引文格式：李启发. 多特征与随机多图结合的建筑物变化检测方法[J]. 地理空间信息, 2023, 21(7): 19-22. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.07.005

多特征与随机多图结合的建筑物变化检测方法

李启发[1,2]
（1. 青海省自然资源遥感中心，青海 西宁 810000；2. 青海省地理空间信息技术与应用重点实验室，青海 西宁 810000）

摘 要：针对高分辨率遥感影像建筑物变化检测效果不理想、结果精度低等问题，提出了多特征与随机多图结合的建筑物变化检测方法。首先提取高分辨率遥感影像光谱、建筑物形态学指数、建筑物特征点等特征；然后采用不同方法分别对不同特征构造差异影像，并利用模糊C均值算法对差异影像进行建筑物变化检测初始提取，获取质量较好的训练样本；最后利用初始结果训练随机多图分类器，并利用训练好的随机多图分类器提取建筑物变化检测结果。结果表明，利用该方法的建筑物变化检测结果漏检、误检现象较少，正确率、漏检率、误检率分别为94%、14%和24%。

关键词：建筑物形态学指数；特征点；随机多图；建筑物变化检测
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）07-0019-04

Building Change Detection Method Based on Multi-feature and Random Multi-graph Fusion

LI Qifa[1,2]
(1. Qinghai Natural Resources Remote Sensing Center, Xining 810000, China;
2. Qinghai Key Laboratory of Geospatial Information Technology and Application, Xining 810000, China)

Abstract: Aiming at the problems of unsatisfactory effect and low accuracy of building change detection in high-resolution remote sensing images, we proposed a building change detection method based on multi-feature and random multi-graph fusion. Firstly, we extracted the spectrum, morphology building index(MBI) and building feature points of high-resolution remote sensing images. Then, we used different methods to construct difference images for different features, and used the fuzzy C-means algorithm to detect the initial extraction of building changes from the constructed difference images, so as to obtain high-quality training samples. Finally, we used the initial results to train the random multi-graph classifier, and used the trained random multi-graph classifier to extract the building change detection results. The results show that the building change detection results based on this method have less missed detection and false detection, the correct rate, missed detection rate and false detection rate are 94%, 14% and 24% respectively.

Key words: MBI, feature point, random multi-graph, building change detection

建筑物区域是城市重要的组成部分，对城市规划、土地管理、地理国情监测等具有重要意义。建筑物变化检测一直是摄影测量与遥感研究的热点问题[1-2]。传统建筑物变化检测依赖人工对比提取变化区域，需消耗大量人力、物力，且难以保证准确率[3-4]。近年来，相关学者通过对比分析建筑物在高分辨率遥感影像上呈现的光谱、纹理、几何特征自动提取变化区域，如刘海飞[5]等利用影像上的线特征构建建筑物结构面对象，对比分析两期影像相应结构信息，提取建筑物变化检测结果；叶昕[6]等基于光谱与纹理特征设计了灾后建筑物变化检测方法，对较大建筑物变化区域提取效果较好，但难以获取单个建筑物变化区域；林祥国[7]等组合角点与直线特征提取建筑物区域，但当建筑边界模糊时难以获取理想结果；王志盼[8]等以建筑物形态学指数（MBI）为核心特征，结合纹理特征，利用支持向量机（SVM）分类器获取建筑物变化检测结果。为提高变化检测精度，Sidike P[9]等提出了边缘检测与机器学习相结合的建筑物变化检测提取框架，获得了较好的检测结果；张翠军[10]等采用改进的U-Net网络算法提取建筑物变化检测结果，但模型参数较多，需大量样本进行模型训练，对样本数量与质量要求较高，而获取这些训练数据较困难。然而，上述方法对建筑物典型特征选择与特征融合存在一定不足；且需要训练样本较多，若样本不足或质量较差，将导致检测结果精度较差。鉴于此，本文设计了多特征与随机多图结合的建筑物变化检测方法。该

