doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.08.015

基于 MSR - cut 的高空间分辨率遥感影像边缘检测分割

杨泽楠[1]　牛海鹏[1,2]　黄　亮[3,4]　王枭轩[1]　刘　轲[5]

(1.河南理工大学测绘与国土信息工程学院,焦作 454005;2.黄河流域耕地保护与城乡高质量发展研究中心,焦作 454005;
3.昆明理工大学国土资源工程学院,昆明 650093;4.云南省高校高原山区空间信息测绘技术应用工程研究中心,昆明 650093;
5.四川省农业科学院遥感应用研究所,成都 610066)

摘要:针对 R - cut(Ratio cut)边缘检测分割模型对高分辨率遥感影像分割时存在过分割和模糊边缘敏感性问题,提出了一种多尺度 R - cut(Multi-scale ratio cut, MSR - cut)的遥感影像边缘检测分割方法。首先,采用形态重建的分水岭分割算法对影像过分割,形成多个超像素区域;然后计算并提取影像各个区域的纹理特征信息熵值、光谱特征与邻域均值差分归一化值,分别进行同质性和异质性的有效衡量;并构建评价函数获取最优分割尺度,对这些超像素区域进行初步合并,得到影像的粗分割结果;最后结合各地物的边界权重信息,从全局角度用 R - cut 的方法对粗分割结果进一步合并,完成对影像的精细分割,生成最终的分割结果。实验选取 5 个不同场景的高分辨率遥感影像,采用定性和定量两种方法对比分析本文方法与传统 R - cut 边缘检测分割、Spectral - Rcut 边缘检测分割和 Textured - Rcut 边缘检测分割方法。实验结果表明,MSR - cut 边缘检测分割方法能够有效提高分割精度,增强噪声鲁棒性,可取得较好的分割视觉效果。

关键词:高空间分辨率;遥感影像;边缘检测分割;多尺度 R - cut

中图分类号:P237　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2021)08-0154-09　　**OSID**:

Edge Detection Segmentation Method for High Spatial Resolution Remote Sensing Image Based on MSR - cut

YANG Zenan[1]　NIU Haipeng[1,2]　HUANG Liang[3,4]　WANG Xiaoxuan[1]　LIU Ke[5]

(1. *School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo* 454005, *China*
2. *Research Centre of Arable Land Protection and Urban-rural High-quality Development of Yellow River Basin, Jiaozuo* 454005, *China*
3. *Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming* 650093, *China*
4. *Surveying and Mapping Geo-Informatics Technology Research Center on Plateau Mountains of Yunnan Higher Education, Kunming* 650093, *China*
5. *Institute of Remote Sensing Application, Sichuan Academy of Agricultural Sciences, Chengdu* 610066, *China*)

Abstract: Aiming at the over-segmentation and fuzzy edge sensitivity problems of the R - cut (Ratio cut) edge detection segmentation model for high-resolution remote sensing image segmentation, a multi-scale R - cut (Multi-scale ratio cut, MSR - cut) method was proposed for remote sensing image edge detection and segmentation. Firstly, the watershed segmentation algorithm of morphological reconstruction was used to over-segment the image to form multiple super-pixel regions; then the texture feature information entropy value, spectral feature and neighborhood mean difference normalized value of each region of the image were calculated and extracted, and the same was performed respectively. Effective measurement of qualitative and heterogeneity was made; and an evaluation function was constructed to obtain the optimal segmentation scale, and initially merged these super-pixel regions to obtain the rough segmentation result of the image; finally, combined the boundary weight information of various objects, and R was used from a global perspective. The R - cut method further merged the coarse segmentation results, the fine segmentation of the image was completed, and the final segmentation result was generated. The

收稿日期:2021 - 01 - 14　修回日期:2021 - 03 - 11

基金项目:国家自然科学基金项目(41371524)、四川省应用基础研究(面上)项目(2017JY0284)和四川省省院省校合作(重点)项目(2018JZ0054)

作者简介:杨泽楠(1995—),女,博士生,主要从事遥感影像处理研究,E-mail:yznhpu_home@163.com

通信作者:牛海鹏(1974—),男,教授,博士生导师,主要从事土地资源研究,E-mail:niuhaipeng@126.com

experiment selected high-resolution remote sensing images of different scenes, and the method was compared and analyzed with traditional R－cut edge detection segmentation, Spectral－Rcut edge detection segmentation and Textured－Rcut edge detection segmentation methods by using qualitative and quantitative methods. Experimental results showed that the MSR－cut edge detection segmentation method can effectively improve segmentation accuracy, enhance noise robustness, and achieve better segmentation visual effects.

Key words: high spatial resolution; remote sensing image; edge detection segmentation; mutli-scale ratio cut

0　引言

为了将影像像元按照一定的标准分割成不同的连通区域，简化影像的表达形式，从复杂的影像信息中提取出简化的并且利于后续处理分析的有用信息[1－5]。目前提出了较多的影像分割算法，但由于高空间分辨率遥感影像中地物多样性引起的噪声、背景、信噪比和强度不均匀性等因素，使得采用传统分割方法完成复杂影像分割任务仍具有难度[6]。

近年来，研究的主要影像分割方法为基于边缘的分割、基于阈值的分割和基于区域的分割。基于边缘的分割可以表现不同物体边界的物理现象，作为影像后期加工的重要依据。国内外学者对其进行了相应的研究，文献[7－9]的方法对噪声都比较敏感，在检测边缘的同时很难较好地去除噪声，而且并不能准确检测出地物边缘。

基于阈值的分割可以根据地物灰度进行影像分割，该方法实现简单，对于不同类的物体灰度或其他特征值相差很大时，能有效地对影像进行分割。因此，选取合适的阈值是关键。国内外学者对阈值的选取进行了研究[10－12]，但受到噪声和影像灰度的影响，当灰度直方图没有明显的峰谷宽度时，图像灰度差不明显，灰度范围有较大重合，此方法的分割结果会受到很大影响，通常难以获得准确的分割结果。

