frac{p(\mathbf{W}_{lj}|\boldsymbol{\theta}_{lj}^*, c)p(\boldsymbol{\theta}_{lj}^*|c)}{p(\mathbf{W}_{lj}|\boldsymbol{\theta}_{lj}, c)p(\boldsymbol{\theta}_{lj}|c)} \right\}. \end{aligned} \quad (10)$$

2) 改变标号场.

针对当前尺度层 j , 任意抽取子块 P_i , 对应标号为 $Y_{ij} = l$. 随机抽取候选标号 $l^* \in \{1, 2, \dots, c\}$ 并满足条件 $l^* \neq l$. 改变 l 的接受率^[17] 可计算为

$$\begin{aligned} a_{\mathbf{Y}_j}(Y_{ij} = l, Y_{ij} = l^*) &= \\ &= \min \left\{ 1, \frac{p(\mathbf{W}_j|\boldsymbol{\theta}_j, c)p(\mathbf{Y}_j^*|c)}{p(\mathbf{W}_j|\boldsymbol{\theta}_j, c)p(\mathbf{Y}_j|c)} \right\}. \end{aligned} \quad (11)$$

3) 分类或合并子块.

分裂和合并操作是对偶操作, 以分裂操作为例, 其过程为: 在当前尺度层 j , 从当前图像域 $\mathbf{D} = \{P_1,$

\dots, P_i, \dots, P_m 中随机选择一子块 P_i , 对应标号为 $Y_{ij} = l$. 判断该子块是否可实现分裂操作, 如果所选子块像素数大于4且其行或列数为2的整数倍数, 则该子块可实现分裂操作. 在满足最小子块约束条件下, 分裂方式数可计算为 $\text{num} = ((\text{row} + \text{col})/2) - 2$. 为了便于分裂方式的选择, 按顺时针方式依次将各分裂方式编号. 随机选择一种分裂方式将子块 P_i 分成两个新的子块 P_i^* 和 P_{m+1}^* , 对应标号分别为 l 和 l^* , 并满足条件 $l^* \neq l$. 分裂后图像域划分为 $D^* = \{P_1, \dots, P_i^*, \dots, P_m, P_{m+1}^*\}$, 其接受率可计算为

$$a_{s_j}(D, D^*) = \min(1, R_s), \quad (12)$$

其中

$$R_s = \frac{p(m+1)}{p(m)} \times \frac{p(\mathbf{W}_j^* | \Theta_j, c)p(\mathbf{Y}_j^* | c)}{p(\mathbf{W}_j | \Theta_j, c)p(\mathbf{Y}_j | c)}. \quad (13)$$

合并操作是分裂操作的对偶操作, 其接受率为

$$a_{m_j}(D, D^*) = \min(1, 1/R_s). \quad (14)$$

2 实验分析

利用所提出的方法对全色遥感图像进行分割实验. 图1(a)和图1(b)是空间分辨率为0.5m的Worldview-2全色遥感图像, 图像大小均为 128×128 像素, 人为判别其类别数分别为3和4. 图1(c)和图1(d)是空间分辨率为0.6m的Quickbird全色遥感图像, 图像大小均为 256×256 像素, 人为判别其类别数分别为2和3.

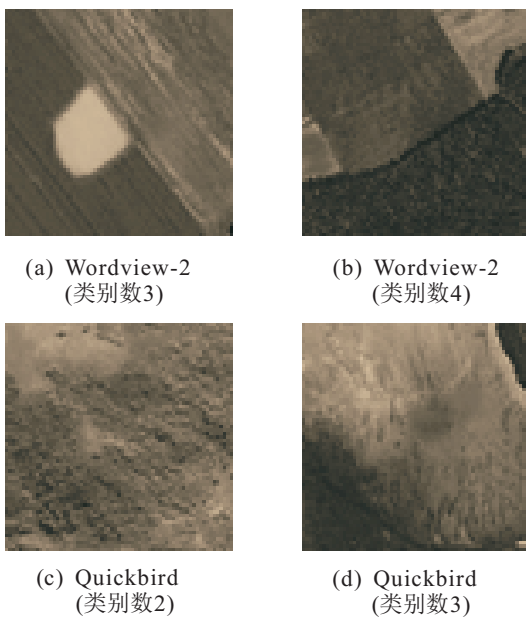


图1 全色遥感图像

根据式(2)可得4幅全色遥感图像的尺度数为4、4、5和5. 除当前尺度外, 其他尺度的曲波系数设为0, 重构当前尺度的曲波系数, 并对尺寸进行归一化, 构建尺度分解图像, 见图2.

