DOI: 10.13382/j.jemi.B2003286

基于优化视觉词典的震后高分遥感影像震害建筑物检测*

王 超[1] 申 祎[2] 仇 星[1] 行鸿彦[1] 张 艳[1] 卞长林[1]
(1. 南京信息工程大学 电子与信息工程学院 南京 210044; 2. 商丘工学院 商丘 476000)

摘 要:在缺少震前参考信息前提下,提出了一种基于优化视觉词典的震后高分遥感影像震害建筑物检测方法。首先通过WJSEG(wavelet-JSEG)分割以及一组非建筑物筛选规则提取潜在建筑物集合;其次利用光谱、纹理及几何形态学特征构建了一种震害视觉词典模型,跨越了从像素到震害特征间的"语义鸿沟";在此基础上设计了一种基于类内和类间惩罚因子的视觉词典优化策略,减少了信息冗余及证据冲突;最后通过随机森林分类器将建筑物进一步划分为完好建筑物、部分震害建筑物及废墟。在两组实验中,该方法的总体精度均达到85%以上,从而可为震后应急响应救援及灾后重建提供关键的决策支持信息。

关键词: 震后;高分遥感影像;视觉词典;震害;建筑物检测
中图分类号: TN 957.52;TH762 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 420.20

Damaged building detection based on optimized visual dictionary from post-earthquake high-resolution remote sensing images

Wang Chao[1] Shen Yi[2] Qiu Xing[1] Xing Hongyan[1] Zhang Yan[1] Bian Changlin[1]
(1. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. Shangqiu Institute of Technology, Shangqiu 476000, China)

Abstract: Being lack of the pre-earthquake reference information, a new method of damaged building detection of high-resolution remote sensing image based on optimized visual dictionary is proposed. Firstly, wavelet-JSEG (WJSEG) segmentation and a set of non-building screening rules are applied to extract the potential building set. Secondly, a visual dictionary model of earthquake damage is constructed by introducing spectral, texture and geometric morphological features to across the semantic gap between pixels and earthquake damage features. On this basis, a visual dictionary optimization strategy based on intra-class and inter-class penalty indexes is designed to further reduce redundant information and evidence conflict. Finally, the buildings are further classified into intact buildings, partially damaged buildings and ruins by random forest classifier. In two experiments, the overall accuracy of the proposed method reached more than 85%, which can provide key decision support information for post-earthquake emergency response and reconstruction.

Keywords: post-earthquake; high-resolution remote sensing image; visual dictionary; earthquake damaged; building detection

0 引 言

地震发生后,快速、准确地判别震害建筑物的位置对于开展震后应急救援及灾害评估具有至关重要的作用[1]。与传统依赖地面人员的实地勘察相比,基于高分辨率遥感影像的震害建筑物检测具有实时性强、覆盖范围广、安全风险低等诸多优点,已经成为遥感应用领域的研究热点之一[2-3]。

目前,从高分辨率遥感影像中提取震害建筑物的方法主要可分为两类。1)基于震后单时相影像的分类方法,此类方法通过将震害建筑物的检测问题转化为对震后遥感影像的分类问题,从而突破了对震前影像的依赖而带来的诸多限制。叶昕等[4]通过分析建筑物屋顶内部梯度的空间相关性,在震后基于 Quickbird 和航空遥感影像的震害建筑物检测中总体精度可达到 80%以上。2)基于震前、震后双时相影像的变化检测方法,此类方法由于引入了震前影像,能够提取建筑物的变化信息作为震

收稿日期:2020-07-01 Received Date: 2020-07-01
*基金项目:江苏省"六大人才高峰"高层次人才项目(XYDXX-135)资助

害检测依据,因此通常具有更高的检测精度。Anniballe 等[5]提出了一种结合多参数及多描述子的震害建筑物变化检测方法,其总体精度可达到 96%以上。此类方法的局限在于震前影像的难以获取,以及震前、震后的影像的高精度配准等。因此,基于震后单时相影像的分类方法在震后应急响应中更加具有应用推广性。尽管如此,由于此类方法缺乏震前参考信息且震后场景的结构与空间布局更加复杂,如何对建筑物震害特征进行有效的抽象化表示,是决定能否准确区分震害建筑物与其他地物的关键和难点问题。

基于以上分析,本文提出了一种基于优化视觉词典的高分辨率遥感影像震害建筑物检测方法。该方法以建筑物的固有边界为基础,综合利用光谱、纹理及几何形态学特征,通过构建优化震害视觉词典模型对震害建筑物进行多角度精细刻画,从而跨越像素到建筑震害特征间的"语义鸿沟"。在此基础上,以震害语义直方图进行图像表达,从而有利于后续的随机森林分类器的训练和识别。在对汶川和玉树地区的震后高分辨率遥感影像所开展的实验中,所提出方法展现出了优异的性能。

1 方 法

本文所提出方法主要包括 1)潜在建筑物集合提取;2)多特征震害视觉词典的构建;3)震害视觉词汇的图像优化表达;4)基于随机森林分类的震害建筑物检测。具体实现流程如图 1 所示。

图 1 算法流程

Fig. 1 Flow chart of algorithm

1.1 潜在建筑物集合提取

1)基于 WJSEG(wavelet-JSEG)的影像分割

本文首先采用高分辨率遥感影像分割算法 WJSEG,将相邻的孤立像素划分为具有语义信息的对象集合,具体的实施步骤可参见文献[6]。在此基础上,令分割后所提取的初始对象集合为 R_{ini},从而为后续处理提供基本的分析单元。

