

doi: 10.6046/zrzyg.2020312

引用格式: 王译著,黄亮,陈朋弟,等.联合显著性和多方法差异影像融合的遥感影像变化检测[J].自然资源遥感,2021,33(3):89-96.(Wang Y Z,Huang L,Chen P D,et al.Change detection of remote sensing images based on the fusion of co-saliency difference images[J].Remote Sensing for Natural Resources,2021,33(3):89-96.)

联合显著性和多方法差异影像融合的遥感影像变化检测

王译著¹,黄亮^{1,2},陈朋弟¹,李文国¹,余晓娜³

(1.昆明理工大学国土资源工程学院,昆明 650093;2.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;3.昆明工业职业技术学院,昆明 650302)

摘要:针对高空间分辨率遥感影像地物复杂、传统变化检测方法漏检率高的问题,提出了一种联合显著性和多方法差异影像融合的多时相遥感影像变化检测方法。选取 3 组双时相高空间分辨率遥感影像作为实验数据,首先分别采用变化矢量分析(change vector analysis,CVA)和光谱斜率差异(spectral gradient difference,SGD)两种方法对两个时相遥感影像进行对应的差异影像构造;然后通过基于聚类的联合显著性方法分别获取两幅差异影像的联合显著性图;最后,将两幅联合显著性图进行融合得到联合显著性差异图,并采用大津法(OTSU)对联合显著性差异图进行阈值分割和闭运算得到最终变化图。实验表明,该方法的总体精度(overall accuracy,OA)、Kappa 系数和 F-measure 精度优于传统方法,可靠性强,具有很高的准确性。

关键词:变化矢量分析;光谱斜率差异;联合显著性检测;变化检测;遥感影像

中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2021)03-0089-08

0 引言

多时相遥感影像变化检测是宏观、动态地监测与分析地表变化的主要技术手段之一^[1],该技术通过对遥感影像多次观测并识别地表变化特征,得到前后地物的变化信息,进而分析出各类地物的性质、位置、和范围变化^[1-2]。目前变化检测在城市扩张、农业调查和灾害分析等领域得到广泛应用^[3-4]。

随着卫星遥感影像分辨率不断提高,影像中地物更加多样和复杂,这对变化检测方法提出了更高的要求^[4]。目前根据是否分类,可以将变化检测方法分为两种:分类后比较法和直接比较法。分类后比较法需对不同相遥感影像独立分类,多次分类误差累计会导致变化检测精度变低^[5-6],相比之下直接比较法简单易操作而得到广泛应用。差异影像构建和变化区域提取是直接比较法的两个关键步骤,二者直接决定了后续变化检测的结果精度。其中,差异影像构建是直接比较法的基础和关键。目前,国内外研究人员围绕差异影像构建进行大量研

究,取得了一定的成果。如文献[7]和文献[8]通过变化矢量分析(change vector analysis,CVA)构建差异影像,然后分别使用机器学习方法和 OTSU 法对差异影像进行处理得到最终的变化区域。采用 CVA 构建差异影像只考虑了光谱特征,对“同物异谱”“异物同谱”较为显著的高空间分辨率遥感影像易造成错检和漏检,难以得到很好的检测结果;文献[9]采用 CVA 得到各个尺度差异影像图,然后引入模糊融合和两种决策级融合方法进行多尺度融合。但是该方法对融合的尺度选取的要求较高;文献[10]建立一个链式模型来表示光谱斜率差异(spectral gradient difference,SGD)模型,通过该 SGD 模型知识库对遥感影像进行变化检测。采用 SGD 构建差异影像不适合分析不同生长时期的植被,同时需要大量的训练样本;文献[11]则将 CVA 和 SGD 加权融合构造差异影像,然后采用 OTSU 方法获得最终变化区域。融合 CVA 和 SGD 的差异影像构造方法忽略了空间信息,因此“同物异谱”和“异物同谱”问题仍未得到很好的解决。

综上,CVA 和 SGD 的方法仅考虑光谱和纹理特

收稿日期:2020-09-27;修订日期:2021-02-04

基金项目:国家自然科学基金项目“南方山地城镇建设用地的坡度梯度效应研究”(编号:41961039)、云南省应用基础研究计划面上项目“基于全卷积神经网络的多源遥感影像变化检测”(编号:2018FB078)和云南省高校工程中心建设计划项目联合资助。

第一作者:王译著(1995-),男,硕士研究生,研究方向为遥感影像变化检测。Email:mme55730924@163.com。

通信作者:黄亮(1985-),男,博士,副教授,硕士生导师,研究方向为遥感影像变化检测。Email:kmhuangliang@163.com。

征,忽略了空间和对比度信息,对“同物异谱”和“异物同谱”的检测精度不高,通过 CVA 和 SGD 加权融合获取差异影像又容易将 CVA 和 SGD 引起的误差累积,对尺度选取的要求较高。根据上述问题,本文引入基于聚类的联合显著性检测技术(co-saliency)^[14],该技术不仅考虑了对比度信息和空间信息,同时综合考虑了影像间的相关性信息。因此本文提出了一种联合显著性和多方法差异影像融合的多时相遥感影像变化检测方法,该方法先分别采用 CVA 和 SGD 构建差异影像;然后将差异影像进行基于聚类的联合显著性检测^[13-14]并进行显著性差异影像融合得到联合显著性图;最后采用 OSTU 法阈值分割^[16-17]和闭运算处理得到变化影像,以期获得更优异的变化检测结果。