基于区域分割法的多尺度区域分割和图论区域分割，因其具有很强的去噪声能力和灵活性而受到广泛关注。部分学者采用多尺度区域分割的方法对影像进行分割，该方法能定量确定不同地物的最佳分割尺度，以增强对目标物的分割效果[13－16]。上述多尺度的分割方法对尺度参数过于依赖，并且只考虑了像元的灰度，因此在实际应用中对影像的整体把握容易失准，更易被噪声影响。因此，部分学者采用图论区域分割的方法对影像分割，该方法在影像亮度小幅度变化的情况下，仍能稳定地分割目标物体[17－22]。上述图论的分割方法虽然降低了噪声影响，提高了分割精度，但是降低了分割效果边界与真实地物边界吻合度。

为了有效提高不同地物边界分割准确性，提出一种多尺度 R－cut(Multi-scale ratio cut，MSR－cut)的遥感影像边缘检测分割方法。采用形态重建的分水岭分割算法将影像分割成多个超像素区域；根据各个子区域的纹理特征信息熵和光谱特征与邻域均值差分归一化，建立评价函数 RMNE，对影像进行粗分割；利用 MSR－cut 边缘检测分割方法对影像进行精细分割。

1　分割方法

首先对高空间分辨率遥感影像进行形态学构建；采用分水岭变换算法对高空间分辨率遥感影像进行过分割，生成超像素区域；提取区域内地物表征各超像素的纹理特征信息熵、光谱特征与邻域均值差分归一化；计算各超像素的特征值构建评价函数 RMNE，获取最优尺度，得到粗分割结果；采用 MSR－cut 边缘检测算法对超像素区域进行多尺度聚类合并，得到最终的分割结果，分割流程如图 1 所示。

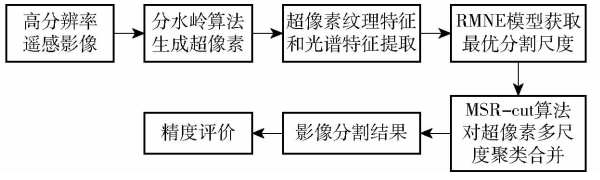

图 1　分割流程图

Fig. 1　Flow chart of segmentation

1.1　分水岭变换算法

分水岭变换算法是根据计算影像的局部极小值进行相邻区域搜索，获取不同地物分水岭线，是一种快速分割算法[23]。由于算法会受到影像噪声的影响，易形成过分割。为解决该问题，提出了一种形态梯度重建的分水岭算法。该算法引入了 MGR 的方法抑制噪声，去除影像中无用梯度细节，可以有效地保留地物的边界细节，可以在较短时间内获得较好的分割效果。本文的分水岭算法具体步骤如下：①对影像进行形态学梯度影像重建。②对重建后的影像进行分水岭算法分割。设定遥感影像为 $f(x,y)$，影像梯度为 $g(x,y)$。对输入影像 $f(x,y)$ 进行开运算和腐蚀操作，$g(x,y)$ 定义为

$$g(x,y) = O_B^{(rec)}[(g \circ b)] - K \tag{1}$$

其中 $$O_B^{(rec)}[(g\circ b)]=D_B^{(rec)}(g,f) \tag{2}$$

$$K=f\ominus b(x,y) \tag{3}$$

式中 $b(x,y)$——圆盘状结构元素

$\ominus$——灰度形态学腐蚀运算符号

K——腐蚀运算函数

$O_B^{(rec)}$——形态学开运算函数

分水岭分割是根据区域的极小值确定分割线。实验通过对重建后的梯度影像进行分水岭变换,即通过 K 和 $O_B^{(rec)}[(g\circ b)]$ 修正了该分割区域范围,进行分水岭分割。构建形态学开运算,是为了减少噪声干扰造成的分水岭线偏移,使其具有准确的轮廓定位能力,明显改善分水岭过分割现象。具体步骤为:计算影像梯度;梯度影像重建;对重建后的梯度影像进行分水岭变换。

1.2 最优尺度下的多尺度边缘检测分割

1.1 节对影像进行了分水岭变换处理,通过利用梯度重建抑制过分割,一定程度上降低了噪声干扰和后续计算复杂度。但没能充分考虑地物边界的同质性和异质性带来的不稳定,使得分割结果的轮廓贴合度较差,对于不规则的超像素区域分割较为破碎,分割精度较低。

融合最优尺度下的多尺度分割能有效解决地物边界的差异且轮廓的贴合度较高。最优分割尺度是指分割后影像对象与地物目标轮廓相当,大小接近,对象多边形既不能太破碎,也不能边界模糊,且光谱变异情况较小,影像对象内部同质性尽量高,不同类别对象之间的异质性尽量大[24]。传统最优尺度的分割方法主要根据影像的光谱标准差和莫兰指数选取最优尺度,但没有利用高空间分辨率遥感影像的地物特征,忽略了地物与地物之间的异质性,对地物空间分布性考虑不足。基于此,本文采用毛宁等[25]提出的 RMNE 多尺度分割对过分割结果进行粗分割,该方法通过影像地物同质性和异质性分割,有效解决了影像中欠分割问题。对象信息熵归一化值为