2)非建筑物对象剔除

鉴于本文的感兴趣区域(region of interesting, ROI)为震害建筑物,在初始对象集合 R_{ini} 基础上对非建筑物对象进行初筛,在减少后续分析单元数量的同时还有利于分类误检率的降低[7]。通过分析非建筑物对象的典型特征,设计筛选规则如下。

(1)面积规则。统计每个对象的面积即每个对象所包含的像素个数 N_{pixels},若 $N_{\text{pixels}} \leqslant 80$,则认为该对象为车辆、噪声等弱小目标,予以剔除。

(2)形态学建筑物指数(morphological building index, MBI)规则。Huang 等[8]利用建筑物像素在高帽变换后的灰度影像中多表现出高亮特征的特点,通过计算多尺度差分序列获得像素的 MBI 值。若 MBI 越大,则说明该像素属于建筑物的可能性越高。在此基础上,利用最大类间方差法确定 MBI 的分离阈值 T_{MBI}。计算每个对象中所有像素的 MBI 均值 $\overline{MBI}$,剔除满足 $\overline{MBI} < T_{MBI}$ 的所有对象。

(3)矩形度及长宽比规则。定义某对象的矩形度为 $Rd = N_{\text{pixels}}/N_{\text{rectangle}}$(其中 N_{pixels} 为该对象的最小外接矩形所包含的像素个数,$N_{\text{rectangle}}$ 为最小外接矩形的长宽比)。此时,若某对象满足 $Rd < 0.8$ 且 $N_{\text{rectangle}} > 5$,则本文认为该对象为道路、河道等狭长目标,予以剔除。

利用规则(1)~(3)判别 R_{ini} 中的所有对象,将所有未被剔除的对象组成潜在建筑物对象集合 R_{pot}。

1.2 多特征震害视觉词典的构建

在震后高分辨率遥感影像中,空间分辨率的提高所带来的精细底层视觉特征中所隐含的震害语义知识非常丰富[9]。为此,本文基于视觉词袋模型(bag of visual words, BoVW),从光谱、纹理和几何形态学 3 个角度构建震害视觉词典,跨越底层视觉特征到建筑物震害特征的"语义鸿沟"[10-11]。BoVW 模型是由自然语言处理领域发展而来的一种图像处理算法,可为特定目标的检测和识别提供有效的语义特征描述手段[12-13]。根据 BoVW 理论,本文所构建建筑物震害视觉词典具体如下。

1)基于光谱的 RGB 震害视觉词典

在震后场景中,由于震害建筑物相比完好建筑物的破坏截面更加粗糙,因此通常表现为低灰度值区域。为此,本文首先对 RGB 模型的三波段影像依据灰度值分别进行 K 均值聚类[14]。在此基础上,可以得到任意对象 $R_i \in R_{pot}$ 在 R、G、B 三波段中对应的 K 维光谱震害视觉词

典分别为 $\boldsymbol{WR}_i = [red_{i1}, red_{i2}, \cdots, red_{iK}]$、$\boldsymbol{WG}_i = [green_{i1}, green_{i2}, \cdots, green_{iK}]$、$\boldsymbol{WB}_i = [blue_{i1}, blue_{i2}, \cdots, blue_{iK}]$。

2)基于纹理的 J-value 震害视觉词典

在纹理特征方面,完好建筑物通常具有内部灰度差异小、纹理结构一致性强的特点;震害建筑物的内部纹理则结构混乱、灰度差异较大。为此,文本采用局部同质性指标 J-value 作为一类震害视觉词汇。J-value 能够有效描述对象内部的纹理复杂程度,同时还具有多尺度和旋转不变性的优点,其定义如下:

$$J\text{-}value = (S_T - S_W)/S_W \tag{1}$$

式中:S_T 为特定尺寸窗口内所有像素的总体方差;S_W 为特定尺寸窗口内属于同一灰度级像素的方差之和,具体的实现流程可参考文献[6]。*J-value* 值越小,说明对象内部均质程度越低、纹理越复杂,因此属于震害建筑物的可能性越高。设尺度个数为 4,通过计算多尺度 J-value 影像集合,并对每个尺度分别采用与 RGB 词典同样的聚类策略,提取对象 R_i 对应的 J-value 震害视觉词典为 $\boldsymbol{WJ}_i = [J_{i11}, \cdots, J_{i1K}, J_{i21}, \cdots, J_{i2K}, \cdots, J_{i41}, \cdots, J_{i4K}]$。

