

基于非规则标识点过程的遥感图像 零星地物目标几何特征提取

张洪云, 赵泉华[†], 李 玉

(辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000)

摘要: 针对遥感图像中零星目标几何特征的非规则性, 提出基于非规则标识点过程的遥感图像零星目标几何特征提取方法. 首先, 将图像分为目标类和背景类, 利用非规则标识点过程建立目标的分布和几何特征, 其中非规则标识采用一系列由节点连接起来的多边形定义而成, 用以拟合目标几何形状, 标识点用以确定目标位置; 然后分别利用多值高斯分布和KL(Kullback Leibler)散度定义特征场能量函数和异质性能量函数, 形成全局目标提取能量函数, 应用非约束吉布斯表达式将全局能量函数转换为概率分布函数, 并在最大化概率分布函数准则下设计合适的M-H(Metropolis-Hastings)采样算法, 获得最优目标提取结果; 最后, 采用所提出方法对遥感图像零星目标进行提取, 由实验结果可以看出, 所提出方法不仅能准确定位各零星目标, 而且可以对其几何形状进行精确拟合.

关键词: KL散度; 非规则标识点过程; 目标提取; M-H算法

中图分类号: TP319

文献标志码: A

Geometric feature extraction of scattered targets from remote sensing images based on irregular mark point process

ZHANG Hong-yun, ZHAO Quan-hua[†], LI Yu

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

Abstract: In view of the irregularity of the geometric features of the scattered targets in remote sensing images, a geometric feature extraction method for remote sensing images based on irregular mark point process is proposed. Firstly, the image is divided into target and background, and the distribution and geometric features of the target are established by using the irregular marking point process. The random point are used to determine the target position, and the marks associating individual points are defined with a set of nodes to depict the geometric shape of the target. Then, on this basis, the multi-Gaussian distribution and Kullback-Leibler divergence are used to define the energy function and the heterogeneous energy function, and form the global energy function. The global energy function is converted to the probability distribution function by using the unconstrained Gibbs function, and the appropriate Metropolis-Hastings sampling algorithm is designed under the maximization probability distribution function criterion. The optimal target extraction result is obtained. Finally, the proposed method is used to extract the scattered targets from remote sensing images, it can be seen from the experimental results that the proposed method achieves better experimental results. The traditional mark point process method is extended to the irregular mark point process. According to the experimental results of remote sensing image extraction, it can be seen that the method can be more accurate to fit the scattered targets.

Keywords: KL divergence; irregular mark point process; target extraction; Metropolis-Hastings algorithm

0 引言

图像的主要信息一般集中在几个少数的关键区域(如道路、河流、水库、小岛等)内, 当这些区域分布不均匀且较为零散时, 称之为遥感图像中零星地物目标^[1]. 这些零星目标的几何特征表现为条形或面域多边形等, 可以准确地反映目标地物的形状轮廓、长

宽尺寸及目标像素的分布等特点^[2], 在目标检测和识别过程中具有重要应用, 因此, 如何准确提取遥感图像中零星目标的几何特征成为学者们重点研究的内容之一^[3-4]. 常用的遥感图像地物目标几何特征提取方法有基于特征判别的方法^[5]、基于分类学习的方法^[6]、基于Hough投票的方法^[7]以及基于目标模型的

收稿日期: 2018-11-13; 修回日期: 2018-03-04.

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).

责任编辑: 张国山.

[†]通讯作者. E-mail: zqhlby@163.com.

方法^[8]. 随着近几年来遥感图像分辨率的不断提高, 使得基于目标模型的遥感图像目标提取方法应用更为广泛, 其中基于标识点过程的遥感图像目标提取方法是最有效的方法之一^[9-11]. 在基于标识点过程的遥感图像几何特征提取模型中, 这些零星目标位置被建模为定义在图像域上的随机点过程, 构成该点过程的随机点一般用于表征目标的位置, 而地物目标的几何形状则建模为附加在随机点上的几何标识^[12]. 虽然目前已有的基于标识点过程的遥感图像几何特征提取算法显示出优良的特性和广阔的发展前景, 但其标识均由规则的几何图形定义, 如定义矩形标识实现对建筑物提取^[13]、椭圆标识对树冠进行提取^[14]、线状标识对道路进行提取^[15], 使得该类方法只能提取单一的且规则的地物目标, 具有很大的局限性, 限制了该类方法的应用. 为实现对任意形状地物目标进行提取, 提出构建以非规则图形为标识的标识点过程. 标识点过程构建完成后, 通常采用概率模型建模目标函数^[16], 但该方法需要预知模型中各参数的先验分布, 在很多情况下, 这种先验分布难以确定, 极大地限制了该类方法的应用. 因此, 将采用概率模型建模的方法转换为采用能量函数模型建模的方法^[17], 该类方法可以将定义于特征场的具有明确物理含义的约束条件引入能量函数, 更侧重于物理学意义.

