

基于典型相关分析的遥感影像非监督超像素级变化检测

赵元昊, 孙根云, 张爱竹, 矫志军, 孙超

中国石油大学(华东) 海洋与空间信息学院, 青岛 266580

摘要: 变化检测是指利用多时相影像检测地表覆盖类型发生变化的区域, 目前的检测方法易受噪声以及特殊地物等影响, 检测结果斑点现象严重、检测精度低。针对以上问题, 本文结合典型相关分析和直方图规定化提出一种非监督的超像素级变化检测方法。首先, 对两个时刻的遥感影像进行预处理以及超像素分割; 其次, 基于超像素尺度和未发生变化的概率计算每个超像素的权重; 然后, 基于超像素级多元变化检测和直方图规定化获取变化特征; 最后, 基于权重影像、经典方法与变化特征进行决策融合, 得到变化检测结果图。本文在3个高光谱测试数据集和一个多光谱测试数据集上进行实验验证。结果表明, 本文方法在4个测试数据集上的OA和Kappa指标均为最优, 且OA都达到了90%以上。在4个数据集上, 本文方法的OA相比于其他方法中的最高精度提高了4.41%、3.44%、1.74%和0.19%。

关键词: 遥感, 超像素, 变化检测, 典型相关分析, 直方图规定化

中图分类号: P2

引用格式: 赵元昊, 孙根云, 张爱竹, 矫志军, 孙超. 2024. 基于典型相关分析的遥感影像非监督超像素级变化检测. 遥感学报, 28(4): 1025-1040

Zhao Y H, Sun G Y, Zhang A Z, Jiao Z J and Sun C. 2024. Unsupervised super pixel level change detection based on canonical correlation analysis. National Remote Sensing Bulletin, 28(4): 1025-1040 [DOI: 10.11834/jrs.20221674]

1 引言

随着社会的发展, 城市化进程不断加快, 地表覆盖类型不断发生变化, 如何快速有效地检测地表覆盖类型变化, 在城市规划、环境调查、农业监测、森林监测以及灾害评估等方面均发挥着重要作用(孙晓霞等, 2011; Hu和Ban, 2014; 赵忠明等, 2016)。遥感影像由于其覆盖范围广、数据获取容易等优势, 成为目前获取和分析地表信息的主要途径, 因此, 利用遥感影像研究地表覆盖类型及变化信息成为遥感领域研究的核心和热点问题。

目前, 国内外研究人员在遥感变化检测领域做了大量研究, 目前的变化检测方法可以分为4类: 图像代数法、图像变化法、图像分类法以及特征描述法。图像代数法直接计算遥感影像之间的差异,

主要包括图像差分法、比值差分法以及变化向量分析(CVA)(Bruzzone和Prieto, 2000)等。这类方法计算简单, 但是未充分利用遥感影像的光谱特征, 当地物比较复杂时, 检测结果往往不够理想。CVA可以基于各波段的差异计算变化的强度和方向特征, 但是当光照条件差异较大时, 其检测效果较差。针对该问题, Carvalho Júnior等(2011)提出一种计算光谱变化方向的新方法来改进CVA。庄会富(2018)针对CVA对光谱信息利用不充分的问题, 提出广义变化矢量分析(GCVA), 该方法集成了CVA和SAM的互补优势, 有效提高了CVA在多光谱影像变化检测中的精度。图像变换法对遥感图像的不同波段进行组合, 通过生成新的特征进行变化检测。常见的图像变换法有主成分分析(PCA)、典型相关分析(CCA)和独立成分分析(ICA)等方法。这类方法能够有效利用遥感影

收稿日期: 2021-10-26; 预印本: 2022-03-09

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42371350, 42271347); 国家重点研发计划(编号:2019YFE0126700)

第一作者简介: 赵元昊, 研究方向为城市遥感应用。E-mail: z17806244661@163.com

通信作者简介: 孙根云, 研究方向为遥感图像处理, 智能计算。E-mail: genyunsun@163.com

像的光谱特征,但是仍存在虚检率高以及检测结果破碎化等问题。Canty等(2004)基于CCA和EM算法迭代的思想,提出了迭代重定权变化检测方法(IR-MAD),但是当影像中存在剧烈变化时,IR-MAD的检测结果不佳。针对该问题,Marpu等(2011a)利用PCA变换消除影像中的剧烈变化,提高了IR-MAD的检测精度。Han等(2020)提出一种基于证据理论结合CVA、IR-MAD、PCA的变化检测方法,改善了单一方法适用性差的问题。图像分类方法又可以分为后分类法和复合分类法,两者都是以分类的思想来获取地表覆盖类型的变化信息(Xu等,2018;Lu等,2004)。这类方法优势在于通过对影像进行分类,避免了辐射差异的影响,但是会导致误差累积以及检测时间较长等问题(Xu等,2018;曾子芳,2013)。特征描述法通过提取遥感影像的图像特征进行变化检测,比如边缘特征(刘金华,2015)以及纹理特征(刘本强等,2018)等。这类方法检测结果稳定,对光照条件和视角差异等不敏感,但是精度依赖选择的特征,而且对图像预处理要求较高。在上述各类方法中,图像变换法可以在不需要先验信息的条件下提取有效特征,完成复杂场景下的变化检测,因此适用性广泛。除此之外,CCA因为可以反映两组指标整体相似性的能力,在变化检测领域被广泛应用(Canty等,2004;Wang等,2015;欧阳松南,2019)。

随着遥感影像分辨率的不断提高,以像素为分析对象的变化检测方法不仅分析效率低,还忽略了像素之间的空间作用、容易受噪声影响。Hay和Niemann基于“影像对象”的概念,提出了面向对象的遥感影像分析方法。影像对象考虑了像素及其邻域的光谱和空间特征,可以有效地改善噪声问题,在变化检测领域也得到了应用(李亮等,2017;Bovolo,2009)。Li等(2015)结合CVA和面向对象方法对SAR影像进行变化检测,改善了结果中的噪声问题。赵敏和赵银娣(2018)在面向对象的基础上结合随机森林方法对多级特征进行融合,提高了检测结果的精度。张明哲等(2016)结合3种像素级经典算法和投票机制进行变化检测,在决策阶段以超像素为分析对象,提高了方法的稳定性和精度。蔡怱晟等(2020)提出一种结合像素和对象的多尺度检测的联合判别方法,缓解了面向对象的方法检测细节能力差以及受分割效果影响严重等问题。Marchesi等

(2010)构建不同尺度的对象和特征,再单独进行变化检测,充分发挥了多尺度在变化检测中的优势(Bruzzzone和Carlin,2006;Bovolo,2009;陆苗等,2015)。

虽然目前面向对象的变化检测方法在抑制噪声等方面取得较好效果(Nielsen,2007;Du等,2019),但是,这些方法在分析过程中仍然以像素作为分析对象,然后再基于像素判断对象的变化类别,面向对象的优势仅体现在决策阶段,因此检测过程中仍然存在像素级分析方法易受噪声影响的问题。而且,如果直接以超像素作为分析对象,超像素的大小差异也会导致检测结果不理想。

针对以上问题,本文提出一种结合典型相关分析(CCA)和直方图规定化的超像素级变化检测方法。本文方法以超像素为分析对象求解变化特征,在分析前基于超像素大小和未变化概率确定超像素权重,在获得变化特征后基于直方图规定化和决策融合来提高方法的稳定性。

2 基于CCA的超像素级变化检测

本文方法具体流程如图1所示,主要包括4个步骤:首先,对影像进行预处理和超像素分割;其次,确定每个超像素的权重;然后,基于超像素权重和CCA提取变化特征,再对变化特征进行直方图规定化;最后,基于决策融合改善检测结果。

2.1 数据预处理与超像素分割

多光谱数据的预处理包含直方图匹配。高光谱数据拥有上百个波段,数据量大,为了提高效率,数据预处理包括直方图匹配和数据降维两个部分。直方图匹配是为了令两个时刻的遥感影像直方图更加接近,减弱因拍摄条件不同导致的辐射差异。FNGBS方法(Wang等,2021)能够基于相似矩阵对高光谱数据的各波段进行快速分组,因此,本文在数据降维时,首先利用FNGBS完成高光谱各波段之间的分组,再基于PCA求解每组数据的第一主成分完成数据降维。本文在不同数据集上的实验表明,当分组数为6时,运行效率和预测精度均为最优值。因此,最后将降维后的波段数确定为6。

超像素是指图像中具有局部一致性、能保持局部结构特征的子区域。相比于像素,超像素可以减少分析算法的计算量,降低噪声的影响。本

文超像素分割采用易康 (eCognition) 中的多分辨率分割 (multiresolution Segmentation) 方法, 该方法相比于 SLIC (张明哲 等, 2016) 等超像素分割方法, 不需要提前设置超像素数量, 适用性广泛。多分辨率分割包含两个参数: 尺度参数和同质性

参数, 分别用来控制超像素的大小和形状。本文针对不同数据集的测试结果表明, 当形状参数和同质性参数分别为 0.2 和 0.5 时, 得到的超像素可以更加准确地反映地物的真实轮廓, 所以将形状参数和同质性参数设置为固定值 0.2 和 0.5。