3)基于几何形态学的面积、对角线和 NMI 震害视觉词典

在几何形态学方面,震后场景中完好建筑物的组成较为单一,形状规则且结构紧凑;震害建筑物则表现为完好与受损区域混杂分布的顶面,以及由坍塌建筑物碎片构成的废墟。

为此,本文采用形态学属性剖面(morphological attribute profiles, MAPs)中的面积、对角线和归一化转动惯量(normalized mutual information, NMI)分别作为一类震害视觉词汇,3 种属性的实现步骤可参考文献[15]。MAPs 理论由集合论发展而来,其通过设计不同的形态学属性算子,使目标在特定尺度参数、属性上的特征出现区分与其他地物的最大响应。其中,面积属性用于描述对象内部结构的规模;对角线属性反映了对象最小外接矩形的对角线长度,用于描述建筑物的规则程度;NMI 属性反映了对象的质量分布,用于描述建筑物的紧凑程度。以 NMI 属性为例,属性滤波会逐步抑制小于给定 NMI 尺度参数的对象。随着尺度参数的增加,完好建筑物中的像素会因为紧凑程度较高而逐步受到抑制。因此,完好建筑物和震害建筑物的面积震害视觉词汇在多尺度属性剖面中的变化趋势会出现显著差异,面积和对角线属相也具有类似的原理。尺度个数与聚类策略与 RGB 词典相同,定义对象 R_i 所提取的面积、对角线和 NMI 属性的震害视觉词典分别为 $\boldsymbol{WAREA}_i = [AREA_{i11}, \cdots, AREA_{i1K}, AREA_{i21}, \cdots, AREA_{i2K}, \cdots, AREA_{i41}, \cdots, AREA_{i4K}]$、$\boldsymbol{WDIAG}_i = [DIAG_{i11}, \cdots, DIAG_{i1K}, DIAG_{i21}, \cdots, DIAG_{i2K}, \cdots, DIAG_{i41}, \cdots, DIAG_{i4K}]$、$\boldsymbol{WNMI}_i = [NMI_{i11}, \cdots, NMI_{i1K}, NMI_{i21}, \cdots, NMI_{i2K}, \cdots, NMI_{i41}, \cdots, NMI_{i4K}]$。

在此基础上,综合 3 大类震害视觉词典,定义为对象 R_i 的初始震害视觉词典为 $\boldsymbol{W}_i = [\boldsymbol{WR}_i, \boldsymbol{WG}_i, \boldsymbol{WB}_i, \boldsymbol{WJ}_i, \boldsymbol{WAREA}_i, \boldsymbol{WDIAG}_i, \boldsymbol{WNMI}_i]$。

1.3 震害视觉词汇图像优化表达

根据 BoVW 理论,基于所构建的初始震害视觉词典,对 R_{pot} 中的每个对象分别统计各个视觉词汇的出现频率,并构建视觉词汇直方图。遍历所有对象后,可实现对原始影像的初始震害视觉词典表达。

尽管如此,由于不同震害视觉词汇对于建筑物震害特征的表达作用不同,且震害视觉词汇之间可能存在的冗余信息,不仅会增加计算复杂度,同时还可能由于不同词汇之间作为震害证据时的相互冲突而降低检测精度[16]。为此,本文提出了基于类内惩罚因子和类间惩罚因子的优化震害视觉词典模型,从而区分不同视觉词汇对影像表达的贡献,具体步骤如下。

1)计算类内惩罚因子。由于相同种类、不同尺度或波段的影像之间通常具有较强的相关性,从而包含大量冗余信息。为此,首先利用结构相似性(structural similarity, SSIM)分别计算同一特征下任意两个波段或尺度影像之间的相关性。SSIM 综合利用了向量的均值、方差和协方差,相较于传统"距离"相似性度量具有有界、对称和最大值的唯一的优点[17-18]。任意向量 $\boldsymbol{x}$ 与 $\boldsymbol{y}$ 之间的 SSIM 定义如下:

$$SSIM_{xy} = \frac{(2\mu_x\mu_y + 0.5)(2\sigma_{xy} + 0.5)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + 0.5)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + 0.5)} \tag{2}$$

式中:μ_x、μ_y、σ_x^2、σ_y^2、σ_{xy} 分别是 $\boldsymbol{x}$ 与 $\boldsymbol{y}$ 均值、标准差、方差和协方差。SSIM 的取值区间为[0,1],该值越大,表示两向量间的相关性越强,冗余信息越多。本文以面积属性为例,设 p、q 为任意两个不同尺度的序号,则两个不同尺度间的 SSIM 可表示为 $SSIM_{pq}$,得到面积属性的类内惩罚因子为:

$$\alpha_{AREA} = \frac{\sum_{p=1}^{L-1}\sum_{q=p+1}^{L}\frac{1}{1 + SSIM_{pq}}}{0.5\,L(L-1)} \tag{3}$$

同理,可得到 J-value、对角线属性和 NMI 属性的类内惩罚因子分为 α_J、α_{DIAG} 和 α_{NMI}。采用同样的策略计算 R、G、B 三波段影像之间的相关性,可得到光谱特征的类内惩罚因子 α_{RGB}。

2)计算类间惩罚因子。对 R、G、B 三波段影像、多尺度 J-value 以及 3 种属性的多尺度剖面分别采用均值融合策略,可获得 IMG_{RGB}、$IMG_{J\text{-}value}$、IMG_{AREA}、IMG_{DIAG} 和 IMG_{NMI} 五类融合影像。接下来,利用式(4),可得到 RGB 特征的类间惩罚因子,其中 $SSIM_{RGB\&J}$、$SSIM_{RGB\&AREA}$、$SSIM_{RGB\&DIAG}$ 和 $SSIM_{RGB\&NMI}$ 分别为 RGB 特征与其他 4 类

特征融合影像之间的 SSIM 值。以此类推,可得到其他类似特征的类间惩罚因子 β_{RGB}、β_J、β_{AREA}、β_{DIAG}、β_{NMI}。

$$\beta_{RGB} = \frac{1}{1 + SSIM_{RGB\&J} + SSIM_{RGB\&AREA} + SSIM_{RGB\&DIAG} + SSIM_{RGB\&NMI}} \tag{4}$$

