

基于高分辨率遥感影像的农村房屋自动化识别*

刘仕川¹, 慎利², 刘轲¹, 杨健^{1*}, 李源洪¹, 张敏²

(1. 四川省农业科学院遥感与数字农业研究所/农业农村遥感应用中心成都分中心, 成都 610066;

2. 西南交通大学地球科学与环境工程学院, 四川成都 611756)

摘要:【目的】为了改善遥感影像分类算法对“同谱异物”的农村房屋与乡村道路的区分能力, 提高房屋识别的空间平滑性与自动检测精度, 为后续的农村宅基地遥感监测提供技术支撑。【方法】文章基于光谱-空间核函数集成支持向量机(光谱-空间核SVM)算法框架, 发展了一种适于高分辨率遥感影像的农村房屋自动化识别方法。首先, 对高分辨率遥感影像进行空间分割以及影像的空间邻域关系进行建模。其次, 获取分割图斑内像元灰度值的均值作为空间特征, 以像元灰度值作为光谱特征, 利用光谱-空间核SVM算法进行房屋预提取。单独提取影像中的道路、裸地等区域, 并制作掩膜对房屋预提取结果进行修正。最后, 通过众数滤波, 对房屋识别结果进行空间平滑处理, 抑制噪声。【结果】该试验得到的Kappa系数、总体精度和F1分数分别为0.75、98.0%和0.76; 而基于像元光谱的常规识别方法得到的上述指标分别为0.40、91.8%和0.44。【结论】该文提出的方法能有效抑制将道路、裸地识别为房屋, 且具有良好的空间平滑性能。

关键词: 高分辨率遥感影像; 农村房屋; 支持向量机集成方法; 自动化识别农业

DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20210602

0 引言

当前, 高空间分辨率(以下简称“高分辨率”)对地观测卫星不断完善, 航空遥感技术日益发展, 高分辨率遥感影像的应用日益广泛。高分辨率遥感影像中包含极其丰富的地表细节信息, 有望为地面覆盖制图^[1]、城乡管理^[2]、典型环境要素提取^[3]、灾情应急监测^[4]、高精度测绘^[5]等诸多领域提供有力的数据支撑。

建筑物识别是城市规划建设^[6]和农村宅基地管理^[7]等工作的基础, 也是高分辨率遥感影像的重要应用领域^[8]。目前, 农村房屋信息业务化提取通常以高分辨率遥感影像作为底图, 通过人工实地调绘来实现^[9]。其工作量大、周期较长。人机交互式目视解译^[10]一定程

收稿日期: 2021-11-09

第一作者简介: 刘仕川(1995—), 硕士。研究方向: 遥感影像智能解译, Email: rsluishichuan@outlook.com

※ 通信作者简介: 杨健(1963—), 学士、副研究员。研究方向: GIS、农业遥感应用。Email: 395729641@qq.com

* 基金项目: 四川省省院省校合作(重点)项目“基于大数据机器学习与冠层反射率模型结合的水稻叶面积指数提取技术”(2018JZ0054); 四川省农业科学院中试熟化与示范转化工程项目“耦合生成式遥感影像快速重建”; 四川省农业科学院现代农业学科建设推进工程项目“遥感大数据与专家知识支持下的作物水肥智能决策技术和系统”(2021XKJS078); 四川省农业科学院人才引进与培养项目“凉山水稻 LAI 无人机高光谱遥感监测关键技术研究”

度上提高了农村房屋遥感提取效率，但其精度与效率仍然难以满足应用需求。因此，基于高分辨率遥感影像，探索更加高效、准确的农村房屋自动化遥感提取方法具有重要的应用价值。

目前，建筑物遥感提取相关研究^[11-13]主要面向城市区域，针对农村房屋的研究较为少见。陆尘等^[14]通过一种基于样本自动扩充的监督学习算法，开展了农村居民地自动识别。但是该方法仅仅实现了目标区域居民地的检测，并未开展房屋的对象化分割。胡勇等^[15]提出了一种面向对象的农村房屋提取方法，针对房屋对象设计特征，进而建立提取规则，对房屋信息进行识别。但是，该方法需要较多的人工干预以得到合适特征阈值，自动化程度有待提高。此外，由于部分房屋和道路具有类似的光谱特性，造成房屋识别结果存在较多的道路等其他地类元素^[16]的问题，针对此，除基于光谱特征外，应综合利用邻域空间特征，以期提升房屋检测的准确度。

