

# 基于无人机影像的面向对象建筑物 结构分级提取方法研究<sup>\*</sup>

杜浩国, 张方浩, 卢永坤, 曹彦波<sup>✉</sup>, 邓树荣, 和仕芳, 张原硕, 徐俊祖

(云南省地震局, 云南 昆明 650224)

**摘要:** 为提高遥感影像建筑物结构识别精度, 综合利用光谱、形状、空间、纹理和数字表面模型(DSM)建立了建筑物结构分级提取方法。基于研究区无人机高分辨率影像, 采用面向对象的影像分析策略, 首先进行多尺度分割, 以最佳分割与合并指数提取影像中建筑物目标; 然后分别采用规则、训练样本与 DSM 方法对建筑物结构进行分类; 最后将 3 种分类方法进行融合, 对比分析了单一方法和融合分类方法的建筑物结构分类精度。结果表明: 基于规则+样本+DSM 的半监督建筑物结构分类方法错分率、漏检率与 Kappa 系数最优。

**关键词:** 建筑物结构分类; 无人机高分辨率影像; 面向对象分类方法; 数字表面模型; 形状结构; 光谱特性

**中图分类号:** P315.94      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-0666(2021)02-0262-13

## 0 引言

建筑物作为地震灾害风险预评估中最重要的目标类型之一, 其信息获取的准确性在加强城市地震灾害防御, 提升城市抗震设防能力等方面具有重要意义(周光全等, 2010; 卢永坤等, 2019; 张方浩等, 2020; 曹彦波等, 2019)。无人机遥感技术的应用使得快速获取大范围建筑物信息成为可能, 避免了耗费大量人力资源、数据采集不一、自动化识别程度低和信息更新不及时等问题(张景发等, 2017; 陈晋等, 2018; 杜浩国等, 2019)。但在高分辨率影像中, 建筑物的光谱、形状、空间、纹理和数字表面模型(DSM)特征不一致, 且没有统一的方法对其进行识别提取。因此, 采用不同特征相结合的方法, 并利用这些识别方法各自的优点, 可进一步提升建筑物结构识别的精确度。

近年来, 学者们提出了很多基于遥感高分辨率影像的建筑物提取模型和策略(王晓青等, 2015; 吴浩霖等, 2019), 目前可分为监督式、非

监督式和半监督式 3 种分类方法。其中采用监督式分类方法识别建筑物需要构建训练样本及提供先验知识, 需要耗费大量的人力与时间, 人的主观思想对结果影响很大, 如童威(2019)介绍了 3 种常见的监督分类算法: 支持向量机、最大似然法、BP 神经网络, 分析了 3 种算法的优缺点; 冉树浩等(2020)提出了基于样本形态变换的高分遥感影像建筑物提取方法, 实现了对建筑物的准确提取; 程滔等(2019)构建了位置匹配的遥感影像数据与分类标签数据组成的样本数据对, 实现了全国尺度海量样本数据采集。非监督式分类方法可分为 3 种, 一是基于纹理特征的提取方法, 如谢嘉丽等(2017)利用灰度共生矩阵的对比度特征来计算损毁建筑物的分布、损毁程度等信息, 具有较强的鲁棒性, 识别精度较高, 但是建筑物边缘信息提取不准确, 导致植被、林地与建筑物混淆; 二是基于几何特征的提取方法, 如陈晋等(2018)利用无人机遥感影像并借助区域地理环境特征、建筑物排列、占地面积、建筑物阴影等因素进行辅助识别; 游永发等(2019)在综合考虑

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2021-01-18.

**基金项目:** 云南省地震局青年基金项目(2021K01)和云南省地震局“传帮带”项目(CQ3-2021001)联合资助.

**第一作者简介:** 杜浩国(1991-), 工程师, 主要从事地震应急救援与地震灾害损失评估研究.

E-mail: 1364125834@qq.com.

**✉ 通讯作者简介:** 曹彦波(1980-), 高级工程师, 主要从事地震应急救援与地震灾害损失评估研究.

E-mail: 674714414@qq.com.

影像光谱、几何与上下文特征的基础上,提出了一种基于面向对象与形态学相结合的高分辨率遥感影像建筑物信息分级提取方法;三是基于辅助特征的提取方法,其中辅助特征有建筑物 DSM 和 DEM、阴影信息,如徐西桂(2019)提出 DEM 辅助去斜处理的层析 SAR 建筑物点云重构研究,研究了具体的技术处理流程;邓焯文等(2020)提出利用高分辨率航空影像阴影提取城市建筑物高度信息,推算影像上建筑物阴影的长度,进而提取建筑物的高度。非监督式分类方法能有效地提取出建筑物,但同时也存在一定的局限性,如识别精度不高以及建筑物边缘特征不明显。半监督式分类方法,如耿艳磊等(2020)提出高分辨率遥感影像语义分割的半监督全卷积网络法,训练端到端的语义分割网络;张凯琳(2020)提出基于卷积神经网络的高光谱图像半监督分类方法,能够从训练数据中学习到具有高度代表性的图像特征,不仅将标记训练的样本利用于分类中,还将大量未标记的样本也加以利用,该分类方法是监督分类与非监督分类相结合的一种提取方法。这种方法需要工作人员少,又能够带来比较高的准确性,因此,正越来越受到人们的重视。

综上所述,在学习和总结遥感影像半监督分类方法的基础上,笔者总结出一种基于无人机影像的面向对象建筑物结构分级提取方法,该方法融合了面向对象中的规则与样本分类方法,并以 DSM 作为辅助特征完成建筑物结构分类。

## 1 研究方法及技术路线

### 1.1 技术路线

基于无人机影像的面向对象建筑物结构分级提取方法流程如图1所示,其中第一步数据收集,采用无人机遥感技术获取研究区遥感影像、DSM 影像(许建华等,2017;杜浩国等,2018);第二步分割阈值,采用基于边缘的分割算法对遥感影像与 DSM 影像进行阈值分割,得到从细到粗的多尺度分割影像;第三步合并阈值,影像进行分割时,由于阈值过低,一些特征会被错分,或被分成很多部分,因此可采用阈值合并的方法处理;第四步影像分类,对多尺度分割、合并后的影像进行规则、样本与 DSM 分类;第五步方法融合,根据融合规则,对3种分类结果进行融合;第六步

精度检验,与目视解译对比,分别计算每种分类结果的错分率、漏检率和 Kappa 系数。

### 1.2 精度分析

本文采用错分率、漏检率和 Kappa 系数作为衡量分类精度的指标,其中 Kappa 系数用于一致性检验和衡量分类精度,计算公式如下:

$$k = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (1)$$

$$P_e = \frac{a_1 \cdot b_1 + a_2 \cdot b_2 + \dots + a_c \cdot b_c}{n \cdot n} \quad (2)$$

式中: $k$ 为分类精度指标 Kappa 系数值; $P_o$ 为总体分类精度,由每一类正确分类的样本数量之和除以总样本数得到; $P_e$ 为所有类别分别对应的实际与预测数量的乘积总和,除以样本总数的平方; $a_1, a_2, \dots, a_c$ 为每一类真实样本个数; $b_1, b_2, \dots, b_c$ 为每一类预测样本个数; $n$ 表示真实总样本个数。

