

引用格式: Zhang Yinguo, Chen Yunzhi. Automatic Extraction of New Construction Land based on an Improved Method of Updating Land Cover Maps[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(5): 1073-1081. [张因果, 陈芸芝. 一种基于改进土地覆盖更新方法的新增建设用地自动提取[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(5): 1073-1081.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.5.1073

一种基于改进土地覆盖更新方法的新增建设用地自动提取

张因果^{1,2}, 陈芸芝^{1,2}

(1. 福州大学 空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福建 福州 350116;
2. 卫星空间信息技术综合应用国家地方联合工程研究中心, 福建 福州 350116)

摘要:快速准确掌握新增建设用地信息对城镇化监测研究具有重要意义。基于后验概率变化矢量检测的土地覆盖更新方法中,存在初始样本准确性低、后验概率变化矢量检测精度不理想的问题,结合多元变化检测方法,对基于后验概率变化矢量检测的更新方法进行改进,提出一种可应用于新增建设用地提取的自动化方法。利用两期影像多元变化检测结果提高初始训练样本的准确性,同时在迭代选择样本过程中加入该变化检测结果,改善变化检测更新和重分类过程的精度,更准确地提取新增建设用地。用两期嘉兴地区高分一号影像和前期影像土地利用/覆盖分类数据验证改进效果,并与改进前方法对比。结果表明:改进方法提取的2017年新增建设用地精度更高,提取更新后的2017年建设用地总体精度达到85%,Kappa系数0.7以上,变化检测精度比未改进前显著提高。同时该方法显著减少了迭代次数,提高了提取效率。

关键词:多元变化检测;新增建设用地;自动提取;后验概率变化矢量检测

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2019)05-1073-09

1 引言

当前,我国正处在城镇化快速发展的时期,建设用地迅速扩张已成为当前土地利用变化的主要特点^[1]。准确、快速地获取新增建设用地信息对于城镇化监测、生态环境保护等具有实际意义。遥感已成为快速、宏观地获取地类信息的主要手段^[2]。新增建设用地提取主要利用多时相遥感影像变化检测方法检测该地类的变化,而土地覆盖更新大多基于影像的变化检测^[3],得到不同地类的变化信息完成土地覆盖信息的更新。Xian等^[4]提出了利用变化检测和重分类方法更新2006年国家土地覆盖数据库。该研究利用变化向量分析(Change Vector

Analysis, CVA)方法确定变化区域,使用决策树分类(Decision Tree Classification, DTC)对变化像素重分类,完成土地覆盖自动更新。Xian等^[5]还利用CVA方法和回归树模型(Regression Tree Model, RTM)自动更新不透水面信息。上述两种方法都要求相同物候期影像^[6],自动化程度低,应用受限^[7]。Yu等^[8]将Xian的方法用于对象尺度上,完成北京地区土地分类更新和变化分析,同样该方法自动化程度低。Jin等^[9]提出多特征指数集成的综合变化检测方法(Comprehensive Change Detection Method, CCDM)用于自动更新地表覆盖,该方法需要参考现有知识系统完成更新,难以自动化应用。Chen等^[10]利用后验概率变化矢量检测法(Change Vector

收稿日期:2018-08-21;修订日期:2019-07-25

基金项目:国家重点研发计划课题(2017YFB0504203),中央引导地方科技发展专项(2017L3012)。

作者简介:张因果(1992—),男,河南信阳人,硕士研究生,主要从事遥感信息处理与应用研究。E-mail: ygzhangEDU@163.com。

通讯作者:陈芸芝(1982—),女,福建连江人,博士,副研究员,主要从事资源与环境遥感应用研究。E-mail: chenyunzhi@fzu.edu.cn。

Analysis in Posterior Probability Space, CVAPS)提出自动化的土地覆盖更新方法。朱欣然等^[11]考虑影像波段间的相关性对CVAPS方法进行改进,改善分类更新精度。该更新方法利用后验概率矢量进行变化检测,抗干扰能力强、自动化程度高。但此类方法在地类变化较大的情况下初次样本选择准确性较低,影响变化检测和重分类精度,迭代次数较多,检测效率不高。

多元变化检测(Multivariate Alteration Detection, MAD)是由Nielsen等提出的一种检测方法^[12],该方法是应用广泛的非监督变化检测方法之一^[13]。MAD方法将变化信息变换到少数典型变量上,集中突出变化信息^[14]。该方法适用于检测同一传感器或者不同传感器的多时相影像,对影像预处理要求低^[15]。为了在较大区域内准确自动地提取新增建设用地,以CVAPS土地覆盖更新方法为基础,针对存在的问题,引入MAD方法,改进原有土地覆盖更新方法,提出一种可用于新增建设用地自动提取的改进方法。通过MAD方法提高初始训练样本的准确性以及重分类和变化检测更新过程的可靠性,来提升新增建设用地自动提取的精度和效率。