综上所述, 本文提出构建非规则图形标识以建立目标的分布及几何特征, 并结合能量函数模型确定目标提取模型, 最终通过设计 M-H(Metropolis-Hastings) 移动操作实现遥感图像零星目标几何特征提取. 由实验结果可以看出, 所提出方法不仅能精确定位各零星目标, 而且可以对其几何形状进行精确拟合.

1 非规则标识点过程模型

1.1 点过程

给定有界区域 $D \subset R^d$, 以及 R^d 上的勒贝格测度 χ , 则 (D, χ) 构建完备可分的测度空间. 定义有界区域 D 上对应点集构型 $G = G_j (j = 1, 2, \dots, m)$, $G_j \in D, j$ 为随机点索引, G_j 为平面点, m 为总点数. 如果构型 G 在任意有限波莱尔 (Borel) 集 $B \subset D$ 内至多有有限数量的点, 则称该构型为局部有限的, 所有局部有限构型的集族记为 C_S . 点过程 G 定义为从抽象概率空间 (Ω, F, M) 到构型空间 C_S 的映射, $G : (\Omega, F, M) \rightarrow C_S, \Omega$ 为样本空间, F 为事件的 σ 域, M 为概率测度. 随机点过程中具有两个与之相应的变量, 其中一个是随机点位置, 通常采用均匀分布刻画随机点位置; 另一个是随机点数目, 根据不同概率密度函数可以定义不同的点过程, 如 Poisson 点过程、Cox 点过程、Gibbs 点过程和 Markov 点过程等, 其中最常用的为 Poisson 点过程, 因此通常认为其服从 Poisson 分布. 设 $\nu(\cdot)$ 为定义在 D 上的正测度, 刻画 Poisson 点过程 G 的强度, 表示该点过程落入 Borel 集 $B \subset D$ 内点数 $N(B)$ 的均值, 即 $E[N(B)] = \nu(B)$, 其中 $E[\cdot]$ 为期望值操作. 以 $\nu(\cdot)$ 为强度的 Poisson 点过程 G 满足如下特性:

1) 对于任意给定的 Borel 集 $B \subset D, N(B)$ 为随机变量, 且服从均值为 $\nu(B)$ 的离散 Poisson 分布, 即

$$p(N(B) = n) = \frac{\nu(B)^n}{n!} \exp(-\nu(B));$$

2) 对于有限、互不相交 Borel 集序列 B_1, B_2, \dots, B_p , 其对应的随机变量 $N(B_1), \dots, N(B_p)$ 相互独立. 图 1(a) 为具有 4 个随机点的点过程实现示例.

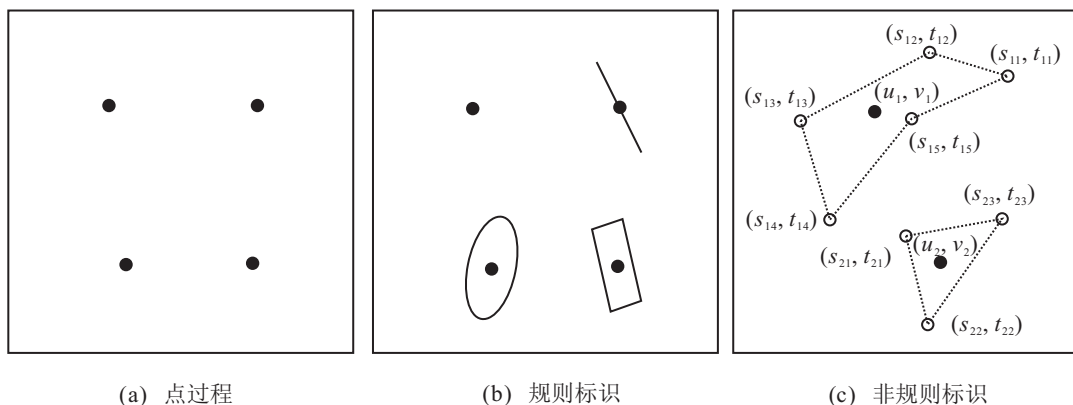


图 1 点过程及标识点过程示例

1.2 规则标识点过程

为刻画对应点的属性, 可在每一点上附加随机标识 P , 形成标识点过程构型 $C = \{G, P\}$, 通常以规则几何图形 (如矩形、线段和圆等) 为标识形成标识点过

程. 图 1(b) 为规则标识点过程示例, 其中圆点用以刻画随机点的位置, 对应的图形标识用以刻画对应目标的属性.

1.3 非规则标识点过程

传统的标识点过程仅采用规则几何图形作为标识,极大地限制了标识点过程在对地物目标进行几何特征提取时的作用.为拟合具有非规则几何形状的遥感图像地物目标,提取构建以非规则几何图形为标识的标识点过程,即在每一标识点周围生成一组随机节点 $P_j = \{P_{jl} \in D, l = 1, 2, \dots, k_j\}$ 与之对应, k_j 为节点集 P_j 中的节点数.按照一定顺序顺次连接,形成非规则多边形.此时,构型 $C = \{G, P\}$ 构成非规则标识点过程.图1(c)为以非规则图形为标识的标识点过程,其中非规则图形为由一组节点顺次连接而形成.