收稿日期：2022-03-16；修回日期：2022-07-18。
项目来源：国家自然科学基金资助项目（41977059）。
作者简介：李启发（1988—），工程师，主要研究方向为遥感应用、地理国情监测、摄影测量、地理信息等，E-mail：623697360@qq.com。

方法从多个环节分析，以提高建筑物变化检测结果精度：①设计光谱特征、建筑物特征点和MBI特征，充分利用各自特征参数优势；②利用模糊C均值（FCM）算法提取初始变化检测结果并将其作为随机多图分类器输入，无需选择训练样本数据；③利用分类精度高的随机多图分类器提取建筑物变化检测结果。

1 建筑物变化检测

首先，为充分利用高分辨率遥感影像上建筑物的特征信息，本文方法引入光谱特征、MBI和建筑物特征点等参数，并通过对影像进行多尺度分割获取影像对象、提取光谱特征参数；然后，采用变化向量分析法（CVA）对光谱特征构建差异影像，采用差值算法对MBI和建筑物特征点参数构建差异影像；最后，利用FCM算法提取初始建筑物变化检测结果，并将其作为随机多图分类器的输入，训练该分类器，从而提取精确的建筑物变化检测结果（图1）。

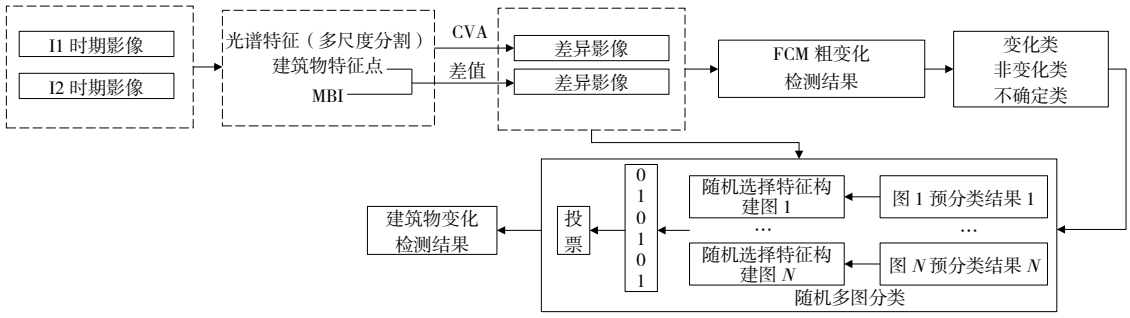


图1 建筑物变化检测流程图

1.1 多特征提取

1.1.1 光谱特征

建筑物通常采用相同材料人工构建，形状较规整，灰度较一致。首先利用多尺度分割算法分割遥感影像，再计算每个对象在每个波段上所有像素的平均值，并将其作为该对象的光谱特征值[11]。

1.1.2 MBI特征提取

利用方向、形状、对比度和亮度构建MBI特征[12]，主要步骤为：

1）亮度值计算。在可见光波段遥感影像上，由于建筑物在不同波段的响应差别较大，因此将亮度值最大的波段值作为该处的亮度值，具体公式为：

$$b(x)=\max\left(\text{band}_k(x)\right)\quad 1\leqslant k\leqslant K \tag{1}$$

式中，$\text{band}_k(x)$ 为影像上 x 处 k 波段的亮度值；K 为波段数。

2）形态学白帽重构（THR）。由于建筑物与道路的建设材质相同，光谱信息差别较小，因此选择多尺度与多方向的线性结构计算THR，以有效区分建筑物与道路区域，具体公式为：

$$\text{THR}(d,s)=b-r_b^{re}(d,s) \tag{2}$$

式中，d、s 分别为线性元素的方向和尺度；r_b^{re} 为亮度值的形态学开运算。

3）微分形态学剖面计算。

$$\text{DMP}_{\text{THR}}(d,s)=\left|\text{THR}\left(d,(s+\Delta s)\right)\right|-\text{THR}(d,s) \tag{3}$$

