

引用格式:杜培军,王欣,蒙亚平,等.面向地理国情监测的变化检测与地表覆盖信息更新方法[J].地球信息科学学报,2020,22(4):857-866. [Du P J, Wang X, Meng Y P, et al. Effective change detection approaches for geographic national condition monitoring and land cover map updating[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(4):857-866.] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.190747

面向地理国情监测的变化检测与地表覆盖信息更新方法

杜培军^{1,2,3},王欣^{1,2,3},蒙亚平^{1,2,3},林聪^{1,2,3},张鹏^{1,2,3},卢刚^{2,4}

1. 南京大学地理与海洋科学学院,南京 210023; 2. 南京大学自然资源部国土卫星遥感应用重点实验室,南京 210023;
3. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心,南京 210023; 4. 江苏省测绘工程院,南京 210013

Effective Change Detection Approaches for Geographic National Condition Monitoring and Land Cover Map Updating

DU Peijun^{1,2,3*}, WANG Xin^{1,2,3}, MENG Yaping^{1,2,3}, LIN Cong^{1,2,3}, ZHANG Peng^{1,2,3}, LU Gang^{2,4}

1. School of Geography and Ocean Science, Nanjing University, Nanjing 210023, China; 2. Key Laboratory for Land Satellite Remote Sensing Applications of Ministry of Natural Resources, Nanjing University, Nanjing 210023, China; 3. Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China; 4. Jiangsu Provincial Surveying and Mapping Engineering Institute, Nanjing 210013, China

Abstract: Geographic national condition monitoring can comprehensively and dynamically grasp the changes of national information. They can also provide the data for economic and social development. Geographic national condition census generates the vector data according to unified standards, visual interpretation and field verification. The extraction of change information and updating of land cover maps based on geographic national condition census and multi-temporal remote sensing images is the key to geographic national condition monitoring. According to the characteristics of the geographic national condition census and monitoring demand, a change detection framework for geographic national condition monitoring based on multi-temporal remote sensing images is constructed. Multi-temporal image change detection methods and statistical analysis of object entities are proposed. The proposed method realizes the change detection and updating of geographic national condition census with the combination of the previous census outcomes and bi-temporal remote sensing images. The change detection method based on pixel-object combination first extracts the pixel-based change according to the traditional change vector analysis. Taking the vectors of the geographic national census as the statistical unit, this method then calculates the proportion of the changing pixel within the objects to determine whether they have changed and their change intensities. While the change detection method based on statistical analysis of object entities directly considers the geographic national census vectors as the objects for feature extraction and difference image construction. The resulting difference image is then segmented by an automated threshold to achieve the geographic national condition object-based change detection map. According to the change detection results, the pixels in changed areas are segmented by object-based segmentation, and the training samples are selected from the unchanged areas in the previous temporal image and census map to train the classifier model. Finally, the updated geographical condition vectors are achieved based on the combination of the original unchanged pixels and supervised classification results of the changed areas. The geographic national

收稿日期:2019-12-04;修回日期:2020-01-03.

基金项目:国家自然科学基金重点项目(41631176)。[**Foundation item:** National Natural Science Foundation of China, No.41631176.]

作者简介:杜培军(1975—),男,山西五台人,教授,博士,主要研究方向为城市环境遥感。E-mail: dupj@126.com

condition census of Jiangyin County and two high-resolution remote sensing images are used in the experiments. The results demonstrate the effectiveness of the proposed method with accurate results and low cost for change detection and geographic national condition information updating, which provides potential means for geographic national condition monitoring.

Key words: geographic national condition monitoring; high-resolution remote sensing; change detection; object-based image analysis; land cover; geographic information updating; Change Vector Analysis (CVA); Support Vector Machine (SVM)

*Corresponding author: DU Peijun, E-mail: peijun@nju.edu.cn

摘要:常态化地理国情监测能够全面、动态地掌握地理国情信息及其变化,为经济建设和社会发展提供数据基础。地理国情普查成果是按照统一规范标准、经过内业解译和外业核查形成的矢量数据。如何在普查成果的基础上,利用多时相遥感影像实现变化信息提取与更新是地理国情监测的关键。针对地理国情普查成果的特点与监测需求,以多时相遥感影像处理分析为基础,构建了针对地理国情监测的变化检测方法体系,提出了像元—对象结合的多时相影像变化检测、基于对象实体统计分析的变化识别方法,实现了综合地理国情普查成果和遥感影像的地理国情变化检测与数据更新。基于像元—对象结合的多时相影像变化检测首先根据传统的变化矢量分析法提取基于像元的变化检测结果,再以地理国情普查的矢量对象为统计单元计算对象内变化像元的比例,以此判断该矢量对象是否发生了变化,并根据变化像元的比例计算其变化强度。基于对象实体统计分析的变化检测方法直接以地理国情矢量为对象进行特征提取和差异构造,再将差异影像进行阈值分割得到基于地理国情对象的变化检测图。最后,根据变化检测结果,对变化区域进行面向对象分割,并从上一期未变化区域选取训练样本训练分类器模型以得到变化区域的地表覆盖类型,将变化区域与未变化区域结合得到更新后的地理国情矢量图。选取江阴市地理国情普查成果和两期高分辨率遥感影像进行试验,结果表明本文提出的方法在准确提取和解释变化区域的同时,明显提高了变化检测和数据更新的效率,可用于常态化地理国情监测。

关键词:地理国情监测;高分辨率遥感;变化检测;面向对象图像分析;地表覆盖;地理信息更新;变化矢量分析;支持向量机

1 引言

地理国情监测是综合利用地理信息系统、遥感和现代测绘等技术手段,结合现有的地理信息基础数据,对自然、人文等地理要素的时空状况进行动态、定量的监测,统计分析其变化范围、变化强度、变化趋势等各类变化特点的数据报告和图件资料^[1]。地理国情监测是动态掌握自然资源分布、生态环境变化、社会可持续发展以及科学决策的重要手段,是了解国情、把握国势、制定国策的重要基础性工作^[2]。开展常态化地理国情监测,持续、全面掌握权威、客观、准确、动态的地理国情信息,确保地理国情数据的现势性,是政府、社会和人民群众迫切的需求^[3-4]。