2 零星目标几何特征提取模型

2.1 零星目标几何模型

设给定遥感图像为

$$z = \{z_i = z(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n, (x_i, y_i) \in D\}.$$

其中: D 为图像域, i 为像素索引, n 为图像中像素总数, $z_i = \{z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{id}\}^T$ 为图像中第 i 个像素的光谱测度矢量, d 为光谱特征的维度, (x_i, y_i) 为第 i 个像素的位置坐标(取整数值).图像 z 可以看作特征场 $Z = \{Z_i = Z(x_i, y_i); i = 1, 2, \dots, n, (x_i, y_i) \in D\}$ 的实现,其中 Z_i 为定义在像素 i 上的随机矢量.

首先,给定用以确定目标位置的随机点集 $G = \{G_j = (u_j, v_j) \in D, j = 1, 2, \dots, m\}$.其中: (u_j, v_j) 对应第 j 个地物目标的几何重心, m 为场景中目标数.其次,对每个随机点建立对应的非规则几何标识用以描述目标形状,即对每一个随机点 G_j 定义一组节点集 $P_j = \{P_{jl} = (s_{jl}, t_{jl}) \in D, l = 1, 2, \dots, k_j\}$ 与之对应,其中 k_j 为节点集 P_j 中的节点数.用节点 $\{(s_{jl}, t_{jl}), l = 1, 2, \dots, k_j\}$ 构造的多边形 P_j (在不至混淆的情况下,用 P_j 分别代表节点集和多边形)作为与随机点 G_j 相应的标识,以刻画第 j 个地物目标的几何特征,形状标识 $P = \{P_j, j = 1, 2, \dots, m\}$.结合点过程 G 和形状标识 P ,定义非规则标识点过程构型 $C = \{G, P\} = \{C_j, j = 1, 2, \dots, m\} = \{(G_j, P_j), j = 1, 2, \dots, m\}$,其中 $C_j = \{G_j, P_j\}$ 表示地物目标 j 的几何形态.图1(c)所示为具有2个随机点(十字点)的点过程和分别具有5个、3个节点(实圆点)的节点集,由节点构造的5边形和三角形作为标识.

根据非规则标识点过程模型,将图像域划分为目标类和背景类两类,即 $D = \{D_o, D_b\}$,其中目标区域由 m 个非规则多边形标识构成, $D_o = \{P_j, j = 1, 2, \dots, m\} = \{(x_i, y_i) \in P_j, j = 1, 2, \dots, m\}$.目标区域

像素光谱测度随机变量定义为 $Z_o = \{Z_i | (x_i, y_i) \in D_o\}$.背景区域 $D_b = \{(x_i, y_i) \in D \setminus D_o\}$,背景区域像素光谱测度随机变量定义为 $Z_b = \{Z_i | (x_i, y_i) \in D_b\}$.

采用贝叶斯理论或吉布斯自由能变模型建立遥感图像零星地物目标提取模型,贝叶斯理论需要预知模型中各参数的先验分布,该过程较为困难,而吉布斯自由能变模型可以以能量函数的方式建模各先验因素,并且可以方便地将各先验因素融合在一起.因此,当模型中存在较多需要预知先验分布的参数时,应选择吉布斯自由能变模型.本文采用吉布斯自由能变模型建立遥感图像零星地物目标提取模型,有

$$U(Z, C) = U_1(Z) + U_2(Z|C) - \ln p(Z) + \Phi(Z_o, Z_b). \quad (1)$$

其中: U_1 为同质能量函数模型,用以表征同类间像素光谱测度的一致性; U_2 为异质能量函数模型,用以表征不同类间像素光谱测度的差异性.

2.2 零星目标内部同质性光谱测度模型

目标和背景区域像素光谱测度随机变量分别定义为

$$Z_o = \{Z_i | (x_i, y_i) \in D_o\}, \\ Z_b = \{Z_i | (x_i, y_i) \in D_b\}.$$

假设其中各像素光谱测度随机变量服从独立统一的多值高斯分布,图像模型可以表达为在已知非规则标识点过程构型条件下特征场 Z 的联合条件概率分布 $p(Z|\theta)$,有

$$p(Z|\theta) = p(Z_o|\theta_o)p(Z_b|\theta_b) = \prod_{z_i \in Z_o} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\Sigma_o|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(Z_i - \mu_o) \Sigma_o^{-1} (Z_i - \mu_o)^T\right] \times \prod_{z_i \in Z_b} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\Sigma_b|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(Z_i - \mu_b) \Sigma_b^{-1} (Z_i - \mu_b)^T\right]. \quad (2)$$

