

引用格式: Liu Qian, Hu Xinyu, Li Xiaotong, *et al.* Building Recognition Method in Forest Districts Combining the Pixel-level and Object-level[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(6): 1350-1357. [刘倩, 胡心雨, 李晓彤, 等. 一种像素与对象相结合的林区建筑物识别方法[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(6): 1350-1357.] DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.6.1350

一种像素与对象相结合的林区建筑物识别方法

刘倩, 胡心雨, 李晓彤, 覃先林

(中国林业科学研究院资源信息研究所, 国家林业和草原局林业遥感与信息技术重点实验室, 北京 100091)

摘要: 针对林区建筑物遥感监测技术需求, 为构建 GF-2 数据在林区建筑物识别中的应用方法, 选取蜀南竹海风景名胜区为研究区, 根据所选区域建筑物的 GF-2 影像特征, 研究形成了像素级和对象级相结合的林区建筑物识别方法。首先利用基于递归特征消除法的随机森林算法对预处理后的 GF-2 影像进行特征筛选; 然后通过对比支持向量机和随机森林分类器识别的建筑物结果, 选用支持向量机分类器所得研究区建筑物作为像素级识别结果; 融合像素级建筑物识别结果和多尺度分割得到的影像对象, 识别出该研究区建筑物目标。结果表明: 利用支持向量机分类器进行像素级建筑物识别, 其结果的正确率、完整率和质量均高于随机森林分类器; 提出的像素级和对象级相结合的建筑物识别方法既保留了简单易行的优势, 也避免了椒盐现象, 在正确率、完整率和质量上均比像素级方法和对象级方法有所提高, 在质量上分别比像素级方法和对象级方法提高了 0.20 和 0.13, 该方法可为主管单位有效监管林区内违规建筑物提供技术支撑。

关键词: GF-2 数据; 林区; 建筑物识别; 支持向量机; 影像分割

中图分类号: TP75; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)06-1350-08

1 引言

航天遥感技术的发展使获取大面积的高空间、高光谱和高时间分辨率的遥感数据成为可能^[1]。如何利用高空间分辨率光学遥感影像实现自动、快速且准确地识别建筑物一直都是一个研究热点^[2]。在高空间分辨率光学遥感建筑物目标识别中, 国内外学者利用 QuickBird、IKONOS、GF-2、ZY-3 等数据开展研究, 并形成了相应的方法^[3-6]。根据目标识别基本单元的不同可将识别方法归纳为: 像素级、对象级和二者结合的建筑物识别方法。像素级方法以像元为基本单位, 利用其光谱、纹理、形状等特征识别建筑物目标^[7-8], 但由于该方法会产生明显的椒盐现象而导致识别精度偏低。赵春晖等^[8]利用数字表面模型(Digital Surface Model, DSM), 融合像元光谱、空间邻域、纹理特征和支持向量机(Support-

ing Vector Machine, SVM)判决获得的高层语义特征, 提升了建筑物提取效果。随着人工智能的快速发展, 采用具有识别深层抽象特征的深度学习方法进行建筑物识别受到越来越多的关注^[2,9-11], 但该方法存在需要大量训练样本、计算机配置要求较高等局限性。近年来面向对象的地理图像分析(Geographic Object Based Image Analysis, GEOBIA)^[12]的发展, 推动了不同对象级建筑物目标识别方法的出现^[13-15]。不同的分割方法将影像分为若干多像素的同质区域(对象), 综合考虑影像对象的多种特征, 可以得到较高精度的识别结果, 如 Attarzadeh 等^[16]利用对象级光谱、几何和上下文特征, 建筑物提取精度 80% 以上, 但寻找最佳分割尺度是一个挑战。为克服像素级和对象级在利用高分数据识别建筑物中存在的不足, 一些学者^[17-18]尝试将二者结

收稿日期: 2020-07-17; 修订日期: 2021-09-05

基金项目: 国防科工局十三五民用航天技术预先研究项目(D040402), 国家重大专项项目(21-Y30B02-9001-19/22)。

作者简介: 刘倩(1996—), 女, 湖北武汉人, 硕士研究生, 主要从事森林火灾遥感监测研究。E-mail: olivia250864095@163.com

通讯作者: 覃先林(1969—), 男, 四川南溪人, 博士, 研究员, 主要从事林火卫星遥感预警监测技术研究。E-mail: qxl@ifrit.ac.cn

合,首先从像素中进行建筑物初提取,再采用对象级方法进行后识别,如林雨准等^[17]利用形态学建筑物指数(Morphological Building Index, MBI)和形状特征进行轮廓初提取,而后基于多尺度分割后对象的纹理特征,在多个尺度下进行对象级识别,通过决策级融合获得最终建筑物识别结果,其精度比MBI法提高10%左右。