表1 Kappa 系数精度级别分类

Tab. 1 Accuracy levels of Kappa

Kappa 系数	精度级别	Kappa 系数	精度级别
$0.0 \leq k < 0.20$	极低的一致性	$0.60 \leq k < 0.80$	高度的一致性
$0.20 \leq k < 0.40$	一般的一致性	$0.80 \leq k < 1$	几乎完全一致
$0.40 \leq k < 0.60$	中等的一致性		

### 1.3 DSM 分类方法

DSM 包含了地表建筑物、道路、空地、植被和农田等高度的地面高程模型。与 DSM 相比,DEM 只包含了地形的高程信息,并未包含其它地表信息,因此 DSM 是在 DEM 的基础上,进一步涵盖了除地面以外的其它地表高程信息。笔者从无人机遥感影像 DSM 中提取建筑物高程信息,并采用式(1)计算建筑物楼层数。通过统计建筑物结构与楼层数之间的规律,从而实现对大面积建筑物结构分类。根据国家《住宅设计规范》(GB 50096—2011),普通住宅层高宜为 2.8 m,建筑物楼层数计算公式如下:

$$N_i = \frac{H_i - h_i}{2.8} \quad (3)$$

式中: $N_i$ 为第*i*栋建筑物楼层数; $H_i$ 为第*i*栋建筑物的 DSM 值; $h_i$ 为第*i*栋建筑物所在位置的 DEM 值。

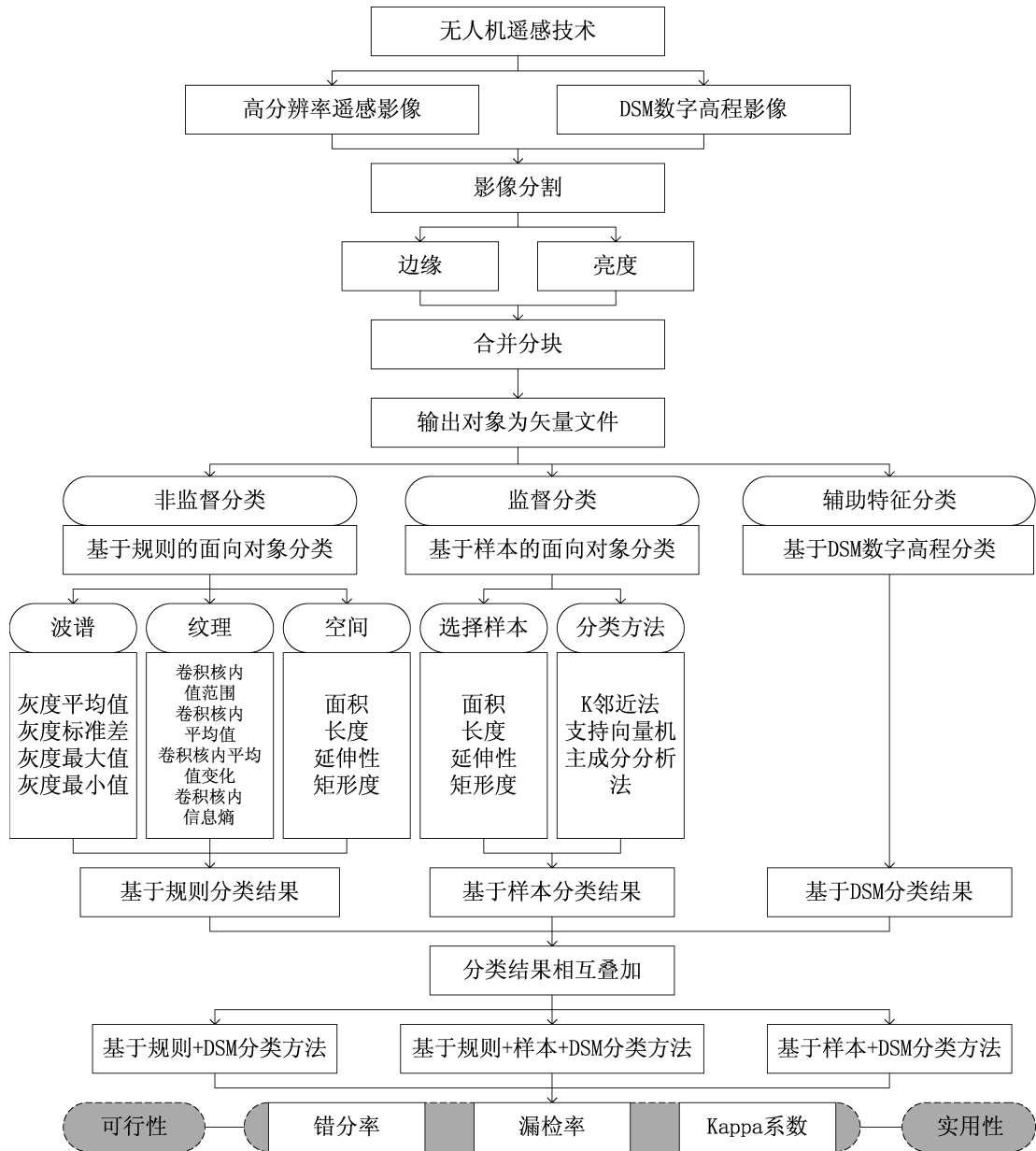


图1 基于无人机影像的面向对象建筑物结构分级提取方法流程图

Fig. 1 Flow chart of the object-oriented classification and extraction of the building structure based on UAV images

#### 1.4 基于面向对象分类方法

面向对象分类方法充分利用高分辨率遥感影像空间、纹理和光谱信息对地物进行分类,有效解决了同物异谱、同谱异物对影像分类产生的影响。

##### 1.4.1 多尺度影像分割

在遥感影像中,影像特征较多,不同建筑物对象的纹理和光谱信息会有相同的现象,如果采用相同的分类尺度会导致产生欠分割和过分割现象,多尺度分割会依据不同的形状、空间和光谱对地面不同物体进行分类。本文采用多分辨率

分类方法(李强,张景发,2016),其合并代价函数表达式为:

$$f = w_1 \cdot h_{\text{color}} + (1 - w_1) \cdot h_{\text{shape}} \quad (4)$$

式中:  $f$  表示图像区域异质性;  $w$  是权重因子,取值范围是 0~1,本文设置光谱权重  $w_1$  为 0.9,形状权重  $w_2$  为 0.1。

$$h_{\text{color}} = \sum_{i=1}^n P_i [N\sigma_i - (N_1\sigma_i^1 + N_2\sigma_i^2)] \quad (5)$$

$$h_{\text{shape}} = w_2 u + (1 - w_2) v \quad (6)$$

$$u = N \frac{E}{\sqrt{N}} - \left( N_1 \frac{E_1}{\sqrt{N_1}} + N_2 \frac{E_2}{\sqrt{N_2}} \right) \quad (7)$$

$$v = N \frac{E}{L} - \left( N_1 \frac{E_2}{L_1} + N_2 \frac{E_1}{L_2} \right) \quad (8)$$

