基于多源遥感数据融合的农村闲置宅基地目标 识别研究

郑荣宝1,陈美招2,陈 晶1,唐晓莲1

¹广东工业大学管理学院,广东 广州 ²广东外语外贸大学社会与公共管理学院,广东 广州

收稿日期: 2024年10月28日; 录用日期: 2025年4月19日; 发布日期: 2025年4月29日

摘要

闲置宅基地的目标识别是土地科学界难以解决的技术问题,我国到底有多少农村闲置宅基地一直缺乏准确数据。本文基于多源遥感数据融合的数据处理方法,通过高分夜光遥感数据与无人机航飞数据的耦合, 实现农村闲置宅基地的目标精确识别。研究结果表明:①结合高分辨率遥感影像和夜间灯光数据,基于 支持向量机分类方法中,Kappa系数分别为82.09%和0.8045,基本达到目标识别精度要求。②惠东县 的农村闲置宅基地总体比例较高,超过宅基地总面积的三分之一,实验证明了基于高分夜光遥感影像与 高分航飞影像的数据融合进行农村闲置宅基地识别的研究是可行的。③需要创新农村闲置宅基地管理 制度与方法,实现农村宅基地的盘活利用,以提高农村建设用地利用效率。本文提供了一种高效快速的 农村闲置宅基地的目标识别方法,可为农村低效闲置用地改造利用提供技术支撑。

关键词

图像融合,闲置宅基地,目标识别

Research on Target Recognition of Rural Idle Homestead Land Based on Multi Source Remote Sensing Data Fusion

Rongbao Zheng¹, Meizhao Chen², Jing Chen¹, Xiaolian Tang¹

¹College of Management, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong ²College of Social and Public Management, Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou Guangdong

Received: Oct. 28th, 2024; accepted: Apr. 19th, 2025; published: Apr. 29th, 2025

Abstract

It is a very difficult technical problem which is to solve target recognition of idle homesteads in land science. Not everyone knows the accurate data on how many idle rural homestead lands exist in China. Based on a data processing method of multi-source remote sensing data fusion, this article gets the accurate identification of idle rural homestead lands through the coupling of high-resolution night light remote sensing data and unmanned aerial vehicle (UAV) flight data. The research results show that: (1) Combining high-resolution remote sensing images and nighttime light data, the Kappa coefficients in the support vector machine classification method are 82.09% and 0.8045. respectively, which basically meet the requirements of target recognition accuracy. (2) The overall proportion of idle rural homestead lands in Huidong County is relatively high, exceeding one-third of the total area of homestead lands, and it has been proven that the research on identifying idle rural homestead lands based on the fusion of high-resolution night light remote sensing images and high-resolution aerial images is feasible. (3) It is necessary to innovate the management system and methods of idle rural homestead lands, realize the revitalization and utilization of rural homestead lands, and improve the efficiency of rural construction land utilization. The research results of this article provide an efficient and fast target recognition method for idle rural homestead lands, which can provide technical support for the transformation of inefficient idle rural land.

Keywords

Image Fusion, Idle Homestead Land, Target Recognition

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0). <u>http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/</u>

CC O Open Access

1. 引言

随着我国城市化、工业化的进一步加快,越来越多的人口由农村涌向城市,大量农村住宅和宅基地 闲置,甚至许多村成为空心村[1]。2012年中国科学院地理科学与资源研究所发布的一份报告称,我国大 约有 15%的宅基地是闲置的,浙江、江苏、广东部分地区农村宅基地闲置率甚至高达 60% [2]。然而目前 我国到底有多少数量的闲置宅基地,这些闲置宅基地的空间分布特征如何,一直是土地科学技术学界难 以解决的问题[3]。

近年来对地观测空间技术呈现了飞速发展趋势,许多新型传感器不断投入、遥感图像空间分辨率不断提高、卫星重访周期大大缩短、光谱波段分辨率不断精细,这为数字化地球和信息化社会提供更加精确的信息,也为农村闲置宅基地这一复杂目标的实时监测提供了技术可能[4]。

遥感数据融合技术诞生的源泉是军事领域的应用,美国于 1986 年成立遥感数据融合工作组,多源遥 感图像融合的初衷是协同组合两个或更多影像数据,以获取比单一影像更多的知识[5]。多源遥感数据融 合技术在三十多年的发展中,得到了越来越多国内外学者的广泛关注,并迅速、广泛地应用到相关领域 [6]。