4）MBI计算。

$$\text{MBI}=\frac{\sum_{d,s}\text{DMP}_{\text{THR}}(d,s)}{D\times S} \tag{4}$$

式中，D 为建筑物剖面方向数量，本文设置 $D=8$；$S=\left(\left(s_{\max}-s_{\min}\right)/\Delta s\right)+1$，本文设置 $s_{\max}=21$、$s_{\min}=2$、$\Delta s=1$。

5）MBI后处理。利用MBI提取建筑物区域存在类似噪声的小斑块与部分道路信息，为获取建筑物变化区域的细节信息，减少其他地物对提取结果的影响，本文采用面积、长宽比两个参数对MBI结果进行优化处理。

1.1.3 建筑物特征点提取

建筑物区域在高分辨率遥感影像上具有更加丰富的空间几何特征与局部细节纹理信息。由于建筑物的大小、方向不同，通过多尺度、多方向的Gabor小波变换能提取高分辨率遥感影像不同尺度的建筑物结构特征与纹理信息，但会造成提取特征点冗余的现象[13]，因此本文提出了一种新的建筑物特征点提取方法，即利用多个尺度能量累加图提取建筑物特征点，再结合显著性指数优化提取特征点集，避免出现冗余特征点现象，具体步骤为：

1）对原始影像进行多方向、多尺度Gabor小波变换，获取变换结果 $\psi_{\mu,v}(z)$，累加各方向的多尺度变换结果，获得能量累加图。叠加前利用多尺度高斯核函数进行平滑处理，使能量累加图整体光滑，确保提取具有尺度适应性的建筑物特征点。

$$\psi_{\mu}(z)=\sum_{i=1}^{V}\psi_{\mu,v_i}(z) \tag{5}$$

式中，μ、v 分别为Gabor小波变换核函数的方向和尺度；V 为影像的尺度层数。

2）采用均值漂移分割法对 $\psi_\mu(z)$ 进行影像对象分割，获取二值化后Gabor特征影像 $B_\mu(z)$，并剔除其中面积小于15像素的影像对象；然后在八邻域范围内搜索 $B_\mu(z)$ 标记区域能量累积图的局部最大值，获取各方向的建筑物初始特征点集 D_μ；最后叠加各方向的初始特征点集，获取最终特征点集 D。

3）由于影像梯度变化较大的位置存在虚假特征点，本文借鉴参考文献[14]中纹理显著性参数，采用显著性指数表示特征点集，由特征点的空间均匀分布性与局部聚集性特征构建，表达式为：

$$SI(z_0)=P_e(z_0)P_d(z_0) \tag{6}$$

式中，$P_e(z_0)=N_p/N_w$ 为特征点 z_0 的局部密度值；N_p 为以特征点 z_0 为中心、以 $2r+1$ 为半径局部窗口内的特征点数量；$N_w=(2r+1)^2$；$P_d(z_0)=\min(N_i)/\mathrm{mean}(N_i)$，表示特征点 z_0 空间位置分布的均匀性；N_i 为局部区域内各象限的特征点数量。

SI 能确保建筑物区域内的输出非0。特征点数量大、分布均匀的局部区域的 *SI* 较高，则属于建筑物区域的可能性较大。

4）利用均值漂移分割法对特征点 *SI* 进行分割，并剔除 *SI* 较低的虚假点，获取地表建筑物特征点。

1.2　差异影像构造

高分辨率遥感影像数据量大，为了提高计算效率、减少数据冗余，首先对于提取的光谱特征、MBI特征和建筑物特征点影像进行归一化处理；再利用CVA算法对影像光谱特征构建差异影像，分别对MBI特征和建筑物特征点影像求差获得差异影像。对于不同特征构建的差异影像，按照光谱特征、MBI特征和建筑物特征点影像3∶4∶3的比例叠加，获取最终差异影像。

1.3　随机多图建筑物变化检测提取

不同时相的遥感影像存在非线性关系，首先随机选取一组特征利用随机多图方法提取建筑物变化区域；再利用FCM算法对建筑物变化区域进行预分类，提取初始变化结果；然后将该结果标签和对应的差异影像特征作为随机多图的输入样本训练随机多图分类器；最后利用训练好的随机多图分类器提取建筑物变化区域，获取最终的建筑物变化检测结果。