1 研究方法

本文所提出方法的具体流程图如图 1 所示。

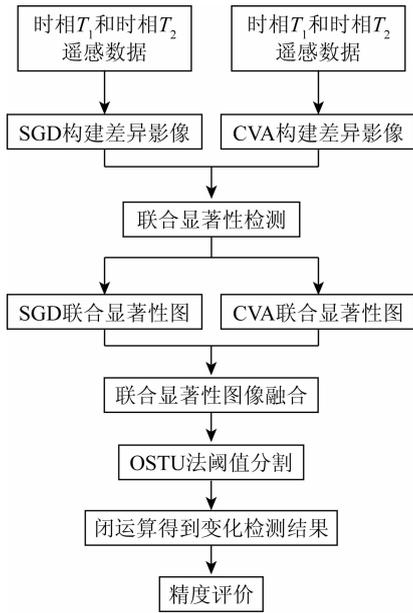


图 1 方法流程图

Fig. 1 Flow chart of the method

主要包括以下步骤: ①利用 CVA 和 SGD 算法分别对两期遥感影像进行差异影像构造; ②利用基于聚类的联合显著性检测方法的对比度信息和空间信息,对 CVA 和 SGD 构建的差异影像进行联合显著性检测,分别得到两幅差异影像的共同显著区域,检测结果可以认为是 CVA 和 SGD 共同的变化区域; ③利用两幅差异影像的相关性,将 CVA 和 SGD 的联合显著性图进行融合得到联合显著性差异影像; ④通过 OTSU 和闭运算步骤处理联合显著性差异影像,得到最终的变化区域和未变化区域; ⑤对变化检测结果进行定量评价。

如果两幅遥感影像地物未变化,可认为影像的显著性相同,该技术充分考虑了对比度信息、空间信息和相关性信息。因此,通过将两幅差异影像进行联合显著性检测,检测结果可以认为是 CVA 和 SGD 共同的变化区域,结果更具有鲁棒性,在复杂场景中也能将显著性变化目标检测出来^[12-15]。

1.1 结合 CVA 和 SGD 的联合显著性差异图构建

设两个时相 T_1 和 T_2 的遥感影像分别为 G_1 和 G_2 ,则某一像素 X_{ij} 的灰度值 $G_1 = [X_{ij}^1(T_1), X_{ij}^2(T_1), \dots, X_{ij}^n(T_1)]^T$ 和 $G_2 = [X_{ij}^1(T_2), X_{ij}^2(T_2), \dots, X_{ij}^n(T_2)]^T$,其中, n 是计算过程中相互独立的波段数, X 是所对应像元的灰度值。分别通过 CVA 和 SGD 构建差异影像 D_{CVA} 和 D_{SGD} ,然后通过 co-saliency 技术获取 D_{CVA} 和 D_{SGD} 的联合显著图 S_{CVA} 和 S_{SGD} ,并通过将二者融合得到最终的差异图 D_{Fusion} ,具体步骤如下:

1) 构建 D_{CVA} 。计算 G_1 和 G_2 影像的变化向量 ΔG ,公式为:

$$\Delta G = G_1 - G_2 = \begin{bmatrix} X_{ij}^1(T_1) - X_{ij}^1(T_2) \\ X_{ij}^2(T_1) - X_{ij}^2(T_2) \\ \dots \\ X_{ij}^n(T_1) - X_{ij}^n(T_2) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

然后计算 G_1 和 G_2 两幅影像的变化强度 $\|G\|$,公式为:

$$\|G\| = \sqrt{\sum_{e=1}^n [X_{ij}^e(T_1) - X_{ij}^e(T_2)]^2}, \quad (2)$$

式中 $\|G\|$ 为影像的变化强度,数值越大,表明该像素发生变化的可能性大; e 为波段。本文采用 4 个波段的遥感影像数据,即在式(2)中,当 $n=4$ 时, $D_{CVA} = \|G\|$ 。

2) 构建 D_{SGD} 。SGD 方法主要是通过计算光谱斜率空间,比较两期遥感影像光谱斜率的强度差异来判断地物是否发生了变化。假设遥感数据有 n 个波段,波段 e 与 $e+1$ ($e \leq n-1$) 之间的斜率 g 是:

$$g_{(e,e+1)} = \frac{\Delta R_{(e,e+1)}}{\Delta \lambda} = \frac{R_{e+1} - R_e}{\lambda_{e+1} - \lambda_e}, \quad (3)$$