国内现有的建筑物识别方法大多是针对城市建筑物的特征研究建立,而林区内的建筑物通常具有比城市建筑物低矮、分散、且聚集规模小等特征,容易受到高大树木的遮蔽,也会受农田、裸地、道路等干扰影响识别精度^[10],同时观测角度和太阳角度等产生的阴影也会影响识别精度^[14]。准确掌握林区内建筑物分布状况,不仅对于森林扰动监测、土地利用调查等是不可或缺的信息,同时还可更为快速便捷地处理林区内违规建筑事件提供技术服务。因此,研究构建适用于我国林区内建筑物的高分遥感检测技术方法,对于我国林区的保护具有重要的现实意义。研究利用国产高分二号(GF-2)卫星数据,提出一种像元级和对象级相结合的林区内建筑物高分遥感的识别方法,以期为林区人为扰动信息的监测提供技术方法。

2 研究区和数据源

2.1 研究区概况

选取四川蜀南竹海风景名胜区为研究区,其位于四川省宜宾市长宁县和江安县交界处,范围为 $104^{\circ}56'04'' \sim 105^{\circ}04'22''E$, $28^{\circ}26'58'' \sim 28^{\circ}30'53''N$ 。蜀南竹海总面积 120 km^2 ,地势中部最高,东部略高于西部,海拔范围为 $260 \sim 1\,000 \text{ m}$ 。地处亚热带季风气候区,气候温和,四季分明,年平均气温为 15.5°C ,年降水量 $1\,200 \sim 2\,000 \text{ mm}$,无霜期 345 d ,植被类型以竹林为主,森林覆盖率大于 87% ^[19]。

与城市高大密集的建筑物不同,该林区内建筑物属于较为矮小的居民建筑物,大多靠近农田,沿道路附近分布。为节省运算时间,在林区内选择一个包含研究区内的所有地物类型、具有代表性的试验区(影像大小为 $1\,176 \text{ 像素} \times 975 \text{ 像素}$)进行预试验,以确定纹理特征的最佳窗口。研究区和试验区如图1所示。

2.2 数据获取与预处理

选取了2018年3月9日覆盖该保护区的两景GF-2 PMS 1A级无云影像数据(数据来源于中国

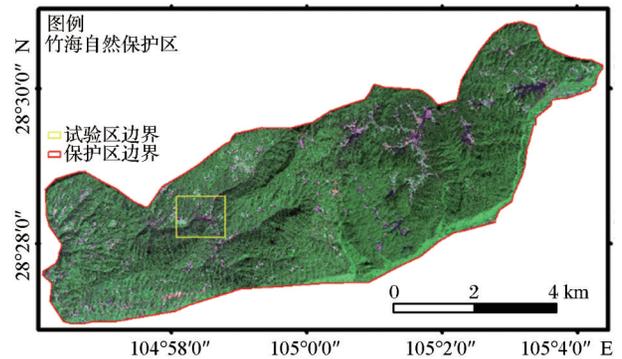


图1 研究区域

Fig.1 Study area

资源卫星应用中心)作为该研究的卫星数据源。每景影像包括空间分辨率为 1 m 的全色和 4 m 的多光谱两种数据。

首先对GF-2 PMS 1A级数据进行绝对辐射定标和FLAASH大气校正(定标参数、波谱响应函数均来源于中国资源卫星应用中心),然后基于产品数据自带的RPC信息进行正射校正,融合方法采用Gram-Schmidt Pan Sharpening算法,并拼接和裁剪得到研究区的空间分辨率为 1 m 的多光谱影像。

3 研究方法

3.1 研究路线

在对选择的GF-2影像进行预处理的基础上,首先利用基于递归特征消除法的随机森林算法(Random Forest-Recursive Feature Elimination, RF-RFE)^[20]筛选特征来构建特征集,然后通过支持向量机分类器和随机森林分类器(Random Forests, RF)对比试验识别像素级建筑物,选择采用SVM得到像素级建筑物识别结果;利用多尺度分割算法得到影像对象;采用统计学原理将影像对象与像素级识别结果相结合进行判别,得到研究区的建筑物识别结果。其技术路线如图2所示。

3.2 像素级提取

3.2.1 特征集构建

光谱特征是不同地物的最基本特征,在此基础上选择与建筑物和植被等信息相关性高的MBI^[6,17,21]和归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)作为特征指数,其中MBI原理与计算过程见文献[21],NDVI计算公式见文献[22]。采用灰度共生矩阵(Gray-Level Co-occurrence Matrix, GLCM)方法^[23]计算影像纹理特征;为加快运算速度,选择利用经过预处理后的GF-2全色影像初识别出8个纹理指标,最终待选的

