

对象置信度指引下的高分辨率遥感影像分割^{*}

王超¹, 行鸿彦¹, 熊允波², 石爱业², 谢亚琴¹

(1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044; 2. 河海大学计算机与信息学院 南京 211100)

摘要:如何减小分割结果与实际地理对象间的差异,是目前高分辨遥感影像分割中面临的一个难点问题。为此,构建了一种新的对象置信度(OC)指标来衡量任意区域与地理对象间的匹配程度,进而提出了一种面向地理对象的多尺度分割算法。该算法主要包括两个步骤:首先,通过对影像进行过分割来构建初始种子区域集合,并确定尺度参数集合;而后,通过跟踪对象置信度指标OC的尺度间变化来指引多尺度区域合并过程,使区域合并结果逐步逼近实际的地理对象。多组实验结果表明,所提出的算法能够显著改善过分割及欠分割问题,准确识别建筑物、道路等地理对象的完整轮廓,在定性分析及定量精度评价中均显著优于商业软件eCognition及传统多尺度分割算法。

关键词: 高分辨率; 遥感影像; 多尺度分割; 对象置信度指标

中图分类号: TH761.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 420.20

Object confidence index guided high-resolution remote sensing image segmentation

Wang Chao¹, Xing Hongyan¹, Xiong Yunbo², Shi Aiye², Xie Yaqin¹

(1. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: How to reduce the difference between segmentation result and practical geographical object is a difficult problem faced by high-resolution remote sensing image segmentation currently. Aiming at this issue, in this paper a new OC (Object Confidence) index is constructed to measure the matching degree between any region and geographical object, and a multi-scale segmentation algorithm facing to geographical objects is proposed. This algorithm mainly contains two steps: firstly, this algorithm establishes an initial seed regional set through conducting over segmentation to the image and determines the scale parameter set; secondly, this algorithm guides the process of multi-scale region merging through tracking the inter-scale change of OC index, and makes the region merging result gradually approach to practical geographical object. The multi-group experiments indicate that the proposed algorithm can obviously improve the over-segmentation and insufficient-segmentation problems, and identify the complete outlines of buildings, roads as well as other geographical objects accurately. The proposed algorithm is obviously superior to the commercial software eCognition and traditional multi-scale segmentation algorithm in both qualitative analysis and quantitative precision evaluation.

Keywords: high resolution; remote sensing image; multi-scale segmentation; object confidence index

0 引言

近年来,随着遥感影像空间分辨率的不断提高,面向对象的图像分析(object-based image analysis, OBIA)技术

在摄影测量及遥感领域得到了广泛应用^[1]。图像分割是开展OBIA的前提与基础,所谓分割,就是将图像划分为彼此不重叠的均质区域来提取场景中有意义的地理对象,从而为后续的分类、变化检测等影像解译提供分析单元^[2-3]。

与中、低分辨率遥感影像相比,高分辨遥感影像提供

了更加丰富的光谱、纹理及空间细节信息,但随之而来的过分割及对象边界不确定等问题也更加突出。针对这些问题学者们已经提出了很多应对策略,其中,多尺度分割是目前最为流行的一类算法^[4]。不同于单尺度分割,多尺度分割算法进一步利用了遥感影像所包含的多尺度层级结构信息,有助于对不同尺寸、不同种类的地理对象进行深入剖析和全面描述^[5]。例如,知名商业软件eCognition采用了分形网络演化算法(fractal net evolution approach, FNEA),在感兴趣的尺度范围内,确保分割结果中大尺度与小尺度对象并存^[6];Gaetano R等人^[7]则在自适应提取形态学及光学标记点的基础上,通过与边缘梯度影像进行特征融合进而提出了一种由粗到精的多尺度分割算法,该算法能有效避免分割过程中高频信息的损失并改善过分割现象;Meng Y等人^[8]则提出了一种尺度参数自适应的非监督多尺度分割算法,通过监测多尺度之间空间自相关指标的变化速度来确定最优尺度参数集合,分割过程的自动化程度均显著提高。

尽管如此,现有高分辨率遥感影像分割算法通常仅专注于如何准确地将影像划分为相互邻接的异质区域,但分割结果却与真实场景中的地理对象(如建筑物、道路等)存在着较大差异^[9]。而即便是采用了多尺度分割,也难以完全克服复杂的可塑性单元问题^[10]。除非对每个地理对象都单独考虑与之匹配的尺度参数,否则一些地理对象便不会被提取出来,因此几乎不可能保证每个地理对象都能够在分割结果中找到与之一一对应的区域。然而在城市动态监测等相关领域中,更有意义的分割结果应当能够较好的识别实际的地理对象,从而显著提高摄影测量仪器仪表采集数据的实用价值^[11-13]。因此,如何使分割结果尽可能地接近实际地理对象,是多尺度分割中亟待解决的关键及难点问题^[14-15]。