文章针对以往研究的局限性，引入图像分类领域中Fauvel等^[17]提出的核函数集成的支持向量机（Support Vector Machine, SVM）^[18]算法框架，发展了一种基于高分辨率遥感影像的农村房屋自动识别方法。首先，利用多核SVM算法集成影像光谱特征、局部空间邻域均质性特征进行房屋预提取，在一定程度上抑制将道路、裸地等错判为房屋；然后，单独提取道路、裸地，并以此修正房屋预提取结果，进一步解决道路、裸地与房屋的错分问题；此外，为了抑制房屋识别结果中的“碎斑块噪声”，通过一种局部窗口众数滤波方法，对房屋检测结果进行空间平滑。

1 研究区域与数据

研究区位于四川省眉山市大化镇农村，丘陵地形，中心点经纬度约为东经104°08'31"，北纬30°06'31"。影像于2014年5月利用无人机（精灵4型）及其集成的多光谱相机采集了研究区的高分辨率多光谱遥感影像。其空间分辨率为0.5 m，包含红(R)、绿(G)、蓝(B) 3个波段，影像覆盖范围为3 000×3 000个像元，如图1a所示。试验区域地表覆盖类型主要有：房屋、道路、水体、农作物、自然植被和裸地6类。对应的房屋空间分布的真实情况如图1b所示。值得注意的是，影像（图1a）中，部分房屋同裸地和乡村道路具有相似的光谱信息和局部纹理特性。

2 研究方法

采用以下步骤方法实现房屋遥感提取（图2）：（1）影像预处理：对高分辨率遥感影像进行分割，从而对影像形成对象化约束，并作为后续提取空间邻域均质性特征的数据基础；（2）影像特征提取：分别对原始的高分辨率遥感影像进行光谱、空间特征表达，作为后续房屋识别算法的输入数据；（3）房屋建筑目标提取：于多核函数SVM集成分类框架，构建面向农村居民房屋自动化识别任务的方法，以获取初步的农村房屋提取结果图；（4）房屋检测结果后处理：剔除初步检测结果中错误识别的道路等“同谱异物”元素，并处理识别结果中的“碎斑块”噪声，以获取更准确、更平滑的农村房屋识别图。

2021年12月

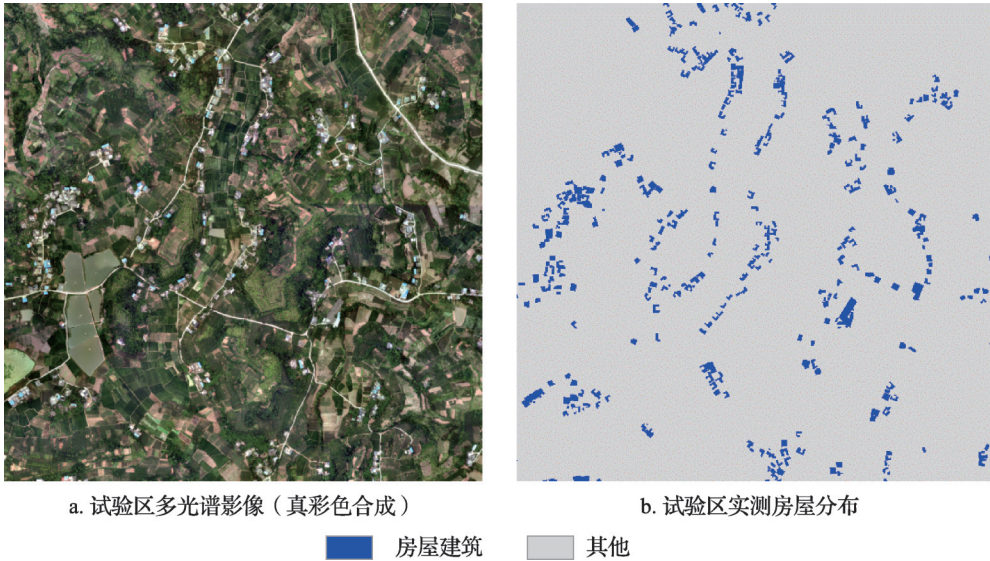


图1 试验区无人机遥感影像与实测房屋分布

Fig.1 The image remotely sensed with UAV and the ground truth of housing distribution in the study area