其中 $\theta = \{\theta_o, \theta_b\} = \{\mu_o, \Sigma_o, \mu_b, \Sigma_b\}$,分别为目标区域和背景区域多值高斯分布均值矢量和协方差矩阵.进而同质能量函数模型可表示为

$$U_1(Z) = -\ln p(Z|\theta). \quad (3)$$

2.3 零星目标及背景异质性光谱测度模型

已知目标类和背景类两个统计模型 $p(Z_o|\theta_o)$ 和 $p(Z_b|\theta_b)$,为刻画两类间异质能量函数模型,定义具有对称性的KL(Kullback Leibler)散度^[18]为

$$D_{SKL}(p(Z_o|\theta_o), p(Z_b|\theta_b)) = [D_{KL}(p(Z_o|\theta_o) || p(Z_b|\theta_b)) +$$

$$D_{KL}(p(\mathbf{Z}_b|\boldsymbol{\theta}_b)||p(\mathbf{Z}_o|\boldsymbol{\theta}_o))/2, \quad (4)$$

其中

$$D_{KL}(p(\mathbf{Z}_o|\boldsymbol{\theta}_o)||p(\mathbf{Z}_b|\boldsymbol{\theta}_b)) = \int_{\Omega_Z} p(\mathbf{Z}_o|\boldsymbol{\theta}_o) \ln \left(\frac{p(\mathbf{Z}_o|\boldsymbol{\theta}_o)}{p(\mathbf{Z}_b|\boldsymbol{\theta}_b)} \right) dZ. \quad (5)$$

为了计算式(4),采用计算矩方法拟合多值高斯分布函数模型,即目标区域和背景区域的均值和协方差可分别计算为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu}_o &= \frac{1}{n_o} \sum_{\mathbf{Z}_i \in \mathbf{Z}_o} \mathbf{Z}_i, \quad \boldsymbol{\mu}_b = \frac{1}{n_b} \sum_{\mathbf{Z}_i \in \mathbf{Z}_b} \mathbf{Z}_i, \\ \boldsymbol{\Sigma}_o &= \frac{1}{n_o} \sum_{\mathbf{Z}_i \in \mathbf{Z}_o} (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_o)^T (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_o), \\ \boldsymbol{\Sigma}_b &= \frac{1}{n_b} \sum_{\mathbf{Z}_i \in \mathbf{Z}_b} (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_b)^T (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_b), \end{aligned} \quad (6)$$

其中 n_o 和 n_b 为目标区域和背景区域的像素个数.

对称KL散度可以表示为

$$D_{SKL}(p(\mathbf{Z}_o|\boldsymbol{\theta}_o), p(\mathbf{Z}_b|\boldsymbol{\theta}_b)) = \frac{1}{2} \left(\text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}_b^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_o) + \frac{1}{2} (\boldsymbol{\mu}_o - \boldsymbol{\mu}_b)^T (\boldsymbol{\Sigma}_b^{-1} + \boldsymbol{\Sigma}_o^{-1}) \times (\boldsymbol{\mu}_o - \boldsymbol{\mu}_b) - 3 \right). \quad (7)$$

异质能量函数可表示为

$$U_2(\mathbf{Z}|\mathbf{C}) = \Phi(\mathbf{Z}_o, \mathbf{Z}_b) = D_{SKL}(p(\mathbf{Z}_o|\boldsymbol{\theta}_o), p(\mathbf{Z}_b|\boldsymbol{\theta}_b)). \quad (8)$$

2.4 目标提取模型

根据上述,全局能量函数模型式(1)可以表示为

$$\begin{aligned} U(\mathbf{Z}, \mathbf{C}) &= U_1(\mathbf{Z}) + U_2(\mathbf{Z}|\mathbf{C}) = \\ &= -\ln p(\mathbf{Z}) + \Phi(\mathbf{Z}_o, \mathbf{Z}_b) = \\ &= -\ln \left\{ \prod_{\mathbf{Z}_i \in \mathbf{Z}_o} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}_o|^{\frac{1}{2}}} \times \right. \\ &\quad \left. \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_o)^T \boldsymbol{\Sigma}_o^{-1} (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_o) \right] \times \right. \\ &\quad \left. \prod_{\mathbf{Z}_i \in \mathbf{Z}_b} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}_b|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_b)^T \boldsymbol{\Sigma}_b^{-1} (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_b) \right] \right\} + \\ &\quad \frac{1}{2} \left(\text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}_b^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_o) + \frac{1}{2} (\boldsymbol{\mu}_o - \boldsymbol{\mu}_b)^T (\boldsymbol{\Sigma}_b^{-1} + \boldsymbol{\Sigma}_o^{-1}) \times \right. \\ &\quad \left. (\boldsymbol{\mu}_o - \boldsymbol{\mu}_b) - 3 \right). \end{aligned} \quad (9)$$