为此,本文提出了一种对象置信度指引的高分辨率遥感影像多尺度分割算法。鉴于有限的尺度无法与地理对象完全匹配所导致的局限,所提出算法采用了先利用过分割来标识潜在地理对象,再进行多尺度区域合并来逐步逼近地理对象轮廓的分割策略。此时,位于地理对象内部的过分割碎片成为了多尺度分析的基本单元,分割过程演变为寻找与实际地理对象相匹配的不同碎片组合的区域合并过程。特别是,本文还构建了一种新的基于局部均质程度及形状规则程度的对象置信度(object confidence, OC)指标来优化区域增长过程。最后,通过对多组不同传感器的高分辨率遥感影像进行分割实验证明了所提出算法的有效性。

1 方 法

所提出算法主要可以分为两部分:首先,通过对原始

影像进行过分割,构建统一的初始种子区域集合;在此基础上,建立区域邻接图(region adjacency graph, RAG)^[16],依据区域合并前后对象置信度指标 OC 的尺度间变化来指引多尺度区域增长过程,从而逐步逼近实际的地理对象。算法实现流程如图 1 所示。

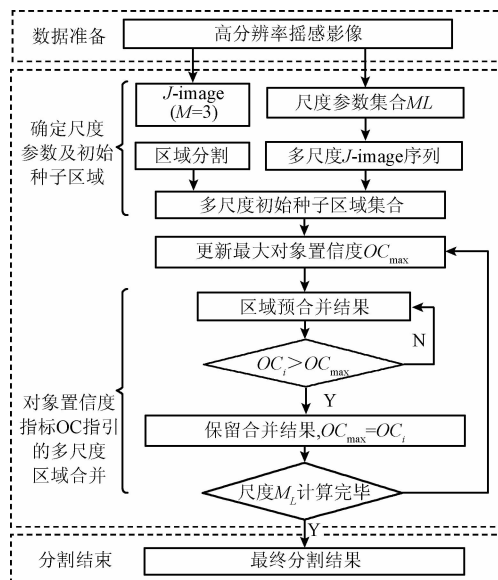


图 1 算法实现流程

Fig. 1 The flowchart of the proposed algorithm implementation

1.1 构建初始种子区域集合

本文首先利用过分割来构建初始种子区域集合,主要为了实现两个目标:1)过分割会产生大量碎片,而以这些碎片作为种子区域可以使不同尺寸的潜在地理对象得到充分的标记;2)过分割结果包含更多的影像边缘细节信息,有利于准确刻画地理对象的轮廓特征。

过分割采用作者之前所提出的一种针对高分辨率遥感影像的非监督分割算法(具体实现步骤参见文献[5]),原因在于该算法不仅能够实现尺度参数的自适应选取,其过分割过程中产生的 J -image 序列还可被进一步用于后续的区域合并,从而避免了多尺度分析平台的重复计算。设所提取的 J -image 尺度参数集合为 $ML = \{M_1, M_2, \dots, M_L\}$,其中 L 为尺度总数, M_1 与 M_L 分别对应了场景中可能存在的最小和最大尺寸典型均质区域。

在此基础上,为了能够充分标记潜在地理对象,分割仅在最小尺度(即 $M = 3$)的 J -image 中进行^[5]。例如,图 2 所示的高分辨率航空遥感影像所在地为中国南京地区,包含 R、G、B 三个波段,空间分辨率为 0.6 m,尺寸为 512 pixel × 512 pixel,采集时间为 2009 年 7 月。图 3 所示为通过过分割所提取的种子区域。



图 2 多光谱航空遥感影像

Fig. 2 Multi-spectral airborne remote sensing image

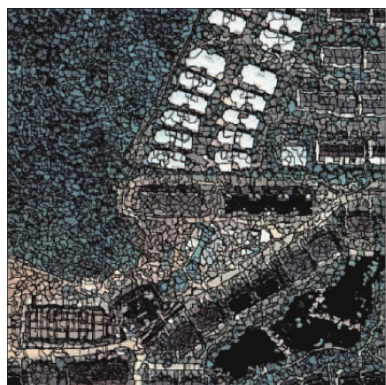


图 3 基于过分割的种子区域集合

Fig. 3 Seed region set with over-segmentation

如图 3 所示,过分割后的建筑物、道路等典型地理对象均可表示为不同的种子区域集合。同时,这些地理对象的完整轮廓可由其对应种子区域的部分边界直接拼接而成。因此,后续的区域合并实际就是对这些相邻的种子区域在不同尺度下进行组合,使之与地理对象相互匹配的过程。

1.2 对象置信度 OC 指引下的多尺度区域合并

为了使分割结果尽可能地接近地理对象,首先提出了一种反映当前区域与地理对象间匹配程度的对象置信度指标 OC ,再进行 OC 指引下的多尺度区域合并,从而逐步逼近地理对象。