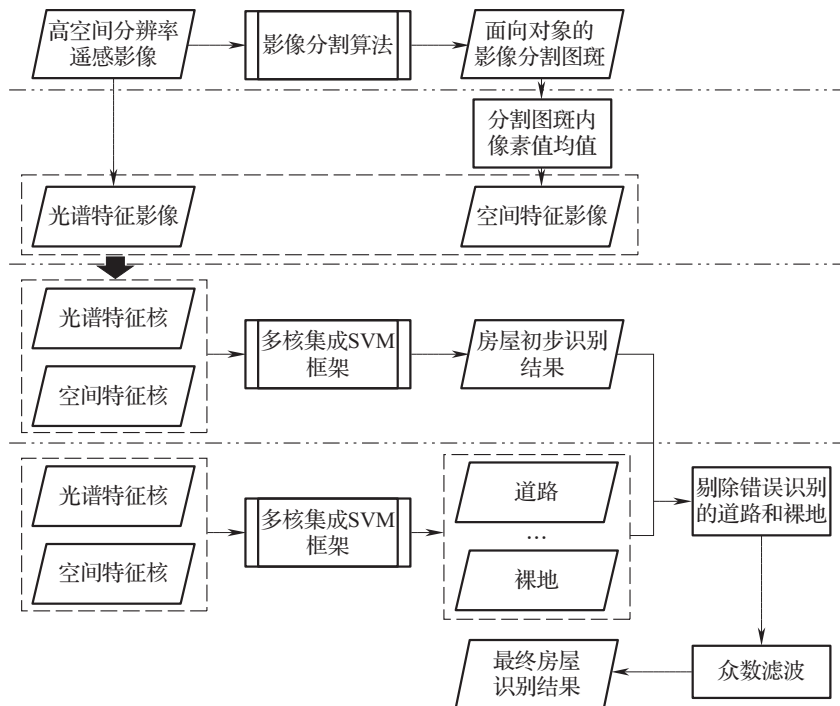


图2 研究方法流程

Fig.2 Flow chart of the proposed approach

2.1 影像预处理

设置尺度参数，借助图像分割算法，开展影像分割，从而获取一系列影像分割图斑集。所得到的影像分割图斑，作为邻域空间特征提取的数据基础。该研究采用熵率超像元

分割算法 (Entropy Rate Superpixel Segmentation, ERSS)^[19] 进行实验影像的分割, 该算法中, 以分割图斑的数量作为尺度参数, 控制影像分割尺度的粗细。换言之, 针对目标影像, 如果预设分割尺度参数为 M , 那么通过 ERSS 算法对该目标影像实行面向对象分割, 将获取 M 个分割图斑, 可依次表示为 $\{Segimg_1, Segimg_2, \dots, Segimg_m, \dots, Segimg_M\}$, 简记为: $Seg \{Segimg_m\}_{m=1}^M$ 。

2.2 影像特征提取

该文按照如下原则提取影像特征, 继而创建光谱-空间特征影像集: (1) 光谱特征: 以原始影像中各像元各波段的像元灰度值作为该像元的光谱特征, 即假设某个像元在 R、G、B3 个波段的像元值分别为: DN_i^R, DN_i^G, DN_i^B , 则该实验中, 直接将向量 $[DN_i^R, DN_i^G, DN_i^B]$ 作为该像元的光谱特征向量, 其中, i 表示影像中的第 i 各像元。基于此, 将原始影像直接作为光谱特征影像 $\vec{f}_{spect-imag}$ 。(2) 空间特征: 基于影像分割结果, 依次针对每个波段, 计算各分割图斑内的像元灰度值均值 avg_j^R, avg_j^G 和 avg_j^B 。然后, 将每个图斑内多波段的灰度均值向量 $[avg_j^R, avg_j^G, avg_j^B]$ 作为该图斑内所有像元的空间特征, 创建空间特征影像 $\vec{f}_{spat-imag}$, 其中, j 表示第 j 个分割图斑。

2.3 光谱-空间特征集成的房屋识别

基于所得影像特征, 使用 SVM^[18] 分类器提取房屋建筑。SVM 是一种监督学习器, 其基本目标是求解能够正确划分训练数据集, 并且几何间隔最大的分离超平面。具体地, 它根据最大化类间间隔的原则对已标注样本进行学习, 在特征空间捕获最优分割超平面, 继而实现数据划分。当数据在原始特征空间无法进行线性划分, 则需要通过核函数将原始特征转换至更高维度的空间。该文采用公式 (1) 定义高斯径向基核函数^[17]:

$$K(\vec{x}, \vec{y}) = \exp\left(-\frac{\|\vec{x} - \vec{y}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