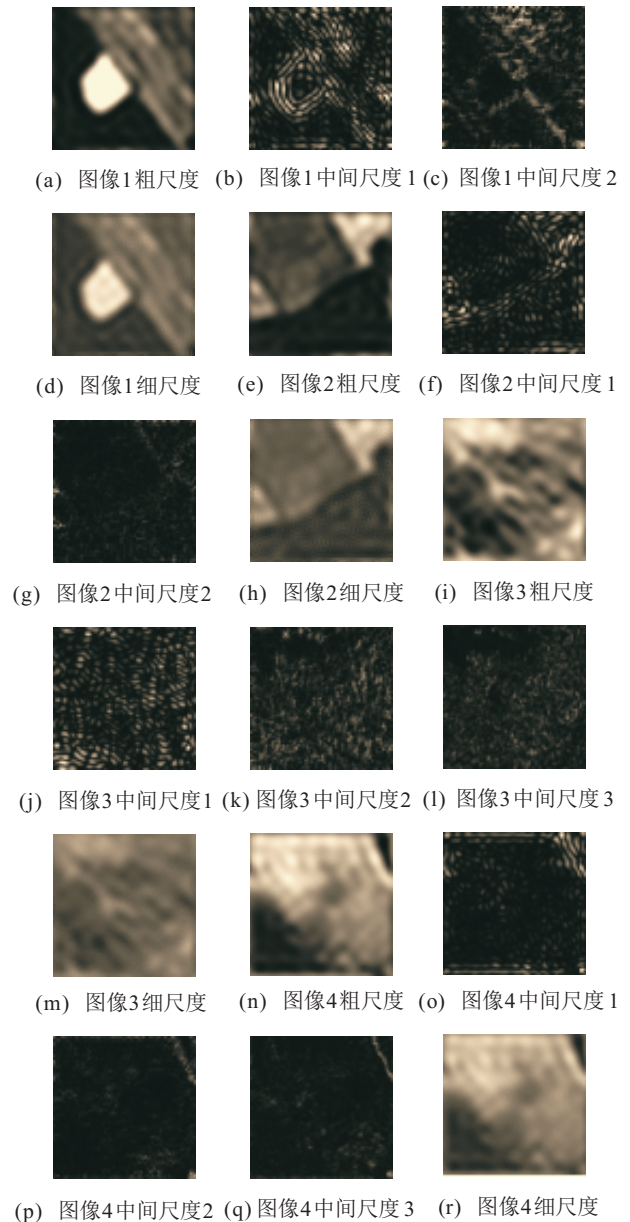


图2 全色遥感图像的尺度层重构图

由图2可见, 曲波变换能够从粗分辨率到细分辨率对图像进行逼近. 其中: 粗尺度层分解图像刻画了图像的主要概貌, 表明这一尺度层包含了图像特征的主要信息; 中间尺度层分解图像刻画了图像多方向的边缘信息; 细尺度层分解图像刻画了大量的图像细节特征及少量边缘特征. 故粗尺度层分解图像与细尺度层分解图像相近, 而中间尺度层分解图像与它们相差较大. 另外, 表明中间尺度层及细尺度层分解图像更加完备地刻画了图像的边缘信息.