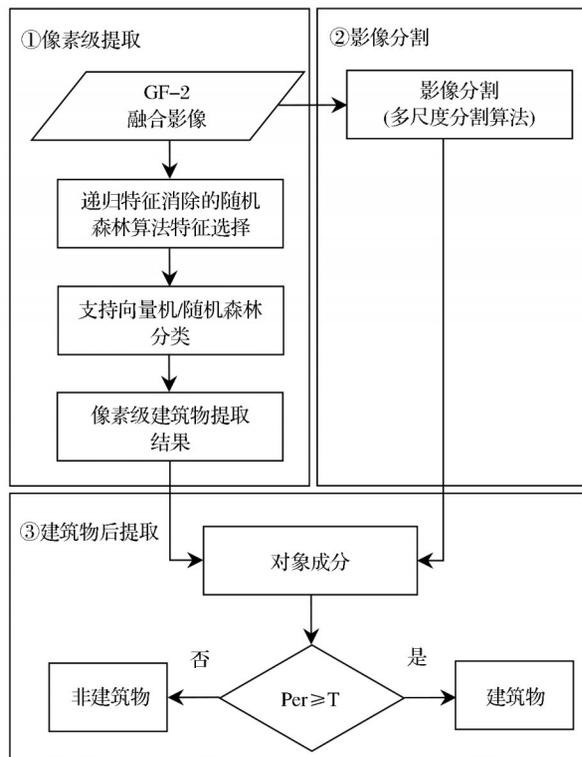


图2 技术路线图

Fig.2 Flowchart of the study

特征见表1。由于整个研究区范围较大,进行纹理特征的最佳尺度研究耗时过长,为高效、准确选出最佳纹理尺度,以试验区为例选择12个不同的移动窗口,即 3×3 、 5×5 、 7×7 、 9×9 、 11×11 、 13×13 、 15×15 、 17×17 、 19×19 、 23×23 、 27×27 、 31×31 ,分别与光谱特征结合进行基于RF算法的像元级建筑物识别,结果发现当纹理窗口为 7×7 时像素级建筑物识别的质量最高,故选择该纹理窗口进行纹理特征的构建。

表1 待选特征数据集

Table 1 Selected feature datasets

特征类型	特征指标
光谱特征	融合影像的4个波段光谱值(Band1、Band2、Band3、Band4)
纹理特征	基于GLCM的均值(Mean)、方差(Variance)、均匀性(Homogeneity)、对比度(Contrast)、非相似性(Dissimilarity)、信息熵(Entropy)、二阶矩(Second Moment)、相关性(Correlation)
特征因子	NDVI、MBI

由于利用GLCM计算的纹理特征之间存在冗余,故利用RF-RFE对其进行特征筛选。RF是一种以决策树为基础分类器、非线性的机器学习集成算法,其优势在于设置参数少、速度快、精度高,在

特征优选和影像分类方面应用广泛^[24]。其算法流程主要包括:

(1)选取足量训练样本,采用自助法(Bootstrap)从原始样本集中多次随机重复采样,抽取与样本容量相等的样本子集 n 个。

(2)确定将样本分裂到左右两个子集的 m 个随机特征,分别建立对应的决策树模型。

(3)对样本进行分类,依次分裂直至满足停止的规则为止,构建若干棵决策树组成一个森林,然后采用多数投票法确定最终结果。

每次取样中约 $2/3$ 样本用于模型训练,剩余的约 $1/3$ 样本用于测试,这部分测试数据即为袋外数据(Out of bag, OOB),RF根据OOB估算出误差进而对特征进行重要性评分^[25-26]。在特征选取中根据参考文献^[27]将 n 设置为100, m 取值默认。

在利用RF进行特征重要性计算的基础上,采用后向迭代的RFE法筛选特征子集。算法原理和流程见文献^[28]。

3.2.2 建筑物初识别

由于没有获取到该研究区建筑物的地面实测数据,故对预处理后的GF-2影像进行人工目视解译,采用分层随机抽样生成建筑物、水体、植被、农田、裸地(包括道路)和阴影共6类训练样本点,采用SVM^[8,29]和RF两种分类方法进行研究区建筑物识别。在选择核函数问题上研究者最常用的是高斯径向基核函数(Radial Basis Function, RBF),该函数泛化能力较强,无需设置最优参数也可获得较好结果,该函数计算公式见文献^[30]。实验选择RBF函数,采用格网搜索法^[31]进行最优参数设置,核函数Gamma值设置为0.125,惩罚函数参数设置为100。随机森林分类器的参数设置则与特征选取过程中一致。