$$F(E)=\frac{E-E_{\min}}{E_{\max}-E_{\min}} \tag{4}$$

式中 $F(E)$——对象信息熵归一化值

E——不同分割尺度对象层的信息熵平均值

$E_{\max}$——不同分割尺度对象层的信息熵平均值的最大值

$E_{\min}$——不同分割尺度对象层的信息熵平均值的最小值

为了提取各地物之间的光谱差异,确定不同地物的边界范围。提取光谱特征与邻域均值差分归一值 $F(G_L)$,计算式为

$$F(G_L)=\frac{G_L-G_{L\min}}{G_{L\max}-G_{L\min}} \tag{5}$$

其中

$$G_L=\frac{\sum_{i=1}^{m}B_i\mid G_H-G_{Li}\mid}{B} \tag{6}$$

式中 G_L——L 波段单个尺度分割对象光谱均值与邻域光谱均值差分的绝对值

G_H——当前对象所有像素的光谱平均值

B——当前对象的边界长度

m——与目标对象直接相邻的对象个数

B_i——当前对象和第 i 个直接相邻对象的公共边界长度

G_{Li}——当前对象的第 i 个直接相邻对象的光谱平均值

$G_{L\max}$——不同分割尺度对象层的对象与邻域均值差分绝对值平均值的最大值

$G_{L\min}$——不同分割尺度对象层的对象与邻域均值差分绝对值平均值的最小值

分割评价函数为

$$RMNE=\frac{F(G_L)}{F(E)} \tag{7}$$

在分割尺度确定实验中,当分割尺度大于某种类别时,影像内包含不同的地物类别,$F(E)$ 变大,与相邻对象之间的离散程度变小,$F(G_L)$ 减小,故 RMNE 较小;当分割尺度等于某种类别时,影像中包含相同的类别,$F(E)$ 较小,相邻对象属于不同的类别目标,$F(G_L)$ 较大,则 RMNE 较大;当分割尺度小于某种类别时,影像内包含相同的地物类别,$F(E)$ 较大,与相邻对象之间的离散程度较小,$F(G_L)$ 较小,故 RMNE 较小。

最优尺度下的多尺度分割算法流程如图 2 所示,具体步骤如下:输入分水岭过分割影像 $f(x,y)$;根据式(4)计算出纹理特征的信息熵 $F(E)$,根据式(5)、(6)计算出光谱特征与邻域均值差分归一值 $F(G_L)$;根据式(7)计算 RMNE,构建评价函数,选取最优分割尺度,获取最优尺度下分割的影像对象集 G_i。

1.3 R-cut 理论与方法

基于 RMNE 最优尺度下的多尺度分割虽考虑到影像地物空间分布和光谱信息的特性,但分割结果仍存在过分割和边缘模糊的问题。R-cut 分割是一种基于图论的边缘检测比率分割方法,该方法根据影像的地物邻域信息和能量函数有效防止过分割和边缘模糊[26]。因此,在 RMNE 最优尺度下多尺度分割方法的基础上,结合 R-cut 分割方法,通过集成两者的优势,有效提高分割精度,保证地物边缘

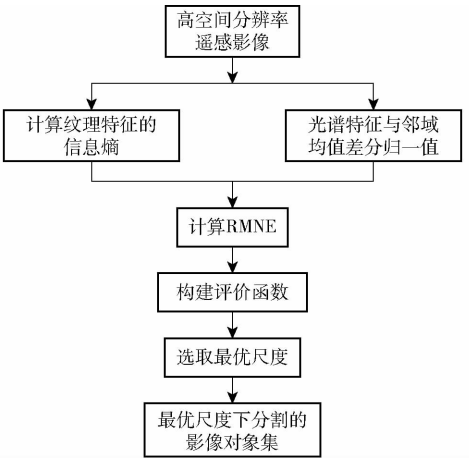

图 2　最优尺度算法流程图

Fig. 2　Flow chart of optimal scale algorithm

保持清晰。不同地物相关联的权重集表达式为

$$w_1(u,v) = T(G_i,E) - \frac{G_i}{2\pi}\mathrm{e}^{-\frac{G_i^2+E^2}{2}} \tag{8}$$

$$w_2(u,v) = T(G_i,E) - \frac{E}{2\pi}\mathrm{e}^{-\frac{G_i^2+E^2}{2}} \tag{9}$$

式中　$w_1(u,v)$——第 1 个边界权重

$w_2(u,v)$——第 2 个边界权重

根据 R－cut 标准的能量函数表达式，计算各地物边界，获取最终分割影像。

$$R-cut(A,B) = \frac{d_1(A,B)}{d_2(A,B)} \tag{10}$$

其中

$$\begin{cases} d_1(A,B) = \sum\limits_{u\in A,v\in B,(u,v)\in E} w_1(u,v) \\ d_2(A,B) = \sum\limits_{u\in A,v\in B,(u,v)\in E} w_2(u,v) \end{cases} \tag{11}$$

式中　A、B——两个不同的影像地物

$d_1(A,B)$、$d_2(A,B)$——使用两种权重运算方法计算的切割集能量

u——A 的顶点　　v——B 的顶点

R－cut 算法流程如图 3 所示。

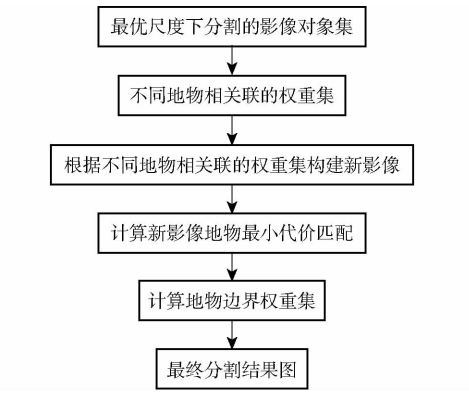

图 3　MSR－cut 流程图

Fig. 3　Flow chart of multi-scale ratio cut

（1）输入最优尺度下分割的影像对象集和所有相邻区域的边界集，计算不同地物相关联的权重集。由于影像对象集 G_i 的地物最小比率切割与双影像对象集 G_{id} 的地物最小比率环路之间存在一对一的对应关系。因此，计算影像对象集 G_i 的不同地物相关联的权重集的问题可以转换为计算双影像对象集 G_{id} 的不同地物相关联的权重集的问题。由于双影像对象集 G_{id} 的 $G_{id}(b)$ 表示地物具有线性转换 c_{d11}，其中 c_{d11} 计算式为 $c_{d11} = c_{d1} - c_{d2}$，$c_{d1}$ 和 c_{d2} 是双影像对象集 G_{id} 的权重转换函数。权重转换函数不会改变双影像对象集 G_{id} 的地物最小比例环路，因此不会改变影像对象集 G_i 的地物最小比例切割。只有地物最小环路 $G_{id}(b^*)$ 为零值时，双影像对象集 G_{id} 的地物环路的最小比率包含地物最小环路比率 b^*。因此，计算双影像对象集 G_{id} 的不同地物相关联的权重集的问题就可以转换为计算双影像对象集 G_{id} 的不同地物相关联的权重集的问题。

