

基于哨兵2号卫星影像的柬埔寨上丁省 土地资源监测技术研究

谢国雪¹, 穆琳², 苏秋群¹, 张家玫¹, 苏秀刚¹

(1.广西农业科学院农业科技信息研究所, 广西 南宁 530007; 2.广西大学商学院, 广西 南宁 530000)

摘要:为探索哨兵2号影像提取土地利用的可行性,研究基于像元与面向对象分类方法协同的土地资源监测技术,并选取柬埔寨上丁省为例开展应用。通过非监督分类方法将研究区划分为水体、植被和其他三大类;以其他地类为基底,利用半自动化技术提取交通运输用地信息;进一步利用多尺度分割方法完成不同区域影像切割形成细小地块对象;选取少量样本,基于传统特征指数、红边特征指数、亮度、波段均值等特征,利用面向地块对象的支持向量机迭代分类方法完成土地细类识别。结果表明,总体精度为90.24%,*Kappa*系数为0.89,能够满足使用要求。统计显示,林地面积最多,占领土面积的77.70%,耕地次之,占比为14.12%。实验说明哨兵2号影像用于监测土地资源切实可行,对于提高分类精度具有促进作用。文章研究方法对于实现柬埔寨土地资源监测具有参考价值。

关键词:遥感;哨兵2号;土地资源;监测技术;上丁省

中图分类号:P237 文献标识码:A 文章编号:1672-5867(2020)12-0046-05

Study on Land Resources Monitoring Technology in Shangding Province of Cambodia Based on Sentinel-2 Satellite Imagery

XIE Guoxue¹, MU Li², SU Qiuqun¹, ZHANG Jiamei¹, SU Xiugang¹

(1.Agricultural Science and Technology Information Research Institute, Guangxi Academy of Agricultural Sciences, Nanning 530007, China; 2.Business School, Guangxi University, Nanning 530000, China)

Abstract: In order to explore the feasibility of extracting land use from Sentinel-2 image, the land resource monitoring technology based on pixel and object-oriented classification method is studied, and the application of the province of Shangding, Cambodia is selected. By using the unsupervised classification method, the study area is divided into three main categories: water body, vegetation and others, using other land types as the basis, using semi-automatic technology to extract transportation land information. Furthermore, the multi-scale segmentation method is used to cut the images of different regions to form small parcel objects. After selecting a small number of samples, based on the characteristics of traditional feature index, red edge feature index, brightness, band mean, etc., the support vector machine iterative classification method for the block object is used to complete the land classification. The results show that the overall accuracy is 90.24%, and the *Kappa* coefficient is 0.89, which can meet the requirements of use. Statistics show that the forest area is the largest, accounting for 77.70% of the territory, followed by cultivated land, accounting for 14.12%. The experiment shows that the sentinel-2 image is really feasible for monitoring land resources, and it can promote the classification accuracy. The research method of this paper has reference value for realizing the monitoring of land resources in Cambodia.

Key words: remote sensing; Sentinel-2; land resources; monitoring technology; Shangding

收稿日期:2019-12-02

基金项目:广西创新驱动发展专项资金项目——柑橘黄龙病综合防控技术与示范(桂科 AA18118046);广西创新驱动发展专项资金项目——糖业发展大数据平台开发(桂科 AA18118048);国家社科基金青年项目——基于大数据及遥感的“一带一路”新闻热点及争议事件研究(19CXW028)资助