地表覆盖变化检测是地理国情监测的一项重要内容。地表覆盖作为描述地理国情信息的重要内容,能够反映土地表面物质类型及其自然属性,快速、高效地对地表覆盖进行变化检测,分析其变化特点、原因及影响,具有十分重要的意义。目前常规的地理国情监测方法主要通过人工目视判读提取变化区域,室内解译工作量大,工作效率低,需要较多的

人力和物力,限制了地理国情数据的快速更新。如何快速发现地表变化,提高地理国情监测工作中变化区域识别的自动化程度及效率,降低地理国情信息更新成本,缩短更新周期,确保地理国情数据的现势性,已成为常态化地理国情监测的迫切需求^[5]。

随着遥感技术的发展,遥感影像变化检测研究不断深入。一些有代表性的综述论文从不同的角度总结和分析了变化检测研究的进展、挑战和趋势^[6-10]。总体来说,变化检测方法不断地扩展和完善,主要表现在:数据源从最初的光学影像到SAR影像^[11];处理单元从像素拓展到对象再到联合像素和对象的综合分析方法^[12-13];影像特征从光学特征到多种空间与拓扑特征的融合^[14];特征的学习算法从机器学习到近年来广泛使用的深度学习^[15]。

应用需求是变化检测需要充分考虑的问题。总体来看,现阶段自动化变化检测方法已有许多研究成果,但大多基于多时相遥感影像、以像元为基本单元进行处理与分析。常态化地理国情监测工作中变化检测的数据源是地理国情普查矢量数据与多时相遥感影像,属于结合矢量数据与遥感影像的变化检测,这一类型的变化检测方法目前研究较

少,因此有必要进行矢量数据约束下的遥感影像变化检测方法研究。

本文提出了结合地理国情普查矢量数据与多时相遥感数据的变化检测方法,利用此方法可以有效地检测出多时相遥感影像对应时期地理国情信息的变化情况,并对地表覆盖信息进行快速更新,实现高效、准确的地理国情监测。

2 基于地理国情普查成果和多时相遥感影像的变化检测

2.1 基于地理单元内变化像元统计的变化检测方法

变化矢量分析法是最常用的变化检测方法之一^[16-18],每个像元的特征以向量的形式表示,对应为 n 个波段的一维列向量。设时相 t_1 和时相 t_2 中像元的灰度矢量分别为: $G=(g_{ij}^1(t_1), \dots, g_{ij}^k(t_1), \dots, g_{ij}^n(t_1))^T$ 和 $H=(h_{ij}^1(t_2), \dots, h_{ij}^k(t_2), \dots, h_{ij}^n(t_2))^T$;其中 n 为波段数, $g_{ij}^k(t_1)$ 和 $g_{ij}^k(t_2)$ 分别是时相 t_1 和时相 t_2 第 k 波段中第 i 行、第 j 列像元的灰度。对时相 t_1 和时相 t_2 进行差值计算,得到每个像元的变化值,即为变化矢量 Δ :

$$\Delta = G - H = \begin{Bmatrix} g_{ij}^1(t_1) - h_{ij}^1(t_2) \\ g_{ij}^2(t_1) - h_{ij}^2(t_2) \\ \dots \\ g_{ij}^k(t_1) - h_{ij}^k(t_2) \\ \dots \\ g_{ij}^n(t_1) - h_{ij}^n(t_2) \end{Bmatrix} \quad (1)$$

Δ 中包含2期图像中所有像元的变化信息,其变化强度用欧氏距离 $\|\Delta\|$ 表示,以此可生成两期影像的变化强度图, $\|\Delta\|$ 越大,变化的可能性越大,可以通过确定阈值来区分变化像元和非变化像元。

最大类间方差法(Otsu)是一种稳定、高效的图像阈值分割方法^[19],它可以针对图像的灰度特性将图像分为前景与背景2部分。当前景或背景错分为另外一部分时,则会导致类间方差变小;相反当两部分的类间方差值越大时,则说明这时构成图像的两部分差异最大,错分的概率最小,即变化与非变化达到最佳分割,实现遥感影像的变化检测。对于图像 M ,记 F 为前景与背景的分割阈值,前景像元数占图像总像元数比例为 μ_0 ,像元平均灰度为 v_0 ;背景像元数占图像像元数比例为 μ_1 ,像元平均灰度为 v_1 ,则图像的总灰度为 $v_F = \mu_0 \times v_0 + \mu_1 \times v_1$ 。从最小灰度值到最大灰度值遍历 F ,当 F 使得类间方差

值 $\sigma^2 = \mu_0 \times (v_0 - v_F)^2 + \mu_1 \times (v_1 - v_F)^2$ 最大时, F 即为分割的最佳阈值。

由于变化检测的处理单元是像元,而地理国情普查与监测的基本单元是地理对象,因此以地理国情普查获取的矢量对象为先验知识,可以利用像元级变化检测结果对每一个矢量对象内部变化像元的比例进行统计,再利用最大类间方差法,得到相比地理国情普查信息变化较大的对象。在实际监测工作中,这些地块需要进行实地调查或解译确定变化情况后进行更新的优先性更高,具有重要的参考价值。图1为基于变化像元统计的变化检测方法的技术路线。