在此基础上, 构建基于区域的多尺度统计分割模型, 然后利用RJCMCMC算法求解该模型. 在求解过程中, 将当前尺度分割解作为下一低尺度分割的初始解, 以细尺度的分割解作为最终分割结果. 4幅图像的分割结果见图3. 其中: 图3(a)、图3(e)、图3(i)、图3(m)分别为4幅图像分割结果对应的规则划分, 图

3(b)、图3(f)、图3(j)、图3(n)分别为4幅图像对应的分割结果. 通过结果可以看出, 所提出方法可以较好地实现区域分割, 但由于规则子块可能跨越区域边缘, 导致边缘分割精度不甚理想. 为此, 对4幅图像对应的分割结果进行精细化操作. 具体步骤为: 首先, 提取分割结果的轮廓线, 并以其为中心, 4个像素生成缓冲区, 以图2(d)、图2(h)、图2(m)、图2(r)为基础, 对缓冲区内像素进行重新分割, 图3(c)、图3(g)、图3(k)、图3(o)为4幅图像对应的精细化分割结果. 通过精细化结果可以看出, 所提出方法不仅可以较好地克服图像噪声的影响以实现区域分割, 还可以有效利用曲波变换提取的边缘和细节信息, 对图像边缘分割结果进行优化, 从而提高图像的边缘分割精度, 进而提高图像分割的整体精度.

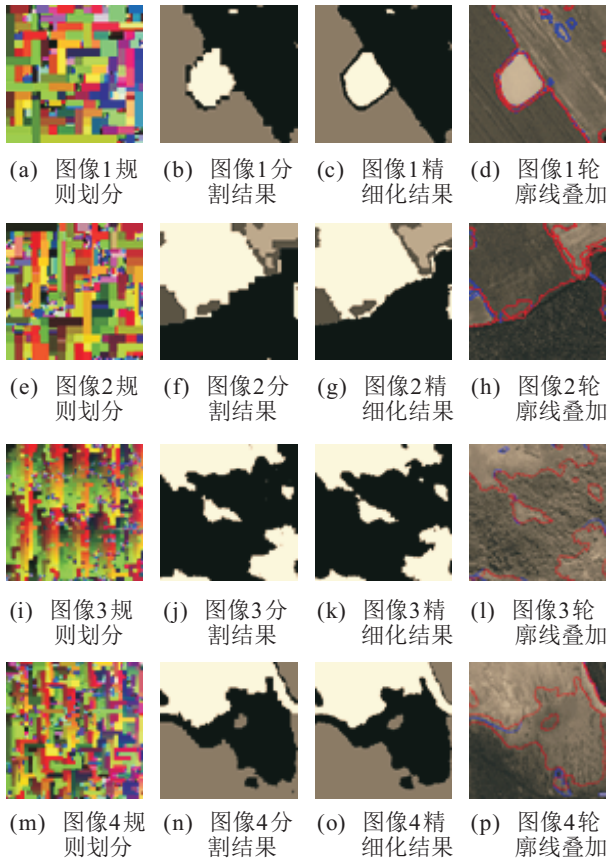


图3 Worldview-2全色遥感图像的分割结果

为了对所提出方法进行定性评价, 对对应的分割结果进行轮廓线提取, 并将其叠加到原图上, 如图3(d)、图3(h)、图3(l)、图3(p)所示. 可以看出, 所提出方法的轮廓线(红线)与实际轮廓线(蓝线)能较好地吻合.

为了定量评价分割结果, 以图4为标准分割数据, 求其对应的混淆矩阵, 并通过各自的混淆矩阵求其精度系数, 见表1. 由表1计算得到, 4幅图像分割结果的平均产品精度(表1中所有产品精度的平均值)为

95.5%、平均用户精度(表1中所有用户精度的平均值)为96.2%、平均总精度(表1中所有总精度的平均值)为96.6%, 平均kappa值(表1中所有kappa值的平均值)高达0.941. 因此, 通过对所提出方法的定量评价可以表明所提出方法的可行性和有效性.