随机多图分类[15]的基本思想：对于给定的样本数据 $X_l=\{x_1,x_2,\cdots,x_l\}$，对应标签采用 $y_i\in\{0,1\}$ 表示建筑物变化与非变化区域，通过多次随机选择特征构建无向图，表达输入样本数据间的关系；然后对待检测影像进行多个随机图预处理，获取初始结果；最后通过软投票的方式获得检测结果。

2　实验结果分析

2.1　实验影像与评价指标

为验证本文方法的有效性，选择一组高分二号卫星遥感影像作为实验数据，影像获取时间分别为2017年9月和2019年10月，包含近红外、红、绿、蓝4个波段，影像大小为1 500×1 000像素，空间分辨率为1 m。由于不同时刻不同角度拍摄的影像数据存在辐射、几何差异，为保证获取建筑物变化检测结果的精确性，检测前先以前期影像为基准影像，对后期影像进行直方图匹配与精准几何配准处理，以消除不同时相遥感影像间差异。

建筑物变化检测结果评价采用正确率（*CT*）、漏检率（*MA*）、虚检率（*FA*）和平均错误率（*AE*）4个指标，计算公式为：

$$\begin{cases} CT=\dfrac{TP+FN}{TP+TN+FN+FP} \\ MA=\dfrac{TN}{TP+TN} \\ FA=\dfrac{FP}{TP+FP} \\ AE=\dfrac{TN+FP}{2TP+FP+TN} \end{cases} \tag{7}$$

式中，*TP* 为正确变化检测像元数量；*FN* 为正确未变化像元数量；*FP* 为误检测变化结果像元数量；*TN* 为漏检测变化结果像元数量。

2.2　参数设定

影像特征提取时，窗口 *r* 的选择对变化检测结果影响较大，窗口过小提取的影像特征信息难以有效表达建筑特征，窗口过大不仅会增加运算数据量，还会引入不确定因素，因此本文通过实验确定窗口大小。本文选取 *r* 为5、7、9、11、13进行实验对比，根据不同参数下变化检测精度确定窗口大小。实验结果见图2，可以看出，*r* 为9时 *CT* 值最大，且随着 *r* 的增大而先增后减；而 *MA*、*FA* 和 *AE* 最低，且随着 *r* 的增大而先减后增，因此本文将 *r* 设置为9。

2.3　结果分析

为了验证本文方法的有效性，进行两组对比实验。实验一：将单一MBI+随机多图方法与本文方法进行对比，验证本文方法利用多种建筑物特征可提升变化检测结果精度；实验二：将本文特征+SVM方法与本文方法进行对比，验证随机多图分类器可有效提

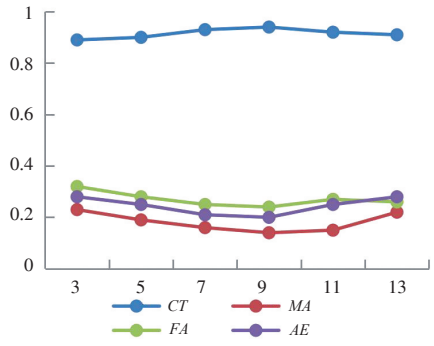
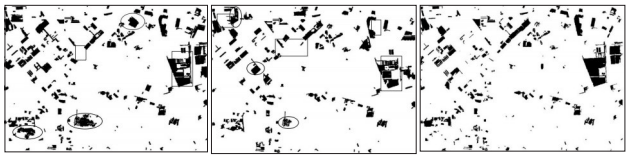