作者简介:谢国雪(1989-),女,广西贵港人,工程师,硕士,2016年毕业于广西师范学院地图学与地理信息系统专业,主要从事农业遥感技术应用研究工作。

0 引言

柬埔寨农林渔业部部长永沙坤指出,2018 年农业各领域占国内生产总值的 23.5%,其中农作物、林业分别占农业领域 GDP 的 58.1%、6.7%^[1];据统计柬埔寨 2019 年第一季度橡胶出口总量约 5.0×10^7 kg,出口额近 6 100 万美元,主要出口到中国、越南、新加坡、马来西亚等^[2]。农业是柬埔寨的支柱产业,不仅对本国 GDP 贡献功不可没,也直接影响中国的进口决策,开展土地资源大区域精准监测对于柬埔寨农业发展及中国政府决策具有重要意义。近年来,国内外利用遥感技术开展了全球及大区域尺度土地覆被监测,取得显著成果的有美国马里兰大学 UMD 数据集、美国波士顿大学 MODIS 数据集、欧洲空间局 GLOBCOVER 数据集、中国研制的 Globeland30 数据集与 FROM-GLC 数据集等^[3-4]。经过近 10 年不断努力,全球覆被监测成果由千米级分辨率提升到 30 m 分辨率,为人类了解地球资源提供有利的数据参考。在国家层面取得新进展的同时,国内外学者利用 Landsat、哨兵、Spot、高分系列、环境星等遥感数据开展多领域研究,在农作物种植结构、森林覆被变化、城市发展变化、水环境污染等领域得到广泛应用,如 Kussul 等利用 Landsat-8 和 Sentinel-1a 数据,基于地块对象开展乌克兰作物分类研究,整体精度为 89.40%^[5];Soleimannejad 等基于 Landsat-8、sentinel-2、IRS-Pansharpened 影像利用决策树方法监测伊朗 Hyrcanian 森林树种,3 种数据提取精度分别为 78.2%、77%、84.9%^[6];赵艺霖利用 Landsat-5 和 Landsat-8 影像,开展杭州市近 20 年土地利用变化监测^[7]。

遥感技术的研究与应用取得显著效果,但大范围土地资源监测以低分辨率影像为主,存在分类精度较低的问题,同时针对东盟国家土地利用监测研究甚少。综上,文章选取柬埔寨上丁省为研究区,利用哨兵 2 号(Sentinel-2)影像为主,以谷歌地球数据为辅,通过非监督分类方法识别水体信息,利用半自动化技术提取道路信息,分区采用多尺度分割方法形成地块对象,基于传统特征指数、红边特征指数、亮度、波段均值等特征,利用面向对象的支持向量机迭代分类方法识别地类信息,为开展柬埔寨土地资源监测提供技术参考,为我国了解东盟国家资源分布提供翔实数据服务。

1 研究区与数据源

1.1 研究区概况

上丁省位于柬埔寨东北部,英文名称 Stung Treng,省会上丁市,行政区域约 1.1 万 km^2 ,人口 4.2 万,分管 5 个县。北邻老挝,湄公河纵贯全省。地处内陆,平原略微起伏,属热带季雨林气候,气温变化较大,年降雨量 1 800 mm。拥有丰富的生态旅游业,森林茂密,盛产优质木材,粮食作物以水稻为主,盛产红宝石、蓝宝石、石英等,水运和公路运输发达。

1.2 卫星影像获取

本文以欧洲航天局(ESA)哨兵 2 号地球观测卫星数据为主,以谷歌地球高分辨率影像为辅,开展柬埔寨上丁省土地资源监测。哨兵 2 号影像时间为 2018 年 3 月至 4 月共 5 景,等级为 Level-1C(L1C),即经过正射校正和亚像元级几何精校正后的大气表观反射率产品,卫星光谱信息见表 1。谷歌地球影像分辨率为 2 m,覆盖全省单期影像时间为 2010—2018 年,采用 WGS-84 坐标系。

表 1 哨兵 2 号卫星光谱信息

Tab.1 Spectral information of sentinel-2 satellite

Sentinel-2 Band	Band name	Central Wavelength (μm)	Resolution (m)
Band 1-Coastal aerosol	B1	0.443	60
Band 2-Blue	B2	0.490	10
Band 3-Green	B3	0.560	10
Band 4-Red	B4	0.665	10
Band 5-Vegetation Red Edge	B5	0.705	20
Band 6-Vegetation Red Edge	B6	0.740	20
Band 7-Vegetation Red Edge	B7	0.783	20
Band 8-NIR	B8	0.842	10
Band 8A-Vegetation Red Edge	B8A	0.865	20
Band 9-Water vapour	B9	0.945	60
Band 10-SWIR-Cirrus	B10	1.375	60
Band 11-SWIR	B11	1.610	20
Band 12-SWIR	B12	2.190	20

2 研究方法

本文采用基于像元与面向对象分类方法协同监测柬埔寨上丁省土地资源信息,通过水体信息与道路信息将研究区划分为多区域,根据不同区域影像特征选取最优尺度分割形成地块对象,基于影像特征利用支持向量分类器迭代提取地物信息,技术路线如图 1 所示。