1.2.1 对象置信度指标 OC

研究表明,实际地理对象与其他普通区域相比,通常具有更高的内部均质程度或更加规则的轮廓^[14]。为此,本文定义一种新的对象置信度指标 OC :

$$OC_l = \alpha \cdot S_l + (1 - \alpha) \cdot B_l \quad (1)$$

式中: l 代表尺度序号, $\alpha \in (0, 1)$ 为人工设定的权重参数,本文设定 $\alpha = 0.5$, S_l 为度量任意区域多尺度内部均质程度的指标, B_l 则用来评价该区域的轮廓规则程度。

在实际应用中,如果影像中存在大量形状不规则的人造目标,可适当增加 α 的值。

1) 多尺度均质程度度量 S_l

假设尺度 l 中通过区域合并后获得的一个区域为 R_A , 根据文献[5]计算 R_A 所对应的 J -value, 记为 J_{Al} 。根据 J -value 的定义, J_{Al} 反映了 R_A 在尺度 l 中的内部均质程度。在此基础上,为了避免单一尺度的局限性,进一步定义 S_l 为:

$$S_{Al} = \sum_{l=5}^{M_{\max}} \omega_{Al} \cdot J_{Al} \quad (2)$$

式中: ω_{Al} 为计算 S_{Al} 时 R_A 在各波段中的均质程度所占的比重。另外,还设计了一种基于尺度间互信息的自适应 ω_{Al} 提取策略,其原理为若某一尺度与其他尺度的互信息均值最大,则该尺度所反映的原始影像纹理分布就越具有代表性,因此应当占有更大的比重。首先依据 $I(l, k) = H(l) + H(k) - H(l, k)$ 计算尺度 l 与其他任意尺度 k 的 J -image 的互信息 $I(l, k)$, $H(l)$ 、 $H(k)$ 及 $H(l, k)$ 分别为尺度 l 与 k 的熵及它们的联合熵。其次,计算尺度 l 与其他所有尺度的互信息均值 $I_{(l, \text{avg})}$, 再根据式(3)确定权重参数 ω_{Al} 。

$$\omega_{Al} = \frac{I_{(l, \text{avg})}}{\sum_{l=5}^{M_{\max}} I_{(l, \text{avg})}} \quad (3)$$

根据 S_{Al} 的定义,随着区域合并结果逐渐接近真实的地理对象,均质程度应该逐渐提高, S_l 应当逐渐增大;而如果 S_l 突然减小,则有可能产生了误合并,即属于其他地物的种子区域被错误的并入了当前地理对象。

2) 轮廓规则程度度量 B_l

真实的地理对象通常均具有理想的紧致结构,从而表现出相对规则的轮廓特征(如建筑物、道路等人造目标及树木等自然地物)。为此,分别利用 R_A 的最小外接矩形及最大内切圆分别从外部和内部来描述其轮廓的规则程度。 R_A 的轮廓包含 r_A 个像素, R_A 对应的最小外接矩形及最大内切圆的轮廓分别包含 $o_{\min}$ 、 $o_{\max}$ 个像素,定义 B_l 为:

$$B_l = \frac{r_A}{o_{\max}} + \frac{o_{\min}}{r_A} \quad (4)$$

与 S_l 类似,随着区域合并结果逐渐接近真实的地理对象,轮廓规则程度应不断提高, B_l 应当逐渐增加;如果 B_l 突然减小,则有可能产生了误合并。因此,当对象置信度指标 OC 的值越大时,区域合并结果与地理对象的匹配程度越高。

1.2.2 相邻区域相似性度量

在某一尺度中,将要合并的两个相邻区域首先要求它们具有高度的相似性,为此本文采用 Zhao T 等人^[17]提出的结构相似性(structural similarity, SSIM)作为相似性

度量。假设 R_c 与 R_d 为两个相邻区域,则它们间的 SSIM 可表示为 $S(R_c, R_d)$ (参见文献[17])。

当 $S(R_c, R_d)$ 越大时, R_c 与 R_d 间相似程度越高。此时,可设定阈值 H_{SSIM} , 当且仅当满足 $S(R_c, R_d) \geq H_{SSIM}$ 时, R_c 与 R_d 才能够再进行后续的合并判别。 H_{SSIM} 的值可在具体应用中采用试错法确定^[18], 本文在实验中设定 $H_{SSIM} = 0.75$ 。

1.2.3 多尺度区域合并

如图1所示,多尺度区域合并首先在最精细尺度中进行,而后的合并结果均将作为下一尺度的种子区域。具体步骤如下。

1) 依据所提取的初始种子区域集合构建 RAG; 在过分割过程中产生的量化影像中,计算每个种子区域对应的对象置信度指标 OC , 并作为其初始最大对象置信度 OC_{max} 。

2) 在下一个尺度中(从 M_1 开始直到 M_L), 对于每个种子区域 R_c , 在区域邻接图(region adjacency graph, RAG)中确定所有与其临接的种子区域集合。分别计算 R_c 与该集合中每个种子区域 R_d 间的 SSIM, 若满足 $S(R_c, R_d) \geq H_{SSIM}$, 则进行区域合并; 否则, 直接对集合中的下一个对象进行判别。遍历集合中的所有种子区域, 获得当前尺度下 R_c 的预合并结果, 记为 R_A 。