3.3 影像分割

GEObIA中的核心问题是影像分割,现有的分割算法比较多,其中多尺度分割算法(Multiresolution Segmentation)^[32]结合影像的光谱、纹理、空间和上下文等信息,实现分割对象异质性最小化,其应用十分广泛,该算法需要设置的最重要参数是分割尺度,其次是形状指数和紧密度指数。利用eCognition Developer 9.0软件,采用多尺度分割算法获得影像对象。在探索最佳分割结果过程中,利用GF-2融合影像,将分割尺度范围定为 $20\sim 120$,步长为10;形状指数和紧密度指数范围均定为 $0.1\sim 1$,步长

均设置为 0.1, 经过多次尝试后发现当分割尺度、形状指数和紧密度指数分别为 40、0.5 和 0.9 时效果最佳, 尽管仍存在部分过分割, 但保证了每个对象接近同质。

3.4 建筑物后提取

利用建筑物大部分像元被正确识别的特点, 采用统计学原理剔除虚假识别结果, 当分割对象内建筑物像元比例满足某一标准时, 可将该对象识别为建筑物^[22]。设定一个合理的阈值 T , 目标级下建筑物像元 p 所占比例 Per 大于等于该阈值则该对象 O 为建筑物目标, 反之则不是。像元与对象融合进行建筑物目标识别的数学公式^[22]表达如下:

$$Predict(O) = \begin{cases} 0, & Per < T \\ 1, & Per \geq T \end{cases} \quad (1)$$

$$Predict(p) = Predict(o), p \in O \quad (2)$$

其中: $Predict(o)$ 、 $Predict(p)$ 分别为对象 O 和像元 p 属于建筑物的识别结果; 0 和 1 分别表示非建筑物和建筑物。

3.5 精度评价

以目视解译的结果作为参考数据, 采用完整率 P_{com} 、正确率 P_{cor} 和质量 P_{qua} 共 3 个指标^[14,33]进行精度定量分析。各参量计算公式如下:

$$P_{com} = \frac{S_i}{S_t} \quad (3)$$

$$P_{cor} = \frac{S_i}{S_p} \quad (4)$$

$$P_{qua} = \frac{S_i}{S_u} \quad (5)$$

其中: S_i 表示最终的建筑物识别结果与目视解译结果交集的像元数; S_u 表示最终的建筑物识别结果与目视解译结果并集的像元数; S_t 表示目视解译结果的像元数; S_p 表示最终的建筑物识别结果的像元数。

4 结果与分析

4.1 特征重要性度量

在整个研究区采用 RF-RFE 对表 1 特征集进行重要性评价及筛选, 其中基于 GLCM 的纹理特征选择 7×7 的纹理窗口, 结果见图 3 和图 4。

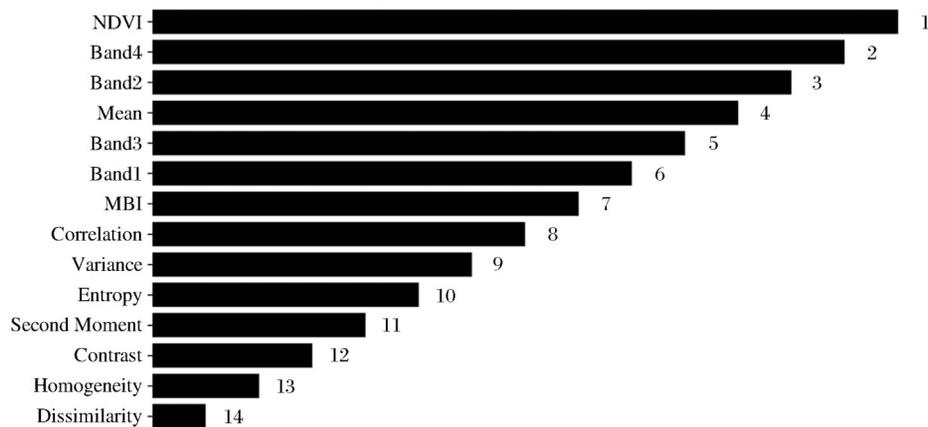


图 3 特征的重要性排序

Fig.3 Importance sorting of features

从图 3 可看出 NDVI 与光谱特征排名靠前, 是区分建筑物与其他地物的重要特征; 其次是纹理特征 Mean 和 MBI。由图 4 可知剔除 4 个重要性最低的纹理特征时交叉验证精度最高, 故选择重要性排前 10 的 NDVI、MBI、融合影像的 4 个波段光谱值和 Mean、Variance、Entropy 和 Correlation 等 4 个纹理特征进行后续实验。

4.2 不同分类器的像素级分类结果分析

利用从 GF-2 影像目视解译生成的建筑物、水体、植被、农田、裸地(包括道路)和阴影等 6 类训练样本, 采用筛选后的分类特征, 对利用 RF 和 SVM

分类器识别的像素级建筑物结果精度进行比较分析; 两种分类器识别的建筑物的精度评价结果见表 2。

从表 2 中可以看出, 从正确率、完整率和质量 3 个指标来看, SVM 算法都比 RF 算法的精度更高。故选择 SVM 分类器所得到的像素级建筑物识别结果, 与分割对象结合, 对该研究区建筑物进行后续识别。