式中： $w_1$  和  $w_2$  分别为光谱权值和紧致度权重； $h_{\text{color}}$  和  $h_{\text{shape}}$  分别代表光谱和形状异质性； $n$  为波段数； $P_i$  为第  $i$  波段的权重； $\sigma_i$  为第  $i$  波段对象光谱值的标准差； $N$  为影像区域的像元总数； $N_1$ 、 $N_2$  为不同影像区域的像元总数； $u$  为影像区域整体紧致度； $v$  为影像区域边界光滑度； $L$  为包含影像区域范围的矩形边界总长度； $L_1$ 、 $L_2$  不同影像区域的总长度； $E$  为影像区域实际的边界长度； $E_1$ 、 $E_2$  不同影像区域的边界长度。

#### 1.4.2 构建特征空间

遥感影像信息提取的主要依据是影像对象的特征信息，包含光谱、形状、纹理等多种特征，本文主要应用了光谱平均灰度值（Avgband\_X）、面积（Area）、延伸性（Elongation）、矩形度（Rect\_fit）、亮度（Bright）特征对影像进行分类（曾涛等，2010），具体表述如下：

（1）光谱平均灰度值分别用来计算各影像对象组成像元在各个波段上光谱的平均值，计算公式如下：

$$\bar{A}_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A_{x(i)} \quad (9)$$

式中： $\bar{A}_i$  为影像光谱平均灰度值； $x$  为波段号； $x_{(i)}$  为第  $i$  个像元在第  $x$  个波段的像元值，范围为（0，255）； $n$  为图像内像元的数目。

（2）面积表示被分割区域大小，计算公式如下：

$$S(n) = \sum_{i=1}^n a_i \quad (10)$$

式中： $S(n)$  表示面积，表示在地理参考坐标系中， $n$  个像元  $a_i$  真实面积的总和。

（3）延伸性值为分割像元最大直径与最小直径的比值，计算公式如下：

$$E(n) = \sum_{i=1}^n \frac{R_{\max}(i)}{R_{\min}(i)} \quad (11)$$

式中： $E(n)$  为延伸性值； $R_{\max}(i)$  为第  $i$  个分割像元最大直径； $R_{\min}(i)$  为第  $i$  个分割像元最小直径。

（4）矩形度为矩形形状的度量，矩形的值为1，非矩形的值小于1，计算公式如下：

$$\text{Rect}(n) = \sum_{i=1}^n \frac{S(i)}{R_{\max}(i) \cdot R_{\min}(i)} \quad (12)$$

式中： $\text{Rect}(n)$  表示第  $i$  个分割像元的矩形度值。

（5）亮度值为所有波段上的光谱均值，计算公式如下：

$$B = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n_x} \bar{A}_i \quad (13)$$

式中： $B$  表示对象在所有波段上的光谱均值； $n_x$  为影像总层数。

## 2 研究区概况及数据处理

### 2.1 研究区概况

本文研究区为大理州宾川县白庄村，此区域地势平坦，房屋密集且建筑物结构类型易于目视解译。图2为采用无人机获取的研究区遥感影像图。



图2 白庄村遥感影像图

Fig. 2 Remote-sensing image of Baizhuang village



## 2.2 多尺度分割参数确定

影像分割是面向对象分类方法中的一项基本内容, 只有通过影像分割才能得到影像对象, 形成对象级分类的基本单元。本文采用基于边缘的分割方法, 通过测量生成影像对象的异质性 (特征值上的差异), 对满足条件的影像对象进行合并。

黄慧萍和吴炳方 (2006) 提出了使用最大面积法确定分割尺度参数, 分割尺度提高时, 影像对象大小并非一味增大, 有些对象的大小在一定

的范围内会保持不变, 即在一个范围值内。最大对象面积随着分割尺度变化的曲线呈现阶梯状的形态, 每一个曲线平台即为一种类别的适宜尺度区间, 符合地理实体空间分布特征连续性和突变性共存的现象。笔者对研究区样本以 10、60、90 为分割尺度进行多尺度分割与合并, 其结果见图 3。从图 4 中可看出,  $O_1$  为最佳分割尺度点,  $O_2$  为最佳合并尺度。因此, 笔者得到适宜于研究区影像的最佳分割与合并尺度, 分别为 60、90。

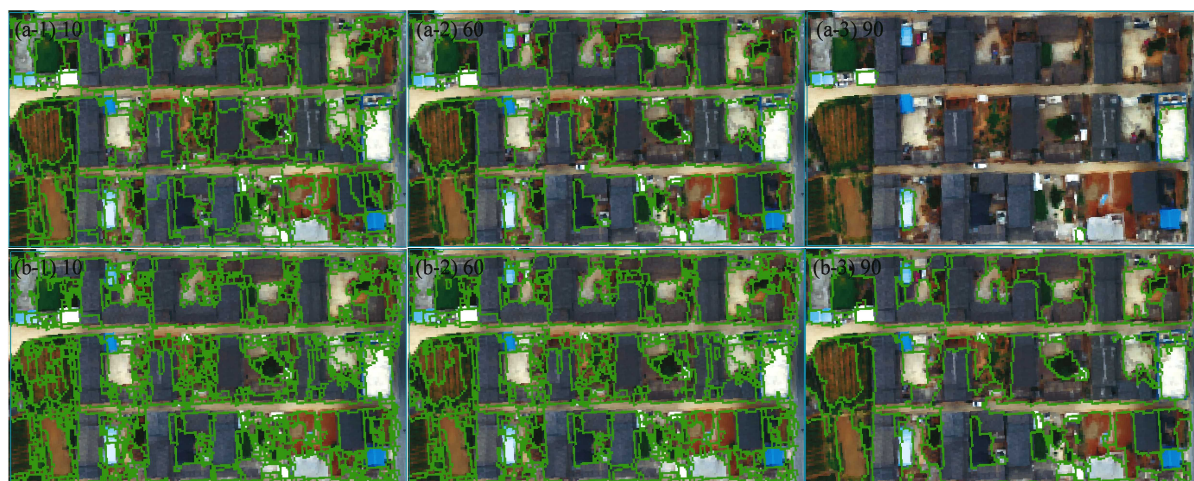


图 3 不同分割尺度的分割结果 (a) 及合并结果 (b)