遥感数据融合可分为三个层次,分别为数据级、特征级和决策级[7]。数据级融合主要是对传感器原 始观测数据或经过预处理的数据进行融合,生成新数据,其主要目的就是为了提升数据的质量,如分辨 率、对比度、完整度等指标;特征级融合首先对不同数据分别进行相关特征的提取,然后再对提取的特 征进行融合处理,生成新的特征或特征矢量,以便于后续的地物解译;决策级融合首先利用不同传感器 数据分别进行地物解译,获得地物类别或属性的初步确定,然后再利用一定的决策规则加以融合,主要 解决不同数据产生结果的不一致性,从而获取更可靠的决策知识。遥感数据融合归为四大类,即:同质 遥感数据融合、异质遥感数据融合、遥感-站点数据融合、遥感-非观测数据融合。同质遥感数据融合 是指同一成像手段观测数据之间的融合,以可见光-近红外波段成像的光学数据之间的数据级融合最为 常见,其目的是缓解空间分辨率、时间分辨率、光谱分辨率之间的固有矛盾,主要包括全色-多光谱[8]、 多时相[9]、全色-高光谱[10]、多光谱-高光谱[11]、时-空[12]、时-空-谱一体化的融合[13]等。异质 遥感数据融合是指不同成像手段观测数据之间的融合,一般更适合于特征级、决策级的融合,如利用不 同传感器数据进行地物分类、参量反演等,如光学-红外数据[14]、光学-雷达数据[15]等。遥感-站点 数据的融合是发挥遥感和地基观测的各自优势,地面观测采取以点代面方式,获得高精度、空间连续地 表数据的重要手段,空天地一体化协同观测与融合应用是当前的重要发展趋势[16][17]。遥感-非观测数 据融合也称数据同化,如遥感数据可以与水文、气象、植被、统计数据等进行融合与协同分析处理[18]。

本文拟以珠三角边缘外围农村地区梅州市为例,探讨基于无人机高光谱摄影与 EROS-B 夜光遥感图 像协同利用以实现农村闲置宅基地的精确识别的技术与方法,突破以往仅从图像域的角度来融合不同遥 感探测技术的思维方法,构建针对高光谱图像与夜光遥感图像"行 - 谱"融合机制,提出从高光谱和夜 光遥感数据各自成像的物理机理的角度来建立它们两者之间的关系模型,并以此为基础提出它们协调利 用与联合分析的目标地物探测方法和理论,从机理上寻找和探索不同环境之间的关系模型,为不同遥感 数据源的协同利用提供新的思路和新策略。

2. 数据与方法

2.1. 研究区选择与数据来源

本文选择广东省惠州市惠东县为例进行实证研究。位于广东省东部沿海地带,东临南海,南接大亚 湾,西与惠阳区相毗邻,北靠博罗县,整体处在珠江三角洲经济圈的东翼。近年来,惠东县社会经济发 展迅速,呈现出多元化发展的态势,快速城镇化背景下,农村人口城镇化的趋势仍在快速发展中,农村 闲置宅基地呈急剧增加趋势,是研究农村宅基地的典型地区。

研究基础数据中包括:无人机航飞高分影像,主要时间为 2023 年 10 月 21 日至 10 月 21 日之间,数据分辨率优于 0.1 米。EROS-B 卫星影像数据时间在 2021 年 9 月 20 日左右,空间分辨率 0.7 米。

2.2. 研究思路

本文以农村闲置宅基地为目标侦测对象,通过高分遥感数据、卫星夜光遥感图像两个层面对其进行 联合观测,根据不同观测条件下的光谱特性与地物光谱特性进行联合反演,从物理机理角度构建光谱特 征模型;创新"闲置-宅基地"的"行-谱"融合模型,针对构建的高光谱图像与夜光遥感图像"行-谱"融合机制,研究闲置宅基地的高光谱和夜光遥感图像联合分析与协同利用的目标判别方法,突破传 统图像融合处理的局限,以达到对目标地物精确识别的目标,研究思路如图1所示。

2.3. 研究数据与处理方法

2.3.1. 无人机高分影像农村宅基地信息采集与挖掘

(1) 基本思路

利用瑞士无人机(eBee sense fly)搭载 Liortho 高分影像获取系统(由中天地高分成像仪、控制系统以及 差分 GPS 系统组成),相对航拍高度为 200 m。航拍尽量选择在相对理想的观测条件下进行,如地面能见