3)更新震害视觉词典及视觉词汇直方图。基于类内和类间惩罚因子,所构建优化震害视觉词典为 $\boldsymbol{W}_i = [\alpha_{RGB}\beta_{RGB}\boldsymbol{WR}_i, \alpha_{RGB}\beta_{RGB}\boldsymbol{WG}_i, \alpha_{RGB}\beta_{RGB}\boldsymbol{WB}_i, \alpha_J\beta_J\boldsymbol{WJ}_i, \alpha_{AREA}\beta_{AREA}\boldsymbol{WAREA}_i, \alpha_{DIAG}\beta_{DIAG}\boldsymbol{WDIAG}_i, \alpha_{NMI}\beta_{NMI}\boldsymbol{WNMI}_i]$,并相应更新视觉词汇直方图作为后续随机森林分类器的输入。

1.4 基于随机森林分类的震害建筑物检测

基于所提取的优化震害视觉词汇模型与潜在建筑物对象集合 R_{pot},本文采用集成分类器随机森林(random forest, RF)获得最终震害建筑物检测结果[19]。具体步骤如下。

1)将 R_{pot} 中的对象划分为“完好建筑物”、“部分震害建筑物”、“废墟”和“其他”地物 4 类。其中,在震害建筑物中进一步识别“废墟”的原因在于此类区域通常是震后应急救援的首要靶标,而“部分震害建筑物”可作为灾后震损评估及重建的参考依据。

2)统计每个对象 R_i 的优化震害视觉词典直方图,作为随机森林分类器的输入特征空间。

3)选取训练样本集,并利用 Bagging 方法随机有放回的抽取 C 个样本子集,确保每个子集中的样本个数与训练样本集合相等。

4)确定节点对应随机特征的数量,对每个样本子集分别构建决策树模型。

5)对每个待分类的样本进行分类,并依据分类标签进行投票表决,根据得票数量确定最终分类标签。

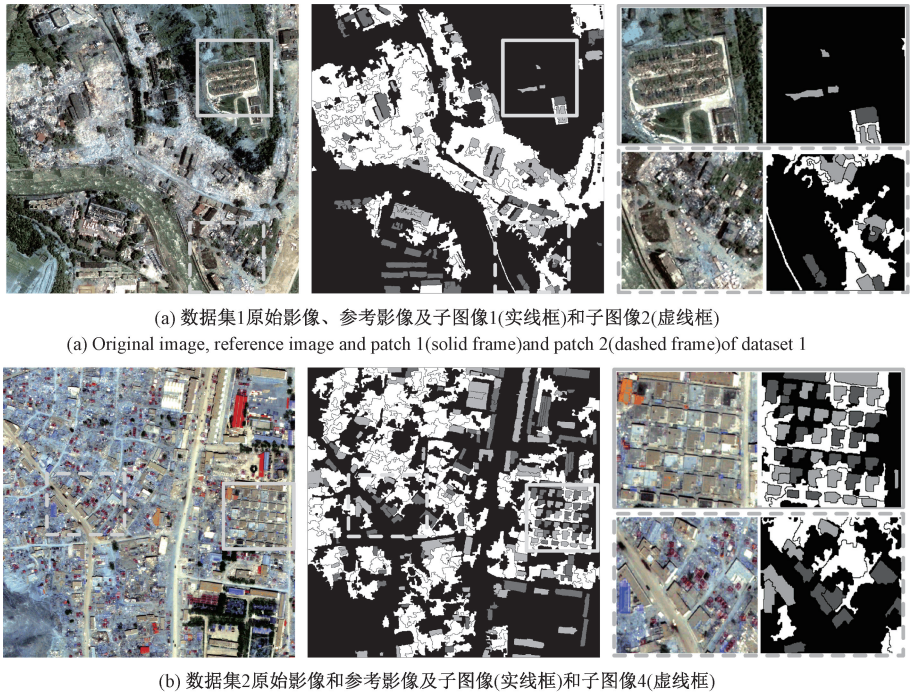
2 实验与分析

实验采用两组震后短时期内采集的高分辨率遥感影像,并与两种不同方法的实验结果进行了对比分析。

2.1 数据集和实验策略

1)实验数据集

数据集 1 为中国四川省汶川地区的震后 QuickBird 全色-多光谱融合遥感影像,包括 R、G、B 三个波段。地震发生时间为 2008 年 5 月 12 日,最高震级为 8.0 级,影像采集时间为 2008 年 6 月 3 日,尺寸为 1 024×1 024 pixels,如图 2(a)所示。数据集 2 为中国青海省玉树地区的震后 GE01 全色-多光谱融合遥感影像,包括 R、G、B 三个波段。地震发生时间为 2010 年 4 月 4 日,最高震级为 7.1 级,影像采集时间为 2010 年 5 月 6 日,尺寸为 1 024×1 024 pixels,如图 2(b)所示。此外,参考影像采用实地调查和目视解译人工绘制。原始影像中一些具有代表性的区域被提取出来,并在图 2 采用不同线型边框的子图像予以表示,以便进一步的详细讨论和分析。



(a) 数据集1原始影像、参考影像及子图像1(实线框)和子图像2(虚线框)

(a) Original image, reference image and patch 1(solid frame)and patch 2(dashed frame)of dataset 1

(b) 数据集2原始影像和参考影像及子图像(实线框)和子图像4(虚线框)

(b) Dataset 2 original image and reference image and patch 3(solid frame)and patch 4(dashed frame)