4.3 对象目标下阈值 T 对识别精度的影响分析

为了探究最适 T 的取值, 在 $[0.4, 0.6]$ 的区间内以步长 0.025 进行取值^[22], 在整个研究区进行建筑

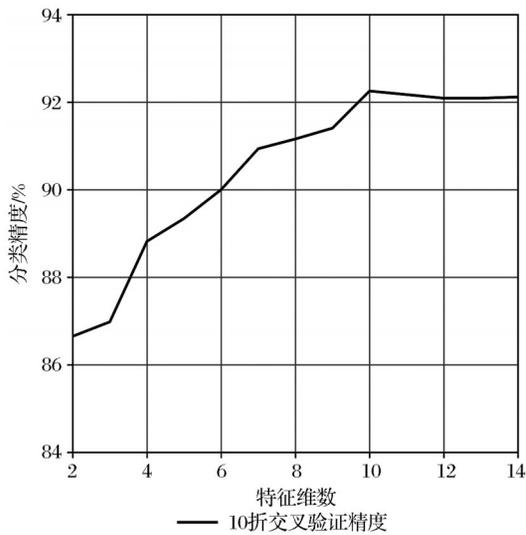


图4 特征维数与分类精度关系图

Fig.4 Relationship between feature dimension and classification accuracy

表2 两种分类器建筑物识别精度评价结果

Table 2 Evaluation results of building recognition accuracy of two classifiers

分类器	正确率	完整率	质量
RF	0.64	0.72	0.51
SVM	0.65	0.75	0.54

物目标识别精度随 T 变化的分析,结果见图5。

从图5中可以看出,建筑物识别的完整率随阈值 T 的增大而逐渐降低,正确率随之逐渐上升,识别质量则随之先上升后降低。当 T 较小时,利用分割的对象对完整率较高的像素级建筑物识别结果进

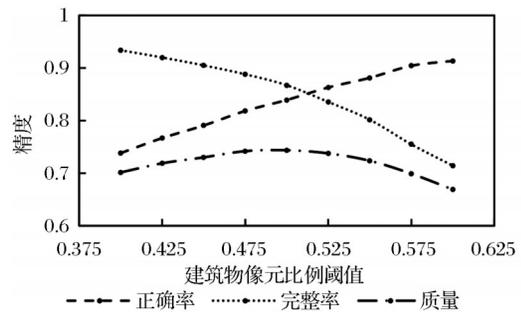


图5 建筑物识别精度随阈值 T 的变化分析结果

Fig.5 Building recognition accuracy of the article's method varies with the threshold T

行后处理,使得其结果完整率较高,但由于少部分错检像元也得以保留导致结果正确率较低;当 T 增大时,更多错检的孤立像元和小片段对象被剔除,而部分漏检像元占比较高的建筑物对象被划分为非建筑物,故而正确率会上升而完整率降低。

4.4 不同方法比较分析

根据以上分析,最终确定选用SVM分类器识别的建筑物作为像素级识别结果;利用多尺度分割方法对预处理后的融合影像进行对象分割,基于此分割结果,同样选择SVM分类器获得对象级建筑物识别结果;结合像素级识别结果和影像分割结果,将阈值 T 设定为0.5,得到最终建筑物识别结果;并将本文方法与文献[16]的方法进行对比。由于研究区范围较大,为显示清晰,以试验区为例放大显示,不同方法识别结果见图6。由图6可看出:在像素级建筑物识别结果中,建筑物的边缘较破碎且