式 (1) 中, $\|\cdot\|$ 表示欧式距离, σ 表示控制核函数的标准差, \vec{x} 表示影像中各像元的特征向量, \vec{y} 为构造核函数的种子点像元的特征向量。

由于该文需要集成光谱和空间特征识别房屋, 凭借核函数的线性可加性, 首先, 分别对每种特征构建核函数, 然后按式 (2) 将各特征的核函数进行线性组合以构建集成核函数, 以此实现多种特征的综合利用。

$$K_{Total} = \mu_{spec} \cdot K_{spec}(\vec{x}_{spec}, \vec{y}_{spec}) + \mu_{spat} \cdot K_{spat}(\vec{x}_{spat}, \vec{y}_{spat}) \quad (2)$$

$$\mu_{spec} + \mu_{spat} = 1 \quad (3)$$

式 (2) (3) 中, K_{spec} 、 K_{spat} 代表光谱、空间特征的核函数, μ_{spec} 、 μ_{spat} 为光谱、空间特征核对应的权重系数, 其满足式 (3) 中的条件, K_{Total} 为集成核函数。

2.4 房屋识别结果后处理

(1) 道路与裸地掩膜。基于 2.3 节所述的工作, 能够得到初步的农村房屋识别结果 (以下简称预检测结果)。由于所选取的实验影像中, 部分房屋建筑与乡村道路和干燥的裸地具有相似的光谱和空间特征, 因此仅使用光谱-空间特征集成的 SVM 房屋识别结果,

2021年12月

依然存在部分道路、裸地错误识别为房屋的情况。针对此,该文利用2.3节所述的识别算法,分别提取影像中的道路、裸地,并制作掩膜,以剔除预检测结果中错误识别的道路、裸地像元。

(2) 噪声剔除。为平滑房屋检测结果中存在的“噪声”,该次实验通过一种基于滑动窗口的众数滤波方法,对检测结果进行众数投票滤波。具体地,依次遍历影像中的每一个像元,以该像元为中心像元,设置窗口大小参数 $Winsize$, 开 $Winsize \times Winsize$ 的窗口;然后分别统计窗口内的属于“房屋”、“其他”两种类别的像元数量;最后,将像元数量最多的类标签作为中心像元的类标签。特别说明:如果中心像元位于影像边缘的 1 至 $(Winsize - 1)/2$ 行或列内,则只统计窗口覆盖区域内各类别的像元数量。

2.5 房屋提取精度评价

从定性的目视效果和定量的精度指标,对不同方法的房屋识别结果进行质量评价。定性评价是指对房屋检测结果和真实参考图进行目视效果的对比,观察检测结果与参考图之间整体上的一致性,以及空间平滑性。定量分析即采用精度指标度量检测结果的准确性,本次实验采用3种定量指标对房屋提取结果进行评价,分别是 Kappa 系数^[20] (Kappa coefficient)、总体精度^[21] (overall accuracy, OA)、F1 分数^[22] (F1 score, F1)。其中, Kappa 系数越大、分类结果与地表真实类别分布的一致性越好,地表完整性越好。OA 表示识别结果的整体准确度,OA 值越大,准确性越高。精确率^[22] (precision rate, PR) 和召回率^[22] (recall rate, Recall) 也是目标识别领域的精度指标,其中,前者表征提取到的建筑物中有多少是正确的,PR 值越高,所识别出的房屋目标中正确率越高;后者又称查全率,Recall 值越大,表明影像中实际存在的房屋,被识别出的更多。但是 PR 越大,往往 Recall 值越小,因此该文选取两者的综合指标——F1 指数(式4),参与定量精度分析,其值越大,表明房屋提取结果的精度越高。

$$F1 = \frac{2 \times PR \times Recall}{PR + Recall} \quad (4)$$

2.6 参数设置说明

该文需要预设的模型参数包括:影像分割参数、多特征核集成SVM分类器的相关参数、样本数量、众数滤波的窗口参数。经测试,各参数设置情况如下:(1) 影像分割参数:实验影像的分割尺度参数为30 000;(2) 多核SVM参数:通过网格搜索和5折交叉验证获取;(3) 样本数量参数:对于房屋预提取过程,从真实参考图中,随机选取房屋和非房屋样本各800个像元用于模型训练;对于提取道路、裸地制作掩膜的过程,各选取1 000个像元作为训练样本;(4) 滤波窗口参数:设置窗口大小参数为5,即开5×5的窗口进行检测结果的空间平滑。