Fig. 3 Segmentation results (a) and merged results (b) different scales

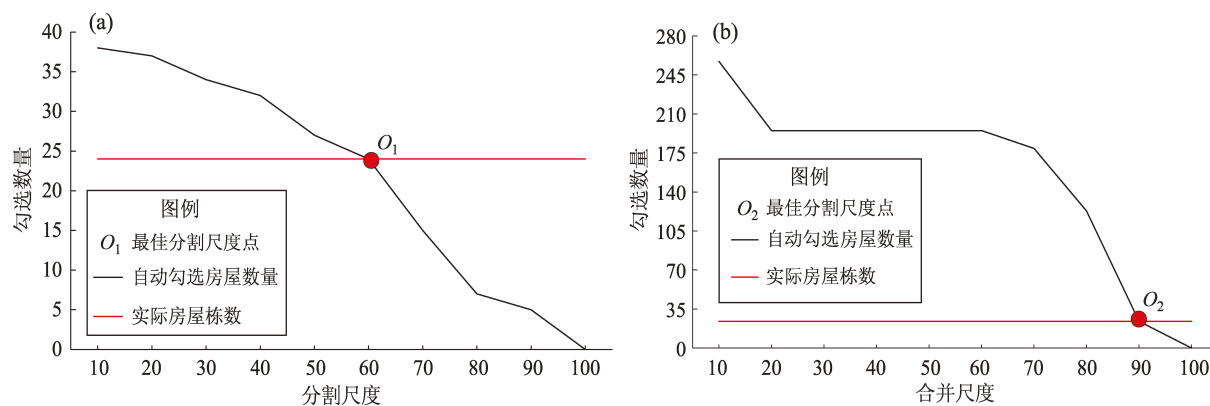


图 4 不同分割尺度 (a)、合并尺度 (b) 下自动勾选房屋数量

Fig. 4 Number of the automatically ticked buildings on different segmentation scales (a) and merger scales (b)

## 2.3 选取样本

根据实地调查分析, 研究区建筑物可分为钢、框架、砖混和砖木 (土木) 4 种结构类型。笔者

从研究区中选取 35 个样本, 如图 5 所示, 表 2 为样本中各建筑物结构数量及占比。

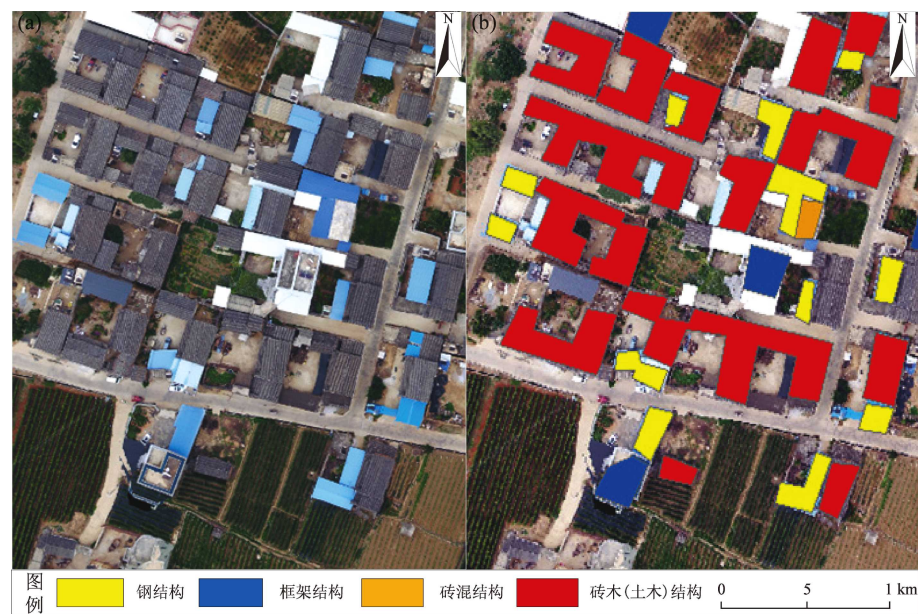


图5 研究区样本 (a) 及房屋结构分布 (b)

Fig.5 Samples (a) and building structures (b) in the study area

表2 研究区房屋结构数量及占比

Tab.2 The number and propotion of the building structure in the study area

房屋结构	房屋栋数	颜色	占比 (%)	房屋结构	房屋栋数	颜色	占比 (%)
钢结构	12	黄色	37.14	砖混结构	1	土黄色	2.86
框架结构	4	蓝色	8.57	砖木(土木)结构	18	红色	51.43

2.4 基于规则的面向对象分类

在建筑物结构分类识别中，分类规则的确定对处理结果起决定性作用。特定的目标要和相应的特征或多特征相对应，要选择合适的特征值或特征参数，才能有效地将建筑物与道路、空地、植被和农田等地表物体区分开。笔者通过对样本（图5a）进

行反复试验，得到最佳多规则组合分类结果，影像的多尺度分割图及基于规则分类结果见图6。表3为分类规则最佳参数设定，其中将光谱平均灰度值、面积、延伸性、矩形度4类特征确定为研究区分类规则。表4为样本分类结果精度检验，其中Kappa系数为0.855，建筑物结构分类效果较好。

表3 地物分类规则

Tab.3 Classification rules of surface of the objects

地物类型	光谱平均灰度值	面积/m <sup>2</sup>	延伸性	矩形度
钢结构房屋	127 ~ 146	45 ~ 3 000	1 ~ 3	0.2 ~ 1
框架、砖混结构房屋	170 ~ 250	45 ~ 3 000	1 ~ 3	0.2 ~ 1
砖木、土木结构房屋	86 ~ 127	45 ~ 3 000	1 ~ 3	0.2 ~ 1
道路	163 ~ 170	—	—	—
空地	146 ~ 163	—	—	—
植被、农田	0 ~ 86	—	—	—

表4 基于规则的样本分类结果精度检验

Tab.4 Accuracy test of sample classification lesnlts based on rale

结构类型	分类结果/栋	目视解译结果统计/栋	错分数量/栋	错分率 (%)	漏检数量/栋	漏检率 (%)	Kappa 系数
钢结构	11	12	1	8.3	1	8.3	0.854 972 376
框架、砖混结构	9	5	1	20	3	60	—
砖木、土木结构	18	18	0	0	0	0	—

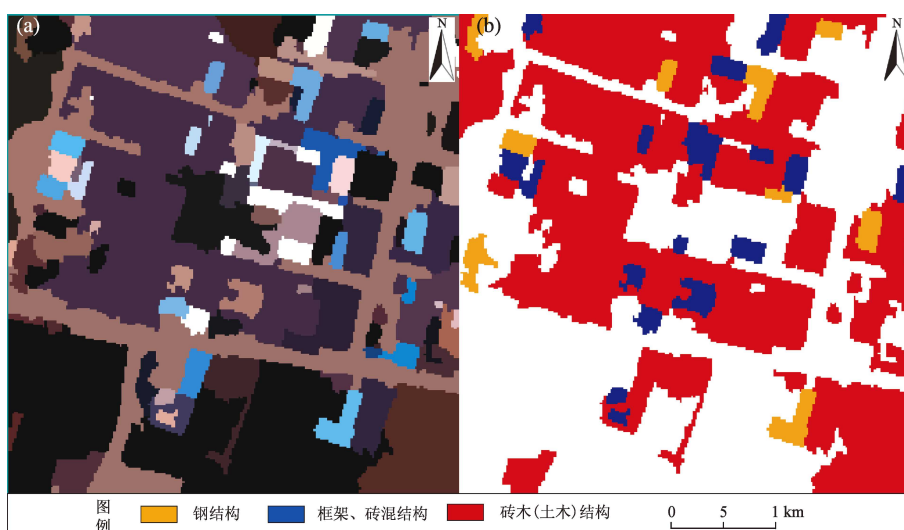


图 6 影像的多尺度分割结果 (a) 和基于规则分类结果 (b)

Fig. 6 Multi-scale segmentation results of images (a), and rule-based classification results (b)