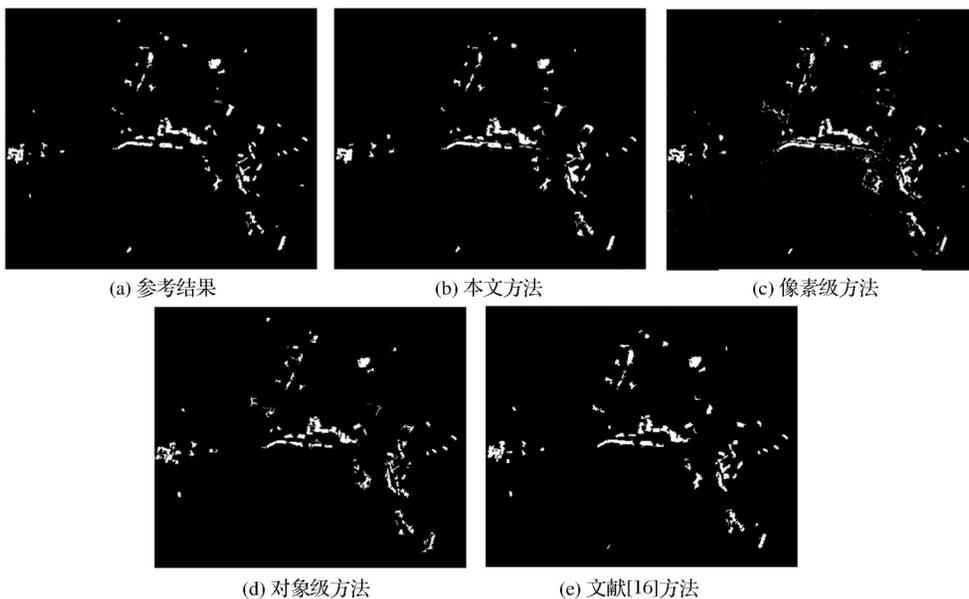


图6 所选方法试验区建筑物识别结果

Fig.6 Building recognition results in the study area by the selected methods

不连续,存在较多误检;在对象级建筑物识别结果中“椒盐现象”得到有效解决,但一些农田和阴影被错分为建筑物;而对像素级识别结果与对象级结果融合处理后,获得的建筑物轮廓相对规整,并剔除了大量误检结果,识别精度有较大提高。

利用目视解译的建筑物结果作为精度验证样本,按3.5节选定的精度评价指标,对所用的4种方法识别的建筑物结果进行精度评价,结果如表3所示。由表3可知,本文方法在正确率、完整率和质量3方面均优于同种条件下像素级或对象级的识别结果,在质量评价指标上,该方法分别比像素级和对象级方法提高了0.20和0.13;与Attarzadeh等^[16]所提方法相比,在识别的正确率、完整率和质量上均有所提高,对一些聚集的建筑物群识别得更细致。

表3 建筑物识别精度评价结果

Table 3 Result of building recognition accuracy assessment

方法	正确率	完整率	质量
像素级方法	0.65	0.75	0.54
对象级方法	0.77	0.75	0.61
文献 ^[16] 方法	0.77	0.85	0.67
本文方法	0.84	0.87	0.74

5 结 语

针对林区内建筑物遥感识别技术需求,以GF-2遥感影像为数据源,提出了一种像素级和对象级相结合的林区建筑物识别方法,既提高了识别精度,同时与繁琐的对象级识别过程相比,其步骤有所简化。研究发现除GF-2融合影像的光谱特征以外,NDVI和GLCM的纹理特征Mean是林区建筑物识别的重要特征,其次是MBI;支持向量机分类器比随机森林分类器更适合用于该自然保护区基于GF-2卫星数据的建筑物识别,其识别结果在正确率、完整率和质量上均高于随机森林分类器;结合像素级和对象级的GF-2遥感影像建筑物检测方法与单独采用像素级或对象级方法相比,在识别的正确率、完整率和质量上均有明显提升;在质量评价指标上,本文方法比像素级和对象级方法分别提高了0.20和0.13。

该方法能较好识别出研究区建筑物,普适性较强,有助于林区内的工作人员进行林区更新和违规建筑巡查工作。但实验影像分割方法的参数设置主要依靠人为选择,在下一步研究中将尝试多特征融合的影像分割方法,以实现林区建筑物自动化识别技术流程目标。

参考文献(References):