3) 在当前尺度下计算 R_A 的对象置信度指标 OC_l , 并与 R_c 对应的 OC_{max} 进行比较, 若 $OC_l > OC_{max}$, 则认为此次合并有利于接近地理对象。保留此次合并结果, 并令 R_A 的最大置信度为 $OC_{max} = OC_l$, 同时更新 RAG; 否则, 放弃此次区域合并, 在当前尺度中恢复 R_A 为 R_c , 保持 RAG 及 R_c 的 OC_{max} 不变。

4) 重复步骤2)和3)遍历所有种子区域, 获得当前尺度下的区域合并结果, 并作为下一尺度中新种子区域集合, 进入下一步。

5) 在下一尺度中, 重复步骤2)~4)直到所有尺度计算完毕, 从而获得最终分割结果。

其中, 对象置信度指标的作用在于监视和指引多尺度区域合并过程, 其原理为如果区域合并的结果正在逼近地理对象, 那么对象置信度指标 OC 应当逐渐增大, 此时的区域合并是有必要的, 否则会出现过分割; 而当合并结果已经与地理对象重合时, 再进行额外的区域合并则会导致欠分割现象, OC 也会随之下降。

2 实验与分析

2.1 实验数据

实验中, 采用了3组不同传感器的高分辨率遥感影像。除了如图2所示的多光谱航空遥感影像以外, 数据组2采用2013年9月采集的 WorldView 2 多光谱遥感影像, 包含红、绿、蓝及近红外4个波段, 空间分辨率为

1.8 m, 所在地为中国南京, 尺寸为 512 pixel $\times$ 512 pixel, 如图4所示; 数据组3采用2012年8月采集的 Spot5 全色-多光谱融合遥感影像, 空间分辨率为 2.5 m, 所在地为中国上海, 尺寸为 300 pixel $\times$ 300 pixel, 如图5所示。



图4 WorldView 2 遥感影像

Fig. 4 The WorldView 2 remote sensing image



图5 Spot 5 遥感影像

Fig. 5 The Spot 5 remote sensing image

3组实验影像均为典型的城市场景, 人造目标与自然地物混杂分布, 其中有意义的地理对象主要包括湖泊、道路、建筑物及其他人造目标等, 因此后续将基于这些地理对象与分割结果的匹配程度展开评价。

2.2 对比算法及参数设置

除本文所提出算法(算法1)外, 还选择了两种高分辨率遥感影像多尺度分割算法来进行比较实验: 一种是近年来公认的高性能分形网络演化算法 FNEA(算法2), 实验中采用 eCognition 软件实现, 所涉及的3个重要控制参数即尺度、紧致度、形状采用试错法取最优值确定; 另一种算法为过分割时所采用的非监督分割算法(算法3)。选择这两种算法的目的在于: 与算法2的比较有助于客观评价算法1的性能; 与算法3的比较则有助于分析引入对象置信度指标 OC 前后, 分割结果与地理对象间匹配程度的差异。

3组实验中, 算法1及算法3采用了相同的尺度参数自适应提取策略, 因此构建的尺度参数集合相同, 分别

为 $ML = \{3,4,5,6,9,10,12,14,19,21\}$ 、 $ML = \{4,5,6,8,9,11,13,14,16\}$ 、 $ML = \{3,4,5,8,12,13,15,16,17\}$ 。算法 2 的尺度、紧致度、形状参数集合分别为 $\{75,0.3,0.3\}$ 、 $\{55,0.2,0.3\}$ 、 $\{40,0.2,0.5\}$ 。

2.2.1 实验结果及定性分析

基于以上参数设定,采用不同算法对 3 组影像分割的结果如图 6~8 所示。另外,为便于通过目视分析来定性评价不同算法的分割效果,用字母对影像中的一些地物及位置进行了标注。

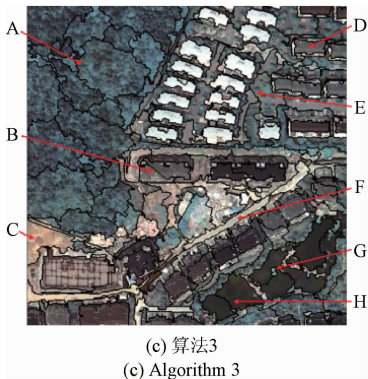
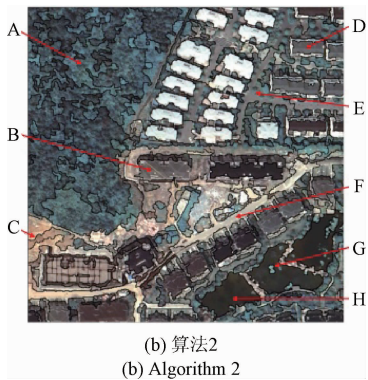
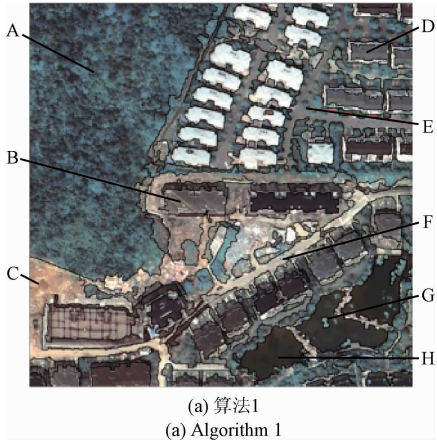