2.1 影像预处理

为实现 L1C 影像产品转换为地表反射数据,利用欧空局发布数据插件 Sen2cor 进行大气校正处理。在大气校正处理基础上,将 20 m 分辨率波段进行组合,形成红边波段影像,利用近红外全色影像(NIR)与红边波段影像进行融合处理,形成 10 m 分辨率红边影像,再通过波段组合模型完成红边影像与 10 m 分辨率可见光波段合成,生成 10 m 分辨率多光谱影像数据产品(共包含 8 个波段)。

2.2 非监督分类方法自动识别地物

利用 ENVI 软件平台的非监督分类 ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analyze Technique) 技术进行影像自动分类。该技术是以图像空间均匀分布地类均

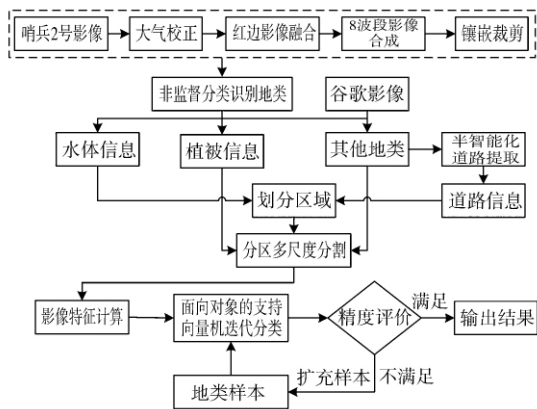


图1 技术流程
Fig.1 Technical flow chart

值为起点,通过最小距离技术对周边像元进行迭代聚合,每完成一次聚合重新计算均值,再以新均值为起点完成聚合^[8]。非监督分类目的是将影像分类为水体、植被、其他三大类,最大分类数通常为地类数量的2倍以上,本文采用最大分类数据为10。迭代次数越多分类精度越高,但消耗时间也更长,综合考虑迭代次数设置为20。

基于像元的分类方法进行聚合,容易产生“椒盐”现象,须在分类结果上循环利用小斑去除(Majority/Minority)、地类合并(Combine)模型处理,同时将10类分类结果合并为水体、植被、其他地类,效果如图2所示。栅格转矢量、边界拟合处理,形成水域及水利设施用地(水体)、植被信息、其他地类矢量数据。

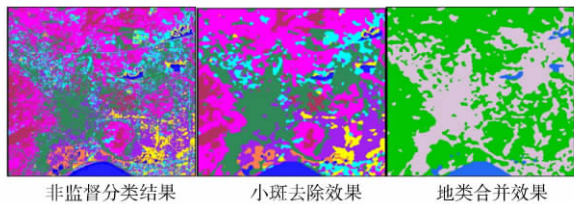


图2 非监督分类及后处理效果图
Fig.2 Unsupervised classification and post-processing effect map

2.3 道路信息半自动化提取

研究区林地分布较广,影像上显示交通运输用地(道路)多处被树木遮挡,难以形成连贯性和完整性。鉴于道路与建筑物信息容易混淆,为准确掌握两者相似程度,选取道路与建设用地样本,分别计算归一化植被指数(Normalized Vegetation Index, NDVI)、比值植被指数(Ratio vegetation index, RVI)、归一化水体指数(Normalized Difference Water Index, NDWI)、最大离散值、亮度均值,统计效果如图3所示。统计结果显示,在哨兵二号影像上道路信息与建设用地信息特征十分相似,难以利用常用指标完成自动化识别。为实现道路与建设用地的精准区分,形成与客观现实相吻合的道路信息,以及将研究区形成多个区域,利用半自动化方法提取道路信息。即在其

他地类基础上,将哨兵2号影像协同谷歌地球影像,在ArcGIS平台上绘制道路单边形态边界,再利用平行线自动绘制功能,形成道路边界线,绘制道路两端封闭线,基于封闭线自动构面工具生成道路信息。研究区道路宽度低于20 m则绘制道路中线。