2 方法原理

本文利用两期不同时相遥感影像和时相一土地利用/覆盖分类图作为输入数据,自动提取时相二相对于时相一新增建设用地。图1为本文改进方法的总体技术流程。整体流程包括4个子环节:变化检测、迭代选择训练样本、变化区域重分类和分类后处理。首先应用MAD方法初始化训练样本,提高初始样本准确性。同时结合MAD结果和CVAPS变化检测迭代选择训练样本和变化区域重分类,提高变化检测和重分类结果精度。迭代MRF模型处理分类后噪声。在达到一致性比率阈值下,提取变化区域建设用地重分类结果并得到最终提取结果。

2.1 多元变化检测

多元变化检测基本原理是将两个不同时相多波段影像看作两组多元随机变量,然后对两组随机变量进行典型变换,通过构造典型变量的差异变量,将变化信息集中在几个差异变量上。

设随机向量 $\mathbf{X}=[X_1, \dots, X_p]$ 和 $\mathbf{Y}=[Y_1, \dots, Y_p]$ 分别为 p 和 q 个波段的两组多元变量,且 $p \leq q$ 。 \mathbf{X} 和

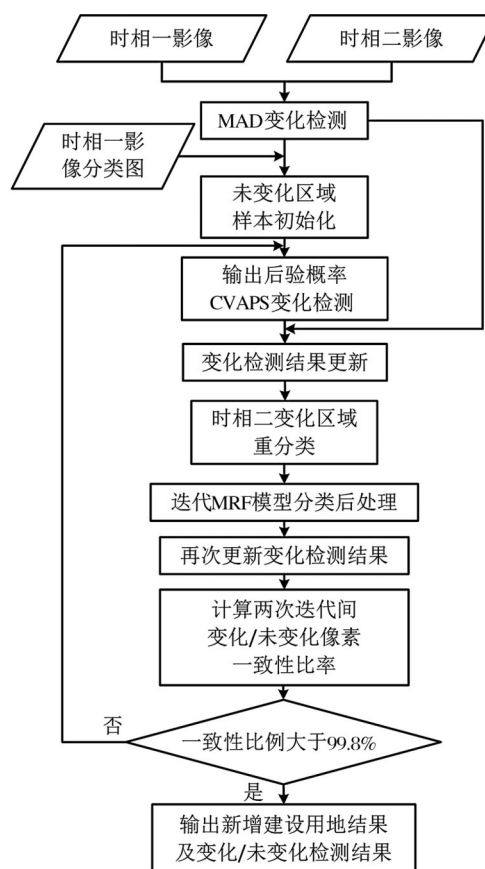


图1 本文方法技术流程图

Fig.1 Technical flowchart of the proposed method

\mathbf{Y} 均值为零,即 $E(\mathbf{X})=0, E(\mathbf{Y})=0$ 。设线性组合系数向量 \mathbf{a} 和 \mathbf{b} ,构造线性组合变量 $\mathbf{a}^T \mathbf{X}$ 和 $\mathbf{b}^T \mathbf{Y}$,则两组线性组合离差 $d=\mathbf{a}^T \mathbf{X}-\mathbf{b}^T \mathbf{Y}$ 。寻找某一对线性组合系数向量 \mathbf{a} 和 \mathbf{b} ,在满足单位方差约束条件 $Var\{\mathbf{a}^T \mathbf{X}\}=Var\{\mathbf{b}^T \mathbf{Y}\}=1$,最大化离差 d 的方差,即 $Var\{\mathbf{a}^T \mathbf{X}-\mathbf{b}^T \mathbf{Y}\}$ 取最大值。

$$Var\{\mathbf{a}^T \mathbf{X}-\mathbf{b}^T \mathbf{Y}\}=2(1-Corr\{\mathbf{a}^T \mathbf{X}, \mathbf{b}^T \mathbf{Y}\}) \quad (1)$$

为使 $Var\{\mathbf{a}^T \mathbf{X}-\mathbf{b}^T \mathbf{Y}\}$ 最大化,即求解 $\mathbf{a}^T \mathbf{X}$ 和 $\mathbf{b}^T \mathbf{Y}$ 之间相关性 $Corr\{\mathbf{a}^T \mathbf{X}, \mathbf{b}^T \mathbf{Y}\}$ 最小时满足的系数向量 \mathbf{a} 和 \mathbf{b} ,可用典型相关分析求解系数向量^[16]。求解系数向量后的 $\mathbf{a}^T \mathbf{X}$ 和 $\mathbf{b}^T \mathbf{Y}$ 即为一对典型相关变量。将典型相关变量按相关系数升序排列即可构造MAD变量:

$$MAD_i=\mathbf{a}_{p+1-i}^T \mathbf{X}-\mathbf{b}_{p+1-i}^T \mathbf{Y} (i=1, \dots, p) \quad (2)$$