图 2 实验数据集的介绍

Fig. 2 Introduction of dataset

2)实验策略

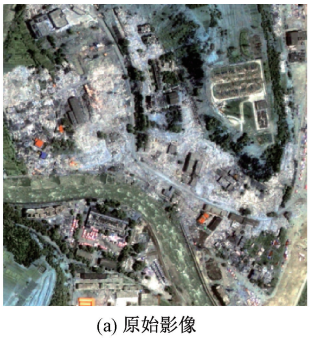
两组实验中,所提出方法中的 K 依据试错法分别设定为 14 和 18。同时,为分析所构建的光谱、纹理和几何形态学视觉震害词典的有效性,首先基于所提出方法并分别仅利用 3 种不同震害词典开展实验。在此基础上,利用全部 3 种震害视觉词典开展实验,以分析其在震害建筑物检测中的互补性。

此外,本文还选择了两种先进的方法进行对比实验。方法 1[20] 利用改进的 SEaTH 算法对初始特征集合进行优化,进而采用基于隶属度的分类方法获得检测结果。其中,初始特征集合采用本文所提取的全部光谱、纹理及几何形态学特征,其他实现步骤均与原文一致。方法 2[10] 则采用颜色和梯度特征构建视觉词袋模型,通过支持向量机(support vector machine, SVM)分类获得震害建筑物检测结果。需要说明的是,为了保证精度评价的一致性,所有对比方法均采用初始对象集合 R_{ini} 中的对象作为基本分析单元。