式中: R_{e+1} 和 R_e 分别为波段 $e+1$ 和 e 的反射率值; $\Delta R_{(e,e+1)}$ 为 R_{e+1} 和 R_e 之间的差值; λ_{e+1} 和 λ_e 为波段 $e+1$ 和 e 的波长; $\Delta \lambda$ 为二者的差。

光谱斜率描述了两个相邻波段之间的趋势。如果 $g_{(e,e+1)} > 0$,这表明光谱值从波段 e 增加到 $e+1$; 相比之下,如果 $g_{(e,e+1)} < 0$,则表明光谱值从波段 e 减小到 $e+1$; 如果 $g_{(e,e+1)} = 0$,反射率保持不变,而更大的 $\Delta g_{(e,e+1)}$ 则表示两个相邻波段之间的变化

更大。

光谱曲线的形状用光谱梯度向量 (spectral gradient vector, SGV) 描述, 当采用 4 个波段遥感数据时, SGV 将光谱信息从传统的光谱空间投影到梯度

$$\Delta \mathbf{A} = \mathbf{A}_2 - \mathbf{A}_1 = [g_{2(1,2)}, g_{2(2,3)}, g_{2(3,4)}]^T - [g_{1(1,2)}, g_{1(2,3)}, g_{1(3,4)}]^T \quad (5)$$

在式(5)中, D_{SGD} 等于 $\Delta \mathbf{A}$ 的绝对值。作为基于 SGD 的变化幅度, 较大的 $\Delta \mathbf{A}$ 表示变化的可能性较高。在计算光谱梯度的变化幅度图像后, 建立特定的阈值来检测变化和未变化区域。

3) 基于 co-saliency 技术构建 S_{CVA} 和 S_{SGD} 。基于聚类的联合显著性检测方法能构建多特征的相关性, 将遥感影像的对比度信息和空间特性检测出来, 如果一个地物在多张差异图像上表现出很高的相似性, 那么就可以被视为一个共同显著性物体。具体

$$\omega^s(k) = \frac{1}{n^k} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^{N_j} \{Y(\|z_i^j - o^j\|^2 | 0, \sigma^2) \cdot \delta[b(p_i^j) - C^k]\} \quad (7)$$

式中: $\|\mu^k - \mu^i\|_2$ 用于计算特征空间; n^i 为聚类 C^i 中的像素数量; N 为输入图像中的像素数; μ^k 和 μ^i 为 C^k 和 C^i 类中心; o^j 为输入图像 I 的中心; 高斯核函数 Y 用于计算像素 z_i^j 和图像中心 o^j 的欧几里得距离; 方差 σ^2 为输入图像的归一化半径; 归一化参数 n^k 为 C^k 的像素数; p_i^j 为输入图像 I 中的像素 i ; N_j 为图像 I 的第 j 个图像像点; M 为输入图像的数量; b

$$S_{CVA}(S_{SGD}) = p(x) = \sum_{k=1}^K p(x, C^k) = \sum_{k=1}^K p(x | C^k) p(C^k) \quad (9)$$

4) 融合 S_{CVA} 和 S_{SGD} 构建最终的差异影像 D_{Fusion} 。将 S_{CVA} 和 S_{SGD} 融合构造差异影像 D_{Fusion} 。使用该方法对 CVA 和 SGD 的差异影像联合进行显著性变化检测, 不仅包含了对比度信息和空间特性, 而且检测结果可以认为是共同显著的。

1.2 基于 OTSU 的差异影像分析

OTSU 算法是按灰度特性将图像分成背景和前景两部分, 方差作为灰度分布均匀性的度量, 其值越大说明构成图像两部分差别越大, 即类间方差越大。任何混淆错分现象的发生均会导致错分概率变小, 可将图像中两部分进行最理想分开。

将图像的灰度范围平均分为 L 级, N_i 表示第 i 灰度级的像素点数, 像素点总数及其概率密度分布分别为:

$$N = \sum_{i=0}^{L-1} N_i \quad (10)$$

$$\begin{cases} P_i = \frac{N_i}{N} \\ \sum_{i=0}^{L-1} P_i = 1 \\ P_i \geq 0 \end{cases} \quad (11)$$

空间, 公式为:

$$\mathbf{A} = [g_{(1,2)}, g_{(2,3)}, g_{(3,4)}]^T \quad (4)$$

假设 \mathbf{A}_1 和 \mathbf{A}_2 分别是在时间 T_1 和 T_2 的一个像素的 SGV, 那么它们之间的差值 $\Delta \mathbf{A}$ 可以计算为:

步骤如下:

① 分别输入差异影像 D_{CVA} 和 D_{SGD} 。

② 采用 K 均值聚类方法分别将 D_{CVA} 和 D_{SGD} 分为 K 个聚类, 其中 k 代表某一聚类。

③ 计算每个聚类的对比度线索 ($\omega^c(k)$) 和空间线索 ($\omega^s(k)$), 公式分别为:

$$\omega^c(k) = \sum_{i=1, i \neq k}^K \left(\frac{n^i}{N} \|\mu^k - \mu^i\|_2 \right) \quad (6)$$