MAD_i 变量近似服从正态分布,对变量进行标准化后,构造随机变量 Z ,如公式(3)所示, Z 近似服从自由度为 p 的卡方分布^[17]。 Z 越大表示其变化强度越大。

$$Z = \sum_{i=1}^p \left(\frac{MAD_i}{\sigma_{MAD_i}} \right)^2 \quad (3)$$

其中: σ_{MAD_i} 为第*i*个MAD变量标准差, p 为波段数。

2.2 后验概率变化矢量检测

Chen等^[18]首次提出基于后验概率空间变化矢量检测法,由于后验概率受成像环境影响较小,降低了变化检测对原始影像质量要求。该方法是依据地类样本的先验信息,将两个时相地类光谱空间转换到所属类别的后验概率空间,在后验概率空间构造变化矢量进行检测。

设随机变量 $\mathbf{X}=(x_1, \dots, x_b)$ 为**b**个波段影像像元光谱矢量, $\mathbf{P}=(p_1, \dots, p_m)$ 为该像元归属于**m**个不同类别的后验概率矢量。 \mathbf{P} 由最大似然等监督分类器产生,通过先验样本信息,将像元光谱矢量 \mathbf{X} 转换到对应后验概率矢量 \mathbf{P} 。设时相一和时相二影像产生的后验概率矢量分别为 $\mathbf{P}^{(1)}$ 和 $\mathbf{P}^{(2)}$,则基于后验概率空间变化矢量定义为:

$$\Delta \mathbf{P} = \mathbf{P}^{(2)} - \mathbf{P}^{(1)} \quad (4)$$

其中: $\Delta \mathbf{P}$ 表示两个不同时相后验概率空间的变化矢量,包含时相间的变化信息。变化矢量 $\Delta \mathbf{P}$ 取模运算 $|\Delta \mathbf{P}|$ 得到变化强度信息,可用Otsu阈值法^[19]自动地确定变化/未变化区域。

2.3 样本自动选择及重分类

样本自动选择是本文技术流程一个重要环节。新增建设用地自动提取主要过程是识别地物变化区域,然后对最近时相影像进行变化区域重分类,提取变化区域内建设用地。重分类样本来源于影像未变化区域土地利用/覆盖分类数据。因此,未变化像元和样本准确性影响重分类精度。首先用MAD方法提取未变化区域分类图像素作为初始训练样本,避免将分类图全部像素作为初始样本。然后结合MAD和CVAPS检测结果更新未变化区域用于更准确选择样本和获取重分类结果。样本自动选择和重分类具体过程如下:

(1)不同时相影像T1、T2进行MAD变化检测,k均值聚类^[20]分割得到变化区域 R_c 和未变化区域 R_u 。

(2)根据T1时相分类图C1和未变化区域 R_u 提取T1、T2时相影像初始样本信息 S_0 。

(3) S_0 输入最大似然分类器(MLC),得到T1、T2后验概率矢量 \mathbf{P}_1 、 \mathbf{P}_2 。结合Otsu自动阈值算法进行后验概率变化矢量检测,得到变化区域 R_{pc} 和未变化区域 R_{pu} 。

(4) R_{pu} 和 R_u 求并集, R_c 与 R_{pc} 提取相同变化区域,更新变化区域 R'_c 和未变化区域 R'_u 。

(5)对T2影像变化区域重分类,迭代MRF模型去噪声,未变化区域继承C1结果。再次更新变化/未变化区域,得到 R_{cc} 和 R_{cu} 。

(6)从未变化区域中再次选择样本,迭代执行(2)~(5)步,直到相邻两次变化/未变化区域一致性比率大于默认值(本文设置为99.8%)。在C1非建设用地范围约束下,T2变化区域建设用地最终分类结果即为新增建设用地。一致性比率定义:

$$r_{consistence} = \frac{n_{unchange} + n_{change}}{N} \quad (5)$$

其中: $r_{consistence}$ 为一致性比率, $n_{unchanged}$ 和 $n_{changed}$ 分别代表相邻两次迭代不变和变化的像素数, N 为像素的总数。

2.4 迭代MRF模型

基于像素的变化检测和分类结果通常有“椒盐”噪声,使得分类结果连续性差,影响分类精度。本文用迭代MRF模型去除分类图噪声。

Bruzzzone等^[21]首次将MRF模型用于减少分类结果“椒盐”噪声。MRF模型充分考虑相邻像素间的信息,采用二阶八邻域定义MRF模型时,某一位位置像元属于某个类别的概率由该像素光谱信息和其邻域内的像素共同决定。为了进一步优化分类结果,减少分类结果中大量噪声,通常使用迭代条件模型ICM优化MRF模型结果,称为迭代MRF模型。ICM模型通过迭代优化过程不断更新类别,获取最优分类结果。

3 提取实验

3.1 实验区与数据

为验证本文方法的提取效果,选取一个典型实验区进行验证。如图2所示,实验区位于浙江嘉兴市和上海市境内,地理覆盖范围为120°44'7"~121°9'50"E,30°32'23"~30°54'24"N,总面积约为1 687 km²。实验区地处长江三角洲平原,经济社会发展迅速,建设用地分布较为集中,处于快速变化过程中。