## 2.5 基于样本的面向对象分类

在基于样本分类方法中,样本质量的选取对分类结果起决定性作用。特定的目标要和训练的样本相对应,要选择合适的样本及样本数量,才

能有效地将建筑物与地表物体区分开。研究区 35 个样本中钢、框架、砖混、砖木(土木)结构建筑物数量分别为 12、5、18 个(图 7a、表 5),图 7b 为样本训练结果图。

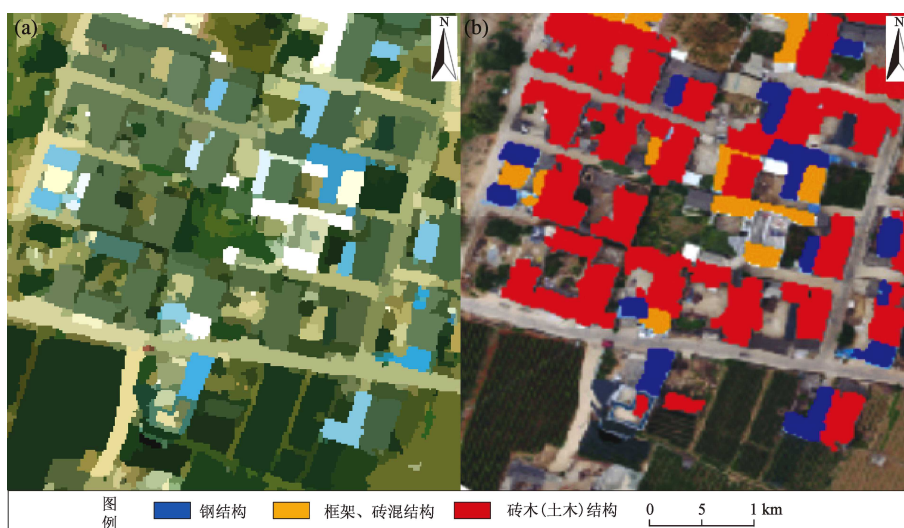


图 7 影像的多尺度分类结果 (a) 及基于样本分类结果 (b)

Fig. 7 Multi-scale classification result of images (a), and sample-based classification (b)

表 5 基于样本的房屋结构数量及占比

Tab. 5 The number and proportion of the sample housing structures

名称	房屋栋数	颜色	占比 (%)
钢结构	12	蓝色	34.28
框架、砖混结构	5	黄色	14.29
砖木、土木结构	18	红色	51.43

## 2.6 基于 DSM 高程分类

无人机遥感影像 DSM 计算的建筑物高差是一

个稳定的、可传递的建筑物特征。以地面对象作参考,依据地面与建筑物之间的高度差异可分离



出建筑物结构。笔者采用亮度特征对样本区 DSM 影像进行建筑物结构分类。图 8 为样本 DSM 影像及分类结果图。表 6 为分类结果精度检验，其中 Kappa 系数为 0.875，建筑物结构分类效果较好。

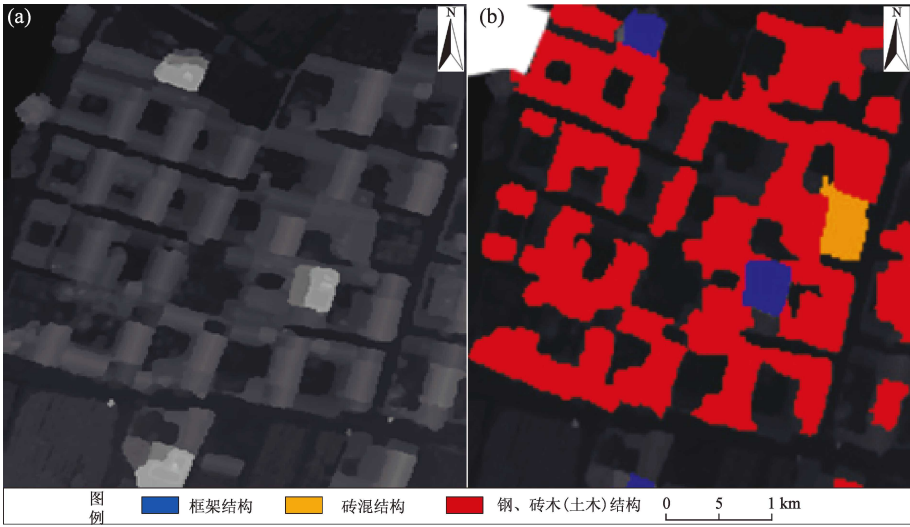


图 8 DSM 的多尺度分类结果 (a) 和基于 DSM 分类结果 (b)  
Fig. 8 Multi – scale classification result of DSM (a), and sample – based classification (b)

表 6 基于 DSM 样本分类结果精度检验  
Tab.6 Accuracy test basedon DSM Sample classifications results

结构类型	分类结果/栋	目视解译结果统计/栋	错分数量/栋	错分率 (%)	漏检数量/栋	漏检率 (%)	Kappa 系数
框架结构	3	4	0	0	1	0.25	0.875 886 525
砖混结构	1	1	0	0	0	0	—
钢、砖木、土木结构	30	30	0	0	0	0	—

3 结果

图 9 为 3 种建筑物结构分类方法与目视解译结果图。表 7 为在相同的分类尺度下，3 种分类方法中不同结构建筑物统计数量。从表中可以看出，3 种分类方法对建筑物结构的总体分类效果较好。其中基于规则、样本分类的方法对于框架、砖混结构建筑物分类不明显，这是由于这两种结构建筑物的色调和形状特征基本相似，需要辅助特征 DSM 进行分类。由于研究区中钢结构与砖（土）木结构建筑物楼层均为一层，导致基于 DSM 分类方法很难对二者进行分类。对于钢结构、框架（砖混）建筑物的分类，基于规则分类方法效果相对较好；对于砖（土）木结构建筑物的分类，基于样本分类方法效果相对较好；对于总体建筑物数量识别方面，基于 DSM 分类方法效果相对较好。

表 7 基于不同分类方法的房屋分类结果

Tab.7 Housing classification results based on different classification methods

分类方法	结构类型	房屋数量/栋	总数量/栋
基于规则的面向对象分类	钢结构	66	346
	框架、砖混结构	82	
	砖木、土木结构	198	
基于样本的面向对象分类	钢结构	64	342
	框架、砖混结构	78	
	砖木、土木结构	200	
基于 DSM 分类	框架结构	48	349
	砖混结构	29	
	砖木、土木结构	272	
目视解译分类	钢结构	71	365
	框架结构	53	
	砖混结构	31	
	框架、砖混结构	84	
	砖木、土木结构	210	