2.2 实验结果和精度评价

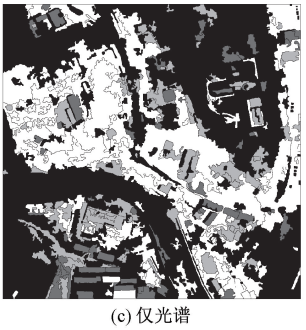
1)总体结果和定量精度评价

实验结果包括完好建筑物、部分震害建筑物、废墟和其他 4 类,并分别用不同颜色进行表示,如图 3 和 4 所示。

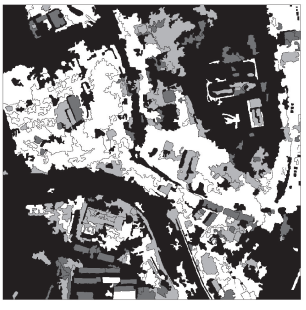


(a) 原始影像
(a) Original image

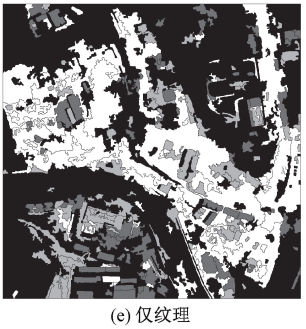
(b) 本文方法
(b) The method of this paper



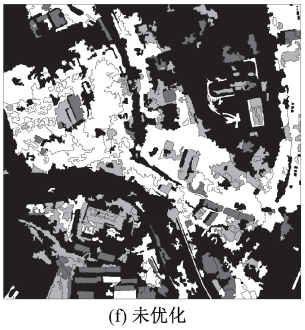
(c) 仅光谱
(c) Spectrum only



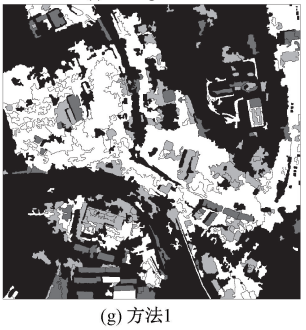
(d) 仅形态
(d) Morphology only



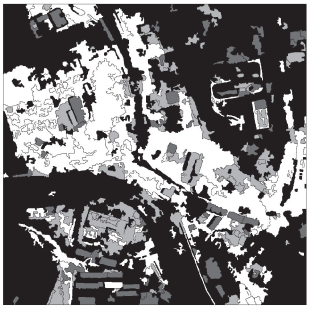
(e) 仅纹理
(e) Texture only



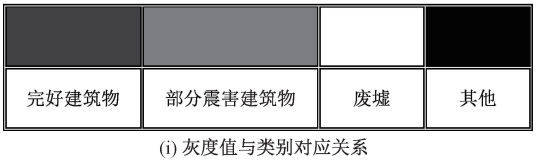
(f) 未优化
(f) Not optimized



(g) 方法1
(g) Method 1



(h) 方法2
(h) Method 2

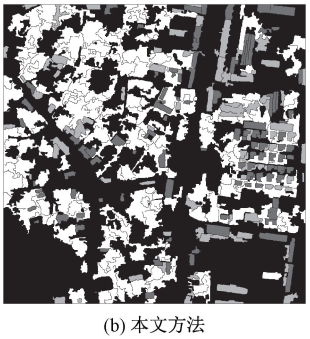


(i) 灰度值与类别对应关系
(i) Relationship between gray value and category

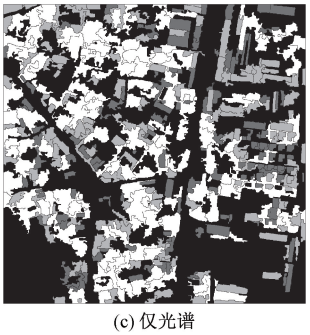
图 3 数据集 1 震害建筑物提取结果

Fig. 3 Extraction results of damaged buildings in dataset 1

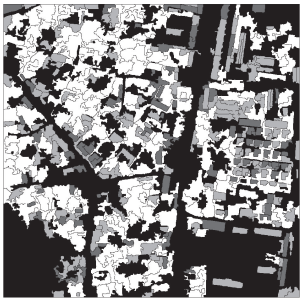
(a) 原始影像
(a) Original image



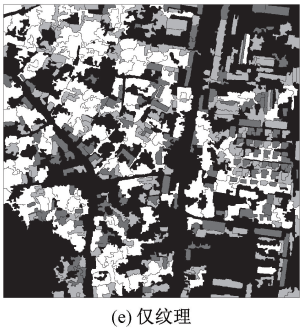
(b) 本文方法
(b) The method of this paper



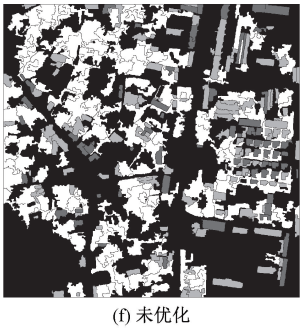
(c) 仅光谱
(c) Spectrum only



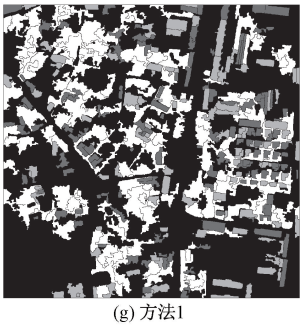
(d) 仅形态
(d) Morphology only



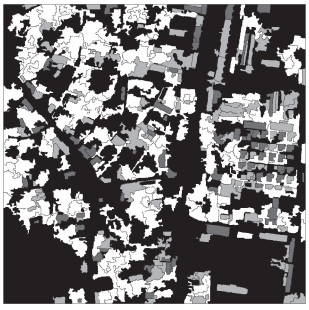
(e) 仅纹理
(e) Texture only



(f) 未优化
(f) Not optimized



(g) 方法1
(g) Method 1



(h) 方法2
(h) Method 2

图4 数据集2震害建筑物提取结果

Fig. 4 Extraction results of damaged buildings in dataset 2

定量精度评价结果如表1和2所示。通过目视观察和定量精度评价发现,本文方法的识别效果显著优于其他对比方法。其中,本文方法的总体精度均达到了85%以上,且波动仅为0.2%,因此本文所构建的优化震害视觉词典在震害建筑物检测是可行、有效且有可靠的。此外,综合利用3类震害视觉词典后,其总体精度均高于单独采用某类震害词典的检测结果,从而证明了光谱、纹理及几何形态学特征在震害建筑物检测中的互补性。尽管如此,其总体精度仍显著低于本文方法,即本文引入的类内和类间惩罚因子有助于减少冗余信息及证据冲突,从而提高了后续的分类精度。与本文方法相比,方法1采用了相同的初始特征集合进行优化,而两组实验中超过10%的精度差异进一步证明了本文构建的优化震害视觉词典的优异性能。方法2则忽略了几何形态学特征在震害建筑物检测中的作用,其检测精度不仅显著低于本文方法且波动显著。

表1 数据集1定量精度评价结果

Table 1 Quantitative accuracy evaluation results of dataset 1

方法/指标	总体精度/%	错检率/%	漏检率/%	Kappa系数
本文方法	85.60	5.29	14.30	0.741
光谱特征	72.70	11.10	27.30	0.553
形态特征	72.30	11.30	27.70	0.547
纹理特征	69.50	12.80	30.50	0.502
未优化	73.50	10.90	25.50	0.556
方法1	74.90	10.00	25.10	0.596
方法2	82.80	6.49	17.20	0.697

2)子图像检测结果分析

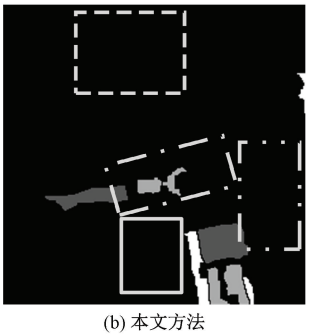
代表性子图像的识别结果如图5和6所示。为着重讨论不同方法的总体性能,本节中仅采用方法1和方法2进行对比分析。

表2 数据集2定量精度评价结果

Table 2 Quantitative accuracy evaluation results of dataset 2

方法/指标	总体精度/%	错检率/%	漏检率/%	Kappa系数
本文方法	85.80	6.23	13.20	0.772
光谱特征	65.10	15.20	34.90	0.468
形态特征	70.20	12.50	29.30	0.569
纹理特征	67.10	14.10	32.90	0.513
未优化	80.40	7.51	19.60	0.686
方法1	75.10	9.94	24.90	0.603
方法2	77.20	9.26	22.80	0.632