使用高分一号WFV影像作为实验数据源,该影像有蓝、绿、红和近红外4个波段设置,装载4台空间分辨率为16 m的多光谱宽幅相机,相机幅宽大于830 km,具备对全球4 d重访能力^[22]。研究区影像获取时间分别为2013年11月18日和2017年11月3日。两期影像分别进行辐射校正和地理配准,

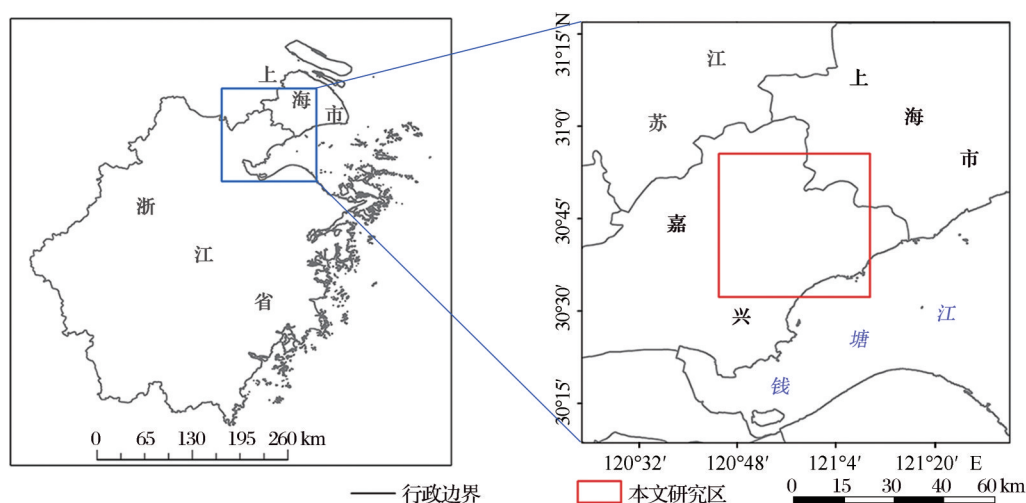


图2 研究区位置

Fig.2 Location of the study area

确保预处理后影像满足实验需求。

参考同一时期高分辨率影像,计算机自动分类配合人工交互解译出2013年11月18日获取的高分一号WFV影像土地利用/覆盖分类数据。如图3(c)所示,根据实验区实际情况,将地物分为水体、植

被、裸地和建设用地4种类别。

随机选择了3 444个验证样本点,利用混淆矩阵评价分类图的解译精度。结果表明,分类图总体精度为85.08%,Kappa系数0.797,分类精度较高。

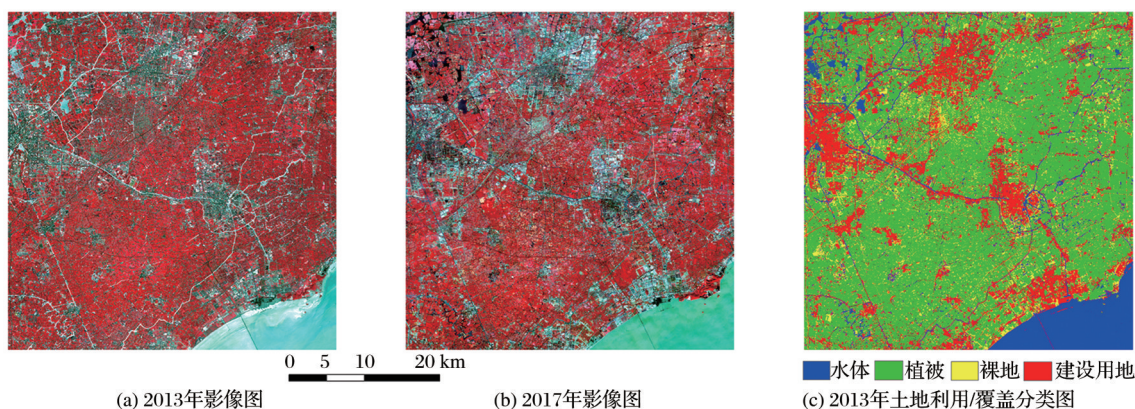


图3 研究区实验数据

Fig.3 Experimental data of study area

3.2 新增建设用地提取

利用本文提出的改进方法和实验区数据进行提取实验。图4是实验区2017年新增建设用地提取结果。为验证本文方法的实际效果,使用未加入MAD方法的自动提取方法(基于CVAPS更新方法,下文简称CVAPS方法)与加入MAD后的改进方法进行比较分析。

从图4可以看出,2017年建设用地结果相比2013年均有所增加,表现出扩张趋势。从新增建设用地的空间分布看,主要位于2013年建设用地的周边,少量结果位于较低密度建设用地区域。比较两种方法提取新增建设用地结果,CVAPS提取的新

增区域比本文方法更多。从图4左上角区域明显地看出两种方法提取结果的差别。图4(a)新增建设用地大多位于2013年建设用地边缘,而图4(b)结果一部分位于建设用地内部。对比原始影像可以发现,图4(b)结果普遍存在多提现象。