图2 r值对变化检测精度影响

取建筑变化检测结果。建筑物检测结果见图3，矩形表示漏检区域，椭圆表示检测错误区域，3种方法的精度对比结果见表1，可以看出，采用单一BMI获取的建筑物变化检测区域中，存在较多的漏检与误检建筑物变化信息，但大部分变化的建筑物区域可被检测出来，因此该方法的*CT*较高，*MA*与*FA*最高；采用本文特征+SVM方法提取建筑物变化检测区域，将多种融合特征作为SVM分类器的输入，训练分类器提取结果比单一BMI的*MA*与*FA*有所下降，这是由于多种特征能充分利用不同建筑特征优势，有效挖掘高分辨率遥感影像优势，减少建筑物漏检与误检现象的发生；本文方法从建筑物特征提取、训练样本自动选取以及随机多图分类器等多个环节进行改进，可充分利用多种建筑物特征，训练分类器阶段通过随机选择样本特征训练生成多个分类器，再通过投票方法确定建筑物变化检测结果，避免了单一分类器检测结果错误，有效提升了*CT*，且降低了*MA*与*FA*，因此本文方法的*CT*最高，*MA*、*FA*和*AE*最低。



a BMI+随机多图 b 本文特征+SVM c 本文方法

图3 不同方法对比结果

表1 不同方法精度对比

评价指标	BMI+随机多图	本文特征+SVM	本文方法
CT	0.92	0.91	0.94
MA	0.24	0.15	0.14
FA	0.31	0.29	0.24
AE	0.27	0.21	0.20

3 结 语

本文针对高分辨遥感影像建筑物变化检测效果不理想、结果精度低等问题，采用多种典型建筑特征与随机多图相结合的方法提取建筑物变化检测区域。该方法利用多种特征优势，充分挖掘高分辨遥感影像特征信息，结合FCM算法自动选取质量较好的训练样本，无需选择训练样本即可完成建筑物变化检测，且获得了较好的实验结果。然而，本文缺少对随机多图数量选择的研究，这是下一步研究的重点方向。

参考文献

[1] 徐亚瑾,舒红. 基于ISODATA和变化矢量分析法的影像变化提取方法[J]. 地理空间信息,2020,18(1):73-76

[2] 吴洪宪,郑少兰. 基于模糊贴近度的SAR影像变化检测方法研究[J]. 地理空间信息,2022,20(1):23-26

[3] 徐锐,余小于,张驰,等. 融合Unet网络和IR-MAD的建筑物变化检测方法[J]. 国土资源遥感,2020,32(4):90-96

[4] 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

[5] 刘海飞,杨敏华,王晶,等. 利用结构面对象的高分遥感影像建筑物变化检测[J]. 测绘通报,2021(6):16-20

[6] 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):125-131

[7] 林祥国,宁晓刚. 融合直角点和直角边特征的高分辨率遥感影像居民点提取方法[J]. 测绘学报,2017,46(1):83-89

[8] 王志盼,沈彦,王亮,等. 单类分类框架下的高分辨率遥感影像建筑物变化检测算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2020,45(10):1 610-1 618

[9] Sidike P, Essa A, Albalooshi F, et al. Automatic Building Change Detection in Wide Area Surveillance[C]. Aerospace and Electronics Conference,2016:54-57

[10] 张翠军,安冉,马丽. 改进U-Net的遥感图像中建筑物变化检测[J]. 计算机工程与应用,2021,57(3):239-246

[11] 王昶,张永生,韩世静,等. 基于频域显著性方法和ELM的遥感影像变化检测[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2020,48(5):19-24

[12] HUANG X, ZHANG L. A Multidirectional and Multiscale Morphological Index for Automatic Building Extraction from Multispectral GeoEye-1 Imagery[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing,2011,77(7):721-732

[13] 侯毅,周石琳,雷琳,等. 基于Gabor滤波器组的多特征尺度不变特征提取方法[J]. 电子学报,2013,41(6):1 146-1 152

[14] HU X, SHEN J, SHAN J, et al. Local Edge Distributions for Detection of Salient Structure Textures and Objects[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2013,10(3):466-470

[15] Prokhorov D. A Convolutional Learning System for Object Classification in 3D LiDAR Data[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,2010,21(5):858-863