（2）依据不同地物相关联的权重集，将双影像对象集 G_{id} 构造一个新影像 $G_{dd}(G_{id},E_d)$，根据式（8）、（9）计算其最小代价匹配和地物边界权重，最后根据能量函数式（10）、（11）计算不同地物边界，获取最终分割结果图。当且仅当双影像对象集 G_{id} 具有最小代价匹配时，影像对象集 G_i 包含负代价循环。从影像对象集 G_i 到影像双影像对象集 G_{id}，具体转换原理如下：对于影像对象集 G_i 的每个地物顶点 u_1，双影像对象集 G_{id} 包含该地物两个顶点 u_{d1}、u_{d2} 和一个边界 (u_{d1},u_{d2})，其权重等于零；对于影像对象集 G_i 的每个地物边界 (u_1,u_2)，双影像对象集 G_{id} 包含该地物 2 个相应的顶点 u_v 和 v_u 以及 5 个相应的地物边界，地物边界的权重分别为 0、$w(u_1,v_1)/2$、$w(v_1,u_1)/2$、$w(v_1,u_1)/2$、$w(u_1,v_1)/2$。

2　实验

2.1　实验数据

为了验证提出方法的有效性，共选取了 5 个高空间分辨率遥感影像，其中前 4 个为无人机遥感影像[27]，该影像来自新西兰市，均包含蓝、绿和红 3 个波段，空间分辨率均为 0.3 m。前 3 个影像记做 I1、I2 和 I3，尺寸均为 512 像素×512 像素，第 4 个影像简称 I4，尺寸为 2 501 像素×2 124 像素。第 5 个影像为国产自主卫星高分 2 号（GF－2），简称 I5，经过处理后包含蓝、绿和红 3 个波段，空间分辨率为 4 m，尺寸为 3 801 像素×2 414 像素。

如图 4 所示，影像中主要包含建筑物、水体和道路等地物。该 3 种地物的尺寸和形状各异。I1、I2 和 I3 为建筑区密集区域，建筑物类型、形状复杂，内部纹理结构丰富。I4 和 I5 比前 3 个影像面积大，地物丰富、分辨率较高，地物边界清晰，且光谱信息更



图 4 遥感影像

Fig. 4 Remote sensing images

加丰富,如道路、建筑物和水体。

2.2 评价方法

为了验证实验结果的准确性,结合定性和定量进行精度评定。定性分析是对比分割后影像的边界附着度、形状异质度、过分割和欠分割的状况。定量分析是利用区域灰度一致性 R_u、峰值信噪比 P_s、分割精度 P_r[28] 和召回率 R_e[29] 对传统 R-cut、Spectral-Rcut、Textured-Rcut 边缘检测算法和本文方法进行对比评价。

2.3 超像素分割实验结果

采用分水岭(Watershed,WS)、简单线性迭代(Simple linear iterative clustering,SLIC)、均值漂移(Mean shift,MS)算法对 5 个原始影像超像素分割,其中 WS 算法的分割结果与种子点选取有关,因此,WS 算法是以梯度小于 3 的点作为种子点(图 5b、5f、5j、5n、5r);MS 算法分割阈值为 0.6 得到的分割影像(图 5d、5h、5l、5p、5t);SLIC 算法设定为 600 超像素作为实验结果(图 5c、5g、5k、5o、5s)。图 5a、5e、5i、5m、5q 为通过目视解译的方法生成的参考影像。