2.5 模型求解

将最小化式(9)的求解过程纳入贝叶斯统计推理框架,应用非约束吉布斯表达式构建概率分布函数

$$\begin{aligned} \Pi(\mathbf{Z}, \mathbf{C}) &= \\ &= \frac{1}{A} \left\{ \prod_{\mathbf{Z}_i \in \mathbf{Z}_o} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}_o|^{\frac{1}{2}}} \times \right. \\ &\quad \left. \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_o)^T \boldsymbol{\Sigma}_o^{-1} (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_o) \right] \times \right. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\quad \left. \prod_{\mathbf{Z}_i \in \mathbf{Z}_b} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}_b|^{\frac{1}{2}}} \times \right. \\ &\quad \left. \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_b)^T \boldsymbol{\Sigma}_b^{-1} (\mathbf{Z}_i - \boldsymbol{\mu}_b) \right] \right\} \times \\ &\quad \exp \left\{ \frac{1}{2} \left(\text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}_b^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_o) + \frac{1}{2} (\boldsymbol{\mu}_o - \boldsymbol{\mu}_b)^T (\boldsymbol{\Sigma}_b^{-1} + \boldsymbol{\Sigma}_o^{-1}) (\boldsymbol{\mu}_o - \boldsymbol{\mu}_b) - 3 \right) \right\}. \end{aligned} \quad (10)$$

其中: $A = \sum \exp(-U(\mathbf{z}, \mathbf{c}))$, \mathbf{c} 为构型 \mathbf{C} 的实现.采用M-H算法进行迭代采样以最大化式(10),从而求得最优解.设计的移动操作为:

1) 增加或删除目标.

设当前地物目标重心集 $\mathbf{G} = \{\mathbf{G}_j = (u_j, v_j) \in \mathbf{D}, j = 1, 2, \dots, m\}$.对于增加目标操作,首先在图像域 \mathbf{D} 中均匀抽取候选生成点并标记为 $m + 1$,即 (u_{m+1}^*, v_{m+1}^*) .候选生成点集合可表示为 $\mathbf{G} = \{(u_1, v_1), \dots, (u_j, v_j), \dots, (u_m, v_m), (u_{m+1}^*, v_{m+1}^*)\}$,初始化第 $m + 1$ 个生成点对应的多边形(要求新生成多边形与原有多边形不能相交), $\mathbf{P}_{m+1} = \{(s_{jl}, t_{jl}) \in \mathbf{D}, l = 1, 2, \dots, k_{m+1}\}$.增加目标以如下概率被接受:

$$\begin{aligned} \alpha_{G^+}(\mathbf{G}, \mathbf{G}^*) &= \min(1, R) = \\ &= \min \left\{ 1, \frac{p(\mathbf{Z}|\boldsymbol{\theta}^*) \exp(\Phi(\mathbf{Z}_o^*, \mathbf{Z}_b^*))}{p(\mathbf{Z}|\boldsymbol{\theta}) \exp(\Phi(\mathbf{Z}_o, \mathbf{Z}_b))} \right\}. \end{aligned} \quad (11)$$

由于删除目标操作是增加目标操作的对偶操作,其接受率为

$$\alpha_{G^-}(\mathbf{G}, \mathbf{G}^*) = \min(1, 1/R). \quad (12)$$

2) 增加或删除目标节点.

对于删除目标节点操作,在 m 个地物目标中以等概率 $(1/m)$ 在 $1, 2, \dots, m$ 上随机选取一个目标,如第 j 个;然后在第 j 个目标的 k_j 个节点中以等概率随机选取一个节点,如第 l 个,删除该节点,则该多边形的节点集变为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_j^* &= \{(s_{j1}, t_{j1}), \dots, (s_{j(l-1)}, t_{j(l-1)}), \\ &\quad (s_{j(l+1)}, t_{j(l+1)}), \dots, (s_{jk_j}, t_{jk_j})\}. \end{aligned}$$

删除该节点可能会引起背景像素到目标像素的转变或目标像素到背景像素的转变,因此删除目标节点的接受率定义为

$$\alpha_{P^-}(\mathbf{P}_j, \mathbf{P}_j^*) = \min \left\{ 1, \frac{p(\mathbf{Z}|\boldsymbol{\theta}^*) \exp(\Phi(\mathbf{Z}_o^*, \mathbf{Z}_b^*))}{p(\mathbf{Z}|\boldsymbol{\theta}) \exp(\Phi(\mathbf{Z}_o, \mathbf{Z}_b))} \right\}. \quad (13)$$

对于增加目标节点操作,在 m 个地物目标 $\mathbf{G} = \{\mathbf{G}_j = (u_j, v_j) \in \mathbf{D}, j = 1, 2, \dots, m\}$ 中以等概率 $(1/m)$ 在 $1, 2, \dots, m$ 上随机选取一个目标,如第 j 个.然后在第 j 个目标的 k_j 个节点中以等概率随机选取两个相邻节点,如第 l 和第 $l + 1$ 个节点;然后在以该两

个节点连线上的中点为圆心,以该两点间距离的一半为半径的圆内,均匀抽取点 (s_{jk+1}, t_{jk+1}) ,则第 j 个目标的节点集变为

$$P_j^* = \{(s_{jl}, t_{jl}) \in D, l = 1, 2, \dots, k_j + 1\}.$$

增加节点可能会引起背景像素到目标像素的转变或目标像素到背景像素的转变,因此增加目标节点的接受率定义为

$$\alpha_{P^+}(P_j, P_j^*) = \min \left\{ 1, \frac{p(\mathbf{Z}|\theta^*) \exp(\Phi(\mathbf{Z}_o^*, \mathbf{Z}_b^*))}{p(\mathbf{Z}|\theta) \exp(\Phi(\mathbf{Z}_o, \mathbf{Z}_b))} \right\}. \quad (14)$$

3) 合并目标.