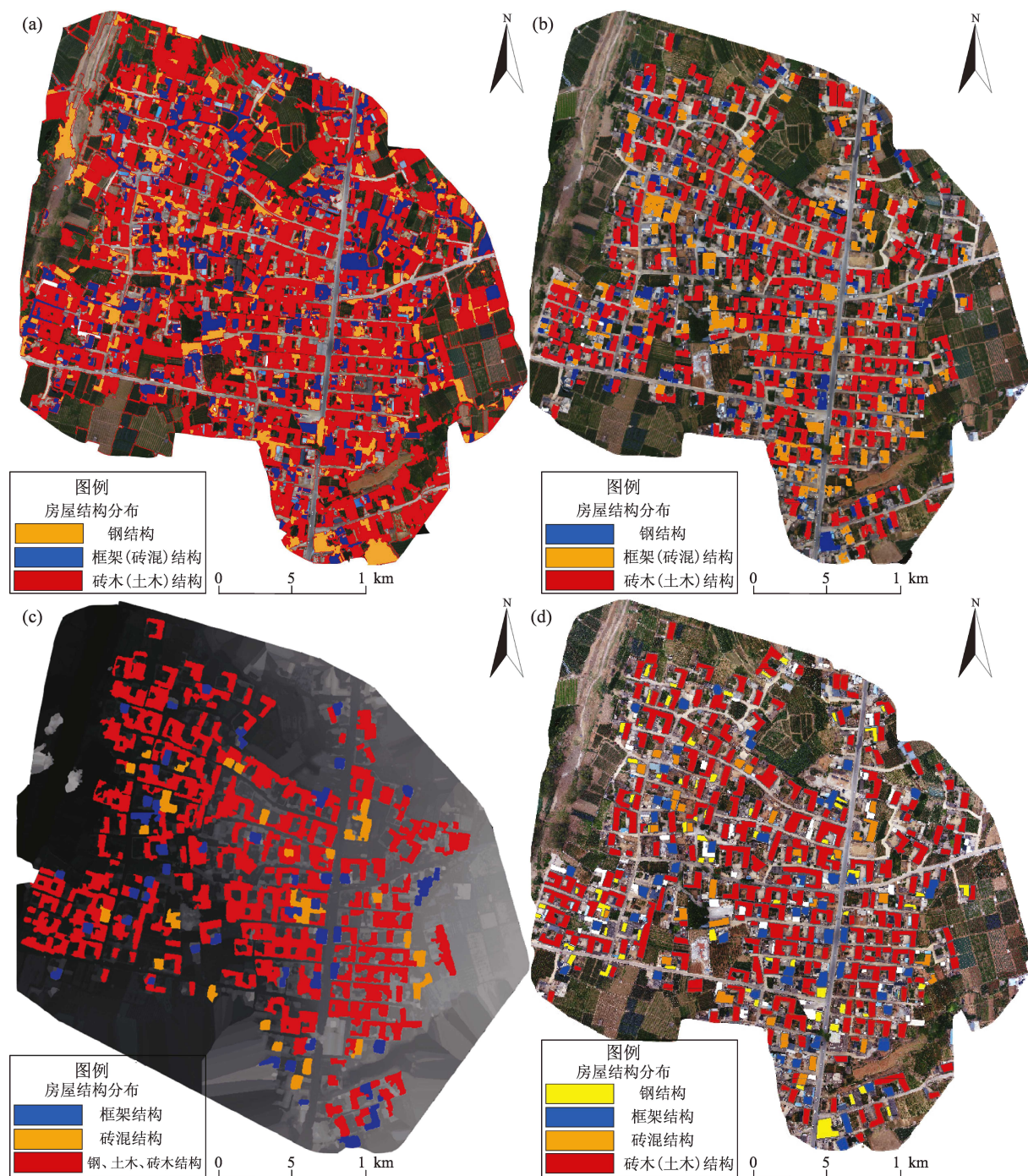


图9 基于规则的面向对象分类结果 (a)、基于样本的面向对象分类结果 (b)、DSM 分类结果 (c) 及目视解译分类结果 (d)

Fig. 9 Rule-based and object-oriented classification (a), sample-based and object-oriented classification (b), classification based on the Digital Surface Model (c), and visual interpretative classification (d)

## 4 讨论

### 4.1 对比分析

表 8 为 3 种分类方法的精度分析, 其中每

种分类方法都有错分或漏检的现象。基于样本的面向对象分类方法 Kappa 系数最大为 0.735, 说明该方法对研究区域建筑物结构分类效果最好。这是由于在研究区白庄村中钢结构、框架(砖混)、砖(土)木结构建筑物在色调和形状

上差别明显，并且在训练样本过程中加入了人的主观思想；对于基于规则、DSM 分类方法 Kappa 系数分别为 0.721、0.712，识别效果较好。在基于规则、样本的面向对象分类方法中，

由于影像分类特征如亮度值、矩形度、面积、光谱基本相同，很难对框架和砖混结构建筑物进行分类，因此笔者将基于 DSM 高程分类方法作为辅助特征分类。

表 8 3 种建筑物结构分类结果精度对比

Tab. 8 Comparison of the accuracy of the classification of three kinds of building structures

分类方法	类型	分类结果/ 栋	实地调研结果 统计/栋	错分数量/ 栋	错分率 (%)	漏检数量/ 栋	漏检率 (%)	Kappa 系数
基于规则的面向 对象分类	钢结构	66	71	9	12.67	5	7.04	—
	框架结构	—	53	—	—	—	—	—
	砖混结构	—	31	—	—	—	—	—
	框架、砖混结构	82	84	8	9.52	2	2.38	—
	砖木、土木结构	198	210	6	2.85	12	5.71	—
	房屋总数量	346	365	23	25.04	19	15.04	0.721
基于样本的面向 对象分类	钢结构	64	71	4	5.63	7	9.85	—
	框架结构	—	53	—	—	—	—	—
	砖混结构	—	31	—	—	—	—	—
	框架、砖混结构	78	84	3	3.57	6	7.14	—
	砖木、土木结构	200	210	5	2.38	10	4.76	—
	房屋总数量	342	365	12	11.58	23	21.75	0.735
基于 DSM 分类	钢结构	—	71	—	—	—	—	—
	框架结构	48	53	4	7.54	5	9.43	—
	砖混结构	29	31	3	9.67	2	6.451	—
	框架、砖混结构	—	84	—	—	—	—	—
	钢结构、砖木、土木结构	272	281	3	1.06	9	3.20	—
	房屋总数量	349	365	10	18.27	16	19.08	0.712

4.2 融合方法对比

为进一步提高建筑物结构的分类精度，结合 3 种分类方法的优缺点，笔者对 3 种方法进行融合，并对融合结果进行精度对比。表 9 为 3 种融合方法——基于规则 + DSM、基于样本 + DSM、基于规则 + 样本 + DSM 分类方法的融合规则：

(1) 3 种融合方法中框架、砖混结构建筑物均采用基于 DSM 分类方法进行分类，这是因为基于规则、样本分类方法不能对框架、砖混结构建筑物进行有效分类。

(2) 由于基于 DSM 的分类方法不能对钢结构建筑物进行分类，因此基于规则 + DSM、基于样本 + DSM 分类方法中分别采用基于规则、样本分类

方法进行钢结构建筑物分类。

(3) 由于基于规则、样本、DSM 三种分类方法中均对砖（土）结构建筑物进行了分类，因此 3 种融合方法中砖（土）木结构建筑物分类采用 3 种分类方法中相对分类精度高的方法。