(p_i^j) 为聚类指数。

④ 通过式(8)融合对比度线索和空间线索, $\omega_i(k)$ 表示显著性线索, 公式为:

$$p(C^k) = \Pi \omega_i(k) \quad (8)$$

⑤ 通过式(9)获得最终的显著性效果图, x 为输入图像中的像素, 公式为:

将图像分割成两类, 目标类为 $C_0 = \{0, 1, \dots, T\}$, 背景类为 $C_1 = \{T+1, T+2, \dots, L-1\}$, σ^2 为类间方差, 则最佳阈值 T' 满足类间方差最大, 公式为:

$$\sigma^2(T') = \max[\sigma^2(T)], 0 \leq T \leq L \quad (12)$$

2 实验及分析

2.1 实验数据与精度评价

实验计算机的配置为英特尔酷睿 i7-8700K 和英伟达 GTX 1050Ti 4G, 实验过程由 MATLAB2018b 实现。本文选择了昆明市呈贡区部分地区的 GF-1 遥感影像, 遥感影像包含蓝、绿、红和近红 4 个波段, 获取时间为 2013 年 12 月 19 日和 2015 年 12 月 10 日, 将全色与多光谱数据融合后裁剪成 3 组数据, 空间分辨率为 2 m, 大小分别为: 243 像素 \times 396 像素, 301 像素 \times 526 像素和 296 像素 \times 405 像素。

为了验证本文方法的有效性和可靠性, 设计了 5 组对比实验, 分别为 CVA 与 OTSU 结合的方法 (CVA-OTSU)、SGD 与 OTSU 结合的方法 (SGD-

OTSU)、卷积小波神经网络(convolutional-wavelet neural network, CWNN)^[21]方法、模糊局部C均值聚类(fuzzy local information C-means, FLICM)^[22]方法和主成分分析(principal component analysis, PCA)与K均值(K-means)结合方法(PCA-Kmeans)^[23]。

在精度评价方面,本文采用错检率(false alarm, FA)^[18]、漏检率(missing alarm, MA)^[18]、总体精度(overall accuracy, OA)^[18]、Kappa系数^[19]和F-measure系数^[20]来定量分析试验结果,同时采用直观比较法定性评价。

FA表示实际为未变化的样本被检测成为发生变化的地物的样本比例,公式为:

$$FA = \frac{FP}{TN + FP}, \quad (13)$$

式中:FP为实际正确、变化检测结果错误的样本;

$$PRE = \frac{(TP + FP)(TP + FN)}{(TP + TN + FP + FN)^2} + \frac{(FN + TN)(FP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)^2}, \quad (16)$$

$$Kappa = \frac{(OA - PRE)}{(1 - PRE)}, \quad (17)$$

式中PRE为理论检测结果的一致率。Kappa值越高,代表检测结果精度越高。

F-measure系数为算数平均数除以几何平均数,其数值越大代表变化检测的结果越好,公式为:

$$F - measure = \frac{TP \cdot TP}{TP \cdot TP + FP + FN}. \quad (18)$$

TN为实际错误、变化检测结果正确的样本。

MA表示实际为发生变化的样本被检测为未变化的地物的样本比例,公式为:

$$MA = \frac{FN}{TP + FN}, \quad (14)$$

式中:FN为实际错误、变化检测结果错误的样本;TP为实际正确、变化检测结果正确的样本。

OA是所有的分类正确的样本数除以总得样本数,公式为:

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP}. \quad (15)$$

Kappa系数用于一致性检验,其计算公式基于混淆矩阵,结果用于衡量分类精度,代表着分类与完全随机的分类产生错误减少的比例,公式为:

2.2 第一组试验结果

图2为第一组影像变化检测结果。图2(a)和图2(b)分别是2013年和2015年获取的昆明市呈贡区部分地区GF-1号卫星遥感影像;图2(c)是目视解译的变化参考影像;图2(d)~(h)分别是影像通过CVA-OTSU,SGD-OTSU,CWNN,FLICM和PCA-Kmeans方法得到的变化检测结果;图2(i)是本文所提出的变化检测方法。