- [1] Li Deren, Tong Qingxi, Li Rongxing, *et al.* Current Issues in high-resolution earth observation technology[J]. Science China: Earth Sciences, 2012, 42(6): 805-813.[李德仁, 童庆禧, 李荣兴, 等. 高分辨率对地观测的若干前沿科学问题[J]. 中国科学:地球科学, 2012, 42(6): 805-813.]
- [2] Yuan J Y. Learning building extraction in aerial scenes with convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2018, 40(11): 2793-2798.
- [3] Lü Daoshuang, Lin Na, Zhang Xiaoqing. Object-oriented multi-scale multi-feature high-resolution remote sensing image building extraction[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2019, 33(2): 191-195.[吕道双, 林娜, 张小青. 面向对象的多尺度多特征高分遥感影像建筑物提取[J]. 北京测绘, 2019, 33(2): 191-195.]
- [4] Cheryadat A M. Unsupervised feature learning for aerial scene classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(1): 439-451.
- [5] Wang Jun, Qin Qiming, Ye Xin, *et al.* A survey of building extraction methods from optical high resolution remote sensing imagery[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(4): 653-662.[王俊, 秦其明, 叶昕, 等. 高分辨率光学遥感影像建筑物提取研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(4): 653-662.]
- [6] You Yongfa, Wang Siyuan, Wang Bin, *et al.* Study on hierarchical building extraction from high resolution remote sensing imagery[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(1): 125-136.[游永发, 王思远, 王斌, 等. 高分辨率遥感影像建筑物分级提取[J]. 遥感学报, 2019, 23(1): 125-136.]
- [7] Xu Rui, Lin Na, Dai Wenliang. Building extraction of hyperspectral image based on feature level fusion method[J]. Geospatial Information, 2018, 16(4): 79-82.[徐锐, 林娜, 代文良. 基于特征级融合方法的高光谱影像建筑物提取[J]. 地理空间信息, 2018, 16(4): 79-82.]
- [8] Zhao Chunhui, Li Sicong. Building extraction of high resolution remote sensing image based on multiple features fusion SVM[J]. Journal of Shenyang University (Natural Science Edition), 2017, 29(4): 311-316.[赵春晖, 李思聪. 基于多特征融合的SVM高分辨率遥感影像建筑物提取方法[J]. 沈阳大学学报:自然科学版, 2017, 29(4): 311-316.]
- [9] Vakalopoulou M, Karantzalos K, Komodakis N, *et al.* Building detection in very high resolution multispectral data with deep learning features[C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Milan, Italy: IEEE, 2015: 1873-1876.
- [10] Wang Lizhong, Zhang Honghai, Zhong Bo, *et al.* Township buildings identification using deep learning on high-resolution satellite imagery[J]. E-science Technology & Application, 2019, 10(1): 88-95.[王利忠, 张宏海, 仲波, 等. 基于深度学习的高分遥感影像乡镇建筑物识别方法[J]. 科研信息化技术与应用, 2019, 10(1): 88-95.]

- [11] Zhu Panpan, Li Shuaipeng, Zhang Liqiang, *et al.* Multitask learning-based building extraction from high-resolution remote sensing images[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2021, 23(3): 514-523.[朱盼盼, 李帅朋, 张立强, 等. 基于多任务学习的高分辨率遥感影像建筑提取[J]. *地球信息科学学报*, 2021, 23(3): 514-523.]
- [12] Blaschke T, Hay G J, Kelly M, *et al.* Geographic object-based imageanalysis towards a new paradigm[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 87(100): 180-191.
- [13] Tan Qulin, Gao Jiaojiao. Building extraction from high resolution multispectral image using object-oriented classification method[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2010, 19(4): 30-33.[谭衢霖, 高皎皎. 面向对象分类提取高分辨率多光谱影像建筑物[J]. *测绘工程*, 2010, 19(4): 30-33.]
- [14] Lin Xiangguo, Zhang Jixian. Object-based morphological building index for building extraction from high resolution remote sensing imagery[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(6): 724-733.[林祥国, 张继贤. 面向对象的形态学建筑物指数及其高分辨率遥感影像建筑物提取应用[J]. *测绘学报*, 2017, 46(6): 724-733.]
- [15] Wu Liuqing, Hu Xiangyun. Automatic building detection of high-resolution remote sensing images based on multi-scale and multi-feature[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2019, 31(1): 71-78.[吴柳青, 胡翔云. 基于多尺度多特征的高空间分辨率遥感影像建筑物自动化检测[J]. *国土资源遥感*, 2019, 31(1): 71-78.]
- [16] Attarzadeh R, Momeni M. Object-based rule sets and its transferability for building extraction from high resolution satellite imagery[J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. 2018, 46(1): 169-178.
- [17] Lin Yuzhun, Zhang Baoming, Xu Junfeng, *et al.* Building extraction from high resolution remote sensing imagery with multi-feature and multi-scale[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2017(12): 53-57.[林雨准, 张保明, 徐俊峰, 等. 多特征多尺度相结合的高分辨率遥感影像建筑物提取[J]. *测绘通报*, 2017(12): 53-57.]
- [18] Lü Fenghua, Shu Ning, Gong Yan, *et al.* Regular building extraction from high resolution image based on multilevel-features[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(5): 656-660.[吕凤华, 舒宁, 龚龔, 等. 利用多特征进行航空影像建筑物提取[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2017, 42(5): 656-660.]
- [19] Gao Qiangwei, Dai Bin, Luo Chengde, *et al.* Spatial heterogeneity of soil physical properties in phyllostachys heterocycla cv pubescens forest, South Sichuan Bamboo Sea[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2016, 36(8): 2255-2263.[高强伟, 代斌, 罗承德, 等. 蜀南竹海毛竹林土壤物理性质空间异质性[J]. *生态学报*, 2016, 36(8): 2255-2263.]
- [20] Granitto P M, Furlanello C, Biasioli F, *et al.* Recursive feature elimination with random forest for PTR-MS analysis of agro-industrial products[J]. *Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems*, 2006, 83(2): 83-90.
- [21] Huang X, Zhang L P. A Multidirectional and Multiscale morphological index for automatic building extraction from multispectral GeoEye-1 imagery[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2011, 77(7): 721-732.
- [22] Zhang Zhiqiang, Zhang Xinchang, Xin Qinchuan, *et al.* Combining the pixel-based and object-based methods for building change detection using high-resolution remote sensing images[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(1): 102-112.[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.]
- [23] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, 3(6): 610-621.
- [24] Rodriguez-Galiano V F, Ghimire B, Rogan J, *et al.* An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 67: 93-104.
- [25] Gao Mengjie, Jiang Qunou, Zhao Yiyang, *et al.* Comparison of plastic greenhouse extraction method based on GF-2 remote-sensing imagery[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2018, 23(8): 125-134.[高梦婕, 姜群鸥, 赵一阳, 等. 基于GF-2遥感影像的塑料大棚提取方法对比[J]. *中国农业大学学报*, 2018, 23(8): 125-134.]
- [26] Cong Dianmin, Zhao Shuhe, Li Xian, *et al.* The study for the applicability of the random forests classification algorithm in the worldView-2 image based on the construction of optical feature space[J]. *Science Technology and Engineering*, 2016, 16(31): 218-224.[丛佃敏, 赵书河, 李娴, 等. 基于最优特征空间构建的随机森林算法在WorldView-2影像分类中的适用性研究[J]. *科学技术与工程*, 2016, 16(31): 218-224.]
- [27] Bernard S, Heutte L, Adam S. Using random forests for handwritten digit recognition[C]//Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition. Parana: IEEE, 2007: 1043-1047.
- [28] Liu Xiaoxiao, Wang Liang, Xu Shenghua, *et al.* A Remote sensing feature selection method of forest biomass estimation based on RF-RFE[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2017(5): 100-105.[刘笑笑, 王亮, 徐胜华, 等. 一种后向迭代的森林生物量遥感特征选择方法[J]. *测绘科学*, 2017(5): 100-105.]
- [29] Vapnik V, Levin E, Cun Y. Measuring the VC-Dimension of a learning machine[J]. *Neural Computation*, 1994, 6(5): 851-876.
- [30] Wu Jinyu, Liu Xiaolong, Bo Yanchen, *et al.* Plastic greenhouse recognition based on GF-2 data and multi-texture features[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(12): 173-183.[吴锦玉, 刘晓龙, 柏延臣, 等. 基于GF-2数据结合多纹理特征的塑料大棚识别[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(12): 173-183.]
- [31] Liu X, Jia D, Li H, *et al.* Research on kernel parameter opti-