由图 5 可知,在地物光谱颜色相似时,如道路和建筑物,MS 算法难以区分地物边界,边界附着率较

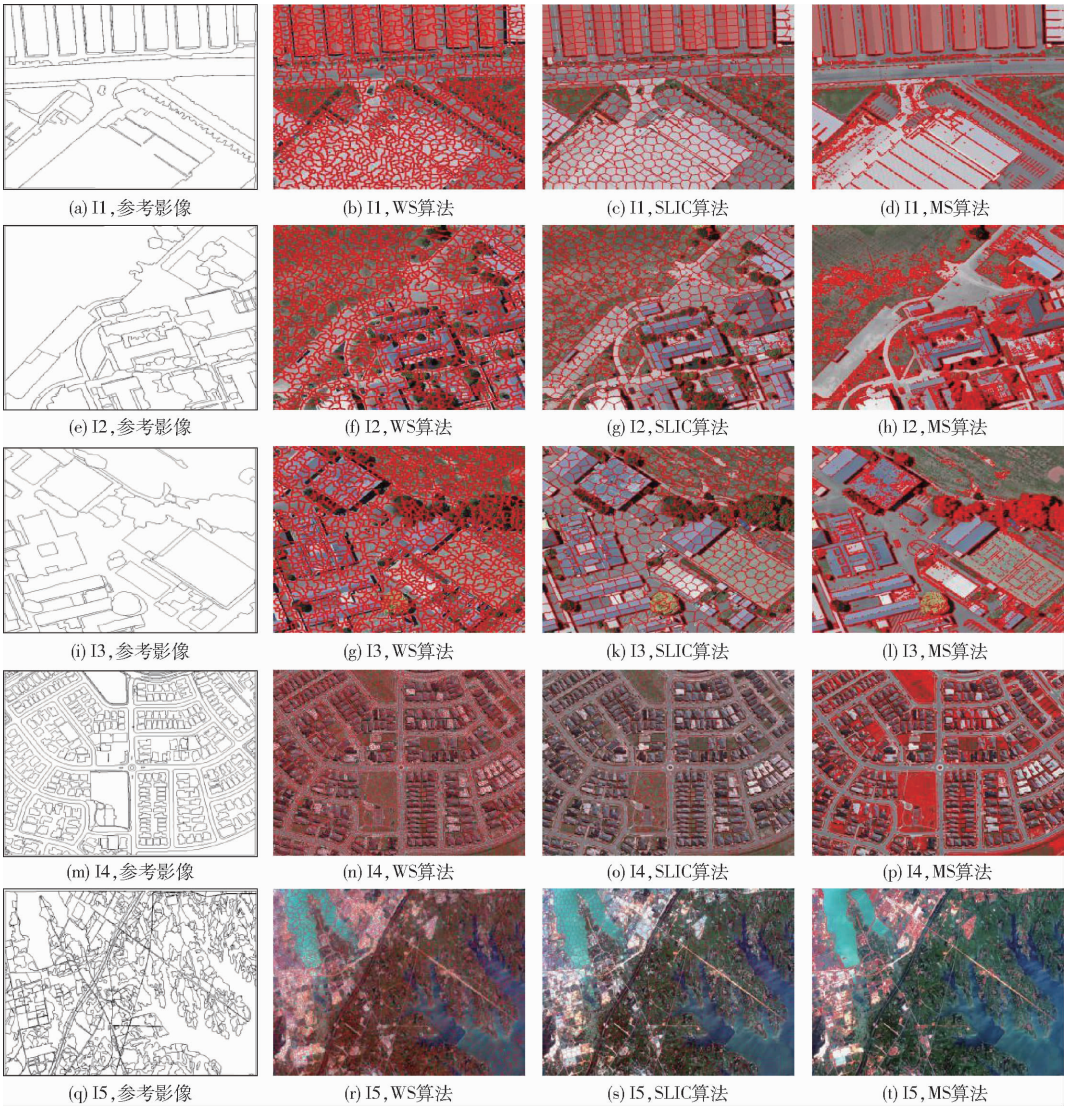

图 5 过分割实验结果

Fig. 5 Experimental results of oversegmentation

低；WS 算法和 SLIC 算法的分割结果解决了地物边界附着率较低的问题，能够较好地表达地物光谱形状特征。由图 6 可知，WS 算法耗时小于 SLIC 算法和 MS 算法。根据分析结果，WS 算法分割是一种高效率、地物边界附着率较高的算法。综上所述，采用 WS 算法对影像过分割。

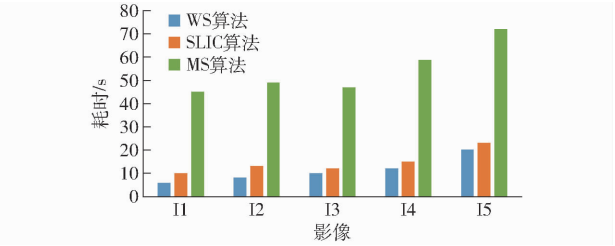

图 6　过分割耗时

Fig. 6　Time of oversegmentation

2.4　RMNE 最优尺度选取

将分割参数最小值设置为 10，最大值设置为 100，分割尺度步长为 10 依次递增，计算每个尺度下的 RMNE，结果如图 7 所示。

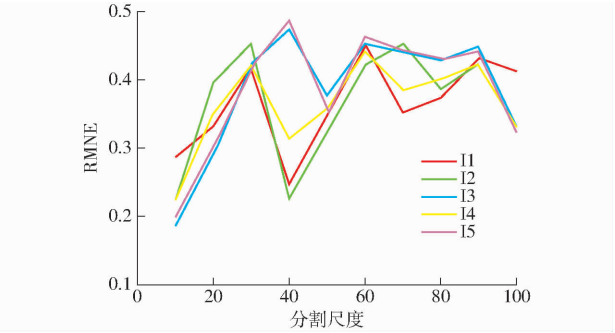

图 7　RMNE 结果

Fig. 7　Result of RMNE

由图 7 可知，I1、I4 和 I5 最优分割尺度为 30、60 和 90；I2 最优分割尺度为 30、60 和 70；I3 最优分割尺度为 40、60 和 90。通过结合目视判断，I1、I2 和 I3 在分割尺度为 60 最优；I4 和 I5 在尺度 90 最优。

2.5　影像边缘检测分割实验

2.5.1　第 1 组实验结果

为了更准确、客观地评价算法的分割结果，对 WS 算法过分割影像进行传统 R－cut、Spectral－Rcut、Textured－Rcut 边缘检测算法和本文方法进行区域合并，边界权重分别为 0.52、0.75 和 0.69。分割结果如图 8 和表 1 所示。

由 I1 影像的分割结果可知，传统 R－cut 边缘检测算法（图 8a）分割影像中产生了大量的噪声和过分割现象，地物边缘模糊，证明该方法难以区分出光谱和纹理相似的地物，因而出现过分割现象，如图中圆圈所示；Spectral－Rcut（图 8b）、Textured－Rcut（图 8c）边缘检测算法使得过分割得到优化，但是小尺度地物依然存在过分割现象。本文方法（图 8d）中道路和房屋被完整分割，植被也得到了更好的合并，说明了本文方法的优越性。

由 I2 影像的分割结果可知，传统 R－cut 算法（图 8e）分割产生了大量的噪声，且存在过分割问题；Spectral－Rcut（图 8f）、Textured－Rcut（图 8g）边缘检测算法虽然通过结合光谱和纹理特征减少了过分割，但影像过分割的问题仍未得到较好解决，如植被还是不能被完整分割，如图中圆圈所示，主要是因为植被与道路的边界不明确造成的。本文方法（图 8h）有效地抑制了噪声产生的过分割问题，使得