(a) 子图像1
(a) Sub image 1

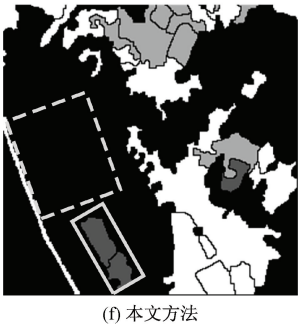


(b) 本文方法
(b) The method of this paper

(c) 方法1
(c) Method 1

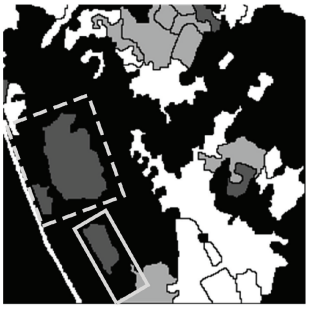
(d) 方法2
(d) Method 2

(e) 子图像2
(e) Sub image 2



(f) 本文方法
(f) The method of this paper

(g) 方法1
(g) Method 1



(h) 方法2
(h) Method 2

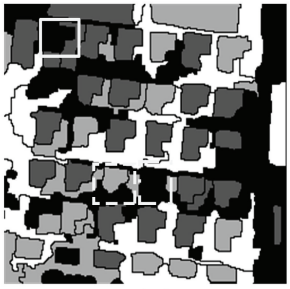
图 5 数据集 1 震害建筑物检测结果子图像 1 和子图像 2

Fig. 5 Damaged building detection results of patch1 and patch2 in dataset 1

(a) 子图像3
(a) Sub image3

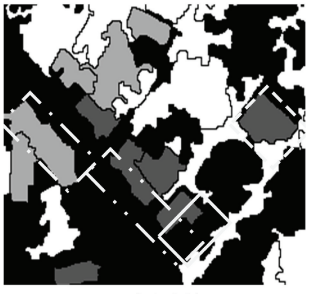
(b) 本文方法
(b) The method of this paper

(c) 方法1
(c) Method 1



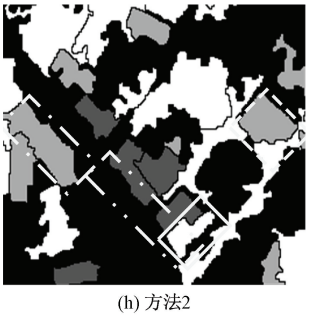
(d) 方法2
(d) Method 2

(e) 子图像4
(e) Sub image 4



(f) 本文方法
(f) The method of this paper

(e) 方法1
(e) Method 1



(h) 方法2
(h) Method 2

图 6 数据集 2 震害建筑物检测结果子图像 3 和子图像 4
Fig. 6 Damaged building detection results of patch 3 and patch4 in dataset 2

由图 5、6 可知,所选择的子图像均为具有代表性的震后场景,不同震害程度的建筑物与植被、道路、荒地等地物混杂分布,因此针对这些子图像展开分析有利于进一步验证本文算法的效果。其中,对于与建筑物有类似光谱特征且形状规则的非建筑物对象,如植被(如子图像 1 中的--框、·-线框和···-线框,)、裸地(如子图像 2 中的--框、子图像 4 中的实线框),只有本文方法做出了正确判别;而道路与废墟由于在影像中通常表现为相似的高亮特征而容易产生混淆,如子图像 1 中的实线框(仅有本文方法做出了正确判别),以及子图像 4 中的···-线框(只有本文方法和方法 2 做出了正确判别);对于完好建筑物的识别(如子图像 2 中的实线框、子图像 3 中的实线框、·-线框、子图像 4 中的--框),只有本文方法做出了正确判别,其他两种方法均发生了漏检或者错检;对于部分震害建筑物的识别(如子图像 3 中的--框、子图像 4 中的·-线框),则只有本文方法和方法 2 做出了正确判别。因此,通过对震后典型区域的进一步分析表明,本文方法取得了较为理想的效果且显著优于两种对比方法,与目视观察和定量评价结果一致。

2.3 分析 *K* 的取值对总体精度的影像

在本文构建的震害视觉词袋模型中,词典长度 *K* 的设定对总体精度产生着显著影响。尽管本文采用试错法可以确定局部最优值,但自动化程度较低。为此,本文一步分析了总体精度随 *K* 的变化趋势曲线,如图 7 所示。

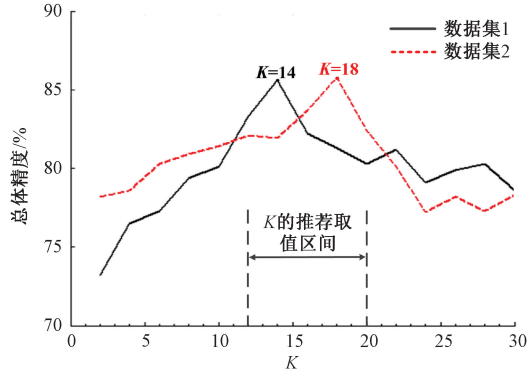


图 7 总体精度随 *K* 变化趋势曲线
Fig. 7 Impact on the overall accuracy by different *K*

由图 7 可知,在两组实验中总体精度均随着 *K* 的增加呈现出先逐渐上升,到达顶点后逐渐下降的趋势。同时,数据集 1 和数据集 2 实验分别在 $K=14$(总体精度为 85.6%)和 $K=18$(总体精度为 85.8%)时总体取得最大值。此外,当 *K* 在取值区间[12,20]中取值时,总体精度均能够达到 80%以上。因此,本文建议在实际应用中可在此区间中直接人工设定或采用试错法确定最优值。

3 结 论

在缺乏震前参考信息的前提下,本文提出了一种基于优化视觉词典的高分遥感影像震害建筑物检测方法。该方法跨越了从像素到建筑震害特征间的“语义鸿沟”,构建了一种高效的优化视觉震害词典模型,从而实现了对震害建筑物的多角度精细刻画。通过对多组不同区域、不同传感器的震后高分辨率遥感影像进行实验,本文方法的总体精度均达到 85% 以上。同时,通过检测结果中对完好建筑物、部分震害建筑物以及废墟的进一步划分,可为震后应急响应救援及灾后重建提供关键的决策支持。

参考文献

[1] CHANG L. Use of high-resolution FORMOSAT-2 satellite images for post-earthquake disaster assessment: a study following the 12 May 2008 Wenchuan earthquake[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(13): 3355-3368.

[2] 王超, 行鸿彦, 李亮,等. 结合辐射与分形的高分遥感建筑物阴影检测[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(2): 241-247.
WANG CH, XING H Y, LI L, et al. High-resolution remote sensing building shadow detection combined with radiation and fractal [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(2): 241-247.