图 6 航空遥感影像分割结果

Fig. 6 The segmentation results of airborne remote sensing image

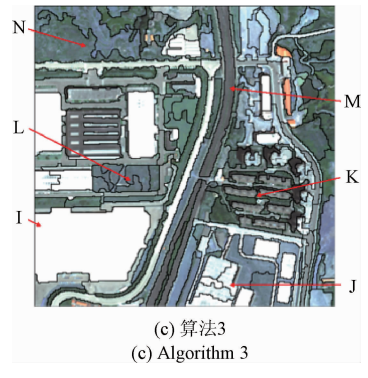
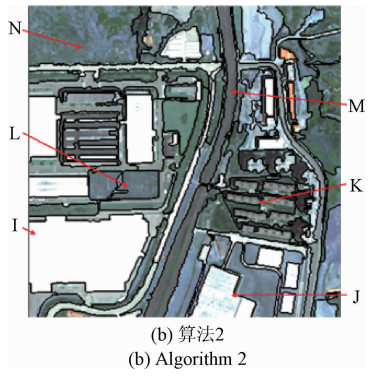
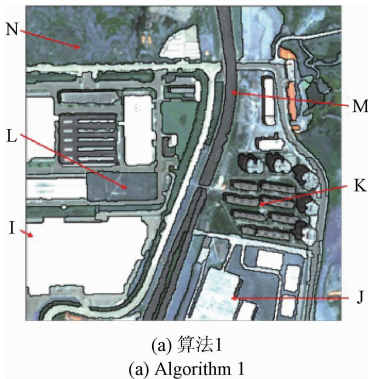
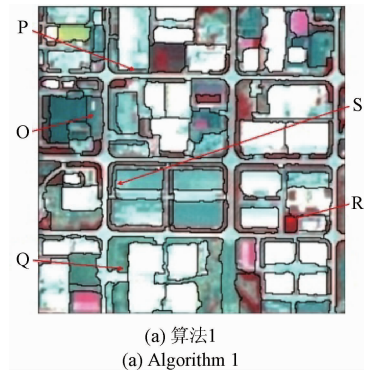


图 7 WorldView 2 影像分割结果

Fig. 7 The segmentation results of the WorldView 2 image



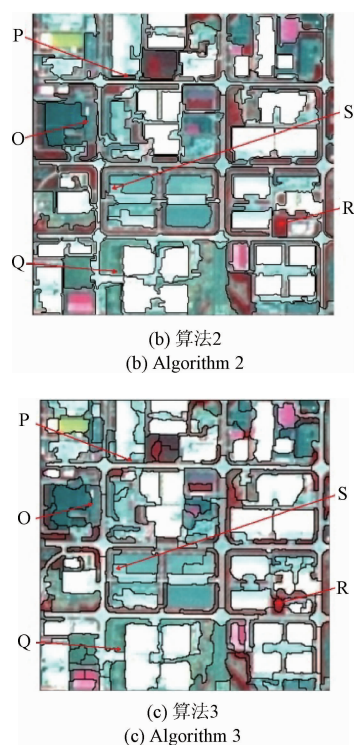


图8 Spot 5 影像分割结果

Fig. 8 The segmentation results of the Spot 5 image

如图6所示,在空间分辨率高达0.6 m的航空遥感影像中,对相邻地物间非常突出边缘特征,3种算法均能够准确地提取这些细节信息,如位置D的建筑物屋顶、位置F的道路边界等;而对于地物混杂分布且边缘信息较弱的区域,则均出现了一定程度的欠分割,如位置E的道路中混杂着不同尺寸的植被等。尽管如此,3种算法在对地理对象的提取效果方面却存在着较大差异:例如,仅有算法1实现了准确的提取了位于位置B的建筑物,算法2则出现了欠分割而算法3出现了过分割;对于大面积的植被区域,如位置A,仅有算法1将其视为同一个地理对象,从而保持了这片植被区域的轮廓完整性;对于位置G、H的湖泊,算法3出现了过分割,而算法2则错误地将湖心小岛并入了位置H的湖泊;对于位置C的荒地,算法1将其视为同一地理对象,而算法2及算法3则保留了其中一些颜色较深的区域边界。

如图7所示,尽管第2组实验影像的空间分辨率较实验一有所降低,但影像的背景却更为简单,同时前景目标的轮廓更为显著,因此3种算法均未产生明显的欠分割。分割效果的差异同样主要体现在对地理对象的提取效果:对于位置I的建筑物,其屋顶为大面积的均质区域,3种算法的分割效果一致;而对于纹理特征存在一定变化的建筑物J、K、L,仅有算法1全部准确提