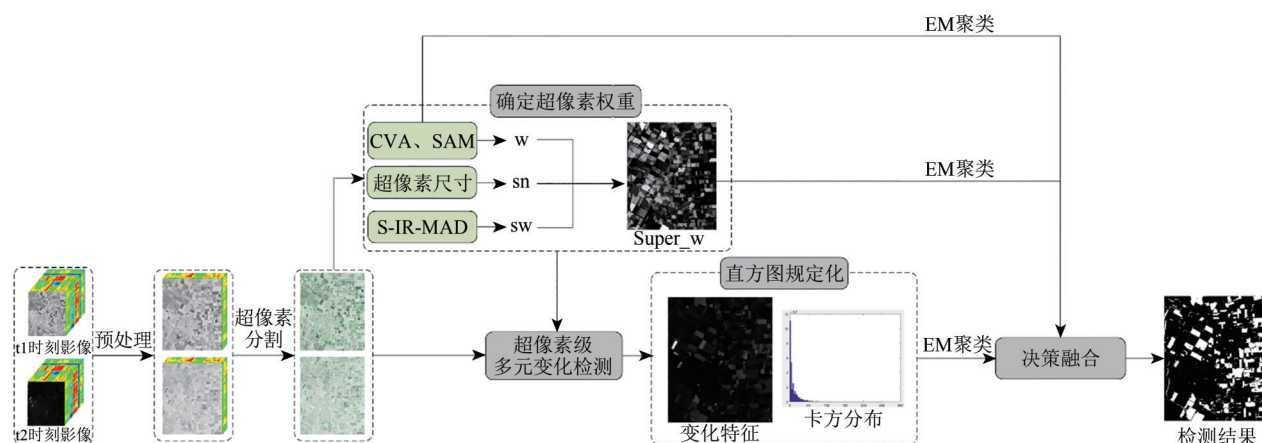


图1 本文方法流程图

Fig. 1 Flow chart of method in this paper

变化检测涉及两个时刻的遥感影像, 所以在超像素分割时要求分割结果适用于两个时刻的遥感影像。这个问题一般有两种解决方案: (1) 将两个时刻遥感影像的光谱信息叠加, 基于叠加后的光谱信息进行超像素分割; (2) 单独对两个时

刻的遥感影像进行分割, 再对分割结果进行联合分析。后者虽然相对于前者计算要复杂, 但是可以生成较多的超像素, 并且更好地保留地物的轮廓和细节信息。所以本文采用第二种超像素分割方法, 如图2所示。

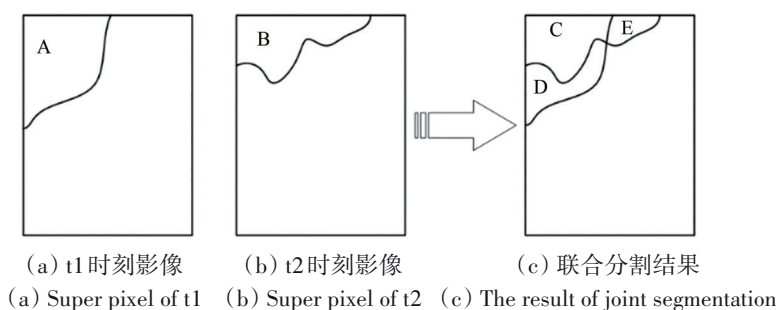


图2 超像素联合分割

Fig. 2 Super pixel joint segmentation

图2 (a) (b) 为两个时刻遥感影像单独分割得到的超像素轮廓信息, 将超像素A和超像素B的轮廓信息相结合, 可以得到图2 (c) 的联合分割结果, 图2 (c) 中的超像素C、D、E覆盖区域与A、B的并集相同。但是从分割结果可以看到, 联合分割后的超像素尺寸相比于之前变小了, 超像素数量也增加了, 因此可以更好地体现影像的细节信息, 也缓解了以超像素作为分析对象时, 分析对象过少带来的过拟合问题。

2.2 超像素权重的确定

传统的 IR-MAD 方法在计算权重时因为迭代会出现误差累积、易受噪声影响等问题, 而超像素因为尺度差异, 难以作为分析对象。为了准确地描述每个超像素在 CCA 分析过程中的贡献度, 本文基于超像素尺度和未发生变化的概率来计算超像素的权重。

每个超像素中包含的像素数是不同的, 像素越多, 则包含的空间信息越丰富, 在分析过程具

有更大的贡献度,所以在考虑超像素权重时,超像素尺度是一个重要的因素,如式(1)所示:

$$sn_i = \text{count}(S_i) \quad (1)$$

式中,的 sn_i 为第 i 个超像素内包含的像素数, $\text{count}()$ 是指计算超像素 S_i 包含的像素数目, S_i 为第 i 个超像素, $i = \{1, 2, \dots, SS\}$, SS 为超像素数量。

IR-MAD方法基于CCA的原理,以相关系数最大为原则,对遥感影像各波段进行线性组合,在实现数据降维的同时进行特征提取,如式(2)所示:

$$\text{var}(\mathbf{a}^T \mathbf{X} - \mathbf{b}^T \mathbf{Y}) = \max \quad (2)$$

式中, $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{Y}$ 为两个时刻的遥感影像, $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{b}$ 为线性组合的系数矩阵。

针对IR-MAD受噪声影响严重等问题,本文结合超像素和IR-MAD方法提出S-IR-MAD方法,该方法在IR-MAD方法每次迭代前基于超像素修改权重,将超像素内所有像素权重的均值作为超像素的权重,并将超像素权重再赋值给超像素内所有像素。主要计算过程如下:

(1) 基于CCA计算典型变量(MAD)(廖明生等,2000),如式(3)所示:

$$\mathbf{MAD} = \mathbf{a}^T \mathbf{X} - \mathbf{b}^T \mathbf{Y} \quad (3)$$

第一次迭代求解系数矩阵 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{b}$ 时(Marpu等,2011;王晓雷等,2020),每个像素的权重默认为1。

(2) 基于MAD计算每次迭代的特征值,如式(4)所示:

$$T_j = \sum_{c=1}^p \left(\frac{\mathbf{MAD}_{cj}^2}{\sigma_{\mathbf{MAD}_c}^2} \right) \in \chi^2(p) \quad (4)$$

式中, $\mathbf{MAD}_{cj}$ 为第 c 个典型变量中第 j 个像素的特征值, p 为典型变量的数量, T_j 为每次迭代后第 j 个像素的特征值,其中 $j = \{1, 2, \dots, N\}$, N 为影像中的像素数。根据中心极限定理,MAD近似满足正态分布,因此,MAD的平方除以方差之和服从自由度为 p 的卡方分布。

(3) 基于EM算法的思想通过迭代不断更新每个像素根据卡方距离得到的权重,如式(5)所示:

$$pw_j = P\{T_j > t\} = P\{\chi^2(p) > T_j\} \quad (5)$$

式中, pw_j 为S-IR-MAD方法每次迭代确定的第 j 个像素权重, $P\{\}$ 为概率计算公式, t 指的是卡方分布的密度函数。然后基于每个像素的权重,以求均值的方法计算每个超像素的权重,如式(6)所示:

$$sw_i = \text{mean}(pw_j), pw_j \in S_i \quad (6)$$

式中, sw_i 为S-IR-MAD每次迭代确定的第 i 个超像素的权重。下次迭代时每个像素的权重为该像素所在超像素的权重,不断重复上述流程,直至权重不再发生变化。

S-IR-MAD可以有效降低噪声对权重的影响,且收敛速度更快,但是迭代过程仍然会存在一定的误差累积问题。而经典方法中的CVA、SAM没有使用迭代的方法,可以降低误差累积带来的影响。为了提高方法的普适性,本文根据不同类型数据的特点,选择不同的经典方法来计算超像素的未变化概率。

高光谱数据包含丰富的光谱信息,而光谱角制图(SAM)可以将光谱看作向量,利用光谱向量的夹角来反应多时相影像的变化,因此,当输入数据为高光谱数据时,用SAM来修改超像素权重;多光谱数据结构简单,而欧氏距离(ED)计算简单、可以通过差异矢量反应影像间的变化,因此,当输入数据为非高光谱数据时,用ED来修改超像素权重,其未变化概率估计函数分别如式(7)和(8)所示:

$$pw_{\text{SAM}_j} = \cos^{-1} \left(\frac{\mathbf{x}^T \mathbf{y}}{(\mathbf{x}^T \mathbf{x})^{1/2} (\mathbf{y}^T \mathbf{y})^{1/2}} \right) \quad (7)$$

$$pw_{\text{ED}_j} = \left(\sum_{c=1}^k (\mathbf{x}_c - \mathbf{y}_c)^2 \right)^{1/2} \quad (8)$$

式中, $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{y}$ 分别表示两个时刻同一位置像素的光谱向量。理想权重是未变化像素具有更高的权重,而SAM和ED方法获得的权重中,变化像素具有更大的权重,所以本文用权重最大值与其他权重做差的方式计算未变化概率,如式(9)、(10)所示:

$$pw_{\text{SAM}_j} = pw_{\text{SAM}_{\max}} - pw_{\text{SAM}_j} \quad (9)$$

$$pw_{\text{ED}_j} = pw_{\text{ED}_{\max}} - pw_{\text{ED}_j} \quad (10)$$

式中, $pw_{\text{SAM}_{\max}}$ 和 $pw_{\text{ED}_{\max}}$ 分别为两种方法获得的权重影像的最大值, pw_{SAM_j} 和 pw_{ED_j} 为SAM和ED方法确定的第 j 个像素的权重。然后基于式(9)和式(10)获得的像素权重和数据类别,以均值的方法计算每个超像素未发生变化的概率,如式(11)所示:

$$w_i = \begin{cases} \text{mean}(pw_{\text{SAM}_j}), j \in S_i, \text{高光谱数据} \\ \text{mean}(pw_{\text{ED}_j}), j \in S_i, \text{非高光谱数据} \end{cases} \quad (11)$$