2.2 基于地理国情普查图斑的变化检测方法

基于像元的方法由于预处理中的问题会导致椒盐噪声和其他一些离散误差。地理国情普查成果数据是通过各种遥感和测绘的技术手段,并辅以外业调查和目视解译等人工手段获得的土地覆盖图斑。由于划分的矢量图斑内大多为同一类地物,因此直接将地理国情普查结果矢量图斑作为基准,对各矢量图斑对应的遥感影像进行分析,统计其内部像元的特征与规律,可以判断新一期地理国情普查中哪些矢量图斑发生了变化。

根据2期遥感影像和地理国情普查的矢量成果,提取每一期以地理国情图斑为处理单元的影像特征,得到2期面向图斑的特征影像。采用变化矢量分析方法首先对特征影像进行差值运算,得到的差异影像反映了影像之间在矢量图斑内统计特征的差异情况,归一化差异特征后计算欧氏距离以得到两期影像在每个矢量图斑内的整体差异强度,最后设定变化阈值来确定斑块是否在新一期的普查结果中发生了变化,当欧氏距离超过阈值时则其土地利用在新一期的地理国情普查结果中发生了变化,否则没有发生变化。

由于地理国情普查矢量图斑是由人机交互获得,矢量内大多为同一类地物的多个对象的集合,掺杂少量其他地物类型的像元或对象,因此单一阈值分割的方法既受到对象分布的影响,也会受到矢量内混合不同类型对象统计特征的干扰。针对这个问题,本研究采用多种非监督变化检测集成的方法,将多种非监督方法的结果采用多数投票的方法进行决策级融合,增加结果的可靠性^[20]。集成的变化检测方法包括上述基于最大类间方差法的阈值

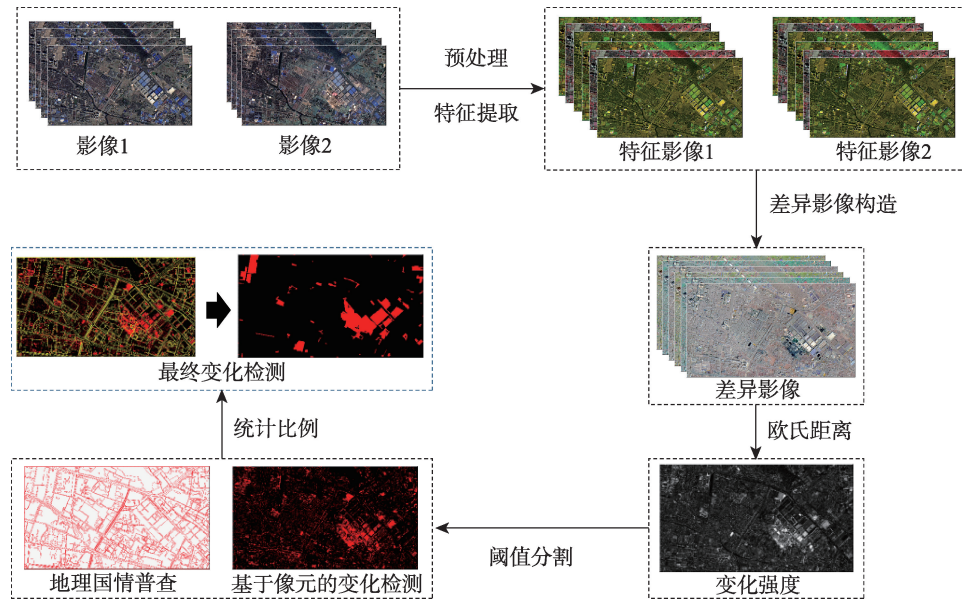


图1 基于变化像元统计的变化检测方法技术路线

Fig. 1 Technical route of change detection method based on statistics of change pixel

法,以及期望最大算法^[9,21-22](Expectation Maximization Algorithm, EM)和K均值聚类法^[23-25](K-means clustering)。期望最大算法是针对不完整数据问题进行最大似然估计的一种常用算法,它主要包括期望和最大化2个步骤,重复这两步直到收敛。期望根据隐含变量计算,参数的估计根据观测值不断调整,在计算最大值的过程中给出新的估计值^[26]。

K均值聚类法是一种常用的无监督分类算法,它以 k 为参数,把影像中的像元按照相似度划分到相应的类别中^[27]。这种方法也同样广泛应用于变化检测: k 的值为2,像元之间的相似度采用差异影像的欧氏距离来衡量,将影像分割为变化图斑和非变化图斑。图2描述了基于地理国情普查单元的变化检测技术路线。