为了清楚地观察提取结果的细节,图5为方法改进前后提取的新增建设用地局部结果对比,分别将改进方法和CVAPS法提取的新增建设用地矢量边界叠加到2013年和2017年原始假彩色影像上。图5原始影像中,2017年相比2013年增加了少量建设用地(主要在中心位置)。对比两种矢量结果,CVAPS法提取结果范围比本文方法更大,并且本

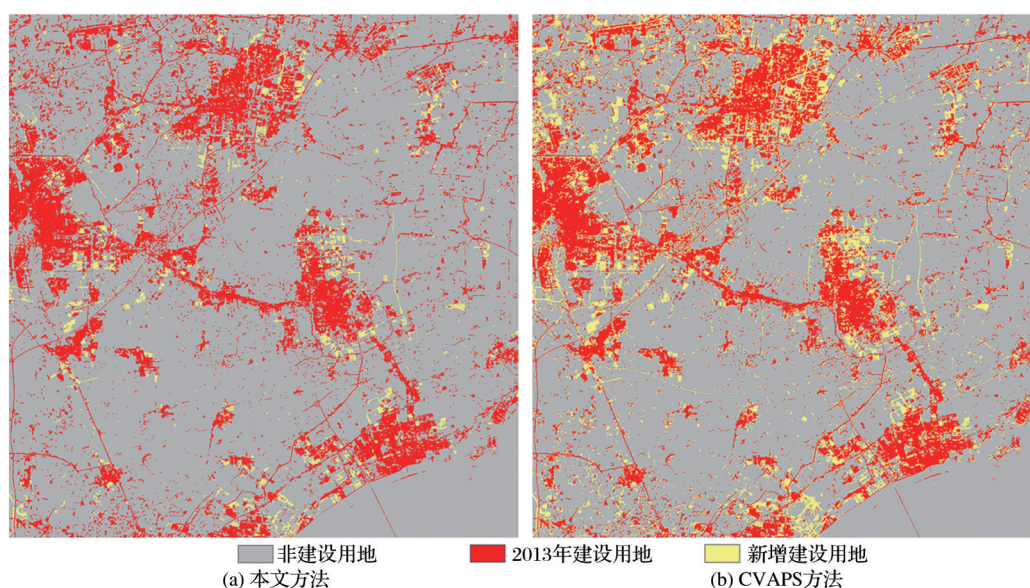


图 4 2017 年新增建设用地自动提取结果

Fig.4 Automatic extraction results of new construction land in 2017



图 5 本文方法与 CVAPS 法提取结果局部对比

Fig.5 Comparison of extraction results in sub-images between the proposed method and CVAPS method

文方法提取结果基本包含在 CVAPS 的结果中,多提现象比较明显。本文方法结果矢量边界能更准确地贴合真实边界, CVAPS 方法的结果除了识别建设用地变化区域外,一些非建设用地变化区域也被错误提取,图中在部分河流和建设用地边缘区等非建设用地区域, CVAPS 法错误地将其识别为新

增建设用地。因此从局部细节看,本文方法提取新增建设用地结果更加准确。

为了定量评价图 4 提取结果的精度,将 2017 年新增建设用地与 2013 年建设用地结果合并后的整体作为评价目标。分别随机选择 1 563 个建设用地样本点(包括 780 个新增建设用地样本)和 1 881 个

表 1 2017 年建设用地精度评价

Table 1 Accuracy evaluation of built-up land results in 2017

提取精度	用户精度/%		制图精度/%		总体精度/%	Kappa
	建设用地	非建设用地	建设用地	非建设用地		
本文方法	83.31	88.23	86.24	85.65	85.92	0.717
CVAPS 方法	73.94	84.92	79.28	75.44	79.27	0.587

非建设用地样本,总计 3 444 个样本点。利用混淆

从表 1 可以看出,本文方法总体精度 85.92%, Kappa 系数 0.717,比 CVAPS 方法分别提高了 6.65% 和 0.13。总体上看,本文方法有更高的提取精度。本文方法建设用地和非建设用地制图精度比改进前分别提高了 6.96% 以及 10.21%,用户精度分别提高了 9.37% 和 3.31%,非建设用地制图精度提高的幅度较大,表明该方法有效减少了将非建设用地误提为建设用地,减少了新增建设用地多提现象。从表中各个精度指标看,本文方法结果精度

矩阵进行精度评价,评价结果如表 1 所示。

相比改进前均有不同程度提升。

3.3 结果分析与讨论

由图 1 技术流程图可知,本文方法主要针对原有方法的变化检测过程和迭代选择样本过程进行改进。这两个方面的改进对自动提取结果的影响需做进一步分析。首先分析输出的变化检测结果,其精度影响重分类精度和样本选择准确性。图 6 分别是 MAD 和改进前后最终输出的变化/未变化像素的检测结果。