为了进一步突出变化和未变化超像素之间的

差异, 本文通过除以均值的方式对 sn_i 、 sw_i 和 w_i 进行调整, 如式 (12) — (14) 所示:

$$w_i = \frac{w_i}{\text{mean}(w)} \quad (12)$$

$$sw_i = \frac{sw_i}{\text{mean}(sw)} \quad (13)$$

$$sn_i = \frac{sn_i}{\text{mean}(sn)} \quad (14)$$

式中, $\text{mean}(w)$ 、 $\text{mean}(sw)$ 、 $\text{mean}(sn)$ 分别表示 3 个权重影像中所有超像素权重的均值。以式 (12) — (14) 对权重处理后, 3 个权重的均值为 1, 因此, 大部分变化超像素的 sw_i 和 w_i 小于 1; 而大部分未变化超像素的 sw_i 和 w_i 大于 1。经过后处理之后的 sn_i 表示超像素尺度权重, 包含像素数越多, 则该超像素权重越大。所以, 式 (15) 乘积的方法可以更好地突出变化概率低、信息量丰富的超像素。

$$\text{super_}w_i = sw_i \cdot \sqrt{sn_i \cdot w_i} \quad (15)$$

$\text{super_}w_i$ 为本文方法最终确定的超像素权重。式中, sn_i 表示超像素尺度, sw_i 和 w_i 表示未发生变化的概率。 sn_i 可以解决超像素尺度给定权时带来的误差; sw_i 由 S-IR-MAD 方法确定, 缓解了 IR-MAD 方法中易受噪声影响且收敛困难等问题; w_i 为基于数据类型和经典算法直接计算的未变化概率, 引入 w_i 可以有效地改善误差累积的问题、增加权重的稳定性。

2.3 超像素级多元变化检测

Nielsen 和 Vestergaard (2013) 在提出多元变化检测检测 (MAD) 方法后, 许多研究者对该方法进行了改进, 但分析过程仍然是以像素作为分析对象, 容易受噪声影响, 而且检测结果的稳定性较差。为了解决上述问题, 本文结合获得的超像素权重, 提出一种超像素级多元变化检测, 将超像素作为分析对象, 可以有效解决噪声干扰的问题。

超像素级多元变化检测仍然是基于 CCA 对输入数据进行线性组合。但是在计算系数矩阵时, 通过获得的超像素权重来确定超像素在分析过程中的贡献度, 减少因超像素尺度不同给分析过程带来的误差, 如式 (16)、(17) 所示:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^{SS} \text{super_}w_i \cdot X_i}{\sum_{i=1}^{SS} \text{super_}w_i} \quad (16)$$

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^{SS} \text{super_}w_i \cdot Y_i}{\sum_{i=1}^{SS} \text{super_}w_i} \quad (17)$$

式中, $\bar{X}$ 和 $\bar{Y}$ 为结合超像素计算的两个影像光谱值的加权均值, SS 为超像素的数量, X_i 、 Y_i 为第 i 个超像素在两个时刻影像上的光谱值, 通过计算超像素内所有像素光谱值均值获得。

基于 CCA 求解典型变量需要两组数据之间的协方差 (廖明生 等, 2000; Marpu 等, 2011; 王晓雷 等, 2020), 而本文则是以超像素为分析对象计算协方差, 具体计算方法如式 (18) — (20) 所示:

$$XX = X - \bar{X}; YY = Y - \bar{Y} \quad (18)$$

$$XY = [XX, YY] \cdot \text{super_}w \quad (19)$$

$$\text{cov} = \frac{XY' \cdot XY}{\sum_{i=1}^N \text{super_}w_i} \quad (20)$$

式中, X 和 Y 是两个时刻遥感影像的超像素光谱值, XX 和 YY 是两个时刻遥感影像与加权平均值做差得到的中心化数据, 其中, $[XX, YY]$ 为两时刻遥感影像所有波段的叠加组合, cov 为基于超像素计算得到的协方差。

因为相关系数越小的典型变量包含的噪声越多, 所以, 本文方法选择相关系数最大的两个典型变量基于式 (21) 计算最终的变化特征。

$$F = \sqrt{\text{MAD}_{\max,1}^2 + \text{MAD}_{\max,2}^2} \quad (21)$$

式中, $\text{MAD}_{\max,1}$ 和 $\text{MAD}_{\max,2}$ 为相关系数最大的两个典型变量, F 为超像素级多元变化检测获得的变化特征。

2.4 直方图规定化

得到变化特征后, 基于 EM 聚类的方法可以获得最终的检测结果图, 特征值越大则说明发生变化的可能性越高。但是, 当特征影像中存在特征值过高的地物时, 会使分割阈值偏大, 导致部分变化区域不能被检测到。本文方法通过直方图规定化来解决上述问题。

直方图规定化是指将原特征影像的直方图匹配为所希望的直方图, 该方法虽然会在一定程度上改变特征影像的特征值, 但是不会改变特征值之间的大小关系, 并且会使聚类结果更加稳定。

因为 CCA 分析后的特征图直方图理论上符合卡方分布 (Canty 等, 2004), 所以本文在进行聚类分析前对特征影像进行直方图规定化处理, 将原

特征影像的直方图改变为卡方分布的直方图。当原始影像中真实发生变化区域所占比例差异较大时, 应该选择不同自由度的卡方分布进行直方图规定化。为了确定卡方分布的自由度, 本文在聚类前先基于CVA方法估计变化区域所占比例 r , 然后根据 r 的大小选择自由度为 p 的卡方分布对特征影像进行直方图规定化, 最后基于EM算法对规定化后的特征影像进行聚类。 r 和 p 的确定如式(22)、(23)所示:

$$r = C_{CVA} / N \quad (22)$$

$$p = \begin{cases} 1, r > \alpha \\ 2, r \leq \alpha \end{cases} \quad (23)$$

式中, C_{CVA} 为CVA方法识别为变化类别的像素数, 式(23)中的 α 是判断直方图规定化时卡方分布自由度的阈值, 针对不同数据集的实验结果表明, α 取0.16时效果最好。

2.5 决策融合

本文方法在CCA分析前基于变化概率确定了每个超像素的权重, 并基于权重对超像素进行筛选, 通过赋予变化概率小的区域较大权重求解变化矩阵, 令典型变量间相关性最大化。但是基于超像素权重和CCA进行变化检测时, 可能会出现权重影像中已经识别为变化的超像素但是特征影像中却无法识别的问题。

为了解决该问题, 本文采用决策融合的方法充分利用权重信息来提高最终的检测精度。将经过直方图规定化后的变化特征、权重影像以及经典方法获得的特征影像分别用EM算法进行分类, 分为变化和未变化两个类别。因为经典方法是以像素为分析对象, 而本文方法分析对象为超像素, 所以通过判断超像素内变化类别和未变化类别的像素数来确定超像素是否发生变化。最后采用投票机制对3个检测结果进行决策融合, 投票规则如下: 如果有超过一个检测结果认为超像素发生了变化, 则判定该超像素为变化类; 反之, 则判定为未变化类。通过决策融合可以进一步提高本文方法的稳定性, 降低检测结果的漏检率。

3 实验与分析

为了验证本文方法的有效性, 本节对本文方法中的权重、直方图规定化以及决策融合的有效性进行分析。分别在4个测试数据集上与CVA、

PCA、MAD、IR_MAD、ISFA (Wu等, 2014) 以及DSFA (Du等, 2019) 等多个非监督变化检测方法进行比较。

3.1 实验数据与精度评价指标

本文共选择4组测试影像进行实验, 包括3组高光谱变化检测数据集, 分别为Barbara数据集、Bay Area数据集、Hermiston数据集, 分别如图3—图5所示; 一组多光谱数据集, 为台州数据集, 如图6所示。