取了他们的完整轮廓;对于位置N所在的植被与荒地混杂分布区域,3种算法分割结果各有优劣,算法3对植被的提取效果最好,算法1和算法2则准确提取了其中的建筑物;在面对位置M的道路等这类狭长的区域时,算法2出现了在真实边界旁存在“虚假单元”的问题,而算法1和算法3分割效果则很好。

如图8所示,第3组实验影像主要由密集的道路及建筑物构成。可以看出,对于这两种城市场景中最主要的人造目标,算法1的提取效果显著优于其他两种算法。如算法2、算法3在位置S、P处的建筑物处出现了误分割;算法2在位置O、R的建筑物处存在欠分割,而对于位置P、Q的狭长边界又出现了“虚假单元”等。

综上所述,目视分析中,3种算法尽管均能够较为准确地将影像划分为相邻的均质区域,但算法1对建筑物、道路等地理对象的提取效果显著优于其他两种算法。特别是,尽管算法1与算法3的区域分割均基于多尺度J-image序列,但相较于算法3采用的传统由粗到精的多尺度分割,算法1不再仅仅寻求区域的高均质程度,而是通过引入对象置信度指标OC指引下的多尺度区域合并策略使分割结果尽可能地接近实际的地理对象。

2.2.2 定量精度评价

为进一步定量分析3种算法的分割效果,将分割结果与影像中实际地理对象之间的匹配程度来作为精度评价的依据。由于实际影像中存在很多语义模糊的地理对象(如荒地上的散落分布的植被等),要把影像中的全部地理对象准确地区分和提取出来是不实际的也是非常耗时的。

为此,仅随机选择湖泊、建筑物、道路这3类场景中的典型地物作为参考样本,并采用Cheng J等人^[9]的提出的度量指标进行精度评价,包括衡量分割结果与样本面积差异的多余性误差指标(commission error, CE)以及遗漏性误差指标(omission error, OE);衡量分割结果与参考样本的质心间的平均距离的相对位置差异指标(position discrepancy, PD)。这3个指标越小,则说明分割结果与地理对象间的匹配程度越高。如表1所示,除实验2中算法1的PD指标略高于算法2以外,算法1其他各精度指标均显著优于算法2及算法3。因此,所提出算法的分割结果在相对位置及面积差异两方面都更加接近地理对象,与目视分析结果一致。另外,3组实验中算法1分割精度并未随着影像空间分辨率的逐渐降低而持续下降,其中实验2的分割精度最高。本文认为这是由于空间分辨率的提高尽管有助于更加准确地定位对象的边缘,但同时增加了地理对象内部的可变性所导致的。

表 1 精度评价
Table 1 Accuracy evaluation

指标	实验 1			实验 2			实验 3		
	算法 1	算法 2	算法 3	算法 1	算法 2	算法 3	算法 1	算法 2	算法 3
<i>CE</i>	3.52	4.08	4.21	2.47	2.98	3.75	4.65	4.81	4.77
<i>OE</i>	1.96	2.52	2.78	1.45	1.85	2.05	2.75	2.89	2.76
<i>PD</i>	3.75	4.01	4.21	3.44	3.31	3.81	7.02	7.99	7.87

2.2.3 OC 曲线变化分析

为了验证对象置信度指标 *OC* 的有效性,还对多尺度区域合并过程中 *OC* 的变化进行了跟踪:实验分别随机选择了湖泊、道路、建筑物的一个样本,构建了多尺度 *OC* 曲线并给出了不同尺度下的合并结果,如图 9 ~ 11 所示。

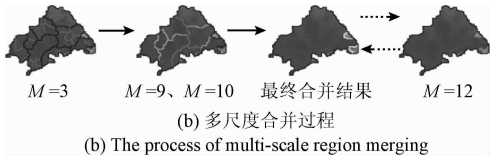
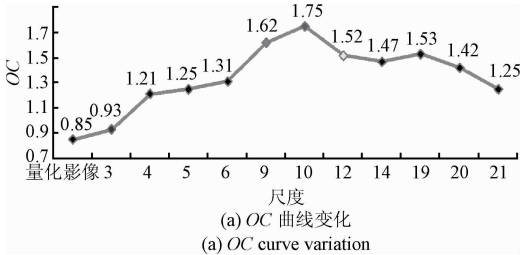


图 9 湖泊区域合并过程跟踪

Fig. 9 Tracking the region merging process of lake

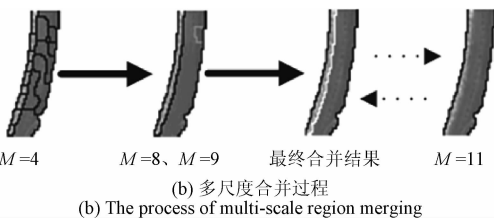
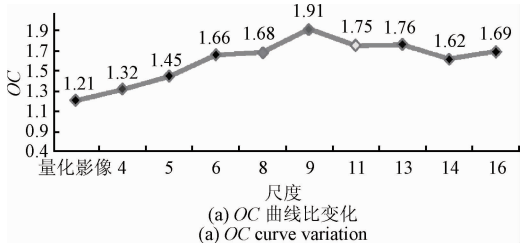