图 10 为 3 种融合方法与目视解译结果，表 10 为 3 种融合方法与目视解译分类结果精度对比。3 种融合分类方法相比于 3 种单一的分类方法分类精度均有所提升，其中基于规则 + 样本 + DSM 分类方法错分率为 1.36%、漏检率为 5.2%、Kappa 系数为 0.811，与其它 5 种分类方法相比，识别效果最好、精度最高。



表 9 不同建筑物结构提取方法  
Tab. 9 Different methods of building structure extraction

融合方法	钢结构房屋提取	框架结构房屋提取	砖混结构房屋提取	砖（土）木结构房屋提取
基于规则 + DSM 分类方法	规则分类方法	DSM 分类方法	DSM 分类方法	规格分类方法
基于样本 + DSM 分类方法	样本分类方法	DSM 分类方法	DSM 分类方法	样本分类方法
基于规则 + 样本 + DSM 分类方法	规则分类方法	DSM 分类方法	DSM 分类方法	样本分类方法

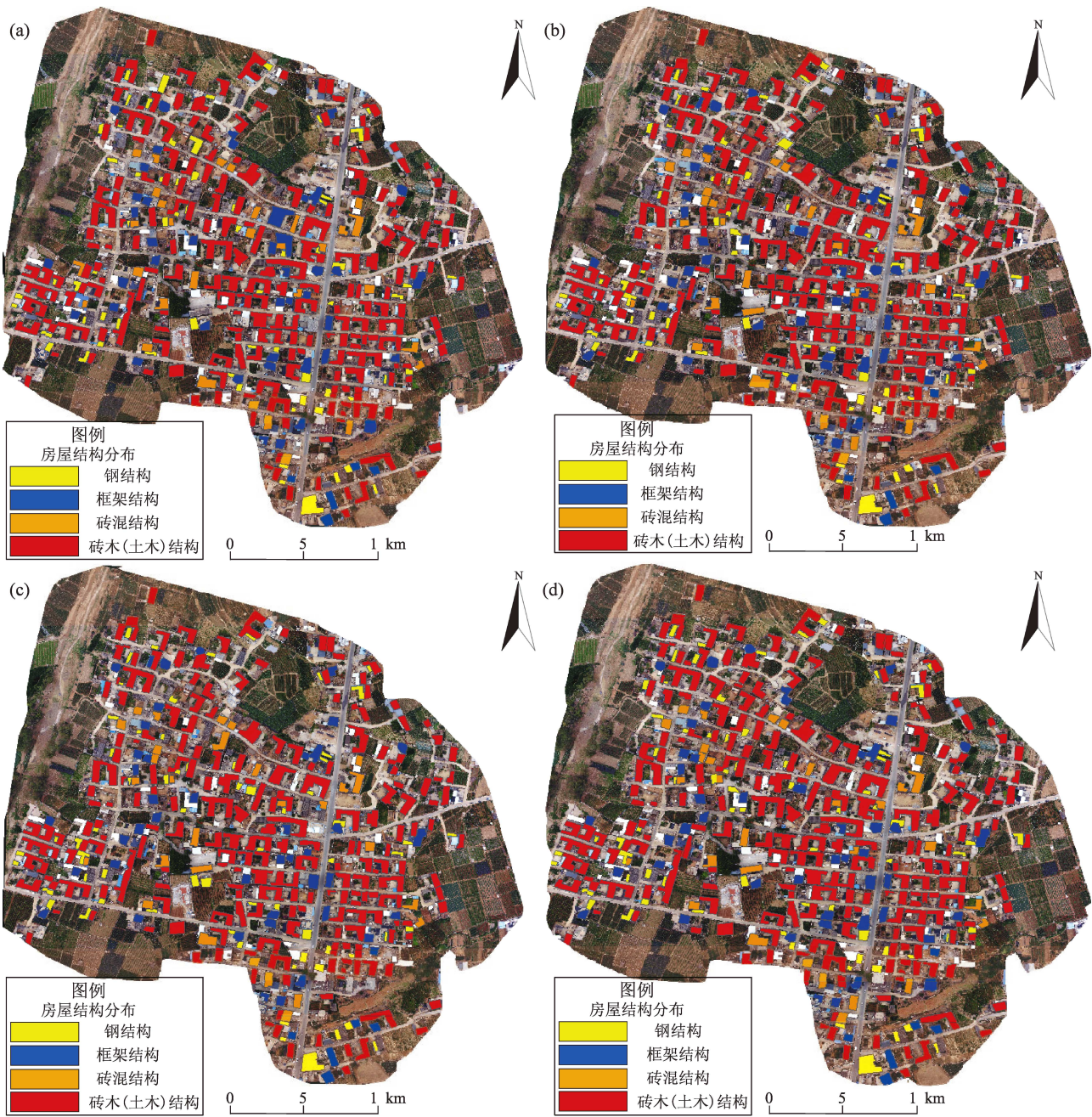


图 10 基于规则 + DSM (a)、基于样本 + DSM (b)、基于规则 + 样本 + DSM (c) 的分类方法结果和目视解译结果 (d)

Fig. 10 Rule-based + DSM classification (a), sample-based + DSM classification (b), rule-based + sample + DSM classification (c), and visual interpretation (d)

表 10 3 种建筑物结构识别结果精度对比

Tab. 10 Comparison of the accuracy of the identification of three kinds of building structures

分类方法	类型	分类结果/ 栋	实地调研结果 统计/栋	错分数量/ 栋	错分率 (%)	漏检数量/ 栋	漏检率 (%)	Kappa 系数
基于规则 + DSM 分类	钢结构	66	71	2	2.81	5	7.04	—
	框架结构	48	53	2	3.77	5	9.43	—
	砖混结构	29	31	1	3.22	2	6.45	—
	框架、砖混结构	—	84	—	—	—	—	—
	砖木、土木结构	198	210	2	0.95	12	5.71	—
	房屋总数量	341	365	7	1.91	24	6.57	0.759
基于样本 + DSM 分类	钢结构	64	71	3	4.22	7	9.85	—
	框架结构	48	53	3	5.66	5	9.43	—
	砖混结构	29	31	2	6.45	2	6.45	—
	框架、砖混结构	—	84	—	—	—	—	—
	砖木、土木结构	200	210	1	0.47	10	4.76	—
	房屋总数量	341	365	9	2.46	24	6.57	0.750
基于规则 + 样本 + DSM 分类	钢结构	69	71	2	2.81	2	2.81	—
	框架结构	48	53	2	3.77	5	9.43	—
	砖混结构	29	31	1	3.22	2	6.45	—
	框架、砖混结构	—	84	—	—	—	—	—
	砖木、土木结构	200	210	0	0	10	4.76	—
	房屋总数量	346	365	5	1.36	19	5.20	0.811