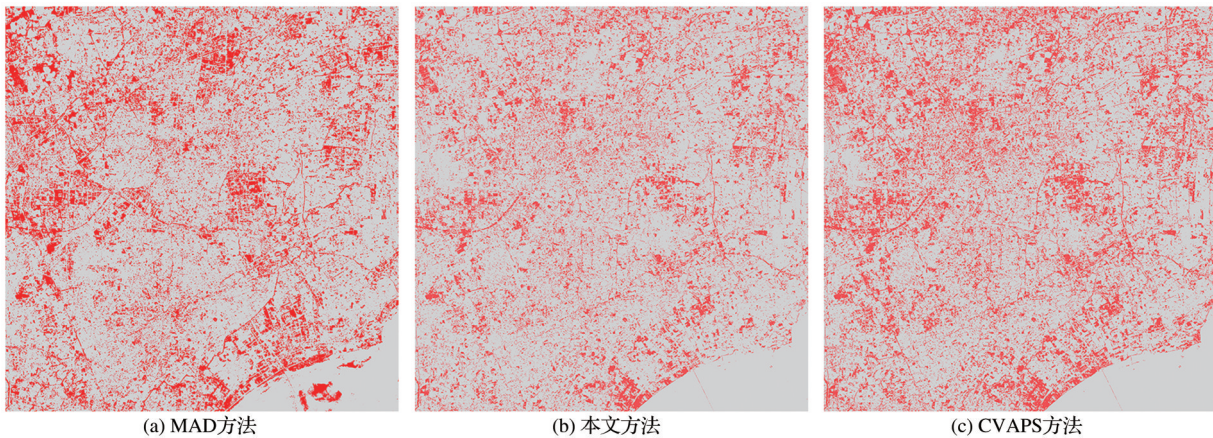


图 6 变化检测结果

Fig.6 Results of change detection

如图 6 所示,红色部分为变化区域。MAD 方法能够检测包括建设用地在内的各个地类的变化。CVAPS 方法检测的变化区域比本文方法更多。例如图中左上角和右下角部分属于变化较少的密集水域和稀疏建筑区,本文方法检测的变化像素更少。为了定量比较检测精度,随机选择 1 568 和 1 876 个变化像素和未变化像素样本,总计 3 444 个样本进行精度评价。表 2 是两种方法变化检测精度

评价结果。从表中可以看出,本文方法检测结果总体精度和 Kappa 系数比 CVAPS 法分别提高了 4.03% 和 0.077,提升了变化检测精度,同时在变化像元错检率上与 CVAPS 法相比大幅度降低,表明该方法减少了将未变化像素误检测为变化像素的情况。同时,本文方法未变化像素漏检率下降,说明该方法能较为完整地识别未变化区域。实验结果表明,本文改进措施能够有效提高变化检测精度。

表 2 变化检测结果精度评价

Table 2 Accuracy evaluation of change detection results

变化检测 精度	错检率/%		漏检率/%		总体精度/%	Kappa
	变化像元	未变化像元	变化像元	未变化像元		
本文方法	11.67	15.1	19.39	8.9	86.32	0.722
CVAPS 方法	21.14	14.52	16.52	18.71	82.29	0.645
MAD 检测	22.26	17.32	20.28	19.08	80.37	0.605

在迭代选择样本过程中,每次迭代都重新更新变化检测结果和新增建设用地分类结果。本文统计了方法改进前后随迭代次数增加变化检测精度和 2017 年建设用地精度的变化,统计结果如图 7、8 所示。此处变化检测结果是用于计算一致性比率

的变化/未变化像素,2017 年建设用地结果是在 2013 年建设用地基础上加入新增建设用地。精度检验样本与 3.2 节检验样本相同。

从图 7 中可以看出,两种方法变化检测总体精度和 Kappa 系数随迭代次数增加而增加,最终达到

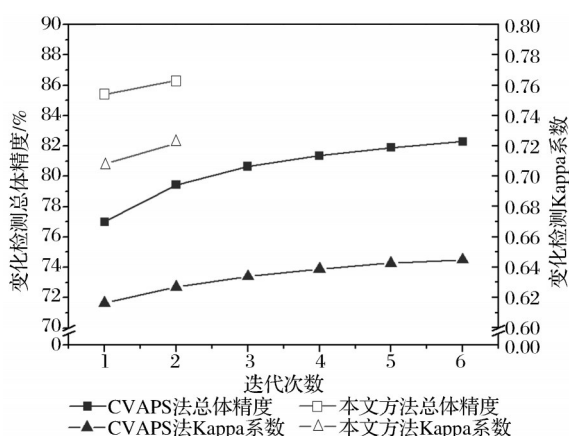


图7 变化检测精度与迭代次数的关系

Fig.7 Relationship between accuracy of change detection and iteration number

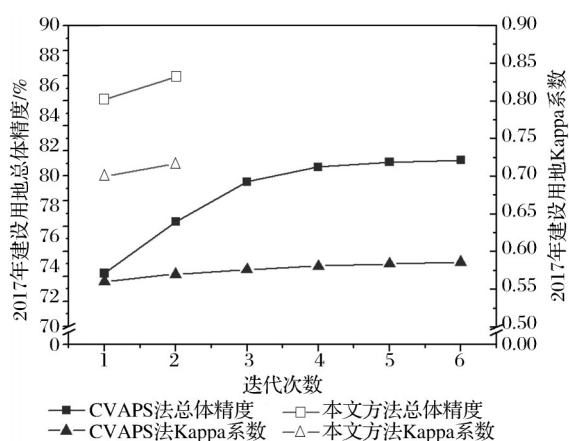


图8 2017建设用地精度与迭代次数的关系

Fig.8 Relationship between accuracy of built-up land in 2017 and iteration number