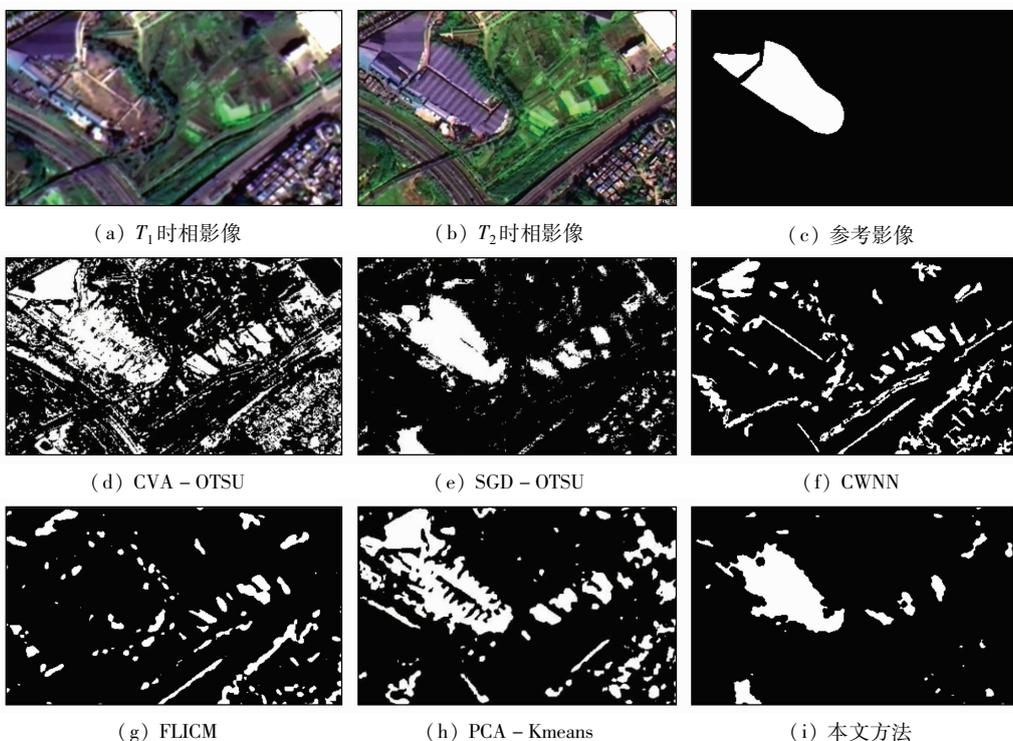


图2 第一组影像变化检测结果

Fig. 2 The first group of image change detection results

根据表1,本文方法具有较高的OA系数、Kappa系数和F-measure系数,其中,OA系数达到94.02%,Kappa系数和F-measure系数均达到60%以上,FA系数仅为4.09%,精度明显高于其他传统的变化检测方法。对比第一组数据结果(图2)的视觉效果可得出,本文方法优于其他传统检测方法,更接近于参考基准影像。与参考影像相比,本文方法对植被有一定的错检,主要原因为 T_1 和 T_2 时相原始影像的植被处在不同生长时期,光谱特征不同,所以将植被错检测为变化区域。

表1 第一组影像精度评价结果

Tab.1 Accuracy evaluation of the first group image (%)

方法	FA	MA	OA	Kappa	F-measure
CVA-OTSU	26.80	24.16	73.43	8.83	25.10
SGD-OTSU	9.16	23.50	89.62	28.43	48.70
CWNN	13.22	87.73	80.40	0.19	8.70
FLICM	8.65	94.56	84.00	0.59	5.50
PCA-Kmeans	16.05	34.37	82.38	23.19	31.90
本文方法	4.09	26.18	94.02	64.59	65.00