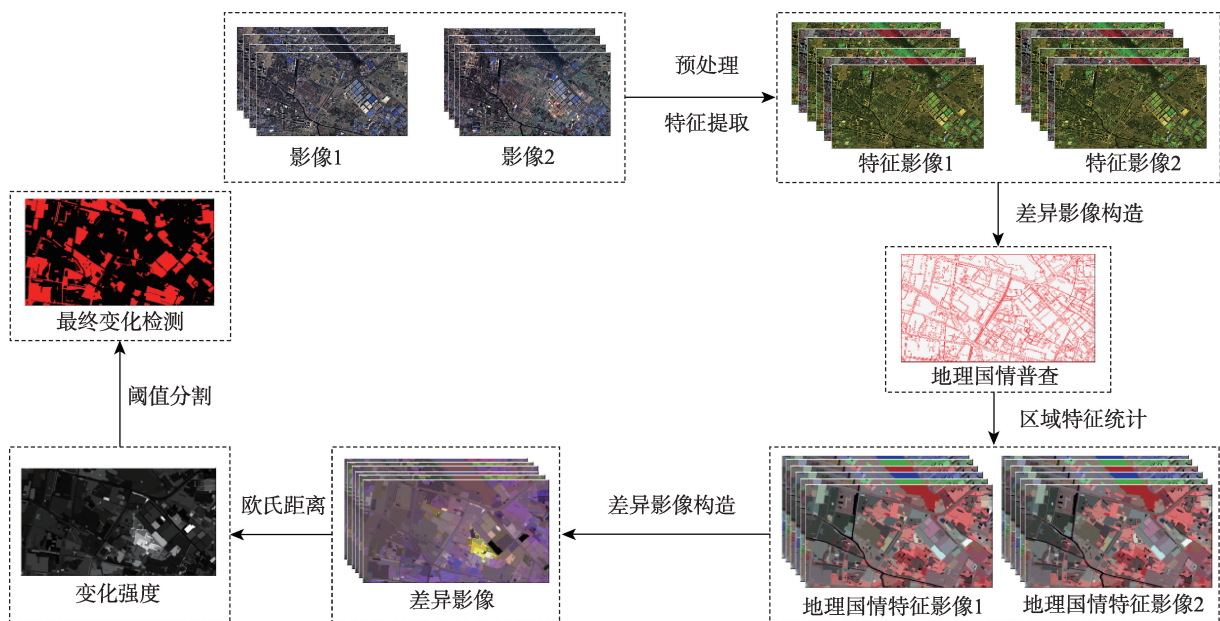


图2 基于地理国情普查图斑的变化检测技术路线

Fig. 2 Technical route of change detection method based on the pattern of geographic national census

3 基于变化检测与解释(CDE)的地表覆盖图更新

3.1 非变化区域的分类模型训练

根据两期遥感影像的变化检测结果,将新一期的遥感影像划分为非变化与变化区域。对新一期的遥感影像采用面向对象方法进行分割。对于未变化区域,在前一期地理国情普查矢量的基础上进行二次分割,获得矢量多边形内更加准确的独立对象。对于变化区域,由于地物类型发生了改变,前一期的地理国情普查矢量对新一期的分割不再具有参考意义,所以对新一期遥感影像的变化区域直接进行面向对象分割。影像分割完成后提取分割对象的光谱、形状和纹理等特征。由于未变化区域的地表类型与前一期地理国情普查数据大多一致,所以将前一期地理国情普查数据作为参考地物类型,从前一期未变化区域中选取少量真实未发生变化的土地覆盖类型标签作为新一期影像对应位置的类型标签。选取的样本标签和提取的多维特征作为分类器模型训练的输入数据。

3.2 变化区域的分类更新

由于地理国情普查数据中地表覆盖类型种类较多,使得某些类型之间特征差异很小,因此采用非线性、强鲁棒性的分类器。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是目前最有效的非参数监督分类器之一,它对高维数据集和不确定性问题具有很好的鲁棒性和泛化能力。支持向量机的基本思想是通过在样本映射空间中跟踪最大边缘超平面来分离隶属于不同类别的训练样本。支持向量机只需要输入接近类边界的训练样本,即只输入少量的训练样本,就能够处理高维数据,分类器具有泛化能力强的优点,适用于求解高维特征、小样本数据和非线性模型的分类和回归问题^[28-30]。将由非变化区域选取的标签和对象特征训练的分类器模型应用于全部分割后的新一期影像进行地表覆盖分类,得到更新后的地理国情普查数据。图3是基于变化检测与解释(Change Detection and Explanation, CDE)的地表覆盖信息更新技术路线。