图3 样本特征均值统计图
Fig.3 Statistical chart of sample characteristic mean

2.4 分区域多尺度分割

经非监督分类处理以及提取道路信息,研究范围被划分为多个区域,为开展多尺度分割提供了有效边界。多尺度分割遵循异质性最小原则,综合考虑光谱、形状、形状紧致度和形状光滑度等因子,采用自下而上区域合并方法形成对象^[9-10]。为实现分区域多尺度分割,确定分割尺度、形状因子比重、形状因子紧致度比重至关重要。经过定量反复实验对比,选取最优的分割尺度与因子比重,其中耕地集中分布区域地物面积较小,地类复杂且形状无规律,分割尺度为80、形状因子比重设定为0.1、形状紧致度比重为0.6;地类成片及形状较规整区域,采用100的分割尺度、形状因子比重为0.2、形状因子紧致度为0.5;植被区域多以林地为主,呈片分布且面积较大,分割尺度选取为120、形状因子比重为0.1、形状紧致度比重为0.5。分区域多尺度分割能够形成完整的地块对象,较少分割不足、分割过度的现象,效果如图4所示。

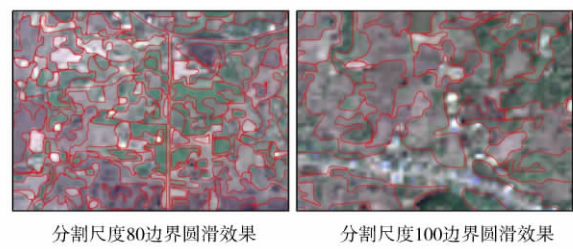


图4 多尺度分割及边界圆滑效果图
Fig.4 Multi scale segmentation and smooth boundary rendering

2.5 土地信息提取

对多尺度分割形成的地块对象进行边界拟合处理,通过图斑切割、合并、拓扑检测处理形成具有完整性的地块,在道路、水体信息已识别的基础上,分别以其他地类和植被地类为对象,结合谷歌影像选取样本,基于影像特征利用面向对象的支持向量机迭代分类方法完成地类的

识别^[11]。Immitzer^[12]、张卫春^[13] 研究表明,第一个红边波段(B5) 敏感性比近红外波段(B8) 显著,为此分别计算传统光谱特征指数和红边波段特征指数进行地物分类,特征详情见表 2。

基于传统特征指数、红边特征指数、亮度、波段均值(B4、B5、B7) 等特征,利用面向对象的支持向量机迭代分类方法完成地类的识别^[11],即通过选取少量样本进行第

一次分类,在分类结果基础上,针对提取精度较低区域不断扩充样本,进行下一轮分类,直到分类精度满足要求为止。为提高分类精度,后期投入少量人工质检与修正,完成土地资源耕地、园地、林地、草地、建设用地、交通运输用地、水域及水利设施用地、裸地、滩涂、其他土地十大类提取。由于研究区建设用地较分散、面积小,部分建设用地为此后期人工修改投入时间最多。

表 2 影像光谱特征详情

Tab.2 Details of image spectral characteristics

简称	全称	计算方法	简要概述	类型	参考文献
NDVI	Normalized Vegetation Index	$(B8 - B4) / (B8 + B4)$	常用的植被指数,对高植被区具有较低的灵敏度,适用于植被早、中期监测	传统特征指数	张卫春等 ^[13]
RVI	Ratio Vegetation Index	$B8 / B4$	绿色植物的灵敏指示参数,适用于植被生长旺盛、具有高覆盖度的植被监测	传统特征指数	梁书维 ^[14]
MSAVI	Modified Soil Adjusted Vegetation Index	$0.5 * (2 * (B8 + 1) - \sqrt{(2 * B8 + 1) * 2 - 8 * (B8 - B4)})$	有效降低土壤背景噪声的影响	传统特征指数	徐涵秋等 ^[15]
NDI45	Normalized Difference Index	$(B5 - B4) / (B5 + B4)$	提高植被高密度区灵敏度,对于低密度区地类识别具有优势	红边特征指数	Delegido 等 ^[16]
IRECI	Inverted Red-Edge Chlorophyll Index	$(B7 - B4) / (B5 / B6)$	与冠层叶绿素、叶面积指数具有良好相关性,识别草地具有优势	红边特征指数	Frampton 等 ^[17]
PSSRa	Pigment Specific Simple Ratio Index	$B7 / B4$	具有量化植被冠层色素含量的作用	红边特征指数	Blackburn 等 ^[18]