2.3 第二组试验结果

图3为第三组影像变化检测结果,图3(a)和图

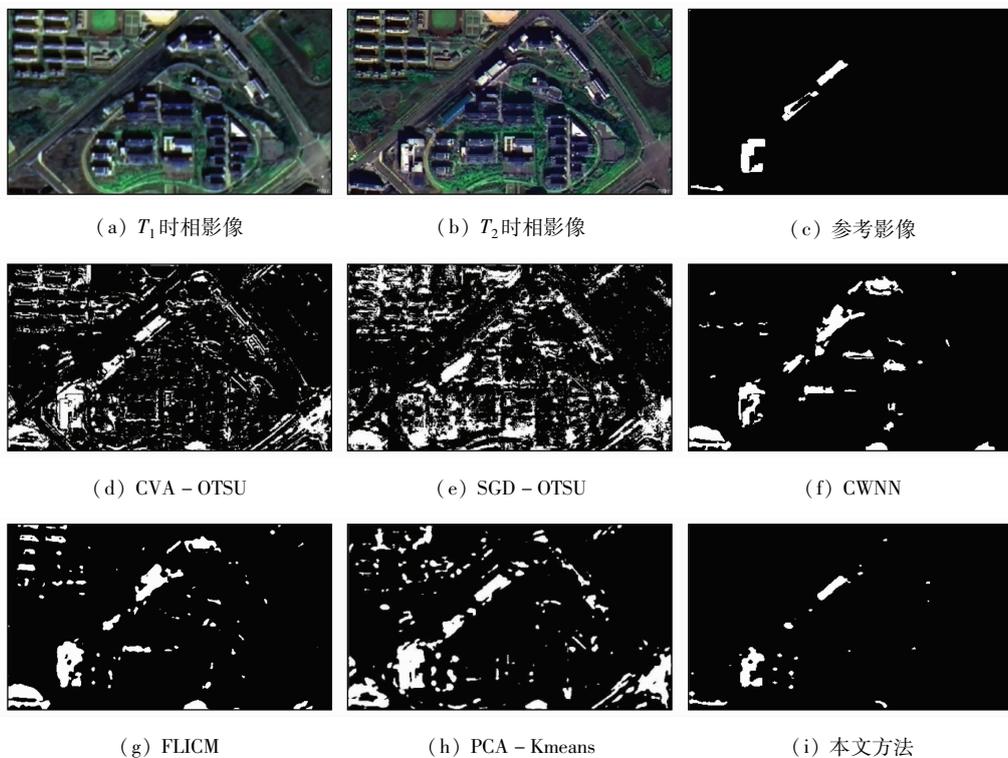


图3 第二组影像变化检测结果

Fig.3 The second group of image change detection results

3(b)分别是2013年和2015年获取的昆明市呈贡区部分地区GF-1号卫星遥感影像;图3(c)是目视解译的变化检测参考影像;图3(d)一(h)分别是影像通过CVA-OTSU,SGD-OTSU,CWNN,FLICM和PCA-Kmeans方法得到的变化检测结果;图3(i)是本文所提出的变化检测方法。根据表2,本文方法具有较高的OA系数、Kappa系数和F-measure系数,其中,OA系数达到99.01%,Kappa系数和F-measure系数均达到70%以上,FA系数仅为0.59%。明显优于其他传统的变化检测方法。对比第二组数据结果(图3)的视觉效果可看出,本文方法更接近于参考影像,但是与参考影像相比本文方法未能将中间斜体建筑物检测出来,所以漏检率达到22%。主要原因是原始影像中的建筑物光谱不一致, T_1 原始影像为灰色, T_2 原始影像为深蓝色,均

相融于背景颜色,导致该建筑物漏检。

表2 第二组影像精度评价结果

Tab.2 Accuracy evaluation of the second group image (%)

方法	FA	MA	OA	Kappa	F-measure
CVA-OTSU	12.04	13.60	87.94	5.78	14.40
SGD-OTSU	19.10	57.15	80.22	1.96	5.00
CWNN	4.92	38.49	94.48	26.42	22.10
FLICM	5.34	19.16	94.41	32.12	25.90
PCA-Kmeans	9.36	5.56	90.71	13.38	19.20
本文方法	0.59	22.59	99.01	73.19	71.80

2.4 第三组试验结果

图4为第三组影像变化检测结果,图4(a)和图4(b)分别是2013年和2015年获取的昆明市呈贡区部分地区GF-1号卫星遥感影像;图4(c)是目视解译的变化检测参考影像;图4(d)一图4(h)分别是影像通过CVA-OTSU,SGD-OTSU,CWNN,FLICM和