稳定的精度水平。本文方法在两次迭代后即达到收敛条件,相比CVAPS方法减少了迭代次数,提高了提取效率。在初次迭代时本文方法的变化检测精度高于CVAPS方法的精度,表明加入MAD方法后提供了更为准确的初始样本,产生更准确的后验概率特征,显著提升了首次迭代时的检测精度,从而更快达到迭代收敛。从图8看出,更新后的2017年建设用地精度变化规律与图7表现类似,无论是总体精度还是Kappa系数,本文方法都有较大提升。间接表明结合MAD方法与CVAPS变化检测结果可显著提高变化像素重分类精度,从而提高新增建设用地提取精度。

由于加入MAD方法,利用了两期影像共同的未变化区域筛选初始分类样本,减少了将分类图全部像素作为初始样本时变化区域存在大量错误样本的情况,在每次迭代过程中合并MAD和CVAPS检测

结果,提高了未变化区域选择样本的可靠性和变化区域重分类精度,保证有效地提取出新增建设用地。

建设用地类型复杂,光谱异质性强,本文仅利用高分一号WFV影像光谱波段特征进行提取,为了提升提取精度,考虑建设用地特点,选择针对性更强的特征和识别能力更强的分类器还有待进一步研究。此外,本文方法对其他传感器类型影像和不同区域的新增建设用地提取效果有待进一步验证。

4 结语

(1) 本文结合MAD检测方法改进了基于CVAPS的土地覆盖更新方法,提出了一种应用于新增建设用地提取的自动化方法。该方法主要包括变化检测、迭代选择训练样本、变化区域重分类和分类后去噪声4个主要过程。

(2) 引入MAD方法一方面提高了初始分类样本的准确性,另一方面提高了迭代选择样本和重分类结果的准确性,能够同时提升新增建设用地提取精度和效率。

(3) 使用两期嘉兴地区高分一号影像和前期土地利用/覆盖分类图进行了2017年新增建设用地自动提取实验。实验结果表明,改进后自动提取技术流程能够有效地用于提取新增建设用地。引入MAD改进后的方法变化检测总体精度86.32%, Kappa系数0.722,分别比改进前提高4.03%和0.077。提取新增建设用地后更新的2017年建设用地总体精度表明,本文方法总体精度85.92%, Kappa系数0.717,分别比改进前提高6.65%和0.13。同时,该方法提高了首次迭代时变化检测和提取精度,迭代次数大大减少,提高了提取效率。

(4) 建设用地类型复杂,针对新增建设用地提取选择更好的特征和分类器需进一步研究。本文方法对不同类型影像和不同区域的适用性还有待验证。

参考文献(References):

- [1] Wang Xiaofeng, Fu Bojie, Su Changhong, *et al.* Spatio-temporal Characteristics and Driving Forces of Built-up Land in Xi'an, China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2015, 35(21): 7139-7149. [王晓峰,傅伯杰,苏常红,等.西安市城乡建设用地时空扩展及驱动因素[J]. *生态学报*, 2015, 35(21): 7139-7149.]
- [2] Song Xiaoyang, Jiang Xiaosan, Jiang Dong, *et al.* Object-oriented Classification of High-resolution Remote Sensing Image [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2015, 30