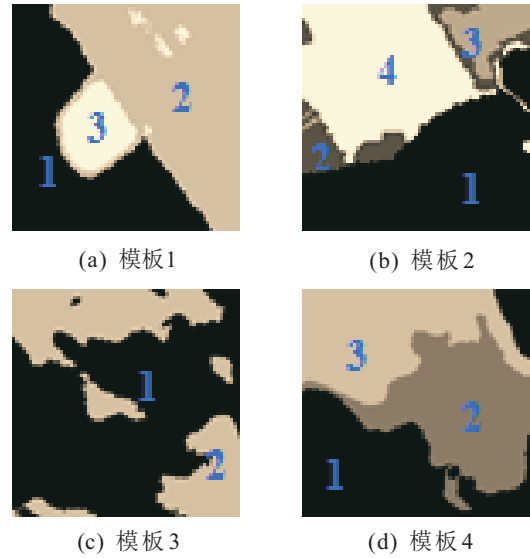


图4 全色遥感图像模板

表1 所提出方法的定量评价

图像		a	b	c	d
产品精度 / %	C_1	97.5	98.0	98.7	98.3
	C_2	95.4	89.9	95.7	94.1
	C_3	87.6	97.7		93.8
	C_4		99.2		
用户精度 / %	C_1	96.7	99.6	97.7	94.2
	C_2	95.6	95.2	97.6	93.0
	C_3	89.7	100		100
	C_4		95.4		
总精度 / %		95.5	97.8	97.6	95.4
kappa值		0.922	0.962	0.948	0.931

为了验证所提出方法的优越性, 以文献[3]结合EM/MPM算法和Voronoi划分的图像分割方法为对比方法, 对图1的4幅全色遥感图像进行对比分割实验, 分割结果见图5(a)~图5(d). 由于该对比方法是在空间域实现, 导致图像边缘信息表达不完备; 另外, 该对比方法利用Voronoi划分技术划分图像域, 导致Voronoi子块可能跨越区域边缘. 上述原因均导致该对比方法图像边缘分割出现过分割/欠分割问题, 降低了图像分割精度. 另外, 以文献[6]基于规则划分和M-H算法的图像分割方法为对比方法, 对4幅全色遥感图像进行对比分割实验, 分割结果见图5(i)~图5(l). 可以看出, 由于空间域中图像边缘信息表达不完备, 导致图像边缘分割出现过分割/欠分割问题, 从而降低图像分割精度. 通过比较分割结果可以看出, 相对而言, 所提出方法不仅能较好地实现区域分割, 而

且可以更好地利用图像边缘、细节信息,较好地实现全色遥感图像区域的边缘分割,进而提高图像整体分割精度.

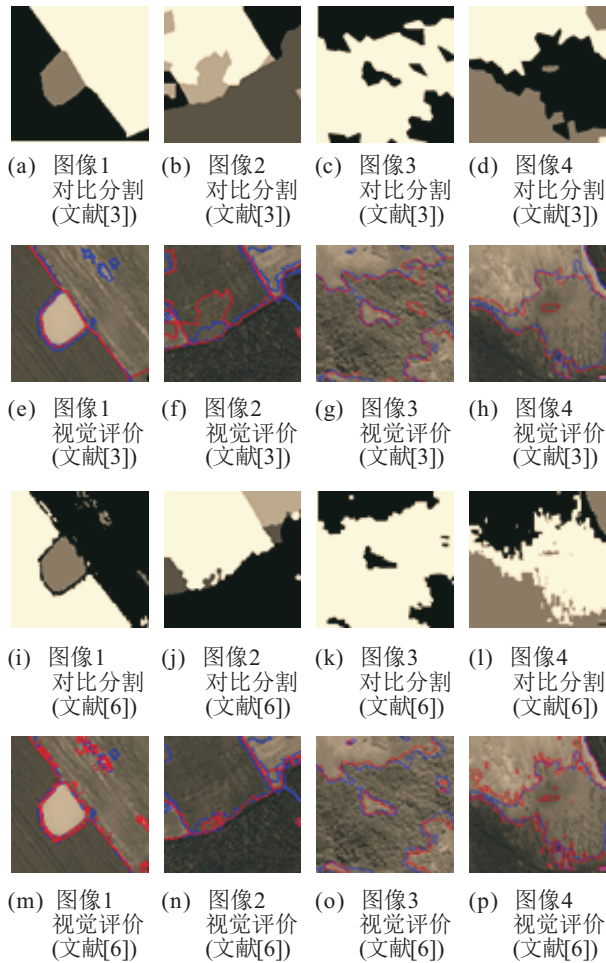


图5 对比方法的视觉评价

为了对对比方法的实验结果进行视觉评价,提取其对应的轮廓线,并将其叠加到原图上,通过与图3比较可以看出,所提出方法提取的轮廓线(红线)与实际轮廓线(蓝线)更加吻合,进而表明了所提出方法的优越性.