随机选取两个多边形,如 P_j 和 $P_{j'}$,将多边形 P_j 中各个节点与多边形 $P_{j'}$ 中各个节点构成节点对,计算各节点对距离,判断节点对距离小于一定阈值的节点对个数,若大于等于2,则进行合并多边形操作.将两个多边形节点集合并为一个节点集 P_j^* ,并根据节点集重新生成重心点 G_j^* ,并对节点集 P_j^* 进行重新排序.合并多边形操作后,重心点集 G 变为 G^* ,对应的节点集 P 变为 P^* .合并多边形操作同样会引起背景像素到目标像素的转变或目标像素到背景像素的转变,接受率为

$$\alpha_{P^+}(P_j, P_j^*) = \min \left\{ 1, \frac{p(\mathbf{Z}|\theta^*) \exp(\Phi(\mathbf{Z}_o^*, \mathbf{Z}_b^*))}{p(\mathbf{Z}|\theta) \exp(\Phi(\mathbf{Z}_o, \mathbf{Z}_b))} \right\}. \quad (15)$$

3 实验结果及分析

为了验证所提出方法的有效性,分别对合成图像以及真实遥感图像进行目标提取实验.采用 Matlab 对所提出算法进行编程实现,迭代次数为4000次.

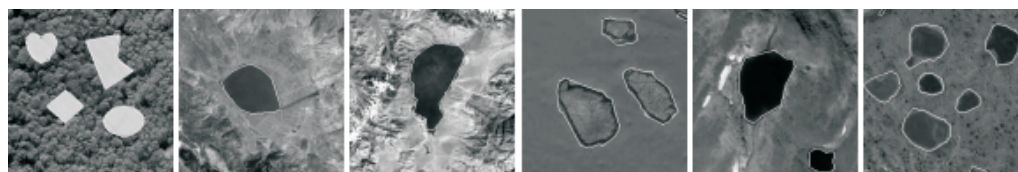
3.1 目标提取实验

为了验证所提出方法针对零星目标提取的有效性,选取6幅图像进行实验,如图2所示.图2中:分图1为人为合成的模板图像,选取森林区域为背景区域,裸地区域为目标区域,将两者进行拼接得到合成图像,该图像大小为 256×256 像素,共有4个零星目标,分别为心形、菱形、椭圆以及一个有5条边的多边形;分图2和分图3为具有单一目标的真实遥感图像^[19],且背景较为复杂,目标形状十分不规则;分图4~分图6为具有多个目标的遥感图像.选取的5幅真实遥感图像大小均为 256×256 像素.

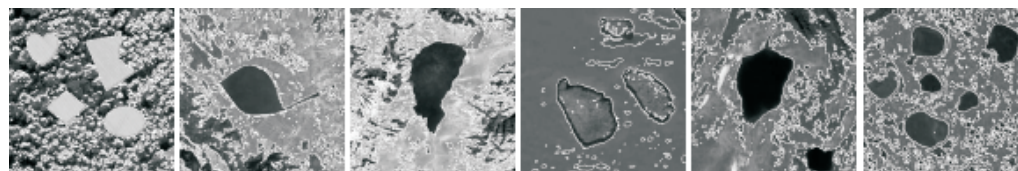
对图2进行零星目标提取实验,得到实验结果如图3(a)所示,其中分图1表示该方法可以实现对合成图像进行目标提取;分图2和分图3表示该方法可以实现复杂背景下对具有非规则目标的遥感图像进行目标提取;分图4~分图6表示该方法可以实现对真实遥感图像的目标提取.由提取的边界线也可以看出,对于不同形状的零星目标边界,提出的非规则多边形均可以对其进行较好的拟合.