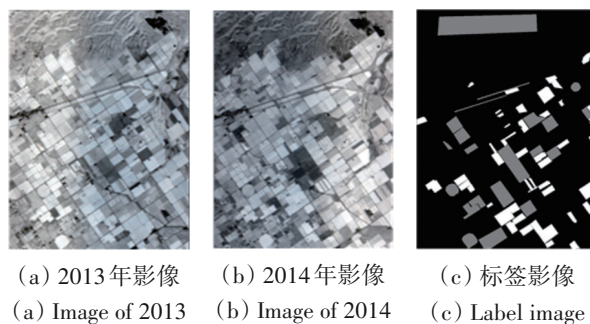


图3 Barbara数据集
Fig. 3 Barbara data

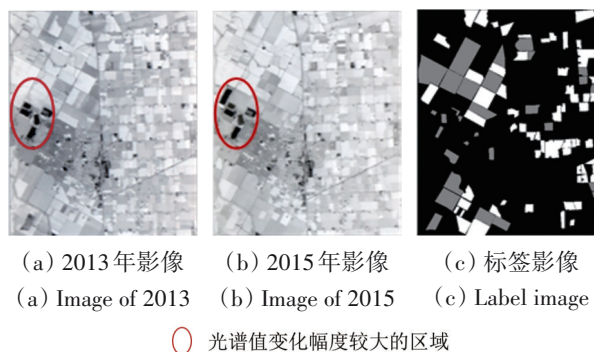


图4 Bay Area数据集
Fig. 4 Bay Area data

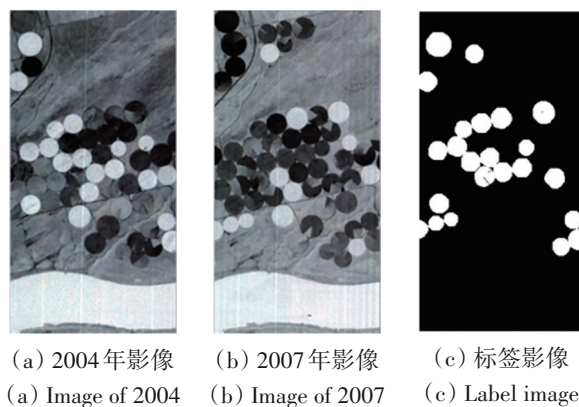


图5 Hermiston数据集
Fig. 5 Hermiston data

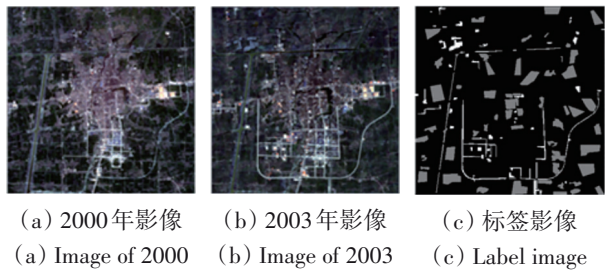


图6 台州数据集
Fig. 6 Taizhou data

Barbara数据集拍摄于2013年和2014年,影像大小为984×740像元,包含224个光谱波段,覆盖地区为美国加利福尼亚的圣巴巴拉市; Bay Area数据集拍摄于2013年和2015年,影像大小为600×500像元,包含224个光谱波段,覆盖地区为美国加利福尼亚湾区与周围城市; Hermiston数据集拍摄于2004年和2007年,影像大小为390×200像元,覆盖区域为美国俄勒冈州赫米斯顿市辖区,具有242个光谱波段,空间分辨率为30 m; 台州数据集,覆盖区域为中国台州市,分别获取于2000年和2003年,该数据由Landsat 7增强型专题成像仪(ETM+)传感器获得的,空间分辨率为30 m。Hermiston数据集中,标签影像中白色部分为已知的变化区域、黑色部分为已知的未变化区域; 其他3个数据集中,白色部分为已知的变化区域、灰色部分为已知的未变化区域,黑色为不确定类别的背景区域。

Bay Area数据集相比于其他数据集,存在部分地物的光谱值变化幅度明显大于其他地物的情况,如图4中红色椭圆区域所示。这种问题往往会影响算法的检测能力,导致部分变化地物难以被识别,而且这也是实际应用过程中常见的问题。因此,在之后的分析中,均以Bay Area数据集为例,分析参数确定的过程以及不同部分的有效性等。

为了更好地对比各种方法的分类结果,本文选择了变化区域检测精度(OA_CHG)、未变化区域检测精度(OA_UN)、总体精度(OA)以及Kappa系数4个指标来对评估不同方法的性能(Du等, 2019)。计算公式如下所示:

$$OA_CHG = \frac{TP}{TP + FN} \tag{24}$$

$$OA_UN = \frac{TN}{TN + FP} \tag{25}$$

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{26}$$

$$Kappa = \frac{OA - Pe}{1 - Pe} \tag{27}$$

$$Pe = \frac{(TN + PF)(TN + PN) + (TF + PF)(TF + PN)}{(TN + TF + PF + PN)(TN + TF + PF + PN)} \tag{28}$$

式中, TP和TN分别是预测结果中正确识别为变化和未变化类别的像素数, FP是检测结果为变化类别但是标签为未变化类别的像素数, FN是检测结果为未变化类别但是标签为变化类别的像素数。

3.2 预处理与超像素分割参数

本文在对高光谱数据进行降维时采用的是FNGBS方法,该方法可以基于欧氏距离计算相似矩阵,将各波段进行分组。然后再基于PCA提取每组数据的第一主成分,从而完成数据降维。为了确定最佳分组数,本文在Bay Area数据集上基于不同分组数进行了测试。测试结果如表1和图7所示。

表1 分组数在Bay Area数据集的影响

Table 1 Influence of packet number on Bay Area dataset

分组数k	OA/%	OA_CHG/%	OA_UN/%	Kappa
4	91.38	88.23	94.98	0.8276
5	92.03	89.93	94.44	0.8405
6	93.13	89.92	96.82	0.8627
7	86.52	88.05	84.76	0.7287
8	85.48	85.83	85.07	0.7084
9	85.03	87.77	81.89	0.6984

注: 表格中加粗数据为最优值。

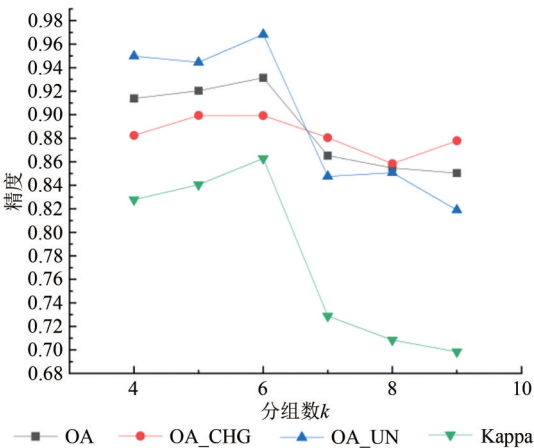


图7 Bay Area数据集上分组数与精度的关系

Fig. 7 The relation between packet number and accuracy on Bay Area dataset

从表1和图7中可以发现,随着分组数的增加,OA和Kappa呈现出先增长后降低的趋势,在

分组数 k 等于 6 时 OA 和 Kappa 均取得最大值, 分别为 93.13% 和 0.8627。这说明当 k 等于 6 时, 使用 FNGBS 进行数据降维可以保留更多的有效信息和降低噪声的影响, 因此, 本文方法在进行数据降维时将波段数设置为 6。

本文在进行超像素分割时采用的是易康软件中的多分辨率分割方法, 该方法通过形状和同质性两个参数来控制分割结果。为了确定最佳的分割参数, 在 Bay Area 数据集上测试了不同的分割参数对最终结果的影响。具体结果如表 2、表 3 所示。

表 2 超像素分割参数在 Bay Area 数据集上对 OA 的影响
Table 2 The effect of superpixel segmentation parameters on OA in Bay Area dataset

形状参数	同质性参数		
	0.4	0.5	0.6
0.1	0.9160	0.9169	0.9087
0.2	0.9190	0.9313	0.9218
0.3	0.9163	0.9032	0.9122

注: 表格中加粗数据为最优值。

表 3 超像素分割参数在 Bay Area 数据集上对 Kappa 的影响
Table 3 The effect of superpixel segmentation parameters on Kappa in Bay Area dataset

形状参数	同质性参数		
	0.4	0.5	0.6
0.1	0.8320	0.8339	0.8175
0.2	0.8378	0.8627	0.8438
0.3	0.8325	0.8062	0.8238

注: 表格中加粗数据为最优值。

通过精度的对比可以发现, 当形状参数为 0.2、同质性参数为 0.5 时, OA 和 Kappa 取得最大值, 因此, 本文将形状参数和同质性参数分别设置为 0.2 和 0.5。

3.3 权重有效性分析

为了验证本文超像素权重确定方法的有效性, 本节将 IR-MAD、S-IR-MAD 以及本文方法在 Bay Area 数据集上获得的权重进行可视化展示, 如图 8 所示。

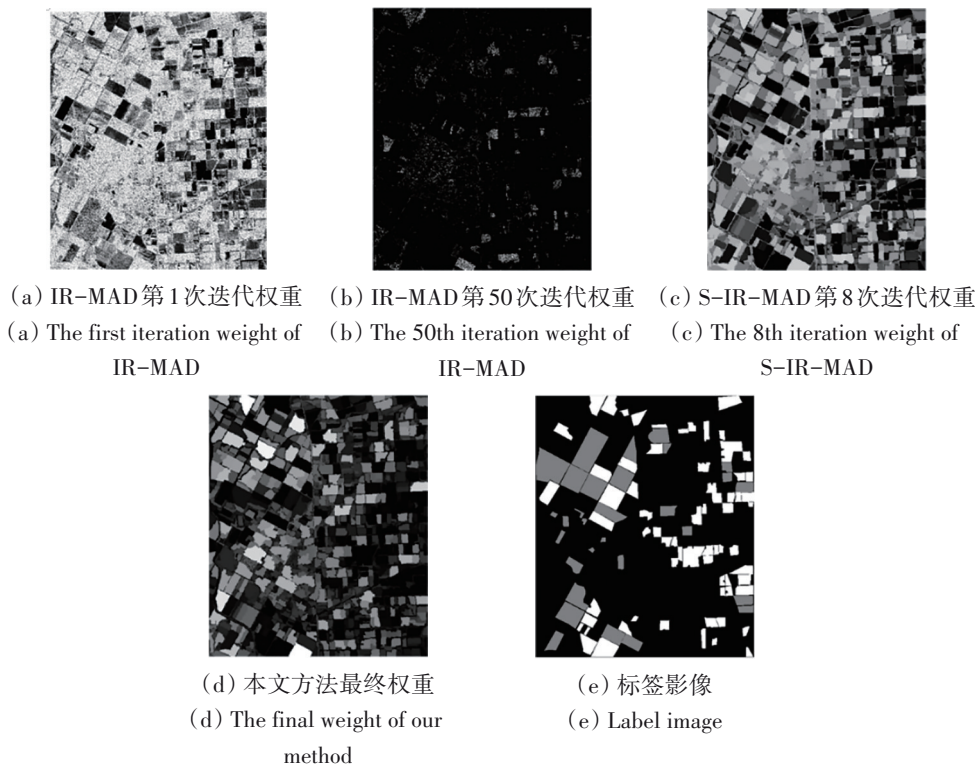


图 8 权重可视化影像
Fig. 8 Weight visualization images

从图 8 (a) (b) 可以看出, IR-MAD 方法第 1 次迭代获得的权重受噪声影响严重, 大部分像素权重较高, 难以突出变化和未变化像素之间的差

异; 迭代 50 次后的权重过拟合现象严重, 这是因为噪声使得迭代过程中误差累积, 导致迭代难以收敛。S-IR-MAD 方法以超像素为单位对 IR-MAD

每次迭代的权重进行修改,从图8(c)可以看出,S-IR-MAD方法获得的权重较好地保持了地物的完整性,噪声现象明显改善。除此之外,IR-MAD迭代50次仍未收敛,而S-IR-MAD方法仅迭代8次就已经收敛,因此,可以看出S-IR-MAD具有更快的收敛速度且稳定性更好。