4 试验数据及结果分析

4.1 试验数据

江阴市“十二五”规划的发展定位是“国家级创

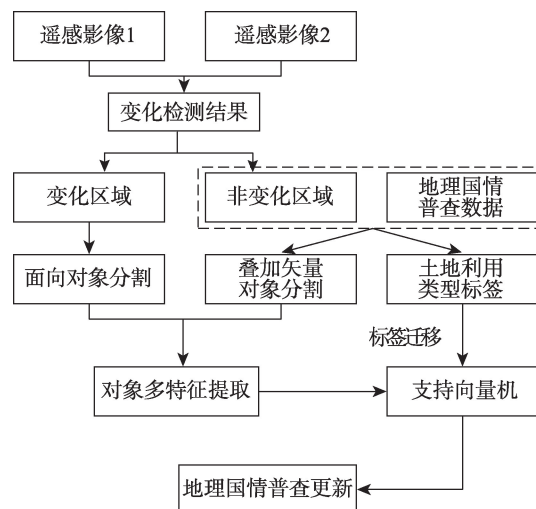


图3 基于CDE的地理国情普查数据更新技术路线

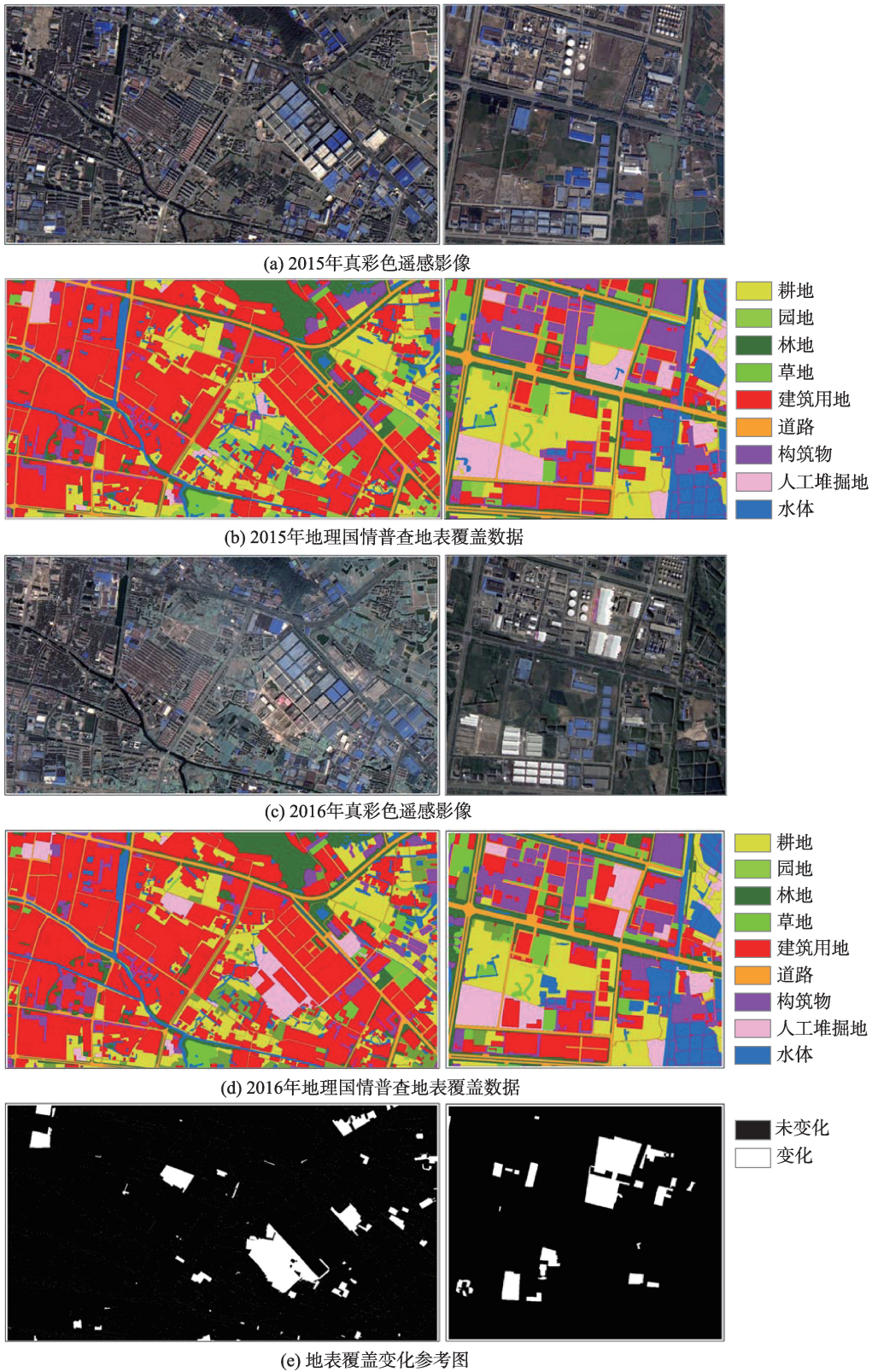
Fig. 3 Technical route of updating geographic national census based on CDE

新型经济示范基地”,也是江苏省开展全面地理国情监测的试点地区之一。采用江阴市2015年地理国情普查成果和2016年地理国情监测数据作为真实数据。选取2015年和2016年获取的资源三号和高分一号影像,其中研究区1的资源三号和高分一号影像分别拍摄于2015年2月10日和2016年3月27日,研究区2的资源三号和高分一号影像分别拍摄于2015年2月5日和2016年8月30日。两期遥感影像分别进行相对辐射校正、正射校正、影像融合和影像配准等预处理,减少不同时期遥感影像中由大气条件不同、传感器和拍摄角度、地形起伏和其他因素造成的一些误差,提高影像的空间分辨率,优化影像信息。经过预处理后,研究区1两期影像的大小为1100像素×2000像素,研究区2两期影像的大小为900像素×1050像素,空间分辨率均重采样为2 m。图4(a)和图4(c)是2个研究区经过预处理后的两期真彩色合成影像。图4(b)和图4(d)是2个研究区两期地理国情普查和基础性地理国情监测获得的地表覆盖图。图4(e)为地表覆盖变化的参考数据。

4.2 试验结果

4.2.1 基于变化像元统计的地理国情变化检测

将2期影像进行预处理后构造差异影像,采用最大类间方差法选取阈值,将差异影像分割为变化与非变化区域。利用地理国情普查数据,统计矢量多边形内所有变化像元的比例,采用最大类间方差法来确定前一期地理国情矢量中变化较大的斑块



注:左图为研究区1,右图为研究区2。

图4 研究区真彩色合成遥感影像、地理国情普查矢量图以及标准地表覆盖变化参考图

Fig. 4 True color composite remote sensing images, the vectors of geographic national census, and the reference maps of land cover changes in the study areas

和变化较小的斑块。同时,为了直观反映每一个地理国情矢量多边形中变化区域的大小,将每个多边形中变化像元的比例按照自然断点阈值分割法划分为未变化、弱变化、中等变化、强变化4个等级。表1中列出了该方法在2个研究区中的变化检测精度。从表中可以看出,该方法在2个研究区中都得到了较高的精度,分别达到了93.65%和93.68%,Kappa系数也表明了较好的可靠性。图5展示了2个研究区基于变化像元统计的地理国情变化检测结果和分级变化情况。这种方法的结果主要体现了相比前一期地理国情普查或监测成果中变化像元占比较大的矢量图斑,旨在明确后续调查和更新中应优先考虑这些多边形内地表覆盖类型的变化。但是,非变化矢量图斑内也存在一定的变化像元,只是比例较小,更新的优先级相对较低,并不代表整个多边形区域内完全没有发生变化。