- (1):99-105.[宋晓阳,姜小三,江东,等.基于面向对象的高分影像分类研究[J].遥感技术与应用,2015,30(1):99-105.]
- [3] Chen Jun, Zhang Jun, Zhang Weiwei, *et al.* Continuous Updating and Refinement of Land Cover Data Product [J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 991-1001.[陈军,张俊,张委伟,等.地表覆盖遥感产品更新完善的研究动向[J].遥感学报,2016, 20(5): 991-1001.]
- [4] Xian G, Homer C, Fry J. Updating the 2001 National Land Cover Database Land Cover Classification to 2006 by Using Landsat Imagery Change Detection Methods [J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(6): 1133-1147.
- [5] Xian G, Homer C. Updating the 2001 National Land Cover Database Impervious Surface Products to 2006 Using Landsat Imagery Change Detection Methods [J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(8): 1676-1686.
- [6] Jia K, Liang S L, Wei X Q, *et al.* Automatic Land-cover Update Approach Integrating Iterative Training Sample Selection and a Markov Random Field Model [J]. Remote Sensing Letters, 2014, 5(2):148-156.
- [7] Chen J, Gong P, He C Y, *et al.* Land-Use/Land-Cover Change Detection Using Improved Change-vector Analysis [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2003, 69(4): 369-379.
- [8] Yu W J, Zhou W Q, Qian Y G, *et al.* A New Approach for Land Cover Classification and Change Analysis: Integrating Backdating and an Object-based Method [J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 177:37-47.
- [9] Jin S M, Yang L M, Danielson P, *et al.* A Comprehensive Change Detection Method for Updating the National Land Cover Database to Circa 2011 [J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 132(10): 159-175.
- [10] Chen X H, Chen J, Shi Y S, *et al.* An Automated Approach for Updating Land Cover Maps based on Integrated Change Detection and Classification Methods [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2012, 71: 86-95.
- [11] Zhu Xinran, Wu Bo, Zhang Qiang. An Improved CVAPS Method for Automatic Updating of LUCC Classification [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(2): 29-37. [朱欣然,吴波,张强.一种改进CVAPS的LUCC分类自动更新方法[J].国土资源遥感, 2018, 30(2):29-37.]
- [12] Nielsen A A, Conradsen K, Simpson J J. Multivariate Alteration Detection(MAD) and MAF Postprocessing in Multispectral, Bitemporal Image Data: New Approaches to Change Detection Studies [J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 64(1): 1-19.
- [13] Zhang Liangpei, Wu Chen. Advance and Future Development of Change Detection for Multi-temporal Remote Sensing Imagery [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10):1447-1459.[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.]
- [14] Tewkesbury A P, Comber A J, Tate N J, *et al.* A Critical Synthesis of Remotely Sensed Optical Image Change Detection Techniques [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 160:1-14.
- [15] Chen Lei, Ma Rungeng, Shen Wei. Detection of Remote Sensing Image Alteration based on Canonical Correlation Analysis[J]. Geological Bulletin of China, 2007, 26(7): 916-920.[陈垒,马润庚,申维.基于典型相关分析的遥感影像变化检测[J].地质通报,2007,26(7):916-920.]
- [16] Nielsen A A. The Regularized Iteratively Reweighted MAD Method for Change Detection in Multi-and Hyperspectral Data [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(2): 463-478.
- [17] Canty M J, Nielsen A A. Automatic Radiometric Normalization of Multitemporal Satellite Imagery with the Iteratively Re-weighted MAD Transformation [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(3): 1025-1036.
- [18] Chen J, Chen X H, Cui X H, *et al.* Change Vector Analysis in Posterior Probability Space: A New Method for Land Cover Change Detection [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(2): 317-321.
- [19] Wu Yiquan, Meng Tianliang, Wu Shihua. Research Progress of Image Thresholding Methods in Recent 20 Years (1994~2014) [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(1):1-23.[吴一全,孟天亮,吴诗嫻.图像阈值分割方法研究进展20年(1994~2014)[J].数据采集与处理,2015, 30(1):1-23.]
- [20] Wu C, Du B, Zhang L P. Slow Feature Analysis for Change Detection in Multi-spectral Imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(5):2858-2874.
- [21] 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.
- [22] Lu Chunling, Wang Rui, Yin Huan. GF-1 Satellite Remote Sensing Characters [J]. Spacecraft Recovery and Remote Sensing, 2014, 35(4):67-73.[陆春玲,王瑞,尹欢.“高分一号”卫星遥感成像特性[J].航天返回与遥感,2014, 35(4):67-73.]

Automatic Extraction of New Construction Land based on an Improved Method of Updating Land Cover Maps

Zhang Yinguo^{1,2}, Chen Yunzhi^{1,2}

(1.Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing of Ministry of Education, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China;

2.National & Local Joint Engineering Research Center of Satellite Geospatial Information Technology, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

Abstract: It is of great significance to extracting new construction land information rapidly and accurately for urbanization monitor research. Because of the low accuracy of original samples in the updating land cover method based on Change Vector Analysis in Posterior Probability Space (CVAPS), and the poor accuracy of change detection of CVAPS, the paper proposed a new automatic approach applied to extract new construction land information effectively. This method was improved from the updating land cover method based on CVAPS by combining with Multivariate Alteration Detection (MAD). The method firstly introduced MAD results of bi-temporal images to improve the accuracy of the initial samples, then added MAD results into the process of iterating samples selection in order to improve the accuracy of change detection and reclassification, thereby extracting new construction land more precisely. A case study of bi-temporal GF-1 images and land use/cover map in Jiaxing area was conducted to test performance of the improved method, and compared this method with CVAPS method. The experimental results show that the new construction land extracted by improved method in 2017 has higher accuracy, its overall accuracy of the updated construction land in 2017 reached 85% and its kappa coefficient is above 0.7. The accuracy of change detection is significantly higher than CVAPS method. Meanwhile, the proposed method reduced number of iteration and raised extraction efficiency significantly.

Key words: Multivariate alteration detection; New construction land; Automatic extraction; CVAPS