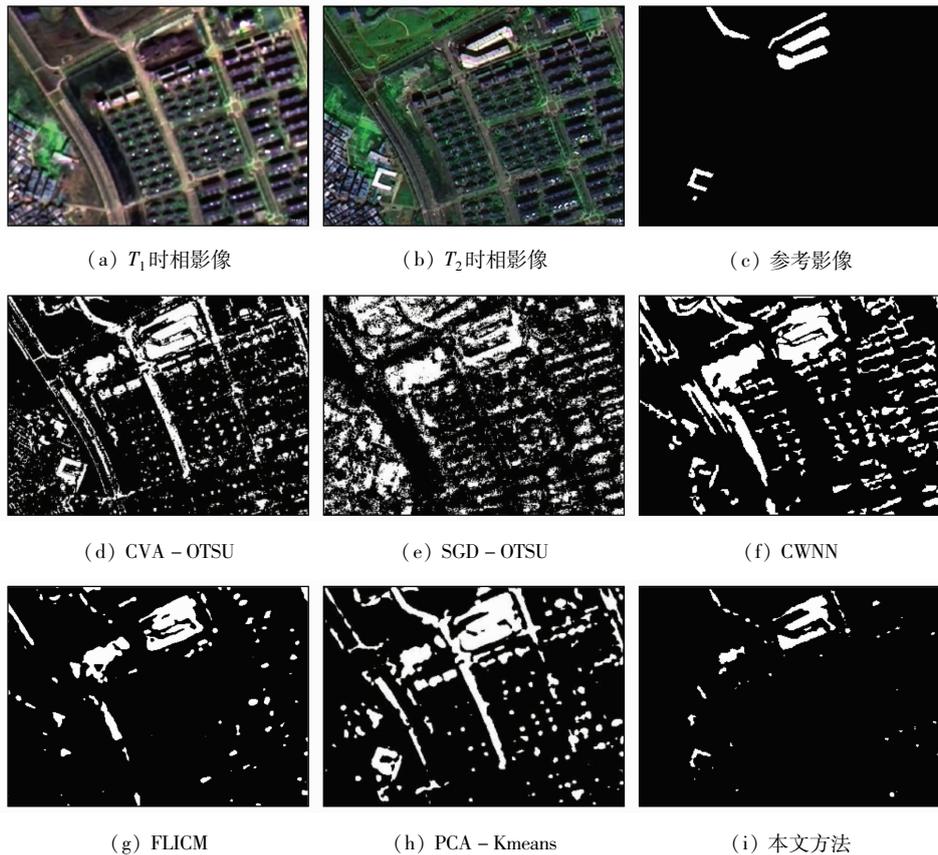


图4 第三组影像变化检测结果

Fig. 4 The third group of image change detection results

PCA-Kmeans 方法得到的变化检测结果;图4(i)是本文所提出的变化检测方法结果。

根据表3,本文方法具有较高的OA系数、Kappa系数和F-measure系数,其中,OA系数达到97.80%,Kappa系数和F-measure系数在60%左右,FA系数仅为1.35%。对比第三组数据结果(图4)的视觉效果可看出,本文方法更接近于参考影像,错检区域远少于其他传统方法。但是与参考影像相比,本文方法将一些噪点错检为变化区域,噪点可以后续形态学去除。

表3 第三组影像精度评价结果

Tab. 3 Accuracy evaluation of the third group image (%)

方法	FA	MA	OA	Kappa	F-measure
CVA-OTSU	16.64	6.90	83.62	6.07	16.50
SGD-OTSU	24.73	66.11	74.17	1.05	4.50
CWNN	17.96	17.73	82.05	15.59	13.80
FLICM	5.75	36.57	93.44	31.18	27.10
PCA-Kmeans	14.57	3.15	85.73	11.60	19.00
本文方法	1.35	33.64	97.80	60.36	59.10

2.5 实验分析

传统方法中,CVA-OTSU和SGD-OTSU方法仅仅考虑纹理和光谱特征,没有考虑空间和对比度信息,所以有大量错检和漏检;根据文献[6]和[21],CWNN对合成孔径雷达影像有较好的检测结

果,但对光学图像的效果还有待提升;FLICM和PCA-Kmeans对于光谱信息更为复杂的高分辨率遥感影像还需要进一步研究提升检测精度。而本文方法不仅考虑光谱和纹理特征,而且结合对比度线索、空间线索和相关性线索较好地提升了变化检测精度,尤其是本文方法的错检率不足5%,证明了本文方法的检测精度高和可行性,是一种效果优异的变化检测方法。

3 结论

1)为提高变化检测实验精度,本文提出了一种联合显著性和多方法差异影像融合的多时相遥感影像变化检测方法。本文方法较传统方法不仅考虑光谱和纹理特征,而且结合对比度线索、空间线索和相关性线索更好地提升了变化检测精度。

2)通过3组遥感影像数据实验,本文方法最终变化检测OA分别为94.02%,99.01%和97.80%;Kappa系数分别为64.59%,73.19%和60.36%;F-measure系数分别为65.00%,71.80%和59.10%。与传统方法相比具有更高的精度和可行性。

3)本文方法还存在将不同物候期植被和噪点误检为变化区域的问题,深度学习方法能自动

提取影像特征,能减少上述问题所带来的影响,因此未来将开展基于深度学习的变化检测方法研究。

参考文献(References):