3 结果与分析

3.1 土地资源提取成果分析

本文采用面向对象支持向量机分类方法开展地物提取,它是一种基于统计学原理遵循结构风险最小化原则的分类方法,适用于小样本、高维数、非线性数据的处理,实验证明,该方法比传统分类方法精度高^[19]。基于传统特征指数、红边特征指数、亮度、波段均值等特征进行迭代分类,有利于提高地物识别精度,提取效果如图 5 所示。

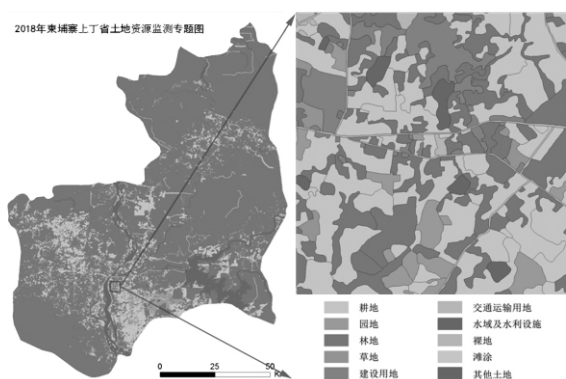


图 5 土地资源监测效果图

Fig.5 Effect map of land resources monitoring

3.2 分类结果精度评价

利用混淆矩阵方法开展分类结果精度评价,计算分类总体精度和 Kappa 系数,以及每个地类的制图精度和用户精度。由于土地资源调查以国外为研究区,难以开展实地核查,为此将抽样的分类结果与谷歌地球影像进行叠加比较,记录地类分类的准确和错误数量构建混淆矩阵开展精度评价。混淆矩阵计算结果见表 2。一般情况下, Kappa < 0.4 表明分类精度很差; Kappa 在 0.4—0.8 之间,表明分类精度属于中等; Kappa > 0.8,表明分类精度相当高^[10]。从表 3 可知上丁省土地资源监测总体精度为 90.24%, Kappa 系数为 0.89,分类精度较好,能够满足使用要求。

3.3 土地资源监测统计

上丁省土地面积共 1 141 650.85 hm²,土地资源监测面积统计情况见表 4。林地面积最多,占本省面积的 77.70%,图 5 显示林地分布面积广泛且呈片;耕地面积占比为 14.12%,主要分布在西北、东南部以及河流两岸;水域及水利设施面积为 53 869.43 hm²,占比为 4.72%,湄公河、公河、桑河为上丁省提供丰富的水资源,形成便利的水上运输航线;建设用地主要分布在上丁市,湄公河与公河交界处,沿河流与道路两侧分布建设用地面积较小;上丁省交通运输发达,面积为 4 366.28 hm²(道路宽度超过 20 m);园地占比为 1.41%,集中在东南部。

表 3 上丁省混淆矩阵及分类精度(单位:个)

Tab.3 Confusion matrix and classification accuracy of Shangding Province(number)

	耕地	园地	林地	草地	建设用地	交通运输	水域及水利	裸地	滩涂	其他	合计	用户精度(%)
耕地	361	7	14	9	0	0	0	11	0	1	403	89.58
园地	12	187	2	0	0	0	0	4	0	1	206	90.78
林地	5	7	210	6	0	0	0	0	0	0	228	92.11
草地	4	0	5	103	0	0	3	1	0	1	117	88.03
建设用地	6	0	3	0	190	0	2	0	0	0	201	94.53
交通运输	0	0	0	0	0	59	1	3	0	0	63	93.65
水域及水利	0	0	1	5	0	6	105	0	0	1	118	88.98
裸地	3	2	5	1	9	0	0	92	0	1	113	81.42
滩涂	0	0	0	0	0	0	6	0	83	1	90	92.22
其他	0	0	0	1	1	0	0	0	2	25	23	86.21
合计	391	203	240	125	200	65	117	111	85	31	1 568	
制图精度(%)	92.33	92.12	87.50	82.40	95.00	90.77	89.74	82.88	97.65	80.65		

总体分类精度: 90.24%; Kappa 系数: 0.89

表 4 上丁省土地资源监测统计表(单位:hm²)Tab.4 Statistical table of land resources monitoring in Shangding province (unit: hm²)

地类	面积	面积占比(%)	地类	面积	面积占比(%)
耕地	161 226.96	14.12	交通运输用地	4 366.28	0.38
园地	16 116.44	1.41	水域及水利设施	53 869.43	4.72
林地	887 024.52	77.70	裸地	1 676.11	0.15
草地	12 205.28	1.07	滩涂	850.74	0.07
建设用地	4 112.69	0.36	其他	202.40	0.02