[3] LIU Q, WANG W. Free-standing GaN grating couplers and rib waveguide for planar photonics at telecommunication wavelength [J]. Optics & Laser Technology, 2018, 98: 257-263.

[4] 叶昕,秦其明,王俊,等. 利用高分辨率光学遥感图像检测震害损毁建筑物[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(1): 128-134.
YE X, QIN Q M, WANG J, et al. Detection of buildings damaged by earthquake using high-resolution optical remote sensing images [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44 (1): 128-134.

[5] ANNIBALLE R, NOTO F, SCALIA T, et al. Earthquake damage mapping: An overall assessment of ground surveys and VHR image change detection after L′Aquila 2009 earthquake [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 210: 166-178.

[6] WANG C, AI-YE S, WANG X, et al. A novel multi-scale segmentation algorithm for high resolution remote sensing images based on wavelet transform and improved JSEG algorithm[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(19): 5588-5595.

[7] WANG C, SHEN Y, LIU H, et al. Building extraction from high: Resolution remote sensing images by adaptive morphological attribute profile under object boundary constraint[J]. Sensors, 2019, 19(3): 3737.

[8] HUANG X, ZHANG L. Morphological building/shadow index for building extraction fom high-resolution imagery over urban areas[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations And Remote Sensing, 2012, 5(1): 161-172.

[9] CHENG G, ZHOU P, HAN J, et al. Auto-encoder-based shared mid-level visual dictionary learning for scene classification using very high resolution remote sensing images[J]. Computer Vision IET, 2015, 9(5): 639-647.

[10] 涂继辉, 眭海刚, 冯文卿, 等. 利用词袋模型检测建筑物顶面损毁区域[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(5): 691-696.
TU J H, SUI H G, FENG W Q, et al. Detection of roof damage area by using the Word bag model [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(5): 691-696.

[11] 刘宇, 曹国. 基于多特征结合的损毁建筑物检测[J]. 计算机应用, 2015, 35(9): 2652-2655.
LIU Y, CAO G. Detection of damaged buildings based on multi-feature combination [J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35 (9): 2652-2655.

[12] PFLANZ M, NORDMEYER H, SCHIRRMANN M. Weed mapping with uas imagery and a bag of visual words based image classifier [J]. Remote Sensing, 2018, 10(10): 54-67.

[13] XU S, FANG T, LI D, et al. Object classification of aerial images with bag-of-visual words [J]. IEEE Geoence & Remote Sensing Letters, 2010, 7 (2): 366-370.

[14] LV Z, LIU T, BENEDIKTSSON J A, et al. Novel land cover change detection method based on k-means clustering and adaptive majority voting using bitemporal remote sensing images[J]. IEEE Access, 2019, 25(7): 34425-34437.

[15] DALLA M M, ATLI B J, WASKE B, et al. Extended profiles with morphological attribute filters for the analysis of hyperspectral data [J]. Remote Sensing, 2010, 31(4): 5975-5991.

[16] 叶昕, 王俊, 秦其明. 基于高分一号卫星遥感图像的建筑物震害损毁检测研究-以 2015 年尼泊尔 M_S8.1 地震为例[J]. 地震学报, 2016, 38(3): 477-485.
YE X, WANG J, QIN Q M. Study on seismic damage detection of buildings based on Gaofen-1 satellite remote

sensing image: A case study of Nepal M _ S8.1 earthquake in 2015 [J]. Earthquake Science, 2016, 38 (3): 477-485.

[17] GUO J H, YANG F, TAN H, et al. Image matching using structural similarity and geometric constraint approaches on remote sensing images [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2016, 10(4): 045007.

[18] 朱福珍, 刘越, 黄鑫,等. 改进的稀疏表示遥感图像超分辨重建[J]. 光学精密工程, 2019, 27(3): 213-220.
ZHU F ZH, LIU Y, HUANG X, et al. Super-resolution reconstruction of improved sparse Representation remote sensing image [J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(3): 213-220.

[19] 张志强, 张新长, 辛秦川, 等. 结合像元级和目标级的高分辨率遥感影像建筑物变化检测[J]. 测绘学报, 2018, 47(1): 102-112.
ZHANG ZH Q, ZHANG X CH, XIN Q CH, et al. Detection of building changes in high-resolution remote sensing images combining pixel level and target level [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(1): 102-112.

[20] 王之,刘超,刘秀菊,等. 基于 SEaTH 算法的芦山地震无人机低空遥感影像信息对象级分类[J]. 地震研究,2018,41(2): 19-25,189.
WANG ZH, LIU CH, LIU X J, et al. Classification of low-altitude remote sensing image information objects based on SEaTH algorithm in Lushan earthquake UAV [J]. Journal of Seismological Research, 2018, 41(2): 19-25,189.

作者简介

王超,2014 年于河海大学获得博士学位,现为南京信息工程大学副教授,硕士生导师,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 received his Ph. D. degree from Hohai University in 2014. Now he is an associate professor and M. Sc. candidate at Nanjing University of Information and Science Technology. His main research interest is high resolution remote sensing image processing.

申祎,2020 年于南京信息工程大学获得硕士学位,现为商丘工学院教师,主要研究方向为高分辨率遥感影像处理。
E-mail:20172210119@ nuist. edu. cn

Shen Yi received M. Sc. from Nanjing University of Information and Science Technology in 2020. Now he is a teacher in Shangqiu Institute of Technology. His main research interests is high resolution remote sensing image processing.