为了简化表述,对该研究的实验方法和相应的对比方法做如下简称规定:(1) 常规的基于像元光谱的识别方法,记为SVMspec;(2) 基于光谱-空间核函数集成的房屋识别方法,记为SVMspec+spat;(3) 结合光谱、空间、纹理特征的房屋识别方法,记为Method_3S;(4) 基于SVMspec+spat结果,然后剔除道路、裸地的方法,记为Masked-2S;(5) 该文所探索的方法,记为Our-Method。

3 结果与分析

基于以上方法的房屋检测结果如图 3 所示。首先，目视效果方面：仅利用像元光谱特征的识别结果中存在较多的“椒盐噪声”，并且很多道路等其他地类的像元被错误识别为房屋（图 3b）。SVMspec+spat 方法加入空间邻域均值特征后，一定程度抑制了噪声，但仍然将很多道路等其他地类的像元错误识别为房屋（图 3c）。Method_3S 的识别结果与 SVMspec+spat 方法无明显区别（图 3d）。这些实验结果证明：高分辨率遥感影像光谱信息不稳定，存在显著的“同谱异物”问题，例如：“水泥道路”易与“白色屋顶”混淆，故而基于像元光谱分析的识别效果不够理想。加入空间、纹理特征能一定程度的改善识别结果，但是提升水平有限。Masked-2S 方法（图 3e）实现比较理想的房屋提取效果，其中，有效抑制了将道路和裸地等错误识别为房屋，但是，结果图中仍然存在较多的噪声。该实验结果表明，该文利用 SVMspec+spat 方法进行房屋预提取，同时单独提取了道路和裸地等与房屋拥有相似光谱的地类，对房屋预提取结果进行掩膜，显著改善了房屋识别效果。最后，如图 3f，该文方法的房屋提取结果具有较高的准确性，相比于 Masked-2S 方法的识别结果，其空间平滑性更好，显著减少了“噪声”，与真实参考图的一致性更高。图 4 为不同对比方法的房屋提取的局部效果图。

提取结果的定量精度指标见表 1。可见，SVMspec 方法的房屋识别精度最差，各项指标均最低，其 Kappa 为 0.40，OA 为 91.8%，F1 为 0.44。SVMspec+spat 加入空间特征后，识别结果的 Kappa、OA、F1 均有一定程度提升，分别增长了 9%、2.8%、8%。在此基础上，Method_3S 方法加入纹理特征进行房屋识别，上述各项精度指标依次为 0.46、92.9%、0.49，反而未见提升。经分析，影像中的乡村道路、未种植农作物的裸土农田与居民房屋具有相似的局部纹理，因此，局部纹理信息可能对该场景下的农村房屋识别没有贡献。Masked-2S 方法的各项提取精度为 0.61、96.1%、0.63，相比于 SVMspec+spat 方法，各提升了 12%、2.5%、11%，其中 Kappa 和 F1 指数提升显著。表明，通过该文的策略，能有效的将 SVMspec+spat 方法的房屋预提取结果中的道路、裸地等错误识别的区域进行修正。而该文方法在此基础上，通过一种众数投票的滤波方法对 Masked-2S 的识别结果实行空间平滑，显著减少了“噪声”，从而具有较为理想的房屋识别性能，其 Kappa 为 0.75、OA 为 98%、F1 为 0.76，与 Masked-2S 方法相比，各项精度提升了 14%、1.9%、13%，同 SVMspec 方法相比，各改进了 35%、6.2%、32%。

表 1 房屋检测精度定量指标

Table 1 Quantitative accuracy of housing identification

检测方法	Kappa	OA	F1
SVMspec	0.40	91.8	0.44
SVMspec+spat	0.49	93.6	0.52
Method_3S	0.46	92.9	0.49
Masked-2S	0.61	96.1	0.63
Our-Method	0.75	98.0	0.76