表1 面向地理国情普查变化检测结果

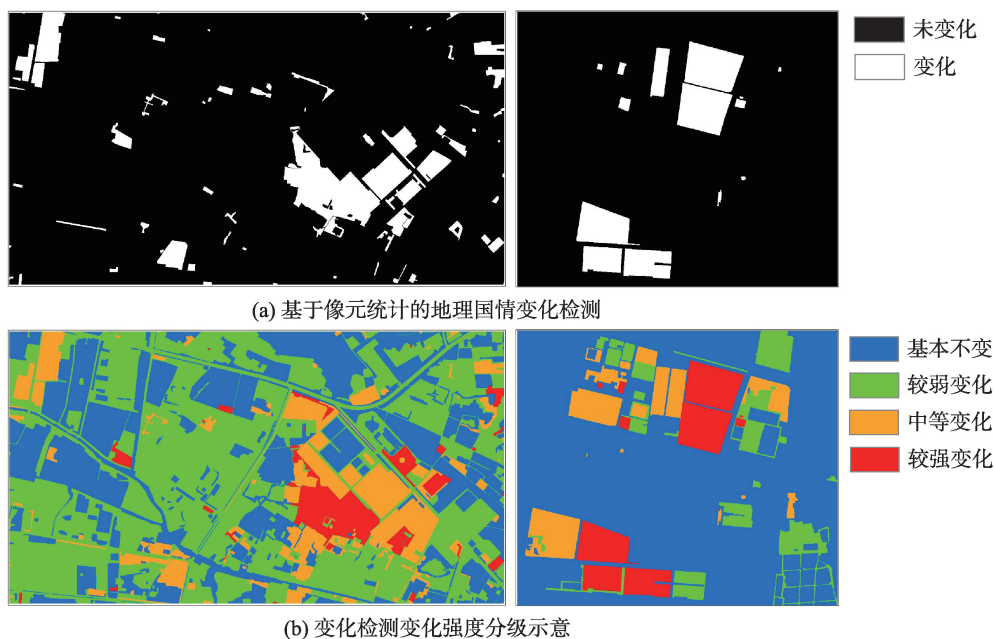
Tab. 1 Geographic national census based change detection results

	基于变化像元统计的 地理国情变化检测方法		基于地理国情普查单元 的变化检测方法	
	研究区1	研究区2	研究区1	研究区2
OA/%	93.65	93.68	69.31	88.52
Kappa系数	0.5409	0.6168	0.1314	0.3767

4.2.2 基于地理国情图斑统计方法的变化检测

多时相遥感影像预处理后,将地理国情矢量图斑分别与2期影像进行套合,统计以矢量图斑为对象单元的特征。从表1可看出,这种方法也能够得到较好的整体精度,但相比基于变化像元统计的方法有一定的下降,Kappa系数的下降更为明显,主要原因为:①结果具有较高的精度主要是由于研究区整体上不变像元占比较大(86.10%),检测的变化斑块只占据研究区的29.30%,因此大部分的检测结果是正确的,精度较高;②由于地理国情普查的斑块是人为将同一类型的多个地物划为一类,当斑块中变化像元占比较大时,整个斑块被检测为变化斑块,斑块中实际未变化的像元被错分为变化像元,产生误检;当斑块中不变像元占比较大时,整个斑块被检测为不变斑块,斑块中实际变化的像元被漏检;误检和漏检像元比例的增加导致结果的可靠性(Kappa系数)下降。

相比基于变化像元数量统计的地理国情变化检测,以地理国情普查矢量图斑为地物对象约束并对其进行特征统计来进行变化检测具有一定的优势:操作简单,提取信息速度快,相比面向对象方法省去了影像分割参数反复调试的过程,得到的结果也具有参考价值。但是这种方法也存在一定的不足:地理国情普查成果的矢量图斑本身并不是按照



注:左图为研究区1,右图为研究区2。

图5 基于像元统计的地理国情变化检测图以及变化强度分级示意

Fig. 5 Change detection and change intensity of geographic national census based on statistics of change pixel

地物对象而是人机交互解译划分的,所以其内部虽然类型多数一致,但也存在少量其他类型的地物。另外,矢量图斑内包含的对象较多,即使同类地物不同对象的特征也不尽相同,将他们视为一个整体

来提取信息会使地理国情矢量多边形之间类别特征和变化特征的界限变得模糊,降低阈值分割的精度,造成更多的误检和漏检。图6为2个研究区基于地理国情普查图斑的变化检测结果。

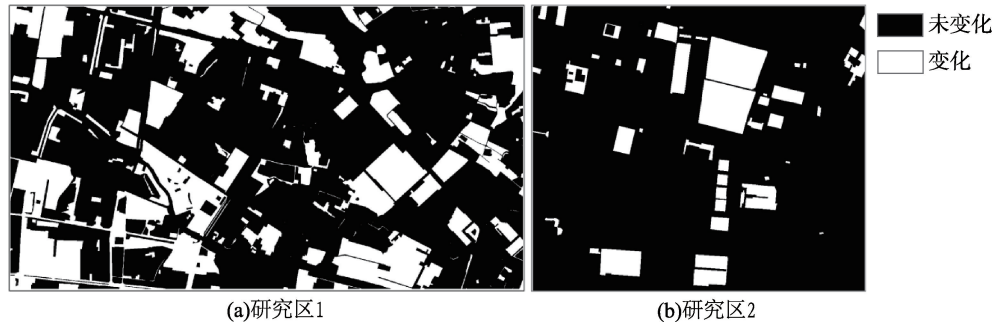


图6 基于地理国情普查图斑的变化检测

Fig. 6 Change detection map based on the pattern of geographic national census

4.2.3 地表覆盖专题信息更新

由于上述2种方法中基于变化像元数量统计的方法效果更好,所以在更新的过程中选用该方法获取的变化检测结果进行后续试验。为了避免更新结果中产生椒盐噪声,对研究区新一期的遥感影像采用eCognition软件进行面向对象分割。其中,非变化区域在前一期地理国情普查矢量的基础上进行二次分割,变化区域则直接进行分割。这样,既保留了不变区域的地表覆盖类型,又重新调整了变化区域的划分情况。分割参数根据研究区地物对象进行调整(研究区1参数:分割尺度为60,形状指数为0.4,紧致度指数为0.1;研究区2参数:分割尺度为100,形状指数为0.7,紧致度指数为0.9)。提取对象的光谱、形状和纹理特征作为监督分类的输入^[31],以提高信息更新的可靠性。