在以超像素作为分析对象的过程中,为了获得更加准确的超像素权重,本文方法基于超像素大小、S-IR-MAD方法以及经典检测结果确定最终超像素权重。从图8(d)可以看出,本文方法获得的最终权重不仅改善了噪声现象,还可以更好地突出变化和未变化超像素之间的差异,有效降低了分析过程中变化超像素对特征提取的影响。

3.4 直方图规定化有效性分析

为了对比不同分析对象和直方图规定化对特征影像的影响,本文在图9中展示了直方图规定化前后的变化特征和检测结果。从图9(a)(b)的特征影像对比可以看出,直方图规定化并没有改变超像素之间的大小关系,但是降低了部分特征值较高的地物的影响,如图9(a)(b)中黄色矩形区域所示。从图9(c)(d)的检测结果对比可以看出,直方图规定化之前,因为特征值较高地物的影响,导致EM算法获得的分割阈值过大,所以检测结果中漏检现象严重;而直方图规定化对特征值突出部分进行调整,减小了该特殊地物的特征值,有效解决了检测结果中的漏检现象,如图9(c) — (e)中红色矩形区域所示。

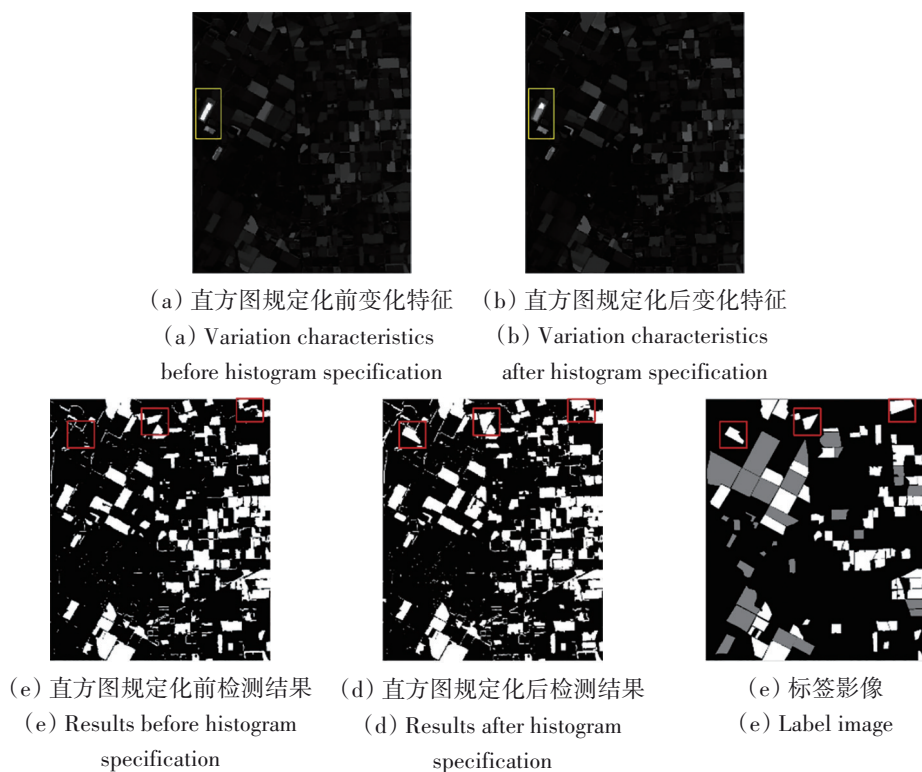


图9 直方图规定化前后变化特征与检测结果

Fig. 9 Change characteristics and detection results before and after histogram specification

直方图规定化前后检测精度对比如表4所示,从表4可以看出,相比于直方图规定化之前,直方图规定化后虽然OA_UN降低了0.24%,但是OA_CHG提高了5.72%,OA和Kappa系数也分别提高了2.94%和0.0579,所以,直方图规定化可以提高对变化区域的检测能力,并且改善整体的检测精度。

3.5 决策融合有效性分析

为了对比决策融合在实验过程中的有效性,本文以Bay Area数据集为例,在图10中分别展示了SAM、权重特征、直方图规定化以及决策融合的分类结果,从红色矩形区域可以看出,前三者的检测结果中均存在漏检和错检的问题,而决策融合明显改善了检测结果中的漏检和错检问题。

表 4 直方图规定化在 Bay Area 数据集上对变化检测精度的影响

Table 4 The effect of histogram specification on change detection accuracy in Bay Area dataset				/%
方法	OA_UN	OA_CHG	OA	Kappa
直方图规定化前	96.95	79.62	87.69	75.58
直方图规定化后	96.71	85.34	90.63	81.34

从精度对比表 5 中可以看出，权重特征分类结果的 OA_CHG 最高、SAM 分类结果的 OA_UN 最高，而直方图规定化后的 OA 和 Kappa 系数相比于前两者有所改进。决策融合后的 OA_UN 和 OA_CHG 指标虽然不如单独使用权重特征和 SAM 方法，但是 OA 和 Kappa 系数均为最优，比直方图规定化后分别提高了 2.5% 和 0.0493，这说明决策融合可以充分发挥不同方法的优势，改善整体检测精度。

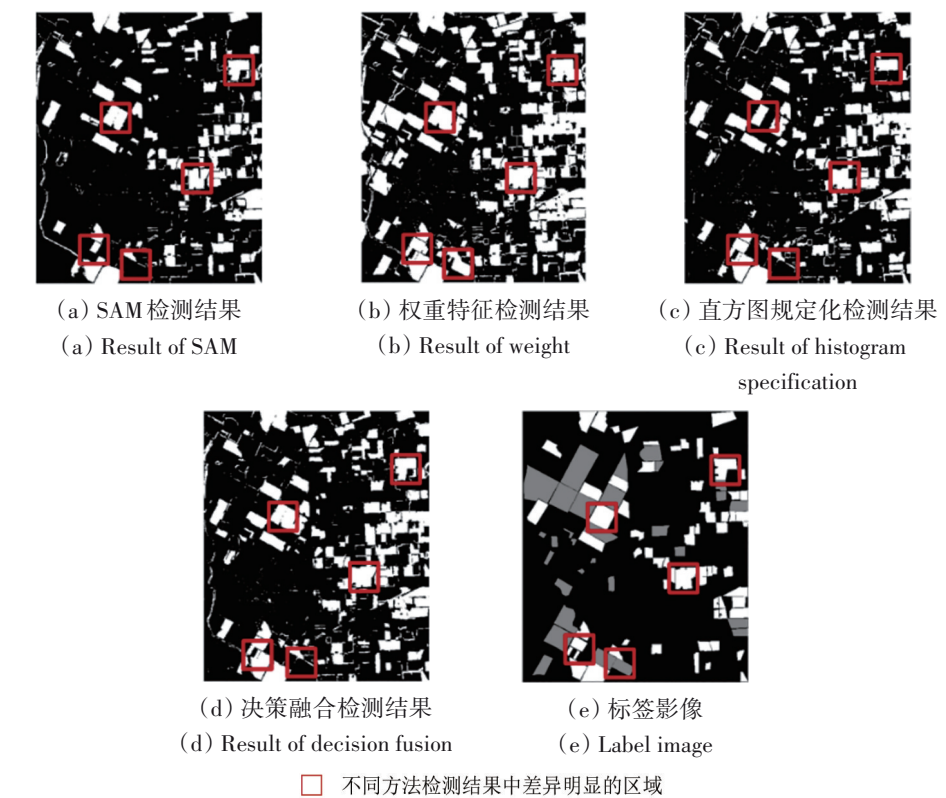


图 10 决策融合前后分类结果

Fig. 10 Classification results before and after decision fusion

表 5 决策融合在 Bay Area 数据集上对变化检测精度的影响

Table 5 The effect of decision fusion on change detection accuracy in Bay Area dataset				/%
方法	OA_UN	OA_CHG	OA	Kappa
权重特征	88.92	91.51	90.30	80.49
SAM	98.91	81.81	89.77	79.70
直方图规定化	96.71	85.34	90.63	81.34
决策融合	96.82	89.92	93.13	86.27