2021年12月

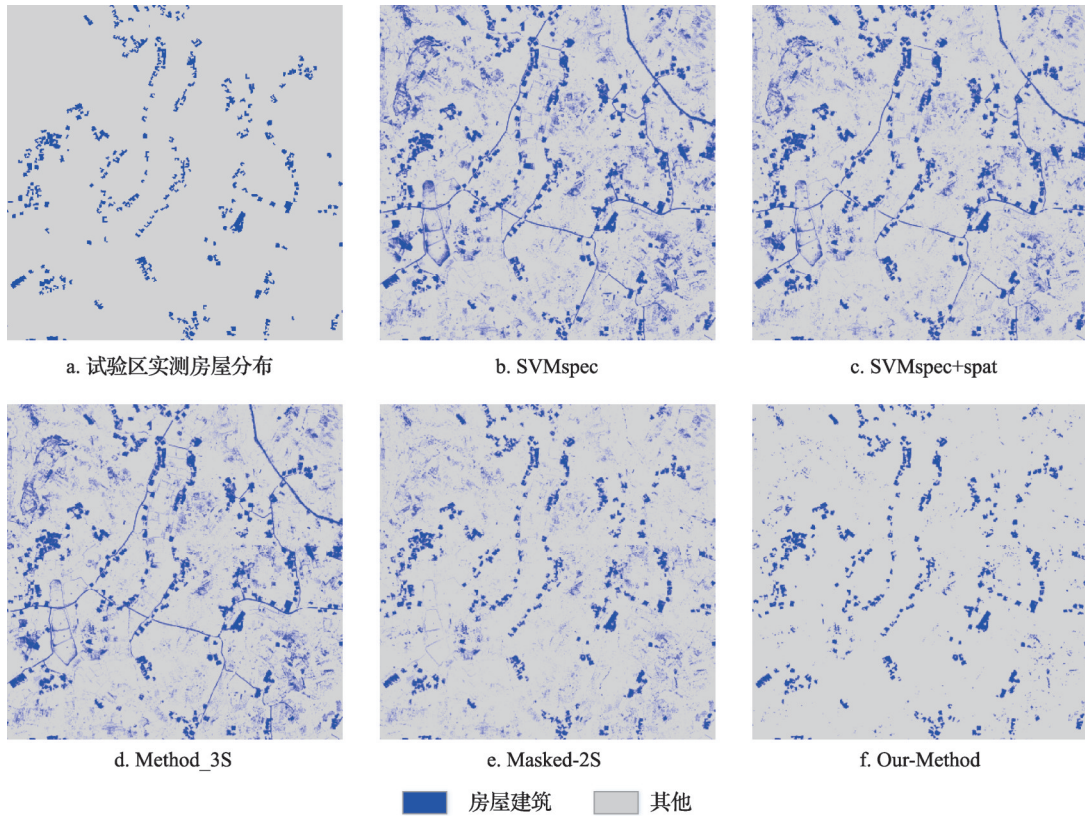


图3 房屋提取结果

Fig.3 Results of house extraction

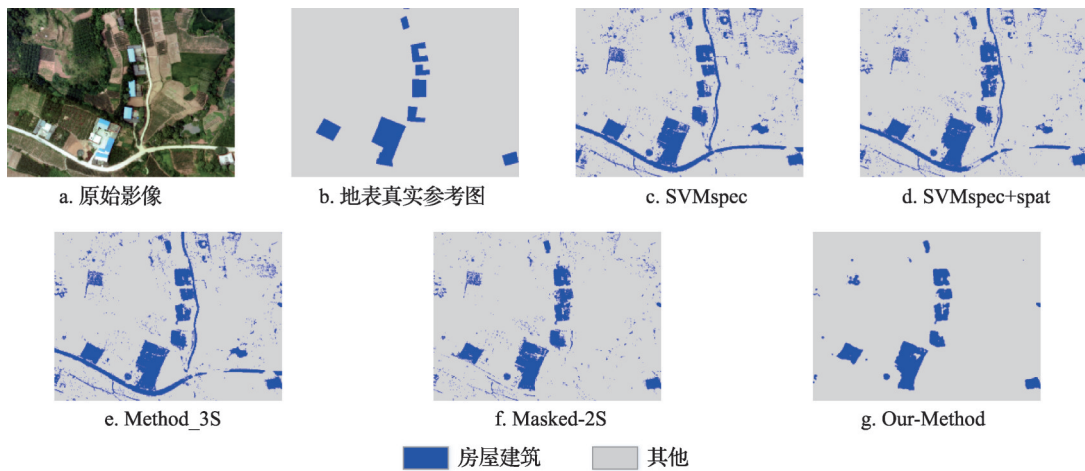


图4 房屋识别的局部效果

Fig.4 Partial renderings of the house identification

4 结论

高分辨率遥感影像能提供精细的地面观测信息，并实现经济、高效、大范围的地面观测，可作为农村房屋自动化遥感监测的可靠数据源。该研究基于光谱-空间核函数集成 SVM 算法框架，提出了一种农村房屋遥感自动识别方法。该方法为解决以下问题，做出了有益的尝试：（1）多数现有方法仍需较多的人工干预；（2）道路以及很多裸地区和房屋难以有效区分；（3）检测结果中“碎斑块噪声”较多。对比试验表明，该文所提出的方法具有较高的农村房屋识别性能，有效增强了房屋和道路、裸地的区分能力，并使识别结果具有较好的空间平滑效果。该方法有望为农村宅基地管理等有关决策提供数据支持，助力实现农村宅基地的智能化监测。

该文方法仅仅是基于光谱、纹理等底层视觉特征的方法，缺乏高层次语义特征融合机制。未来将进一步探索基于深层神经网络的农村房屋识别方法，以期构建一套农村房屋遥感智能监测与管理系统。

参考文献

- [1] Yindan Z, Chen G, Vukomanovic J, et al. Recurrent Shadow Attention Model (RSAM) for shadow removal in high-resolution urban land-cover mapping. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 247: 111945.
- [2] Zhang T, Huang X. Monitoring of urban impervious surfaces using time series of high-resolution remote sensing images in rapidly urbanized areas: a case study of Shenzhen. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(8): 2692-2708.
- [3] Zhang X, Fichot C G, Baracco C, et al. Determining the drivers of suspended sediment dynamics in tidal marsh-influenced estuaries using high-resolution ocean color remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 240: 111682.
- [4] Li C, Yuan X, Zhang J, et al. Earthquake Damage Monitoring and Assessment Based on High-Resolution Remote Sensing Images—Take Lushan Earthquake as an Example. 2018 26th International Conference on Geoinformatics. 2018.