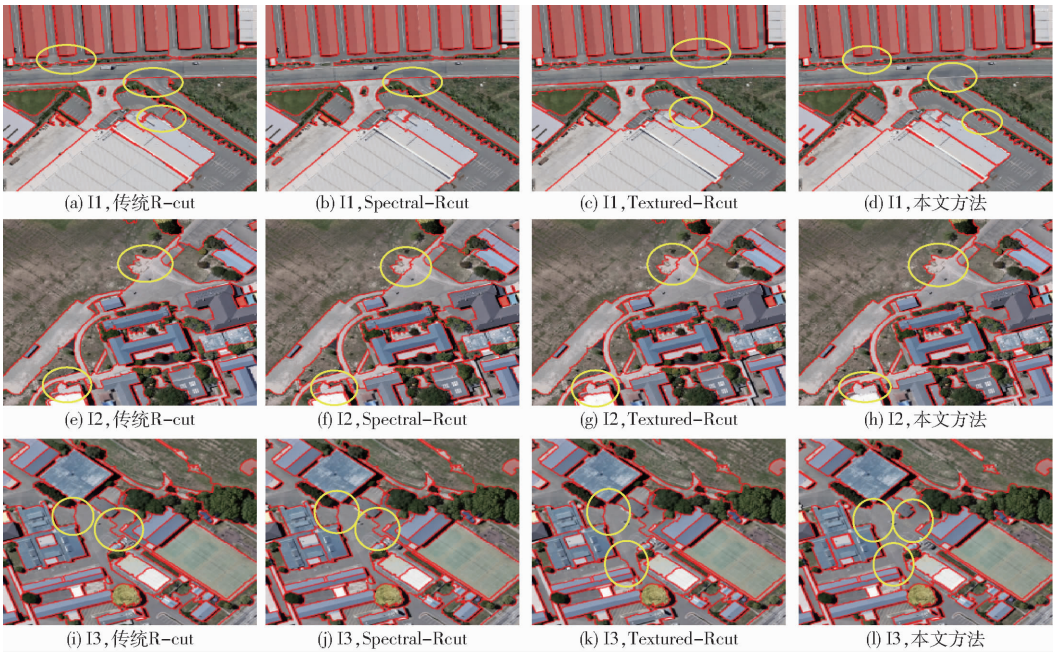

图 8　实验结果

Fig. 8　Experimental results

表 1 3 个影像分割评估结果

Tab. 1 Three-view image segmentation evaluation results

分割方法	I1				I2				I3			
	R_u	P_s	P_r	R_e	R_u	P_s	P_r	R_e	R_u	P_s	P_r	R_e
传统 R - cut	0.752 6	32.121 2	0.795 3	0.801 2	0.732 4	32.214 5	0.802 3	0.823 6	0.823 6	32.112 3	0.812 5	0.798 5
Spectral - Rcut	0.831 2	31.256 4	0.836 5	0.853 6	0.853 6	31.889 5	0.863 2	0.881 2	0.859 8	31.562 4	0.842 3	0.836 5
Textured - Rcut	0.812 5	32.245 6	0.842 3	0.884 2	0.842 6	32.114 2	0.852 3	0.873 6	0.877 6	32.225 4	0.863 2	0.852 7
本文方法	0.926 3	32.985 0	0.903 3	0.932 1	0.901 5	32.884 8	0.910 3	0.932 2	0.933 5	32.99 6	0.920 4	0.943 6

分割结果较为理想。

由 I3 影像分割结果可知,传统 R - cut(图 8i)、Spectral - Rcut(图 8g)、Textured - Rcut(图 8k)边缘检测算法边界产生了大量过分割现象,尤其是道路和房屋,如图中圆圈所示,由于分割区域地物交界处存在边界不明确的情况;本文方法(图 8l)能较好地考虑地物特性,增强了像素类属的表达,从而优化地物边界分割效果,使得与参考影像一致。

由表 1 可知,本文方法分割精度优于其他 3 种分割方法。相比于 I2 和 I3 的实验结果,I1 实验中的分割效果最优,这主要是因为 I1 中地物内部光谱细节简单,边界明显,轮廓单一,便于判别。

2.5.2 第 2 组实验结果

与 I1、I2 和 I3 影像相比较,I4 和 I5 影像地物丰富、纹理信息充足、轮廓更清晰,边界信息更明显,边界权重分别为 0.46 和 0.63。分割结果如图 9 所示。其中,传统 R - cut(图 9a)、Spectral - Rcut(图 9b)、Textured - Rcut(图 9c)边缘检测算法和本文方法(图 9d)的分割结果中方框区域为房屋、草地、裸地和道路等地物,图 9e ~ 9h 对典型区域进行放大,更直观地看出分割结果。由 I4 影像的分割结果可知,采用传统 R - cut 边缘检测分割过分割现象严重,地物分布越密集,过分割现象越严重,地物尺度越小,地物分割越破碎;Spectral - Rcut 和 Textured - Rcut 边缘检测分割效果比传统 R - cut 边缘检测分割要好,但包含大量的噪声点,且建筑和非建筑区域合并到一起,分割线出现了严重的偏移;本文方法对密集居民房屋、道路、大块绿地等分割均得到了比较理想的分割结果,更加贴近地物的实际边界。

由 I5 影像分割结果可知,传统 R - cut(图 9i)、Spectral - Rcut(图 9j)、Textured - Rcut(图 9k)边缘检测算法和本文方法(图 9l)的分割结果中黄色方