为了对对比方法进行定量评价,以图4为标准分割数据,求其对应的混淆矩阵,并通过各自的混淆矩阵求其精度系数,结果见表2和表3.通过表2和

表2 文献[3]的定量评价

图像	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	
产品精度 / %	<i>C</i> ₁	97.7	98.1	92.3	90.1
	<i>C</i> ₂	93.7	66.7	88.9	92.1
	<i>C</i> ₃	87.7	99.5		94.9
	<i>C</i> ₄		75.7		
用户精度 / %	<i>C</i> ₁	93.4	97.6	93.9	96.5
	<i>C</i> ₂	95.8	44.5	86.1	89.2
	<i>C</i> ₃	95.6	81.7		91.7
	<i>C</i> ₄		94.8		
总精度 / %	94.8	87.3	91.1	92.3	
kappa值	0.909	0.809	0.806	0.884	

表3计算得到,文献[3]和文献[6]的平均产品精度为89.8%和89.4%、平均用户精度为88.4%和91.5%、平均总精度为91.4%和93.4%,平均kappa值为0.852和0.881.通过与所提出方法比较,进一步表明所提出方法的优越性.

表3 文献[6]的定量评价

图像	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	
产品精度 / %	<i>C</i> ₁	98.2	98.9	98.7	91.4
	<i>C</i> ₂	94.5	50.5	82.4	93.2
	<i>C</i> ₃	92.9	89.0		85.7
	<i>C</i> ₄		97.8		
用户精度 / %	<i>C</i> ₁	97.1	97.8	93.5	95.6
	<i>C</i> ₂	97.1	84.0	96.6	82.1
	<i>C</i> ₃	85.0	82.4		96.1
	<i>C</i> ₄		91.1		
总精度 / %	95.9	93.1	94.2	90.3	
kappa值	0.929	0.890	0.850	0.854	

3 结论

图像边缘作为图像的基本几何特征,对图像分割有着至关重要的作用.为了更好地利用图像特征信息,本文对图像进行多尺度分析及重构,获取多尺度分解图像,并对其进行求解,从而获得图像的最优分割.该方法利用曲波变换可完备表达边缘各向异性的优点,有效地实现了提取图像边缘、细节信息,并将其应用到图像分割中,有效解决图像误分割问题,从而较好地实现图像区域和边缘分割,进而提高图像分割精度.所提出方法是在给定类别数的情况下实现全色遥感图像分割的,今后将在此基础上进一步研究可变类图像分割.

参考文献(References)

[1] 崔兆华, 孙穗, 陈思国, 等. Mean shift模糊C均值聚类图像分割算法[J]. 控制与决策, 2014, 29(6): 1130-1134.
(Cui Z H, Sun S, Chen S G, et al. Mean shift based FCM image segmentation algorithm[J]. Control and Decision, 2014, 29(6): 1130-1134.)

[2] 汤亚波, 刘晓军, 徐守时. 一种遥感图像海上船舶多级自适应聚类分割方法[J]. 计算机应用, 2005, 25(9): 2126-2127.
(Tang Y B, Liu X J, Xu S S. Multilevel adaptive cluttering segmentation method for marine ship in remote sensing image[J]. Computer Applications, 2005, 25(9): 2126-2127.)