4 结束语

本文以哨兵 2 号影像数据为主要数据源,基于像元分类方法进行资源大类划分,再利用面向对象分类方法进行土地资源细类提取,总体精度为 90.24%, Kappa 系数 0.89,分类精度较高,能够满足使用要求,说明本文研究的技术方法对于开展土地资源切实可行,为开展国家尺度土地资源监测提供了技术参考。耕地、园地和林地信息因季节变化及结构复杂,地物特征容易出现混淆现象,解决此难题下一步将增加多时相遥感影像,通过地物时间序列特征提高分类准确度。

参考文献:

- [1] 王向社.柬埔寨农林渔业部部长永沙坤表示:农业对 GDP 贡献依旧功不可没[J].世界热带农业信息,2019(4):27.
- [2] 王向社.柬埔寨 2019 年第 1 季度橡胶出口量近 5 万 t [J].世界热带农业信息,2019(4):32.
- [3] 邹佳楠,潘广磊,张德朋,等.全球 30 m 分辨率土地覆被遥感产品精度比较分析[J].科技经济导刊,2019,27(16):19-21.
- [4] 宋宏利,张晓楠.国家尺度异源土地覆被遥感产品精度评价[J].国土资源遥感,2018,30(3):26-32.
- [5] KUSSUL N, LEMOINE G, GALLEGRO F J, et al. Parcel-based crop classification in Ukraine using Landsat-8 data

and Sentinel-1A data [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(6): 2 500-2 508.

- [6] SOLEIMANNEJAD, ULLAH, ABEDI, et al. Evaluating the potential of sentinel-2, landsat-8, and irs satellite images in tree species classification of hyrcanian forest of iran using random forest [J]. Journal of Sustainable Forestry, 2019, 38(7): 615-628.
- [7] 赵希妮, 璩向宁, 王磊, 等. 基于 GF-1/WFV 时间序列的葡萄遥感识别 [J]. 河南农业科学, 2019, 48(3): 153-160.
- [8] 刘一粟. 基于 ENVI 的遥感影像分类研究 [J]. 福建电脑, 2018, 34(3): 109-111.
- [9] 黄慧苹. 面向对象影像分析中的尺度问题研究 [D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2003.
- [10] 谢国雪, 黄文校, 卢远, 等. 基于高分辨率遥感影像的桑树信息提取研究——以广西鹿寨县为例 [J]. 中国农业资源与区划, 2015, 36(2): 44-53.
- [11] 谢国雪, 杨如军, 卢远. 一种实用型无人机三维模型重建方法 [J]. 测绘与空间地理信息, 2019, 42(3): 104-108.
- [12] IMMITZER M, VUOLO F, ATZBERGER C. First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe [J]. Remote Sensing, 2016, 8(3): 166.

(下转第 54 页)

的人口数; pop_i 为实际人口数。蒲江县各乡镇误差计算结果见表 5。

表 5 空间化人口与统计人口的误差

Tab.5 Difference between estimated value and true value

乡镇街道	统计人口(人)	估计人口(人)	相对误差(%)
白云乡	5 741	5 755	0.24
朝阳湖镇	10 680	11 097	3.90
成佳镇	11 170	10 855	-2.82
大塘镇	15 134	15 548	2.74
大兴镇	19 131	20 083	4.98
复兴乡	14 016	11 868	-15.33
甘溪镇	11 520	10 827	-6.02
光明乡	5 748	6 088	5.92
鹤山镇	83 657	82 246	-1.69
寿安镇	55 467	59 075	6.50
西来镇	31 103	30 608	-1.59
长秋乡	4 425	4 002	-9.56
合计	267 792	268 053	0.10

从表 5 中可以看出,基于地理国情房屋建筑区的人口数据空间分布全县总体误差为 0.10%,各乡镇空间化后的人口数据与实际人口数据的误差主要分布在 $\pm 10\%$ 之内,超出这个范围的乡镇只有复兴乡 1 个,相对误差为 15.33%,各乡镇相对误差绝对值均值为 5.11%。对各乡镇人口估计值与人口统计值构建散点图,并添加趋势线得到结果如图 1 所示。估计人口和统计人口之间存在较好的相关性,线性拟合的 R^2 值为 0.997,拟合的斜率为 1.008。误差分析结果表明,基于地理国情房屋建筑区的人口数据空间化能比较真实地刻画人口的空间分布情况,人口空间化精细化程度较高。