图2 实验图像



(a) 零星目标提取结果



(b) 对比算法1提取结果



(c) 对比算法2提取结果

图3 实验结果

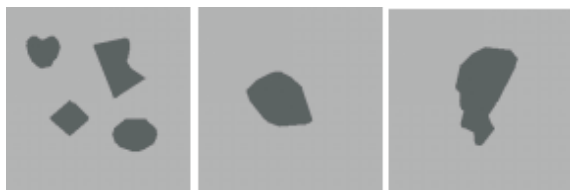
为了验证所提出方法的有效性,分别采用基于像素的能量函数模型图像分割方法^[20]对比算法1)和基于主动轮廓模型的目标提取方法^[21]对比算法2)对图2中6幅图像进行目标提取实验,实验结果如图3(b)和图3(c)所示.由实验结果可见,对比算法1以单个像素为处理单元,由于目标内部像素颜色差异较小,可以较好地分割出来,但背景像素颜色之间差异较大,在背景中产生较多单像素噪声,使背景区域误分为目标区域.对比算法2虽然不是以单个像素为处理单元,但会在像素颜色差异较大的背景产生较多的误分割区域.这两种方法均难以从复杂的背景下将目标完整地提取出来.

3.2 精度评价

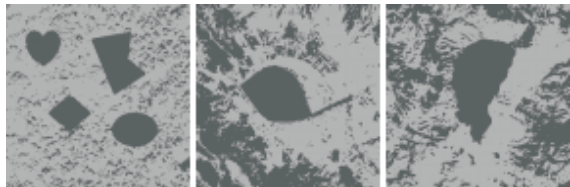
为验证实验结果的精确性,采用混淆矩阵的评价方法,根据混淆矩阵计算各精度指标,定量地对实验结果进行验证.首先给出标准图像,如图4所示.第1个分图为生成图2第1个分图的模板图像,采用其作为标准图像.然而,仅采用合成图像进行定量评价过于理想化,因此选取两幅目标较少的真实遥感图像^[19]进行人为手动确定边界线,转换为分割图像,以此作为真实遥感图像的标准图像.由于人为确定目标边界线会存在一定误差,选取仅具有一个目标的遥



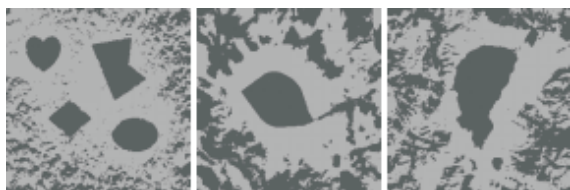
图4 标准图像



(a) 本文算法



(b) 对比算法1



(c) 对比算法2

图5 分割结果

感图像进行实验.分别将本文算法、对比算法1和对比算法2的实验结果转换为分割结果,如图5所示.图5(a)为本文算法分割结果,图5(b)为对比算法1分割结果,图5(c)为对比算法2分割结果.

根据图4所示的模板图像和图5所示的分割结果分别计算混淆矩阵,并根据混淆矩阵计算出相应的精度评价指标,如表1所示.由表1可见,所提出方法的各项精度指标均在90%以上,而两种对比算法仅背景区域的用户精度和目标区域的产品精度较高.这是由于两种方法在将目标区域提取出来的同时也将较多的背景区域误分为目标区域,从而使得整体精度较低.另外,由经验可知,Kappa系数在0.81~1之间为优质分割器,这3种算法只有本文算法Kappa系数对三幅图像均达到0.9以上,其他两种算法均低于0.81,进一步验证了所提出方法的有效性.

表1 定理评价

精度	图像	本文算法/对比算法1/对比算法2	
		目标区域	背景区域
用户精度/%	分图1	99.90/52.68/43.45	98.40/99.91/99.64
	分图2	99.81/17.91/17.14	99.52/99.98/99.91
	分图3	99.68/25.00/25.66	99.39/99.99/99.99
产品精度/%	分图1	90.07/99.54/98.23	99.99/85.38/79.09
	分图2	94.26/99.88/99.37	99.99/61.72/59.85
	分图3	95.02/99.96/99.94	99.96/62.81/64.08
总精度/%	分图1	98.59/87.37/81.78	
	分图2	99.54/64.67/62.90	
	分图3	99.42/66.91/68.04	
Kappa系数	分图1	0.939/0.619/0.506	
	分图2	0.967/0.199/0.185	
	分图3	0.970/0.271/0.282	

4 结论

为实现遥感图像中零星目标几何特征提取,本文以非规则图形为标识的目标几何特征提取方法,采用能量函数的方式建模提取模型,最终实现零星目标几何特征提取.从实验结果可以看出,所提出方法不仅可以较为精确地定位地物目标,而且对地物目标的几何形状进行精确拟合.但本文仅针对单一地物目标和背景的图像进行目标提取,下一步可以对其改进,选取复杂场景进行地物目标提取.

参考文献(References)

[1] 高晶, 吴育峰, 孙伟, 等. 基于感兴趣区域的图像目标提取方法[J]. 微电子学与计算机, 2013, 30(12): 35-40. (Gao J, Wu Y F, Sun W, et al. Image target extraction method based on ROI [J]. Microelectronics & Computer, 2013, 30(12): 35-40.)