[3] 赵泉华, 李玉, 何晓军. 结合EM/MPM算法和Voronoi划分的图像分割方法[J]. 信号处理, 2013, 29(4): 503-512.
(Zhao Q H, Li Y, He X J. Combining the EM/MPM

- and Voronoi tessellation for image segmentation[J]. *J of Signal Processing*, 2013, 29(4): 503-512.)
- [4] 吴诗嫻, 吴一全, 周建江. 基于Tsallis交叉熵快速迭代的河流遥感图像分割[J]. *信号处理*, 2016, 32(5): 598-607.
(Wu S H, Wu Y Q, Zhou J J. Thresholding for remote sensing images of rivers based on a fast iterative algorithm for two-dimensional Tsallis cross entropy[J]. *J of Signal Processing*, 2016, 32(5): 598-607.)
- [5] Zhao Q H, Li Y, Liu Z G. SAR image segmentation using Voronoi tessellation and Bayesian inference applied to dark spot feature extraction[J]. *Sensors*, 2013, 13(11), 14484-14499.
- [6] 王玉, 李玉, 赵泉华. 基于规则划分和M-H算法的SAR图像分割方法[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2016, 41(11): 1491-1497.
(Wang Y, Li Y, Zhao Q H. SAR image segmentation combined regular tessellation and M-H algorithm[J]. *J of Wuhan University: Geomatics and Information Science*, 2016, 41(11): 1491-1497.)
- [7] Li Y, Li J, Chapman M A. Segmentation of SAR intensity imagery with a Voronoi tessellation, Bayesian inference, and reversible jump MCMC algorithm[J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(4): 1872-1881.
- [8] Askari G, Xu A G, Li Y, et al. Automatic determination of number of homogenous regions in SAR images utilizing splitting and merging based on a reversible jump MCMC algorithm[J]. *J of the Indian Society of Remote Sensing*, 2013, 41(3): 509-521.
- [9] 韩冰, 赵银娣, 戈乐乐. 遥感图像分割的迭代上下文融合小波域HMT模型[J]. *测绘学报*, 2013, 42(2): 233-238.
(Han B, Zhao Y D, Ge L L. Wavelet-domain HMT model based on iterative context fusion for remote sensing image segmentation[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2013, 42(2): 233-238.)
- [10] 李庆武, 马国翠, 霍冠英, 等. 基于NSCT域边缘检测的侧扫声呐图像分割新方法[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(8): 1795-1801.
(Li Q W, Ma G C, Huo G Y, et al. New segmentation method of side-scan sonar image based on edge detection in NSCT domain[J]. *Chinese J of Scientific Instrument*, 2013, 34(8): 1795-1801.)
- [11] 陈晓惠, 郑晨, 段汕, 等. 形态小波域多尺度马尔可夫模型在纹理图像分割中的应用[J]. *中国图象图形学报*, 2011, 16(5): 761-766.
(Chen X H, Zhen C, Duan S, et al. Application of texture image segmentation based on a multi-resolution Markov random field model in morphological wavelets domain[J]. *J of Image and Graphics*, 2011, 16(5): 761-766.)
- [12] Choi H, Baraniuk R. Multiscale document segmentation using wavelet domain hidden Markov models[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2001, 10(9): 1309-1321.
- [13] 唐艳亮, 吴一全, 吴诗嫻, 等. 基于NSCT和Tsallis熵的SAR图像快速分割方法[J]. *信号处理*, 2011, 27(8): 1133-1139.
(Tang Y L, Wu Y Q, Wu S H, et al. Fast SAR image segmentation method based on NSCT and Tsallis entropy[J]. *Signal Processing*, 2011, 27(8): 1133-1139.)
- [14] 李健, 牛振山. 基于Curvelet的彩色癌细胞分割新方法[J]. *计算机工程与设计*, 2012, 33(2): 654-657.
(Li J, Niu Z S. New multicolor cancer cells segmentation method based on Curvelet[J]. *Computer Engineering and Design*, 2012, 33(2): 654-657.)
- [15] Candes E, Demanet L, Donoho D, et al. Fast discrete curvelet transform[J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2006, 5(3): 861-899.
- [16] Strauss D J. A model for clustering[J]. *Biometrika*, 1975, 62(2): 467-475.
- [17] Green P J. Reversible jump Markov chain Monte Carlo computation and Bayesian model determination[J]. *Biometrika*, 1995, 82(4): 711-732.

(责任编辑: 郑晓蕾)