- [5] 曹斌, 朱述龙, 邱振戈, 等. WorldView-2 影像双介质摄影测量的浅海地形测绘试验. *遥感学报*, 2018, 22(5): 745-757.
- [6] 李军军, 曹建农, 朱莹莹, 等. 高分辨率遥感影像建筑区域局部几何特征提取. *遥感学报*, 2019, 24(3).
- [7] 王辛之, 张美旺, 吕俐, 等. 农村集体土地地籍调查的实践与探索. *地理空间信息*, 2012, 10(3): 139-140.
- [8] 乔文凡, 慎利, 戴延帅, 等. 联合膨胀卷积残差网络和金字塔池化表达的高分影像建筑物自动识别. *地理与地理信息科学*, 2018, 34(5): 56-62.
- [9] 姜友谊. 基于遥感影像的农村宅基地地籍测量方法研究. *测绘通报*, 2013(2): 31-33.
- [10] 崔媛媛, 郑新奇, 胡科林, 等. 无人机低空遥感在农村宅基地信息获取过程中的应用. 中国自然资源学会第七次全国会员代表大会 2014 年学术年会, 2014.
- [11] Jin X, Davis C H. Automated Building Extraction from High-Resolution Satellite Imagery in Urban Areas Using Structural, Contextual, and Spectral Information. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2005(14): 745309.
- [12] Lhomme S, Dong-Chen H E, Weber C, et al. A new approach to building identification from very high spatial-resolution images. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(5/6): 1341-1354.
- [13] Feng W, Sui H, Hua L, et al. Building extraction from VHR remote sensing imagery by combining an improved deep convolutional encoder-decoder architecture and historical land use vector map. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(17): 6595-6617.
- [14] 陆尘, 杨晓梅, 王志华. 基于样本自动扩充的街区式农村居民地遥感提取方法. *地球信息科学学报*, 2018, 20(9): 1306-1315.
- [15] 胡勇, 张孝成, 马泽忠, 等. 无人机遥感影像中农村房屋信息快速提取. *国土资源遥感*, 2016, 28(3): 96-101.
- [16] 张栩然, 万圆, 宫阿都, 等. 顾及纹理和形状特征的无人机影像中农村宅基地提取研究——以重庆市丰都县为例.