- [1] 黄亮,左小清,於雪琴. 遥感影像变化检测方法探讨[J]. 测绘科学,2013,38(4):203-206.
Huang L,Zuo X Q,Yu X Q. Review on change detection methods of remote sensing images[J]. Science of Surveying and Mapping, 2013,38(4):203-206.
- [2] Radke R J, Andra S, Al K O, et al. Image change detection algorithms: A systematic survey[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005,14(3):294-307.
- [3] 眭海刚,冯文卿,李文卓,等. 多时相遥感影像变化检测方法综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2018,43(12):1885-1898.
Sui H G, Feng W Q, Li W Z, et al. Review of change detection methods for multi-temporal remote sensing imagery[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018,43(12):1885-1898.
- [4] 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.
- [5] 黄亮,於雪琴,姚丙秀,等. 线性迭代聚类 and 主成分分析的遥感影像变化检测[J]. 测绘科学,2019,44(11):189-194.
Huang L, Yu X Q, Yao B X, et al. Change detection for remote sensing images based on SLIC and PCA[J]. Science of Surveying and Mapping, 2019,44(11):189-194.
- [6] Huang L, Fang Y M, Zuo X Q, et al. Automatic change detection method of multitemporal remote sensing images based on 2D-OTSU algorithm improved by firefly algorithm[J]. Journal of Sensors, 2015(3):327123.
- [7] Wu Z, Hu Z, Fan Q. Superpixel-based unsupervised change detection using multi-dimensional change vector analysis and SVM-based classification[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, 2012,1-7(1):257-262.
- [8] 赵敏,赵银娣. 面向对象的多特征分级 CVA 遥感影像变化检测[J]. 遥感学报,2018,22(1):119-131.
Zhao M, Zhao Y D. Object-oriented and multi-feature hierarchical change detection based on CVA for high-resolution remote sensing imagery[J]. Journal of Remote Sensing, 2018,22(1):119-131.
- [9] 冯文卿,张永军. 利用多尺度融合进行面向对象的遥感影像变化检测[J]. 测绘学报,2015,44(10):1142-1151.
Feng W Q, Zhang Y J. Object-oriented change detection for remote sensing images based on multiscale fusion[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015,44(10):1142-1151.
- [10] Chen J, Lu M, Chen X, et al. A spectral gradient difference based approach for land cover change detection[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2013(85):1-12.
- [11] 肖明虹,冯文卿,眭海刚. 超像素分割和多方法融合的遥感影像变化检测方法[J]. 测绘通报,2018(10):93-97,121.
Xiao M H, Feng W Q, Sui H G. Remote sensing image change detection algorithm based on super-pixel segmentation and multiple difference maps[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018(10):93-97,121.
- [12] He S F, Rynson W H L, Liu W X, et al. SuperCNN: A superpixel-wise convolutional neural network for salient object detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2015,115(3):330-344.
- [13] Fu H Z, Cao X C, Tu Z W. Cluster-based co-saliency detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013,22(10):3766-3778.
- [14] Huang L, Peng Q Z, Yu X Q. Change detection in multitemporal high spatial resolution remote-sensing images based on saliency detection and spatial intuitionistic fuzzy C-means clustering[J]. Journal of Spectroscopy, 2020:1-9.
- [15] Zhao J, Liu J J, Fan D P, et al. EGNet: Edge guidance network for salient object detection[C]//CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2020:8778-8787.
- [16] 刘媛媛,孙嘉慧,王跃勇,等. Otsu 和形态学相结合的人参叶斑图像分割系统[J/OL]. 长春:吉林农业大学学报(2020-07-23)[2020-09-24]. <https://doi.org/10.13327/j.jjlau.2020.5794>.
Liu Y Y, Sun J H, Wang Y Y, et al. Ginseng leaf spot image segmentation system based on Otsu and morphology algorithm[J/OL]. Changchun: Journal of Jilin Agricultural University (2020-07-23)[2020-09-24]. <https://doi.org/10.13327/j.jjlau.2020.5794>.
- [17] Liu D, Yu J. Otsu method and K-means[C]//Ninth International Conference on Hybrid Intelligent Systems. IEEE Computer Society, 2009:344-349.
- [18] Bovolo F, Bruzzone L. A detail-preserving scale-driven approach to change detection in multitemporal SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2005,43(12):2963-2972.
- [19] Gong M, Zhang P, Su L, et al. Coupled dictionary learning for change detection from multisource data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016,54(12):7077-7091.
- [20] Wu C, Du B, Cui X, et al. A post-classification change detection method based on iterative slow feature analysis and Bayesian soft fusion[J]. Remote Sensing of Environment, 2017,199:241-255.
- [21] Duan Y P, Liu F, Jiao L C, et al. SAR Image segmentation based on convolutional-wavelet neural network and markov random field[J]. Pattern Recognition, 2017,64:255-267.
- [22] 刘瑞,贾振红,覃锡忠,等. 基于模糊局部信息 C 均值的 SAR 图像变化检测[J]. 激光杂志,2015,36(11):28-31.
Liu R, Jia Z H, Qin X Z, et al. A new SAR image change detection based on FLICM algorithm[J]. Laser Journal, 2015,36(11):28-31.
- [23] Celik T. Unsupervised change detection in satellite images using

Change detection of remote sensing images based on the fusion of co - saliency difference images

WANG Yiuzhu¹, HUANG Liang^{1,2}, CHEN Pengdi¹, LI Wenguo¹, YU Xiaona³

(1. Faculty of Land Resource Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China; 2. Surveying and Mapping Geo - Informatics Technology Research Center on Plateau Mountains of Yunnan Higher Education, Kunming 650093, China; 3. Kunming Vocational and Technical College of Industry, Kunming 650302, China)

Abstract: Owing to the complex surface features in the high spatial resolution (HR) remote sensing images, traditional change detection methods suffer the shortcoming of a high omission rate. Given this, this paper proposed a change detection method based on multi - temporal remote sensing images based on the fusion of co - saliency difference images. In this study, three groups of dual - temporal HR remote sensing images were selected to carry out the experiment according to the following steps. First, develop difference images based on the dual - temporal HR remote sensing images using the methods of change vector analysis (CVA) and spectral gradient difference (SGD). Then obtain a co - saliency map of two difference images using the cluster - based co - saliency detection. Finally, obtain the co - saliency difference map by fusing two co - saliency maps, and then conduct threshold segmentation and closing operation of the co - saliency difference map using the OTSU method. In this way, the final change map was obtained. As indicated by the experiment results, this method is superior to traditional methods in terms of overall accuracy (OA), Kappa coefficient, and F - measure accuracy and thus is highly reliable and accurate.

Keywords: change vector analysis; spectral gradient difference; co - saliency detection; change detection; remote sensing image

(责任编辑:张仙)