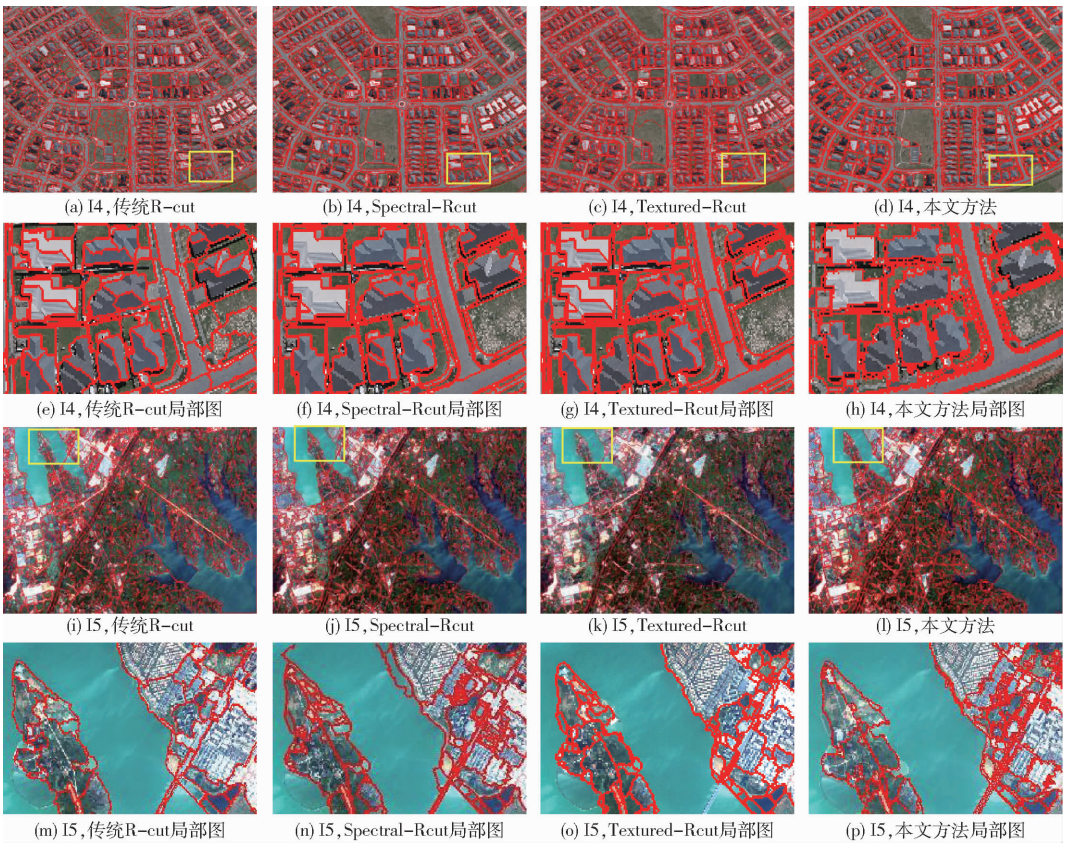

图 9 实验结果

Fig. 9 Experimental results

框区域为包含水体、建筑物、植被和道路等地物的典型区域，图 9m～9p 为典型区域放大图。其中，传统 R－cut 边缘检测分割难以区分出光谱和纹理相似的地物，因而出现大量过分割现象；Spectral－Rcut 和 Textured－Rcut 边缘检测分割效果虽然减少了过分割现象，但过分割的问题还是未得到较好解决，主要是由于建筑物、道路之间的光谱差异性不明显；本文方法较好地区分了建筑物和道路，并能在一定程度上反映地物的外形特征分割结果。

由表 2 可知，I4 得到的分割效果较好。在 I4 分割的评价结果中，与其他 3 种分割结果相比，分割精度最高，分割效果最优。从图 9d 中可以看出，本文方法可以将建筑物、道路、绿地等很好地区分开。在 I5 分割的评价结果中，本文方法分割结果评价优于其他 3 种算法。但 I5 的分割效果不优，主要因为第 5 组实验图幅面积大、地物复杂多样、边界不明确。但是本文的分割结果精度比其他 3 种方法明显较优，说明本文方法能够有效防止椒盐噪声、过分割和欠分割的问题，适用于分割区域范围较大的影像。

相比于第 2 组的分割结果，第 1 组精度更高。

表 2　2 个影像分割评估结果

Tab. 2　Two-view image segmentation evaluation results

分割方法	I4				I5			
	R_u	P_s	P_r	R_e	R_u	P_s	P_r	R_e
传统 R－cut	0.795 3	32.121 2	0.789 3	0.831 0	0.795 3	32.214 5	0.793 5	0.804 6
Spectral－Rcut	0.832 5	31.256 4	0.842 5	0.863 2	0.863 2	31.889 5	0.842 3	0.869 5
Textured－Rcut	0.856 3	32.245 6	0.853 6	0.842 3	0.842 3	32.114 2	0.863 6	0.832 6
本文方法	0.922 3	32.985 0	0.923 1	0.991 2	0.924 6	32.884 8	0.902 3	0.902 5

主要是因为第 2 组实验中地物种类多、纹理和轮廓复杂、边界模糊，所以分割难度更高。I5 影像的评价结果下降主要受到实验图幅面积增加的影响，并且要兼顾的地物更多，分割的尺度更加难把握。从 3 种分割方法的对比可知，影响影像分割精度的因素包括区域分辨率、分割区域范围、地物分布情况以及边界准确性等。

3　结束语

提出了一种 MSR－cut 边缘检测分割方法，对高空间分辨率遥感影像进行形态学梯度影像重建的分水岭变换分割，在保证足够的影像细节特征信息基础上，使得到的超像素尽可能少。将超像素纹理信息和光谱信息构建评价方法，完成对影像进行增强和把光谱、纹理特征融合到分割算法中。采用 R－cut 方法完成对影像的精细分割，生成最终的分割结果。实验结果表明：利用分水岭变换的方法生成超像素，提高了算法效率，克服了噪声对影像分割的影响；本文提出方法分割精度高于传统 R－cut 边缘检测分割、Textured－Rcut 边缘检测分割和 Spectral－Rcut 边缘检测分割 3 种方法，且更适用于高空间分辨率遥感影像。

参　考　文　献

[1] JEONG D, HWANG J, KANG B, et al. A new iris segmentation method for non-ideal iris images[J]. Image Vision Comput, 2010, 28(2):254－260.

[2] WANG Lingfeng, PAN Chunhong. Robust level set image segmentation via a localcorrentropy-based K-means clustering[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(5):1917－1925.

[3] TOMAS G, ALBERT E P, COLLETTE C. Annealing and the normalized-cut[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(2):592－606.

[4] ASHISH K B, IMMADISETTY V. A context sensitive energy thresholding based 3D Otsu function for image segmentation using human learning optimization[J]. Applied Soft Computing Journal, 2019, 82:105570.

[5] 宋晶. 高空间分辨率遥感影像语义分割方法研究[D]. 昆明：昆明理工大学, 2018.
SONG Jing. Semantic segmentation of high spatial resolution remote sensing images [D]. Kunming: Kunming University of Technology, 2018. (in Chinese)

[6] LEI Tao, JIA Xiaohong, ZHANG Yanning, et al. Superpixel-based fast fuzzy c-means clustering for color image segmentation [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 27(9):1753－1766.

[7] 曲迎东, 崔成松, 陈善本, 等. Soble－Zernike 矩亚像素边缘算子的影响因素分析[J]. 光电工程, 2005(7):71－73.
QU Yingdong, CUI Chengsong, CHEN Shanben, et al. Analysis of the influencing factors of the Soble－Zernike moment subpixel edge operator[J]. Photoelectric Engineering, 2005(7):71－73. (in Chinese)

[8] YAMINI B, SABITHA R. Image steganalysis: adaptive color image segmentation using Otsu's method [J]. Journal of Computational & Theoretical Nanoscience, 2017, 14(9):4502－4507.