2021年12月

- 遥感信息, 2013, 4(13): 37-43.
- [17] Fauvel M, Chanussot J, Benediktsson J A. A spatial-spectral kernel-based approach for the classification of remote-sensing images. *Pattern Recognition*, 2012, 45(1): 381-392.
- [18] Adankon M M, Cheriet M. Support vector machine. *Computer Science*, 2002, 1(3): 1303-1308.
- [19] Liu M, Tuzel O, Ramalingam S, et al. Entropy rate superpixel segmentation. Proceedings of the 13rd International Conference on Computer Vision (ICCV 2011), University of Maryland, College Park, MD, USA, 2011.
- [20] Naasset E. Use of the weighted Kappa coefficient in classification error assessment of thematic maps. *International Journal of Geographical Information Systems*. 1996, 10(5): 591-604.
- [21] Alberg A J, Park J W, Hager B W, et al. The use of "overall accuracy" to evaluate the validity of screening or diagnostic tests. *Journal of General Internal Medicine*, 2004, 19(5): 460-465.
- [22] Fang H, Wei Y, Luo H, et al. Detection of building shadow in remote sensing imagery of urban areas with fine spatial resolution based on saturation and near-infrared information. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 2019, 12(8): 2695-2706.

Automatic identification of rural houses based on high-resolution remote sensing images

Liu Shichuan¹, Shen Li², Liu Ke¹, Yang Jian^{1*}, Li Yuanhong¹, Zhang Min²

(1. Institute of Remote Sensing and Digital Agriculture, Sichuan Academy of Agricultural Sciences/ Chengdu Branch of Remote Sensing Application Center, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Chengdu 610066, China;

2. Faculty of Geosciences and Environmental Engineering, Southwest Jiaotong University, Sichuan Chengdu 611756, China)

Abstract: [**Purpose**] In the context of the incoming remote sensing monitoring of rural homestead, this study is aimed at improving algorithms of remote sensing images classification to relieve ambiguities between rural houses and roads, which have similar spectral characteristics, and to improve the smoothness and accuracy of automatic identification of rural houses. [**Method**] Based on the spectral-spatial support vector machine (SVM) ensemble framework, an automated method of rural house identification using remotely sensed images of high spatial resolution (high-resolution) was developed in this study. Specifically, the presented method mainly includes the following four steps. Firstly, spatial neighborhood relationships within the applied images were modeled by image segmentation, using the algorithm of entropy rate superpixel segmentation. Secondly, the spectral-spatial features of each patch is extracted. The average of grayscale values of all pixels with a patch is used as its spatial signatures, and the grayscale values of the current pixel is used as spectral signatures. And then, a preliminary extraction of houses is performed based on the spectral-spatial features of each patch, using the spectral-spatial kernel SVM algorithm. The spectral-spatial features is composed by an ensemble approach that uses a weighted liner combination of kernel functions to realize the comprehensive utilization of multiple features, for identifying houses and avoiding potential misclassification. Thirdly, using the aforementioned approach, roads and bare ground are

separately extracted, and made to be a mask to correct the results of houses extraction, for further eliminating misclassification. At last, a plural filtering method is designed to spatially smooth the results of houses identification and suppress noises. This is realized by iterating over the whole classification map with a gliding window. The number of pixels of "house" and "other" within the gliding window are counted separately. The class with more number of pixels was considered to be the class of the center pixel of the gliding window. An experiment was undertaken in Dahua Town, Meishan City, Sichuan Province of China. The experimental area presets a typical landscape of rural area. A high spatial resolution multispectral image collected with a unmanned aerial vehicle (UAV) were applied in this experiment. [**Result**] The Kappa coefficient, overall accuracy and F1 score obtained by using the aforementioned method are 0.75, 98.0% and 0.76 separately. Comparatively, the same indicators are 0.40, 91.8% and 0.44, obtained using conventional method that based merely on spectra of individual pixels. In addition, according to the resulting map of house identification, The proposed approach improves the ability to distinguish between geo-objects with similar spectra, such as rural houses, cement roads, and arid bare soil, and also enhances the spatial smoothness of classification results. [**Conclusion**] The result confirms the effectiveness of the automated rural house recognition strategy based on high-resolution remote sensing images proposed in this study, and therefore, it is considered to have the potential to provide important support on vital data and methods for relevant decision-making departments in the future digital management tasks of rural homesteads.

Key words: High-resolution remote sensing imagery; rural houses; SVM ensemble approach; automated identification