[2] 刘生. 高空间分辨率遥感影像几何特征提取方法研究[D]. 南京: 南京信息工程大学应用气象学院, 2007. (Liu S. Study on methods of extracting geometrical

- features from remote sensing images with high spatial resolution[D]. Nanjing: School of Applied Meteorology, Nanjing University of Information Science & Technology, 2007.)
- [3] 邓剑勋. 基于图像分割与目标提取的舰船遥感影像分析技术[J]. 舰船科学技术, 2017, 39(24): 140-142.
(Deng J X. Ship remote sensing image analysis technology based on image segmentation and target extraction[J]. Ship Science and Technology, 2017, 39(24): 140-142.)
- [4] 熊伟, 徐永力, 崔亚奇, 等. 高分辨率合成孔径雷达图像舰船目标几何特征提取方法[J]. 光子学报, 2018, 47(1): 55-64.
(Xiong W, Xu Y L, Cui Y Q, et al. Geometric feature extraction of ship in high-resolution synthetic aperture radar images[J]. Acta Photonica Sinica, 2018, 47(1): 55-64.)
- [5] 王慧利, 朱明. 聚类与几何特征相结合的遥感图像多类人造目标检测算法[J]. 光电子·激光, 2015, 26(5): 992-999.
(Wang H L, Zhu M. A fusion algorithm of clustering and geometric features for multiclass man-made objects detection in remote sensing images[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2015, 26(5): 992-999.)
- [6] Wei X, Yongli X, Libo Y, et al. A new ship target detection algorithm based on SVM in high resolution SAR images[J]. Remote Sensing Technology & Application, 2018, 33(1): 119-127.
- [7] Yokoya N, Iwasaki A. Object detection based on sparse representation and hough voting for optical remote sensing Imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2015, 8(5): 2053-2062.
- [8] Sun H, Sun X, Wang H, et al. Automatic target detection in high-resolution remote sensing images using spatial sparse coding bag-of-words model[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2011, 9(1): 109-113.
- [9] Baddeley A J, Lieshout M N M V. Stochastic geometry models in high-level vision[J]. Journal of Applied Statistics, 1993, 20(5/6): 231-256.
- [10] Pievatolo A, Green P J. Boundary detection through dynamic polygons[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1998, 60(3): 609-626.
- [11] Zhao Q H, Zhang H Y, Li Y. Detecting dark spots from SAR intensity images by a point Process with irregular geometry marks[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 40(2): 1-20.
- [12] 徐文学, 杨必胜, 董震, 等. 标记点过程用于点云建筑物提取[J]. 武汉大学学报信息科学版, 2014, 39(5): 520-525.
(Xu W X, Yang B S, Don Z, et al. Building extraction from point cloud using marked point process[J]. Geomatics & Information Science of Wuhan University, 2014, 39(5): 520-525.)
- [13] 吴剑亮. 基于标值点理论的记载激光雷达建筑物提取[D]. 南京: 南京大学地理与海洋科学学院, 2017.
(Wu J L. Building extraction from LiDAR data based on marked point theory[D]. Nanjing: School of Geography and Ocean Science, Nanjing University, 2017.)
- [14] 谢欢. 标记点过程在LIDAR点云树冠目标提取中的应用[D]. 西安: 长安大学地质工程与测绘学院, 2016.
(Xie H. Application of marked point process in crown extraction from LIDAR point cloud [D]. Xi'an: School of Geological and Surveying Engineering, Chang'an University, 2016.)
- [15] Lacoste C, Descombes X, Zerubia J. Point processes for unsupervised line network extraction in remote Sensing[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1568-1579.
- [16] 赵泉华, 张洪云, 李玉. 采用非规则标识点过程的LiDAR点云数据目标提取[J]. 光学精密工程, 2018, 26(5): 1201-1210.
(Zhao Q H, Zhang H Y, Li Y. Target extraction from LiDAR point cloud data using irregular geometry marked point process[J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(5): 1201-1210.)
- [17] Wang Y, Chen S, Zhou Z H. New semi-supervised classification method based on modified cluster assumption[J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2012, 23(5): 689-702.
- [18] 赵泉华, 高郡, 赵雪梅, 等. 结合KL距离与图像域分块的SAR图像分割[J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 1767-1774.
(Zhao Q H, Gao J, Zhao X M, et al. Segmentation of SAR image based on Kullback-Leibler distance and regular tessellation[J]. Control and Decision, 2018, 33(10): 1767-1774.)
- [19] Cheng G, Han J, Lu X. Remote sensing image scene classification: Benchmark and state of the art[J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 105(10): 1865-1883.
- [20] Scherrer B, Dojat M, Forbes F, et al. Agentification of markov model-based segmentation: Application to magnetic resonance brain scans[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2009, 46(1): 81-95.
- [21] Ding K, Xiao L, Weng G. Active contours driven by local pre-fitting energy for fast image segmentation[J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 104: 29-36.

作者简介

张洪云(1992—), 女, 博士生, 从事数字图像处理的研究, E-mail: zhanghongyun0310@163.com;

赵泉华(1978—), 女, 教授, 博士生导师, 从事数字图像处理等研究, E-mail: zqhlby@163.com;

李玉(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事数字图像处理等研究, E-mail: Intuliyu@163.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)