注：表格中加粗数据为最优值。

3.6 结果对比

图 11—图 14 为不同方法在 4 个数据集上的检

测结果，图中椭圆区域内大多为不确定类别的像素，矩形区域内大多为已知标签的像素。通过对比不同方法的检测结果可以看出，其他的非监督方法在椭圆区域内噪声现象严重，在矩形区域虽然可以区分出变化和未变化地物，但是仍然受噪声影响严重，导致部分地物内部一致性较差且边缘区域模糊。其中，MAD 和 CVA 方法因为计算方法简单，受噪声影响最为严重。相比之下，本文方法在无论是在椭圆区域还是矩形区域，都明显抑制了噪声的影响。尤其是在矩形区域，本文方法检测结果要优于其他非监督算法，这主要体现在影像中地物的内部一致性以及地物轮廓的完整

性等方面, 而且从矩形区域的检测结果对比中可以看出, 其他变化检测方法存在部分明显地物漏

检的现象, 本文方法则可以完整地检测到变化地物的主体区域。

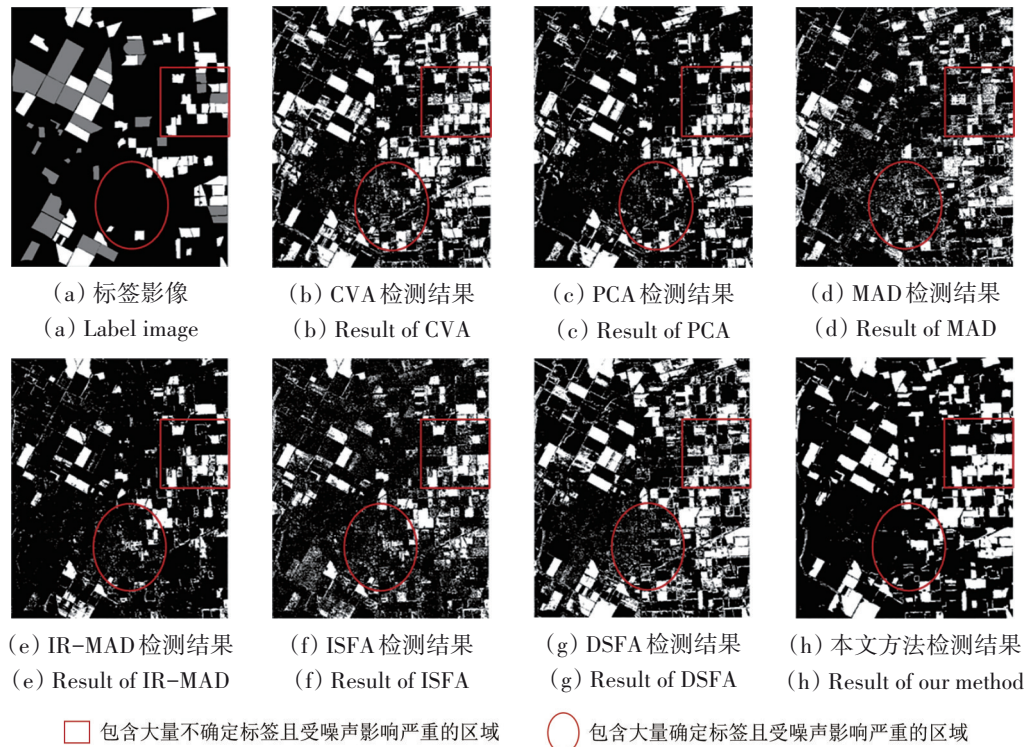


图 11 Bay Area 测试数据集检测结果对比

Fig. 11 Comparison of test result in Bay Area data

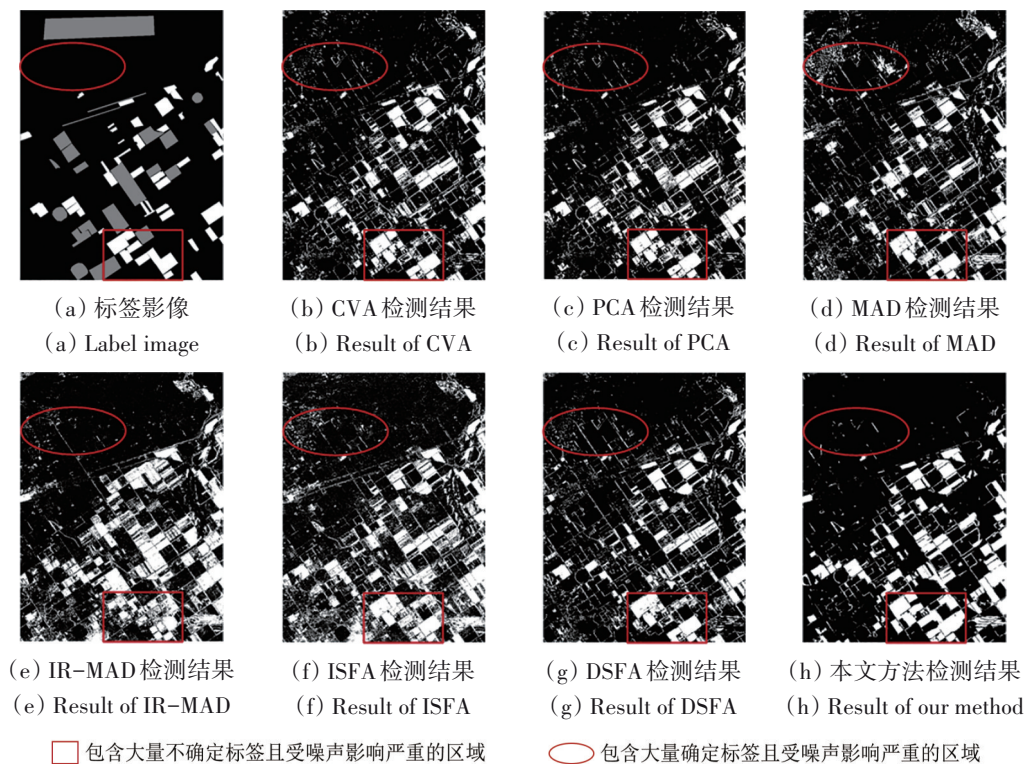


图 12 Barbara 测试数据集检测结果对比

Fig. 12 Comparison of test result in Barbara data

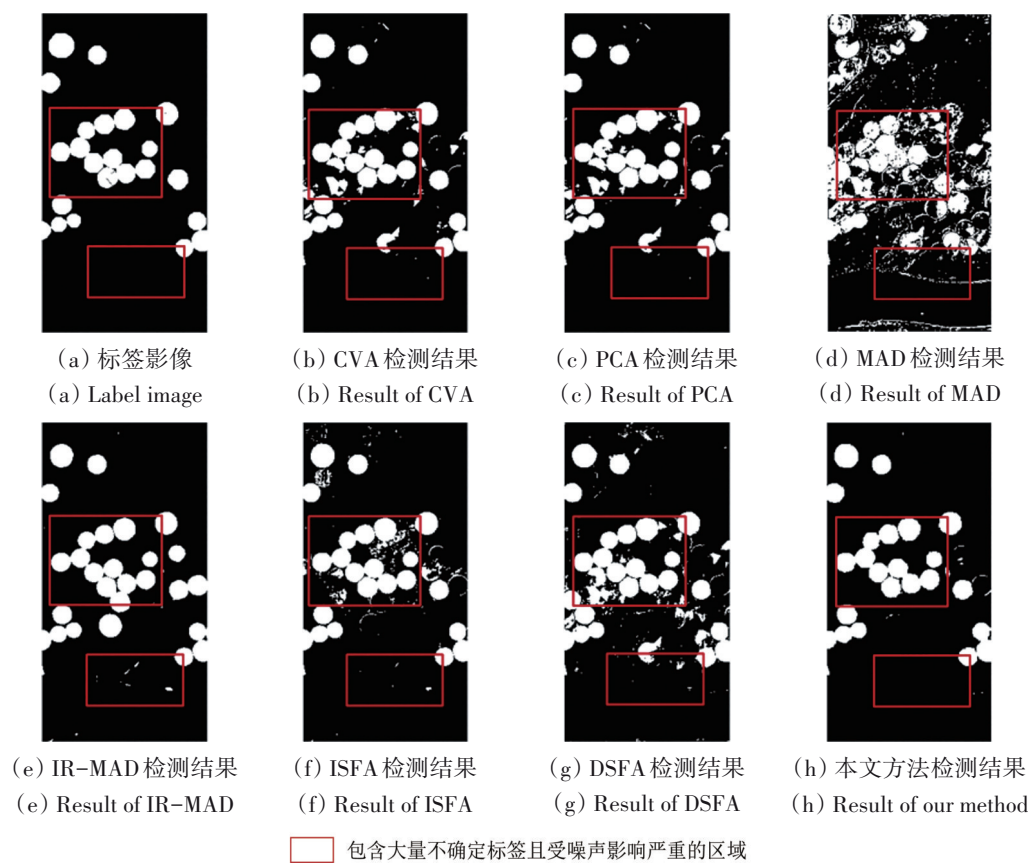


图 13 Hermiston 测试数据集检测结果对比
Fig. 13 Comparison of test result in Hermiston data

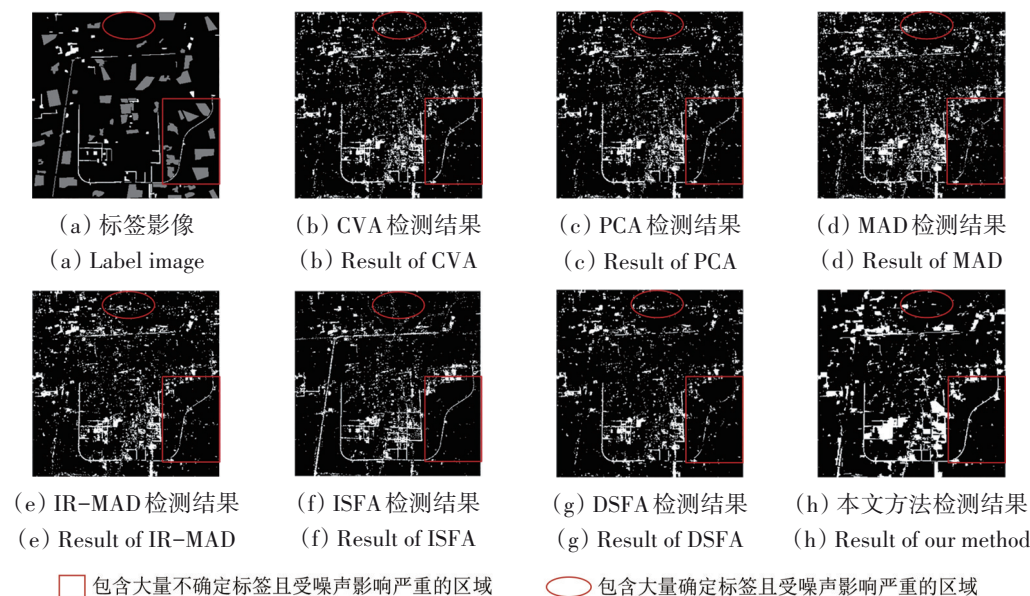


图 14 台州测试数据集检测结果对比
Fig. 14 Comparison of test result in Taizhou data

表 6 为各种变化检测方法精度对比。为了能够更好地对比各种方法，表 6 中的所有对比方法均采用相同的聚类方法。

从表 6 可以发现，本文方法在 4 个数据上的 OA_CHG、OA 和 Kappa 系数指标均为最优，这说明本方法更加准确地识别变化区域，具有更好的

整体检测能力。对比方法中, MAD、IR-MAD 和 ISFA 在 4 个数据集上的检测精度变化较大, 比如, IR-MAD 在台州数据集上的 OA 达到了 98.01%, 但是在 Bay Area 数据集上 OA 仅有 74.61%, 这是因为 MAD、IR-MAD 和 ISFA 是通过求解系数矩阵, 对不同波段组合生成新特征的方法进行变化检测, 在求解变化矩阵的时候易受噪声的影响, 使得生成的特征与理想效果存在差异, 导致检测结果不

稳定; CVA、PCA 因为计算方法简单, 在 4 个数据集上检测精度较为稳定, 且 OA 都达到了 85% 以上; DSFA 因为采用了深度学习的思想, 具有较强的特征学习能力, 在 4 个数据集上的 OA 也都达到了 85% 以上。本文方法将超像素作为分析对象, 有效降低了噪声的影响, 并结合直方图规定化和决策融合提高方法稳定性, 因此, 本文方法在 4 个测试数据集上 OA 都超过了 90%。

表 6 本文方法与其他方法检测精度对比
Table 6 Accuracy comparison of the method in this paper and other methods

方法	Bay Area测试数据集				Barbara测试数据集				Hermiston测试数据集				台州测试数据集				I/%