图 10 道路区域合并过程跟踪

Fig. 10 Tracking the region merging process of road

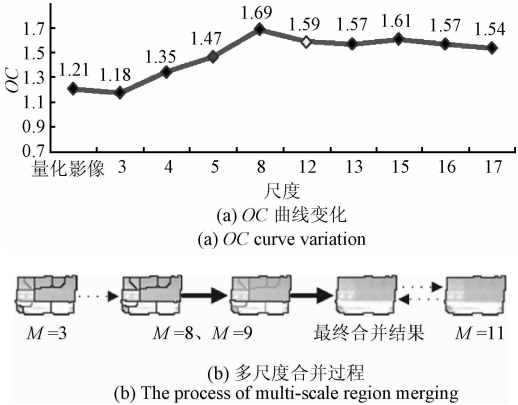


图 11 建筑物区域合并过程跟踪

Fig. 11 Tracking the region merging process of building

图 9(a)所示为实验 1 中的某种子区域在经历了多尺度区域合并后最终得到湖泊时的 *OC* 曲线变化,其中纵轴代表各尺度预合并结果所对应 *OC* 的值,横轴代表量化影像或对应的尺度。图 9(b)所示为具体的区域合并过程。根据 *OC* 曲线的变化可以看出,*OC* 先是逐渐上升,在尺度参数 $M = 10$ 时取得最大值。因此,根据所提出的 *OC* 指引下的多尺度区域合并规则, $M = 10$ 及之前所有尺度下的预合并结果均得到保留,即为最终分割结果。图 9(b)中的浅色边界为当前尺度下即将进行预合并的边界。而在后续的尺度中,由于无法再次超过 $M = 10$ 时获得的 *OC* 最大值,因此预合并结果不再保留,直接恢复到 $M = 10$ 的区域合并结果。例如,当 $M = 12$ 时,此次预合并合并会将两个湖心岛并入湖泊,从而造成了欠分割,因此是没有必要的。

图 10 所示为实验 2 中道路提取过程的跟踪结果, *OC* 的曲线变化趋势及合并过程与图 9 类似,因此可以得到类似的结论:保留 $M = 9$ 及之前尺度的区域合并结果与实际道路最为匹配,而再进行区域合并则会导致欠分割,如 $M = 11$ 时,合并掉的边界将旁边的隔离带并入了道路。

图 11 所示为对实验 3 中建筑物提取过程的跟踪结果。有所不同的是,发现 *OC* 的曲线是先下降再上升达

到最大值的。由于 $M = 3$ 时的 OC 值相对于量化影像有所减小,因此预合并结果不予保留。根据图 11(b) 可以看出,在 $M = 3$ 时合并掉的边界中,有部分边界是区分建筑物与其相邻地面的,因此这部分边界确实应当得到保留。当 $M = 9$ 时, OC 取得最大值,此时区域合并结果将建筑物与其相邻地面准确区分开来,而后续如 $M = 11$ 中的预合并结果则不予保留,恢复被合并掉的边界。

通过对以上不同地理对象提取过程的跟踪实验,证明了在多尺度区域合并过程中如果依据 OC 来度量合并结果与地理对象的匹配程度,再通过分析 OC 取值的尺度间变化来判断预合并结果的保留与否,能够使区域合并逐渐逼近及最终完整提取建筑物、道路等常见地理对象的轮廓。因此,所提出的对象置信度指标 OC 是可行且有效的。

3 结 论

现有高分辨率遥感影像分割算法通常仅关注如何准确地划分均质区域,却忽略了分割结果与地理对象是否匹配这一衡量算法实用性的重要内容。为此,本文构建了一种新的对象置信度指标 OC 来度量任意区域与地理对象间的匹配程度,并在此基础上提出了一种面向地理对象的多尺度分割算法。不同于传统多尺度分割方式,为了应对有限尺度无法全面描述不同尺寸地理对象的不足,该算法首先通过分割来充分标记潜在的地理对象,再通过分析 OC 曲线的尺度间变化来跟踪和指引多尺度合并过程,从而使区域合并结果不断逼近实际的地理对象。实验表明,在来自不同传感器的多组高分辨率遥感影像中,所提出算法均能够准确识别建筑物、道路等地理对象的完整轮廓,有效改善过分割及欠分割问题,而且在定性分析及定量精度评价中均显著优于 FENA 算法及采用相同 J -image 序列的传统多尺度分割算法,可为后续的分类及变化检测等提供有效的分析基元。