[9] ZHOU Rigui, LIU Daqian. Quantum image edge extraction based on improved sobel operator[J]. International Journal of Theoretical Physics, 2019, 58(9):1－17.

[10] 兰蓉, 闫召阳. 基于中心扰动的区间值模糊集图像阈值分割算法[J]. 计算机应用研究, 2021,38(5):1 - 7.
LAN Rong, YAN Zhaoyang. Interval-valued fuzzy set image threshold segmentation algorithm based on central disturbance [J]. Application Research of Computers, 2021,38(5):1 - 7. (in Chinese)
[11] LAURA D, ROA W, ALEXANDER M A, et al. Iterative threshold segmentation for PET target volume delineation[J]. Medical Physics, 2010, 34(4):1253 - 1265.
[12] HUO Fengcai, LIU Yang, WANG Di, et al. Bloch quantum artificial bee colony algorithm and its application in image threshold segmentation[J]. Signal Image and Video Processing, 2017, 11(12):1 - 8.
[13] CHOI H, BARANIUK R. Multiscale document segmentation using wavelet domain hidden Markov models[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2001, 10(9):1309 - 1321.
[14] 蔡利平, 史文中, 张华, 等. 边缘走向自适应的多尺度分水岭分割算法[J]. 中国矿业大学学报,2015,44(4):739 - 746.
CAI Liping, SHI Wenzhong, ZHANG Hua, et al. Multiscale watershed segmentation algorithm with adaptive edge-to-edge orientation[J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2015, 44(4): 739 - 746. (in Chinese)
[15] 王玉, 李玉, 赵泉华. 基于区域的多尺度全色遥感图像分割[J]. 控制与决策, 2018,33(3):535 - 541.
WANG Yu, LI Yu, ZHAO Quanhua. Region-based multi-scale panchromatic remote sensing image segmentation [J]. Control and Decision-Making, 2018,33(3): 535 - 541. (in Chinese)
[16] 熊昌镇, 智慧. 融合多尺度信息的弱监督语义分割及优化[J]. 通信学报, 2019, 40(1):163 - 171.
XIONG Changzhen, ZHI Hui. Weak supervised semantic segmentation and optimization with multi-scale information fusion [J]. Journal of Communications,2019,40(1):163 - 171. (in Chinese)
[17] SHARON E, GALUN M, SHARON D, et al. Hierarchy and adaptivity in segmenting visual scenes[J]. Nature, 2006, 442 (7104):810 - 813.
[18] MORRIS O J, LEE M D J, CONSTANTINIDES A G. Graph theory for image analysis: an approach based on the shortest spanning tree[J]. Commuications, Radar and Signal Processing, 2010, 133(2):146 - 152.
[19] 廖一鹏, 王卫星. 结合非下采样 Contourlet 变换的改进图论 MST 图像分割[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2017, 45(7):143 - 152.
LIAO Yipeng, WANG Weixing. Improved graph theory MST image segmentation based on non-downsampling Contourlet transform[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2017, 45(7):143 - 152. (in Chinese)
[20] HOCHBAUM D S. Polynomial time algorithms for ratio regions and a variant of normalized cut[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5):889 - 898.
[21] 郑晨, 孙丁茜, 陈晓惠. 基于多尺度区域粒度分析的遥感图像分割[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(7):1912 - 1916.
ZHENG Chen, SUN Dingqian, CHEN Xiaohui. Remote sensing image segmentation based on multi-scale regional granularity analysis [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(7):1912 - 1916. (in Chinese)
[22] 刘丙涛, 田铮, 李小斌, 等. 基于图论 Gomory - Hu 算法的 SAR 图像多尺度分割[J]. 宇航学报, 2008(3):1002 - 1007.
LIU Bingtao, TIAN Zheng, LI Xiaobin, et al. SAR image multi-scale segmentation based on graph theory Gomory - Hu algorithm [J]. Journal of Astronautics, 2008(3): 1002 - 1007. (in Chinese)
[23] MU Y, ZHOU G, WANG H. Canopy Idar point cloud data k-means clustering watershed segmentation method[J]. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2020:67 - 73.
[24] LI Weikang, HUAN Jianxin, LI Jinjin, et al. Matrix representation of optimal scale for generalized multi-scale decision table [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2020, 10(14):1 - 11.
[25] 毛宁, 刘慧平, 刘湘平, 等. 基于 RMNE 方法的多尺度分割最优分割尺度选取[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(2):10 - 16.
MAO Ning, LIU Huiping, LIU Xiangping, et al. Selection of optimal segmentation scales for multi-scale segmentation based on RMNE method [J]. Land and Resources Remote Sensing, 2019, 31(2):10 - 16. (in Chinese)
[26] 要秀宏. 面向对象方法在工业固体废物遥感影像分类中的应用研究[D]. 银川:北方民族大学,2014.
YAO Xiuhong. Applied research in remote sensing image classification of industrial solid waste used by object-oriented approach[D]. Yinchuan: Beifang University of Nationalities, 2014. (in Chinese)
[27] JI Shunping, WEI Shiqing, LU Meng. Fully convolutional networks for multi-source building extraction from an open aerial and satellite imagery dataset [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018,57(1):574 - 586.
[28] 沈瑜,苑玉彬,彭静,等. 基于深度学习的寒旱区遥感影像河流提取[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(7):192 - 201.
SHEN Yu, YUAN Yubin, PENG Jing, et al. River extraction from remote sensing images in cold and arid regions based on deep learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(7):192 - 201. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20200722&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.022. (in Chinese)
[29] 侯蒙京,殷建鹏,葛静,等. 基于随机森林的高寒湿地地区土地覆盖遥感分类方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020,51(7):220 - 227.
HOU Mengjing, YIN Jianpeng, GE Jing, et al. Land cover remote sensing classification method of alpine wetland region based on random forest algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(7):220 - 227. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20200725&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.025. (in Chinese)