	OA_UN	OA_CHG	OA	Kappa	OA_UN	OA_CHG	OA	Kappa	OA_UN	OA_CHG	OA	Kappa	OA_UN	OA_CHG	OA	Kappa	
CVA	91.46	88.15	89.69	79.35	89.77	86.85	88.62	76.27	96.33	94.62	96.11	83.94	99.06	92.45	97.76	92.82	
PCA	93.72	80.44	86.62	73.39	90.47	87.69	89.38	77.83	96.57	94.40	96.29	84.56	99.16	90.68	97.49	91.89	
MAD	87.69	33.23	58.58	20.09	89.49	81.84	86.48	71.57	82.11	56.78	78.86	29.11	98.65	88.15	96.58	88.94	
IR-MAD	95.67	56.26	74.61	50.44	84.92	71.92	79.81	57.33	96.30	93.06	95.88	82.89	99.44	92.22	98.01	93.59	
ISFA	88.63	62.86	74.86	50.48	82.34	90.1%	85.41	70.33	96.95	95.06	96.71	86.18	95.71	86.32	93.86	80.90	
DSFA	88.76	84.75	86.62	73.21	93.50	82.67	89.25	77.16	93.89	94.87	94.02	76.81	99.79	87.08	97.28	91.01	
本文方法	96.82	89.92	93.13	86.27	94.16	93.22	93.79	87.03	98.82	95.90	98.45	93.17	98.98	95.03	98.20	94.29	

注: 表格中加粗数据为最优值。

从检测结果和精度对比中可以发现, CVA、MAD、DSFA 因为噪声现象严重, 所以检测精度较低; ISFA、IR-MAD、PCA 检测结果受噪声影响较小, 但检测精度仍然不理想, 从图 10—图 13 中的矩形区域看出, 这是因为检测结果中的地物完整性较差, 而且错检和漏检问题严重, 所以检测结果的精度较低。比如, ISFA 方法在台州数据集上检测结果的目视效果噪声现象较少, 但是从表 6 中可以发现, ISFA 方法的 OA_CHG 和 OA_UN 反而最低。通过对比图 10—图 13 中本文方法和标签影像的矩形区域可以发现, 本文方法不仅可以更好地控制噪声, 还减少了检测结果中的错检和漏检问题。

4 结 论

针对传统变化检测方法中受噪声影响严重、结果破碎化现象严重以及受特殊地物影响等问题, 本文提出了一种以超像素作为分析对象的变化检测方法。本文方法主要可以分为以下步骤: 首先对原始数据进行预处理以及超像素分割, 其次确

定超像素的权重, 然后以超像素作为分析对象基于 CCA 获得特征影像并进行直方图规定化, 最后对检测结果进行决策融合。

本文提出方法为非监督方法, 不需要大量先验标记信息以及复杂的训练过程。相比与其他非监督变化检测方法, 本文方法的优势在于以超像素为分析对象, 抑制了噪声对检测结果的影响; 通过结合了直方图规定化和决策融合, 增加了分析过程的稳定性。通过与其他非监督变化检测方法进行分析对比, 本文方法在 4 个测试数据集上取得的检测效果和精度都有明显提升。

变化检测涉及两个图像, 在联合分析后超像素数量增多, 大部分地物由多个超像素组成, 这可能会影响最终检测精度。对特征影像进行直方图匹配后如果变化区域特别多时可能会出现漏检现象, 影响方法的鲁棒性。因此, 之后的工作可以在超像素联合分析的过程中突出边缘地区来保证超像素的准确性, 或者是在直方图规定化的过程添加自适应的原理来完成进一步的改善和提高。

参考文献 (References)