如上所述,在非变化区域中利用前一期的地理国情普查矢量图斑和面向对象的分割结果,对每种地表覆盖类型选取少量地物对象类别,作为新一期分割影像中的类别标签,结合分割影像的对象特征共同组成地理国情普查的训练样本。将样本输入到支持向量机分类器(采用高斯径向基核函数)中进行训练和分类,获得变化区域更新后的地表覆盖类型。表2是根据新一期(2016年)的地理国情监测成果对2个研究区地表覆盖更新结果的精度验证。从表中可看出,该方法得到的地表覆盖图更新结果获得了较高的总体精度和Kappa系数,具有较高的准确性和可靠性。从每一个地表覆盖类型的结果来看,不同植被覆盖的分类精度相比其他类别

表2 地表覆盖更新结果精度统计

Tab. 2 Accuracy of land cover updating results

		研究区1	研究区2
土地 利用 类型	耕地	0.8654	0.8173
	园地	0.9185	0.7421
	林地	0.8381	0.8377
	草地	0.8182	0.7782
	房屋建筑	0.9266	0.8123
	道路	0.9579	0.9917
	构筑物	0.5912	0.8872
	人工堆掘地	0.9336	0.8006
	水体	0.8810	0.8894
总体精度		0.8996	0.8613
Kappa系数		0.8598	0.8383

的精度偏低,这说明虽然被划分为不同的地表覆盖类型,但是它们作为植被在现有特征中的表现仍然十分相近。同样,构筑物与房屋建筑也具有相似的特征,在某些场景中较难区分。从本质上来说,地理国情普查的分类标准并非严格按照地表覆盖自然类型进行划分,而是根据土地的功能考虑了土地利用信息,这会使相同的地物因为使用功能而非反射特性的差异而划分为不同的类别,降低了某些类别之间的可分性。图7为更新后的地表覆盖图。

需要注意的是,地理国情普查数据本身也具有一定的人为误差。而且,即使同一年份的地理国情普查成果与遥感影像在获取时间上通常也具有一定间隔。如果在这段时间内地表覆盖类型发生了变化,那么将地理国情普查作为前一期遥感影像的参考标签以及在后一期作为更新结果的验证数据

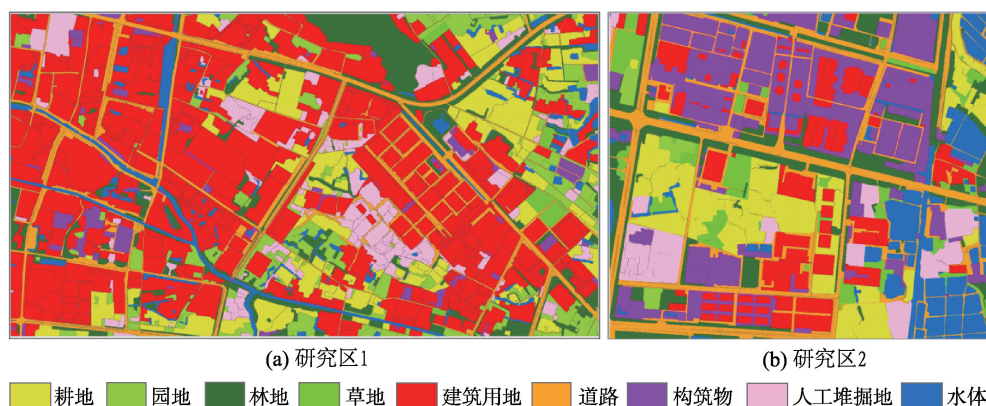


图7 基于高分辨率遥感影像变化检测结果更新后的地理国情地表覆盖类型

Fig. 7 Updated geographic national census land cover maps based on high-resolution remote sensing image change detection

就会存在影像地物与国情普查不一致的情况,在一定程度上也影响了变化检测和地表覆盖更新结果的精度。

5 结论与展望

本文针对地理国情普查成果的特点、常态化地理国情监测的需求,提出了以地理国情普查图斑为约束、以面向对象变化检测方法为支持、综合利用空间光谱特征和支持向量机等机器学习方法的地理国情变化检测和地表覆盖更新的新方法。通过江阴县的应用试验,利用普查和监测成果验证了方法的有效性。像元和对象结合的变化检测能够通过两期高分辨率遥感影像较为准确地判断哪些图斑或地区发生了较大的变化,为历史地理国情成果数据的使用提供了参考,同时为后期地理国情数据更新提供了指导。地理国情信息的自动更新方法能够通过遥感影像变化检测和分类方法,辅以往期的数据生成当期遥感影像对应的地表覆盖专题数据,为地理国情基础数据库的现势性更新、变化规律分析和决策分析提供技术手段。

目前,该方法对遥感影像数据的分辨率和一致性具有一定的要求。在今后的工作中,我们将继续开展利用多时相多源遥感影像作为数据源的相关工作,使面向地理国情的变化检测和数据更新方法具有更加广泛的适用性。

参考文献(Reference):

[1] 李德仁,邵振峰,丁霖.地理国情信息的多级网格化表达[J].地理空间信息,2014,12(1):1-5. [Li D R, Shao Z F, Ding L. Research on multi-grids expression of geograph-

ic national conditions[J]. Geospatial Information, 2014,12(1):1-5.]

[2] 张静,兀伟,郭玉芳,等.国内外地理国情监测相关标准分析与思考[J].测绘与空间地理信息,2014,37(1):168-171.

[Zhang J, Wu W, Guo Y F, et al. Consideration and analysis of domestic and foreign national geographic monitoring standardization[J]. Geomatics and Spatial Information Technology, 2014,37(1):168-171.]

[3] 陈俊勇.地理国情监测的学习札记[J].测绘学报,2012,41(5):633-635. [Chen J Y. Study notes on geographic national condition monitoring[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2012,41(5):633-635.]