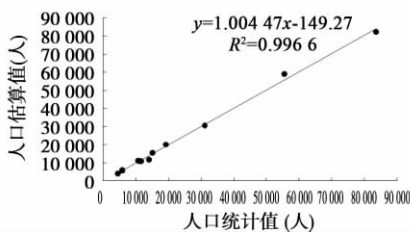


图 1 蒲江县各乡镇人口估计值与人口统计值散点分布图
Fig.1 Population estimated value and true value fitting graph of townships in Pujiang County

4 结束语

本文以地理国情普查数据为基础提取得到蒲江县各类型房屋建筑区,考虑不同建筑人口密度不同,引入权重的概念,以权重表示各类型房屋建筑区之间的人口密度差异,建立基于地理国情房屋建筑区的人口空间化模型,实现了蒲江县精细化的人口数据空间化。在此基础上,结合蒲江县辖区内 1 街道 11 乡镇 2015 年的人口统计数据对人口空间化的结果进行验证。精度验证结果表明:全县空间化后的人口数据与实际人口数据误差绝对值平均为 5.11%,全县总体误差为 0.10%,人口空间化精度高,可为精细化的人口数据空间化提供参考和依据。

参考文献:

- [1] 柏中强,王卷乐,杨飞. 人口数据空间化研究综述[J]. 地理科学进展,2013,32(11):1692-1702.
- [2] 王珂靖,蔡红艳,杨小唤,等. 基于城镇居民用地再分类的人口数据空间化方法研究——以长江中游 4 省为例[J]. 遥感技术与应用,2015,30(5):987-995.
- [3] 董南,杨小唤,蔡红艳. 人口数据空间化研究进展[J]. 地球信息科学学报,2016,18(10):1295-1304.
- [4] 杨小唤,刘业森,江东,等. 一种改进人口数据空间化的方法:农村居住地重分类[J]. 地理科学进展,2006,25(3):62-69.
- [5] 周爱霞,高连峰,涂莉. 基于 GIS 技术的人口空间展布方法[J]. 地理空间信息,2013,11(3):83-87.
- [6] 杜国明,张树文. 面向防洪救灾的人口统计数据空间化研究——扶余县为例[J]. 长江流域资源与环境,2007,16(2):265-268.
- [7] 江东,杨小唤,王乃斌,等. 基于 RS、GIS 的人口空间分布研究[J]. 地球科学进展,2002,17(5):734-738.
- [8] 刘艳芳,陈晓慧,方佳琳,等. 地理国情普查系列地图开发设计[J]. 测绘通报,2016(3):48-53.
- [9] 汤育红. 地理国情普查地表覆盖与国情要素信息的提取方法探讨[J]. 测绘与空间地理信息,2013,36(12):89-91,95.
- [10] 张丽娜. AHP-模糊综合评价法在生态工业园区评价中的应用[D]. 大连:大连理工大学,2006.

[编辑:张曦]

(上接第 50 页)

- [13] 张卫春,刘洪斌,武伟. 基于随机森林和 Sentinel-2 影像数据的低山丘陵区土地利用分类——以重庆市江津区李市镇为例[J]. 长江流域资源与环境,2019,28(6):1334-1343.
- [14] 梁书维. 基于多源遥感数据的吉林省西部作物旱灾评价研究[D]. 长春:吉林大学,2019.
- [15] 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J]. 遥感学报,2005,9(5):589-595.
- [16] DELEGIDO J, VERRELST J, Alonso L, et al. Evaluation of Sentinel-2 Red-Edge Bands for empirical estimation of green LAI and chlorophyll content[J]. Sensors, 2011, 11(7):7063-7081.
- [17] FRAMPTON W J, DASH J, WATMOUGH G, et al. Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2013, 82(8):83-92.
- [18] BLACKBURN G A. Quantifying chlorophylls and carotenoids at leaf and canopy scales: An evaluation of some hyperspectral Approaches[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 66(3):273-285.
- [19] 樊彦丽. 基于多特征的 SVM 高分辨率遥感影像分类研究[D]. 北京:中国地质大学,2018.

[编辑:任亚茹]