笔者通过对比分析 6 种建筑物结构分类结果，总结了每种分类方法的优缺点。①基于规则的面向对象分类方法属于非监督式分类方法，是一种以不同影像地物特征中类别特征的差别为依据的无先验类别的图像分类方法。该方法根据分类样本特征光谱、面积、延展性、矩形度与亮度值等建立决策规则进行分类，优点是不需要训练大量样本，减少人为因素影响，减少时间，降低成本，缺点是运算量大。②基于样本的面向对象分类方法属于监督式分类方法，是依据典型样本训练方法进行的技术，即根据已知训练区提供的样本，通过选择不同参数特征的样本作为决策规则，对影像中的建筑物结构进行分类，优点是简单实用，运算量小，缺点是人为因素影响大，容易受样本个数和样本典型性影响，并且随机性大。③基于 DSM 高程分类方法，它属于辅助特征分类方法，该方法利用了不同建筑物结构之间的高度差，减少了基于规则、样本分类方法中相似特征信息的干扰，提高了建筑物结构分类精度。笔者通过对比分析以上 3 种分类方法以及 3 种融合分类方法的分类精度，得到基于规则 + 样本 + DSM 分类方法的错分率、漏检率与 Kappa 系数最优，识别效果

最好，其原因是该方法融合了基于规则、样本、DSM 3 种分类方法的优点，同时消减了 3 种分类方法的缺点。

5 结论

笔者分别采用面向对象的规则、样本以及 DSM 分类方法进行分类，并结合 3 种分类方法的优缺点，按一定的规则进行相互融合，得到基于规则 + DSM、样本 + DSM、规则 + 样本 + DSM 3 种建筑物结构分类方法，并且通过对比分析 3 种单一与 3 种融合分类方法的建筑物结构分类精度，得出基于规则 + 样本 + DSM 的半监督分类方法分类精度最高的结论，该方法对大面积建筑物结构识别准确率高、稳定性好。然而本文方法也存在不足之处，一是影像最佳分割与合并尺度值的确定，二是建筑物结构分类中影像最佳分辨率的确定，三是相似纹理特征的不同建筑物结构分类效果不佳。针对以上不足，在未来工作中可考虑引入深度学习、仿生学的方法。

参考文献：

曹彦波,张原硕,邓树荣,等. 2019. 云南省县(市)区应急备震能力

- 评估方法研究及应用[J]. 震灾防御技术, 14(2): 387-400.
- 陈晋, 习聪望, 陈文凯, 等. 2018. 基于无人机、高分卫星遥感影像的甘肃省陇南市建筑物空间化研究[J]. 地震研究, 41(2): 192-200.
- 程滔, 吴芸, 郑新燕, 等. 2019. 面向遥感影像智能分类的海量样本数据采集方法[J]. 测绘通报, (10): 56-60.
- 邓焯文, 湛青青, 李红刚, 等. 2020. 利用高分辨率航空影像阴影提取城市建筑物高度信息[J]. 科技资讯, 18(23): 47-51.
- 杜浩国, 陈亮, 林旭川, 等. 2019. 云南红河州城区房屋地震灾害三维仿真模拟方法[J]. 地震研究, 42(2): 218-229.
- 杜浩国, 张方浩, 邓树荣, 等. 2018. 震后极灾区无人机最优航拍区域选择[J]. 地震研究, 41(2): 209-215.
- 耿艳磊, 邹峥嵘, 何帅帅, 等. 2020. 基于半监督生成对抗网络的遥感影像地物语义分割[J]. 测绘与空间地理信息, 43(4): 36-39.
- 黄慧萍, 吴炳方. 2006. 地物大小、对象尺度、影像分辨率的关系分析[J]. 遥感技术与应用, 21(3): 243-248.
- 李强, 张景发. 2016. 不同特征融合的震后损毁建筑物识别研究[J]. 地震研究, 39(3): 486-493.
- 卢永坤, 周洋, 代博洋, 等. 2019. 2018年云南墨江5.9级地震房屋震害特征与烈度评定[J]. 地震研究, 42(2): 172-178.
- 冉树浩, 胡玉龙, 杨元维, 等. 2020. 基于样本形态变换的高分遥感影像建筑物提取[J]. 浙江大学学报(工学版), 54(5): 996-1006.
- 童威. 2019. 基于ENVI的遥感影像监督分类方法的研究[J]. 科技创新与应用, (23): 6-9.
- 王晓青, 窦爱霞, 丁香, 等. 2015. 地震烈度应急遥感评估研究与应用进展[J]. 地球信息科学学报, 17(12): 1536-1544.
- 吴浩霖, 聂高众, 范熙伟, 等. 2019. 基于小型无人机航拍影像的地表房屋建筑提取算法对比——以新疆阿图什市琼哈拉峻村为例[J]. 地震研究, 42(2): 236-244.
- 谢嘉丽, 李永树, 李何超, 等. 2017. 利用灰度共生矩阵纹理特征识别空心村损毁建筑物的方法[J]. 测绘通报, (12): 90-93, 102.
- 徐西桂. 2019. DEM辅助去斜处理的层析SAR建筑物点云重构研究[D]. 北京: 北京建筑大学.
- 许建华, 张雪华, 王晓青, 等. 2017. 无人机倾斜摄影技术在地震烈度评估中的应用——以九寨沟7.0级地震为例[J]. 中国地震, 33(4): 655-662.
- 游永发, 王思远, 王斌, 等. 2019. 高分辨率遥感影像建筑物分级提取[J]. 遥感学报, 23(1): 125-136.
- 曾涛, 杨武年, 黎小东, 等. 2010. 面向对象的高空间分辨率遥感影像信息提取——汶川地震城市震害房屋案例研究[J]. 自然灾害学报, 19(5): 81-87.
- 张方浩, 卢永坤, 邓树荣, 等. 2020. 云南地区区域地震灾害特征[J]. 地震研究, 43(1): 134-143.
- 张景发, 李强, 焦其松, 等. 2017. 建筑物震害多源遥感特征与机理分析[J]. 地震学报, 39(2): 257-272.
- 张凯琳. 2020. 基于卷积神经网络的高光谱图像半监督分类方法研究[D]. 合肥: 安徽大学.
- 周光全, 卢永坤, 非明伦, 等. 2010. 地震灾害损失初步评估方法研究[J]. 地震研究, 33(2): 208-215.
- GB 50096—2011, 住宅设计规范[S].

## Research on Object-oriented Building Structure Classification Extraction Method Based on UAV Image

DU Haoguo, ZHANG Fanghao, LU Yongkun, CAO Yanbao, DENG Shurong,  
HE Shifang, ZHANG Yuanshuo, XU Junzu  
(Yunnan Earthquake Agency, Kunming 650224, Yunnan, China)

### Abstract

In order to accurately recognize the building structure in remote sensing images, we proposed a method of extracting building structure at levels based on spectrum, shape, space, texture and digital surface model (DSM). Then, by the help of high-resolution images taken by UAVs in the research area, we make object-oriented analysis. Firstly, we do multi-scale segmentation of the images in order to extract the objects according to the optimal segmentation and the merger index. Then, we classify building structures according to rules, training samples and DSM respectively. Finally, we combined the three classification methods, and get new results of the buildings structures. Then we compared the result from each method with the one from the combined method. We found that the semi-supervised classification based on rule + sample + DSM has the lowest error rate and omission ratio, and optimal Kappa coefficient.

**Keywords:** building structure classification; high-resolution UAV image; object-oriented classification; DSM; shape structure; spectral characteristics