[4] 李德仁,眭海刚,单杰.论地理国情监测的技术支撑[J].武汉大学学报·信息科学版,2012,37(5):505-512. [Li D R, Sui H G, Shan J. Discussion on key technologies of geographic national conditions monitoring[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012,37(5):505-512.]

[5] 史文中,陈鹏飞,张效康.地理国情监测可靠性分析[J].测绘学报,2017,46(10):1620-1626. [Shi W Z, Chen P F, Zhang X K. Reliability analysis in geographical conditions monitoring[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017,46(10):1620-1626.]

[6] 张良培,武辰.多时相遥感影像变化检测的现状与展望[J].测绘学报,2017,46(10):1447-1459. [Zhang L P, Wu C. Advance and future development of change detection for multi-temporal remote sensing imagery[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017,46(10):1447-1459.]

[7] Lu D, Mausel P, Brondizio P, et al. Change detection techniques[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(12):2365-2401.

[8] Lu D, Li G, Moran E. Current situation and needs of change detection techniques[J]. International Journal of

- Image and Data Fusion, 2014,5(1):13-38.
- [9] Bruzzone L, Prieto D F. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing, 2000,38(3):1171-1182.
- [10] Chen G, Hay G J, Carvalho L M T, et al. Object-based change detection[J]. International Journal of Remote Sensing, 2012,33(14):4434-4457.
- [11] 王建明,史文中,邵攀.自适应距离和模糊拓扑优化的模糊聚类 SAR 影像变化检测[J].测绘学报,2018,47(5):611-619. [Wang J M, Shi W Z, Shao P. Change-detection method for SAR image using adaptive distance and fuzzy topology optimization-based fuzzy clustering[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018,47(5):611-619.]
- [12] 施文灶,毛政元.基于图分割的高分辨率遥感影像建筑物变化检测研究[J].地球信息科学学报,2016,18(3):423-432. [Shi W Z, Mao Z Y. The research on building change detection from high resolution remotely sensed imagery based on graph-cut segmentation[J]. Journal of Geo-information Science, 2016,18(3):423-432.]
- [13] 冯文卿,眭海刚,涂继辉,等.联合像素级和对对象级分析的遥感影像变化检测[J].测绘学报,2017,46(9):1147-1155. [Feng W Q, Sui H G, Tu J H, et al. Remote sensing image change detection based on the combination of pixel-level and object-level analysis[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017,46(9):1147-1155.]
- [14] 龙玄耀,李培军.基于图像分割的城市变化检测[J].地球信息科学学报,2008,10(1):121-127. [Long X Y, Li P J. A method of urban change detection based on image segmentation[J]. Journal of Geo-information Science, 2008, 10(1):121-127.]
- [15] 张鑫龙,陈秀芳,李飞,等.高分辨率遥感影像的深度学习变化检测方法[J].测绘学报,2017,46(8):999-1008. [Zhang X L, Chen X W, Li F, et al. Change detection method for high resolution remote sensing images using deep learning[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017,46(8):999-1008.]
- [16] Lambin E F, Strahlers A H. Change-vector analysis in multitemporal space: A tool to detect and categorize land-cover change processes using high temporal-resolution satellite data[J]. Remote Sensing of Environment, 1994,48(2):231-244.
- [17] Johnson R D, Kasischke E S. Change vector analysis: A technique for the multispectral monitoring of land cover and condition[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998,19(3):411-426.
- [18] 陈晋,何春阳,卓莉.基于变化向量分析(CVA)的土地利用/覆盖变化动态监测(II)—变化类型的确定方法[J].遥感学报,2001,5(5):346-352. [Chen J, He C Y, Zhuo L. Land Use/Cover Change Detection with Change Vector Analysis (CVA): Change Type Determining[J]. Journal of Remote Sensing, 2001,5(5):346-352.]
- [19] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979,9(1):62-66.
- [20] Du P, Liu S, Xia J, et al. Information fusion techniques for change detection from multi-temporal;remote sensing images[J]. Information Fusion, 2013,14(1):19-27.
- [21] Moon T K. The expectation-maximization algorithm[J]. Signal Processing Magazine IEEE, 1996,13(6):47-60.
- [22] Melgani F, Moser G, Serpico S B. Unsupervised change-detection methods for remote-sensing images[J]. International Society for Optics and Photonics, 2002,41(12):3288-3222.
- [23] Ding C, He X. K-means clustering via principal component analysis[C]//Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning. ACM, 2004:29.
- [24] Celik T. Unsupervised Change Detection in Satellite Images Using Principal Component Analysis and k-Means Clustering[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009,6(4):772-776.
- [25] Zheng Y, Zhang X, Hou B, et al. Using combined difference image and -means clustering for SAR image change Detection[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2013,11(3):691-695.
- [26] 盛辉,廖明生,张路.基于典型相关分析的变化检测中变化阈值的确定[J].遥感学报,2004,8(5):451-457. [Sheng H, Liao M S, Zhang L. Determination of threshold in change detection based on cononical correlation analysis [J]. Journal of Remote Sensing, 2004,8(5):451-457.]
- [27] Hartigan J A, Wong M A. Algorithm AS 136: A K-Means Clustering Algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1979,28(1):100-108.
- [28] 杜培军,林卉,孙敦新.基于支持向量机的高光谱遥感分类进展[J].测绘通报,2006(12):37-40. [Du P J, Lin H, Sun D X. On progress of support vector machine based hyperspectral RS classification[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2006(12):37-40.]
- [29] Mountrakis G, Im J, Ogole C. Support vector machines in remote sensing: A review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011,66(3):247-259.
- [30] Pal M, Mather P M. Support vector machines for classification in remote sensing[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005,26(5):1007-1011.
- [31] Wang X, Liu S, Du P, et al. Object-based change detection in urban areas from high spatial resolution images based on multiple features and ensemble learning[J]. Remote Sensing, 2018,10(2):276.