- mization of support vector machine in speaker recognition[J]. Science Technology and Engineering, 2010, 10 (7) : 1669-1673.
- [32] Baatz M, Schäpe A, Strobl J, *et al.* Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation [C] //Angewandte Geographische Informations Verarbeitung XII, Karlsruhe:Herbert Wichmann Verlag, 2000: 12-23.
- [33] Hermosilla T, Ruiz L A, Recio J A, *et al.* Evaluation of automatic building detection approaches combining high resolution images and LiDAR data[J]. Remote Sensing, 2011, 3(6) : 1188-1210.DOI: 10.3390/rs3061188.

Building Recognition Method in Forest Districts Combining the Pixel-level and Object-level

Liu Qian, Hu Xinyu, Li Xiaotong, Qin Xianlin

(*Research Institute of Forest Resource Information Technique, Chinese Academy of Forestry, Key Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information System, NFGA, Beijing 100091, China*)

Abstract: To meet the technical requirements of building monitoring in forest districts by using remote sensing images, The Southern Sichuan Bamboo Sea is selected as the study area to form the application method of building recognition from GF-2 data. According to image characteristics of the building in the selected area, a building recognition method that combines pixel-based and object-based methods in the forest district has been proposed. First, Random Forest-Recursive Feature Elimination is used to perform feature selection on the pre-processed GF-2 images. By comparing the results of the buildings identified by using SVM classifier and RF classifier, the building in the study area obtained by SVM classifier has been selected as the pixel-level building recognition result. Then the image objects are obtained using multiresolution segmentation method, and the building targets in the study area are identified by fusing both the pixel-level building result and the image objects. The results show that the correctness, completeness and quality of the building recognition result using SVM classifier are higher than RF classifier in the pixel-level. The proposed building recognition method combining pixel-level and object-level that not only retains the advantages of simplicity and ease of use, but also avoids the phenomenon of salt and pepper. The correctness, completeness and quality of the method are better than the pixel-level or the object-level method and the quality has been improved by 0.20 and 0.13, respectively. This method can provide technical support for the superior authorities to effectively supervise illegal buildings in forest districts.

Key words: GF-2 data; Forest district; Building recognition; Supporting Vector Machine; Image segmentation