- Bovolo F. 2009. A multilevel parcel-based approach to change detection in very high resolution multitemporal images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6(1): 33-37 [DOI: 10.1109/LGRS.2008.2007429]
- Bruzzone L and Carlin L. 2006. A multilevel context-based system for classification of very high spatial resolution images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(9): 2587-2600 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.875360]
- Bruzzone L and Prieto D F. 2000. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(3): 1171-1182 [DOI: 10.1109/36.843009]
- Cai F S, Xiang Z J, Cai H and Shan D M. 2020. CVA multi-scale remote sensing image change detection combined with feature selection. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 8: 101-104, 130 (蔡怵晟, 向泽君, 蔡衡, 单德明. 2020. 结合特征选择的CVA多尺度遥感影像变化检测. 测绘通报, (8): 101-104, 130) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2020.0257]
- Canty M J, Nielsen A A and Schmidt M. 2004. Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 91(3/4): 441-451 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.10.024]
- Carvalho Júnior O A, Guimarães R F, Gillespie A R, Silva N C and Gomes R A T. 2011. A new approach to change vector analysis using distance and similarity measures. *Remote Sensing*, 3(11): 2473-2493 [DOI: 10.3390/rs3112473]
- Du B, Ru L X, Wu C and Zhang L P. 2019. Unsupervised deep slow feature analysis for change detection in multi-temporal remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(12): 9976-9992 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2930682]
- Han Y, Javed A, Jung S and Liu S C. 2020. Object-based change detection of very high resolution images by fusing pixel-based change detection results using weighted Dempster - Shafer theory. *Remote Sensing*, 12(6): 983 [DOI: 10.3390/rs12060983]
- Hu H T and Ban Y F. 2014. Unsupervised change detection in multi-temporal SAR images over large urban areas. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(8): 3248-3261 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2344017]
- Li H, Ma J J, Gong M G, Jiang Q Z and Jiao L C. 2015. Change detection in synthetic aperture radar images based on evolutionary multiobjective optimization with ensemble learning. *Memetic Computing*, 7(4): 275-289 [DOI: 10.1007/s12293-015-0165-y]
- Li L, Wang L, Sun X P and Ying G W. 2017. Remote sensing change detection method based on object-oriented change vector analysis. *Remote Sensing Information*, 32(6): 71-77 (李亮, 王蕾, 孙晓鹏, 应国伟. 2017. 面向对象变化向量分析的遥感影像变化检测. 遥感信息, 32(6): 71-77) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2017.06.012]
- Liao M S, Zhu P and Gong J Y. 2000. Multivariate change detection based on canonical transformation. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 4(3): 197-201 (廖明生, 朱攀, 龚健雅. 2000. 基于典型相关分析的多元变化检测. 遥感学报, 4(3): 197-201) [DOI: 10.11834/jrs.20000307]
- Liu B Q, Zhao Z, Sheng Y T and Zhang Z F. 2018. High Resolution SAR image change detection based on texture fusion and generalized Gaussian model. *Engineering of Surveying and Mapping*, 27(6): 19-25 (刘本强, 赵争, 盛玉婷, 张忠芳. 2018. 利用纹理融合与广义高斯模型的高分辨率SAR影像变化检测. 测绘工程, 27(6): 19-25) [DOI: 10.19349/j.cnki.issn1006-7949.2018.06.005]
- Liu J H. 2015. Improved Mixed Double Domain Image Denoising and SAR Image Change Detection Based on Difference Image Combining and Edge Classification. Xi'an: Xidian University: 37-50 (刘金华. 2015. 改进的混合双域图像去噪和基于融合差异图及边缘分类的SAR图像变化检测. 西安: 西安电子科技大学: 37-50) [DOI: 10.7666/d.D01066829]
- Lu D, Mausel P, Brondizio E and Moran E. 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 25(12): 2365-2401 [DOI: 10.1080/0143116031000139863]
- Lu M, Mei Y, Zhao Y and Leng L. 2015. Change detection based on multi-scale geometric feature vector. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 40(5): 623-627 (陆苗, 梅洋, 赵勇, 冷亮. 2015. 利用多尺度几何特征向量的变化检测方法. 武汉大学学报(信息科学版), 40(5): 623-627) [DOI: 10.13203/j.whugis.2013.03.82]
- Marchesi S, Bovolo F and Bruzzone L. 2010. A context-sensitive technique robust to registration noise for change detection in VHR multispectral images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(7): 1877-1889 [DOI: 10.1109/TIP.2010.2045070]
- Marpu P, Gamba P and Benediktsson J A. 2011a. Hyperspectral change detection using IR-MAD and feature reduction. *Proceedings of 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Vancouver: IEEE: 98-101 [DOI: 10.1109/IGARSS.2011.6048907]
- Marpu P R, Gamba P and Canty M J. 2011b. Improving change detection results of IR-MAD by eliminating strong changes. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 8(4): 799-803 [DOI: 10.1109/LGRS.2011.2109697]
- Nielsen A A. 2007. The regularized iteratively reweighted MAD method for change detection in multi- and hyperspectral data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(2): 463-478 [DOI: 10.1109/TIP.2006.888195]
- Nielsen A A and Vestergaard J S. 2013. A kernel version of multivariate alteration detection. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 3451-3454 [DOI: 10.1109/Igarss.2013.6723571]
- Ouyang S N. 2019. Cross detection method of high resolution remote sensing images based on IR-MAD. *Beijing Surveying and Mapping*, 33(9): 1029-1033 (欧阳松南. 2019. 基于IR-MAD的高分

- 分辨率遥感影像交叉融合变化检测方法. 北京测绘, 33(9): 1029-1033 [DOI: 10.19580/j.cnki.1007-3000.2019.09.009]
- Sun X X, Zhang J X, Yan Q and Gao J X. 2011. A Summary on current techniques and prospects of remote sensing change detection. Remote Sensing Information, (1): 119-123 (孙晓霞, 张继贤, 燕琴, 高井祥. 2011. 遥感影像变化检测方法综述及展望. 遥感信息, (1): 119-123) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2011.01.023]
- Wang B, Choi S K, Han Y K, Lee S K and Choi J W. 2015. Application of IR-MAD using synthetically fused images for change detection in hyperspectral data. Remote Sensing Letters, 6(8): 578-586 [DOI: 10.1080/2150704X.2015.1062155]
- Wang Q, Li Q and Li X L. 2021. A fast neighborhood grouping method for hyperspectral band selection. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 59(6): 5028-5039 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3011002]
- Wang X L, Yang J P, Jiang T, Gang H L and Sun Y C. 2020. Change detection from remote sensing images based on IR-MAD algorithm. Geomatics World, 27(3): 56-62 (王晓雷, 杨景鹏, 江涛, 刚慧龙, 孙玉超. 2020. IR-MAD算法的遥感影像变化检测方法研究. 地理信息世界, 27(3): 56-62) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-1586.2020.03.010]
- Wu C, Du B and Zhang L P. 2014. Slow feature analysis for change detection in multispectral imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 52(5): 2858-2874 [DOI: 10.1109/TGRS.2013.2266673]
- Xu Y D, Yu L, Zhao F R, Cai X L, Zhao J Y, Lu H and Gong P. 2018. Tracking annual cropland changes from 1984 to 2016 using time-series Landsat images with a change-detection and post-classification approach: experiments from three sites in Africa. Remote Sensing of Environment, 218: 13-31 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.09.008]
- Zeng Z F. 2013. Change Detection Research for Remote Sensing Image Land Use Based on the Change Vector Analysis Method. Chongqing: Chongqing Jiaotong University: 10-12 (曾子芳. 2013. 基于变化矢量分析法的遥感影像土地利用变化检测研究. 重庆: 重庆交通大学: 10-12) [DOI: 10.7666/d.Y2377442]
- Zhang M Z, Zhang H, Wang C, Liu M and Xie L. 2016. Combining super-pixel segmentation and multiple difference maps for SAR change detection. Remote Sensing Technology and Application, 31(3): 481-487 (张明哲, 张红, 王超, 刘萌, 谢镭. 2016. 基于超像素分割和多方法融合的SAR图像变化检测方法. 遥感技术与应用, 31(3): 481-487) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2016.3.0481]
- Zhao M and Zhao Y D. 2018. Object-oriented and multi-feature hierarchical change detection based on CVA for high-resolution remote sensing imagery. Journal of Remote Sensing, 22(1): 119-131 (赵敏, 赵银娣. 2018. 面向对象的多特征分级CVA遥感影像变化检测. 遥感学报, 22(1): 119-131) [DOI: 10.11834/jrs.20186293]
- Zhao Z M, Meng Y, Yuan A Z, Huang Q Q, Kong Y L, Yuan Y, Liu X Y, Lin L and Zhang M M. 2016. Review of remotely sensed time series data for change detection. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 20(5): 1110-1125 (赵忠明, 孟瑜, 岳安志, 黄青青, 孔赞珑, 袁媛, 刘晓奕, 林蕾, 张蒙蒙. 2016. 遥感时间序列影像变化检测研究进展. 遥感学报, 20(5): 1110-1125) [DOI: 10.11834/jrs.20166170]
- Zhuang H F. 2018. Research on Several Methods in Change Detection of Multispectral/SAR Images. Xuzhou: China University of Mining and Technology: 13-28 (庄会富. 2018. 多光谱/SAR影像变化检测若干方法研究. 徐州: 中国矿业大学: 13-28)

Unsupervised super pixel level change detection based on canonical correlation analysis

ZHAO Yuanhao, SUN Genyun, ZHANG Aizhu, JIAO Zhijun, SUN Chao

College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China

Abstract: Change detection, a critical task in remote sensing and geospatial analysis, involves the identification of areas where alterations in land cover types have occurred over time using multi-temporal images. The accurate detection of such changes is essential for various applications, including environmental monitoring, urban development assessment, and natural disaster management. However, existing change detection methods are often susceptible to noise and the influence of specific land features, resulting in significant speckle phenomena and reduced detection accuracy. These limitations hinder the reliable identification of change patterns in land cover, impacting the effectiveness of downstream analyses and decision-making processes.

To address these challenges, this paper proposes an unsupervised superpixel-level change detection method that combines canonical correlation analysis and histogram matching. This method aims to improve the accuracy and reliability of change detection by addressing the limitations associated with traditional approaches. The proposed method consists of several steps. First, the remote sensing images were pre-processed and superpixel-segmented. This step is aimed at improving the quality of the image and dividing it into homogeneous regions called superpixels. Superpixel segmentation helps to preserve spatial information and reduces the influence of noise on subsequent analysis. Next, the weight of each superpixel was calculated based on the superpixel scale and the unchanged probability. Superpixel weights are used

to highlight the importance of different regions in the change detection process. After obtaining the weights, the method proceeds to extract change features at the superpixel level using multivariate change detection and histogram matching. Multivariate change detection involves analyzing the spectral information of the superpixels to identify changes in land cover types. Histogram matching, on the other hand, aims to align the histograms of the superpixels from different time periods, enabling more accurate comparison and detection of changes. Finally, a change detection result map was developed based on the weighted image, classical methods, and change features. Three hyperspectral test datasets and one multispectral test dataset were used for experimental verification.

Experimental validation of the proposed method was conducted on three hyperspectral test datasets and one multispectral test dataset. The results demonstrate the superior performance of the proposed method, with the Overall Accuracy (OA) and Kappa index surpassing those of existing methods across all four test datasets. Specifically, the OA values consistently exceed 90% on all datasets, indicating the high accuracy and robustness of the proposed method. Moreover, comparative analysis reveals significant improvements in the OA when compared to other existing methods. The proposed method achieves an OA increase of 4.41%, 3.44%, 1.74%, and 0.19% on the four datasets, highlighting its efficacy in enhancing change detection accuracy and reliability. In conclusion, the proposed unsupervised superpixel-level change detection method, which integrates canonical correlation analysis and histogram matching, demonstrates remarkable performance in detecting changes in land cover types from multi-temporal remote sensing images.

Key words: remote sensing, super pixel, change detection, canonical correlation analysis, histogram specification

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42371350, 42271347); National Key Research and Development Program (No. 2019YFE0126700)