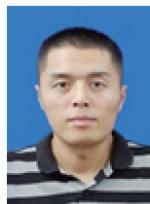
参考文献

- [1] HAN Y, BOVOLO F. Segmentation-based fine registration of very high resolution multitemporal images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(5): 2884-2897.
- [2] 王春艳, 徐爱功, 杨本臣, 等. 基于区间二型模糊模型的高分辨率遥感影像分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(3): 658-666.
WANG CH Y, XU AI G, YANG B CH, et al. High resolution remote sensing image segmentation based on the interval type-2 fuzzy model[J]. Chinese Journal of
- Science Instrument, 2016, 37(4): 658-666.
- [3] LU X, YUAN Y, ZHENG X. Joint dictionary learning for multispectral change detection[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(4): 884-897.
- [4] 曲景影, 孙显, 高鑫. 基于 CNN 模型的高分辨率遥感图像目标识别[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(8): 45-50.
QU J Y, SUN X, GAO X, et al. Remote sensing image target recognition based on CNN[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(8): 45-50.
- [5] WANG C, XU W, et al. An unsupervised multi-scale segmentation method based on automated parameterization [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2016, 9(15): 651.
- [6] AKAR A, GÖKALP E, AKAR Ö, et al. Improving classification accuracy of spectrally similar land covers in the rangeland and plateau areas with a combination of worldview-2 and UAV images [J]. Geocarto International, 2017, 32(9): 990-1003.
- [7] GAETANO R, SCARPA G, POGGI G. Hierarchical texture-based segmentation of multiresolution remote-sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2009, 47(7): 2129-2141.
- [8] MENG Y, LIN C, CUI W, et al. Scale selection based on Moran's I for segmentation of high resolution remotely sensed images[C]. Igarss IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium, 2014: 4895-4898.
- [9] CHENG J, BO Y, ZHU Y, et al. A novel method for assessing the segmentation quality of high-spatial resolution remote-sensing images [J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(10): 3816-3839.
- [10] CHEN J, LI J, PAN D, et al. Edge-guided multiscale segmentation of satellite multispectral imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2012, 50(11): 4513-4520.
- [11] 刘丹丹, 刘江, 张玉娟, 等. 面向对象的多尺度高分影像建筑物提取方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2016, 39(6): 17-20.
LIU D D, LIU J, ZHANG Y J, et al. Research on the extracting buildings from the high spatial resolution images based on the object-oriented and multi-scale method [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2016, 39(6): 17-20.
- [12] 薛武, 张永生, 戴晨光, 等. 无人直升机摄影测量系统的设计与验证[J]. 测绘通报, 2017(4): 58-62.
XUE W, ZHANG Y SH, DAI CH G, et al. Design and validation of unmanned helicopter photogrammetric system[J]. Bulletin of Surveying and Mapping,

- 2017(4):58-62.
- [13] 李莹, 林宗坚, 苏国中. 多视影像的城市实景三维生产关键技术[J]. 遥感信息, 2017, 32(1):35-39.
LI Y, LIN Z J, SU G ZH, et al. Key technology of production of city real 3D image[J]. Remote Sensing Information, 2017, 32(1):35-39.
- [14] 袁永华, 李玉, 赵雪梅. 基于谱聚类的高分辨率全色遥感影像分割[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7):1656-1664.
YUAN Y H, LI Y, ZHAO X M, et al. High-resolution panchromatic remote sensing image segmentation based on spectral clustering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(7):1656-1664.
- [15] 佃袁勇, 方圣辉, 姚崇怀. 一种面向地理对象的遥感影像变化检测方法[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2014, 39(8):906-912.
DIAN Y Y, FANG SH H, YAO CH H, et al. The geographic object-based method for change detection with remote sensing imagery[J]. Geomatics & Information Science of Wuhan University, 2014, 39(8):906-912.
- [16] HARIS K, EFSTRATIADIS S N, MAGLAVERAS N, et al. Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(12):1684-1699.
- [17] ZHAO T, WANG J, WANG Z, et al. SSIM-based coarse-grain scalable video coding [J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2015, 61(2):1-1.

- [18] 于欢, 张树清, 孔博, 等. 面向对象遥感影像分类的最优分割尺度选择研究[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(2):352-360.
YU H, ZHANG SH Q, KONG B, et al. Optimal segmentation scale selection for object-oriented remote sensing image classification [J]. Journal of Image & Graphics, 2010, 15(2):352-360.

作者简介



王超(通讯作者), 2014 年于河海大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学讲师, 主要研究方向为高分辨率遥感影像处理。

E-mail: chaowang@nuist.edu.cn

Wang Chao (Corresponding author) received his Ph.D. degree from Hohai University in 2014. Now he is a lecturer in Nanjing University of Information and Science Technology. His main research interest includes high resolution remote sensing image processing.



熊允波, 分别在 2009 年和 2013 年于河海大学获得学士学位和硕士学位, 现为河海大学博士生, 主要研究方向为高分遥感图像处理。

E-mail: ybxiong@hhu.edu.cn

Xiong Yunbo received his B.Sc. and M.Sc. degrees both from Hohai University in 2009 and 2013, respectively. Now he is a Ph.D. candidate in Hohai University. His main research interest includes high resolution remote sensing image processing.