度大于 10 km,周围云量小于 2%,风力小于 3级,尽量选择中午时分以保证足够的太阳高度角。将外业 拍摄的单幅影像输入 Postflight Terra 3D (影像后处理软件)软件,使用自动空中三角测量和光束平差法原 理自动提取影像特征点,计算正确的位置参数,并进行几何校正、正射校正,最后实现影像的无缝拼接, 其影像分辨率为 0.15 m 左右。最后通过基于深度卷积神经网络和多核学习方法实现基于高分影像的农村 宅基地信息提取。



Figure 1. Research approach 图 1. 研究思路

(2) 数据获取

首先收集测区地形图(1:1000)和测区就近已知控制点(至少3对),依据收集资料初步确定测区航测范 围线(为保证测区边缘数据的可靠性,航测对项目区范围线外移 500米)、航测精度(保证像元大小为 0.15 米)和飞机行高,并进行室内测区飞控模拟,初步拟定飞行架次。外业飞行场进行测区控制点布设,寻找 合理的起飞降落场(一般直径 30米的空旷区),在飞控软件 eMotion 内设置的既定参数下,进行航测任务。 最后将拍摄的数据导入 Postflight Terra 3D 选择数据处理步骤,生成 DSM 数据、3D 点云数据、DOM 数 据、质量报告等。

(3) 数据挖掘

使用 Caffe 框架对 Krizhevsky 提出的 AlexNet 进行训练,使用的模型包括 5 个连续的卷积层 conv1conv5 和 3 个全连接层 FC6-FC8,卷积层 conv1 使用 96 个 11×11×3 的卷积核对 256×256×3 的输入图 像进行滑动处理,滑动步长为 4。卷积层 conv2 使用 256 个 5×5×96 的卷积核处理 conv1 输出的 96 个 特征图。卷积层 conv3-conv5 依次使用 384 个 3×3×256,384 个 3×3×384,256 个 3×3×384 的卷积 核,全连接层 FC6-FC8 的神经元数目依次为 4096,4096,1000。由于宅基地的分类是二次分类问题,因 此对最后一层设计多核学习-支持向量机(MKL-SVM)分类器进行分类(如图 2)。

$$g\left(x_{j}\right) = sign\left(\sum_{i=1}^{Num} a_{i} y_{i} \sum_{m=1}^{M} \beta_{m} K_{m}\left(x_{i}, x_{j}\right) + b\right)$$
(1)

其中, $K_m(x_i, x_j)$ 表示第 m 个核函数, $g(x_j)$ 为第 j 张图像的预测标签值, a_i 表示优化参数, y_i 表示训练 样本的标签, b 为多核分类面的最优偏置, Num 表示训练样本的个数。训练集输入时, Num 为 $N \times m$; 测试集输入时, Num 为 $N \times (n-m)$ 。



Figure 2. Construction process of rural homestead interpretation model based on CNN 图 2. 基于 CNN 的农村宅基地解译模型构建流程

2.3.2. 农村地区的夜光遥感信息挖掘

夜光遥感的基本原理是:卫星传感器在夜晚开机成像,拍摄到的区域的灯光亮度和分布情况,数据 亮度值越高,则表明有人类活动的概率越大,反之亦然,该数据可以比较真实反映出夜间人类活动分布 特征,夜光遥感数据处理的目标是获取研究区的夜间灯光信息。EROS-B 卫星影像数据处理流程为:预处 理(影像配准、镶嵌、切割等) → 影像去噪 → 辐射定标 → 去饱和 → 梯度分割 → 灰度阈值分类 → 精度评价等流程,如下图 3。



 Figure 3. Process flow of EROS-B luminous remote sensing image processing technology

 图 3. EROS-B 夜光遥感影像处理技术流程

2.3.3. 基于高分与 EROS-B 夜光遥感信息的闲置宅基地联合分析与协同利用识别

从机理上来说,利用无人机高分影像识别的农村宅基地扣除夜间发光的宅基地,可以得出闲置宅基 地信息。本文采用分区统计法进行,分区统计法可以计算另一个数据集区域内栅格数据值的众多统计信 息,从而实现目标地物的信息采集,其数据处理流程为:

1) 将无人机高分影像获得的农村宅基地数据编号, 1、2、3…;

2) 将农村宅基地数据和农村夜光数据转为栅格数据,其中宅基地栅格数据的值为编号,夜光栅格数据的值为影像处理后的 DN 值;

3) 在 Arcgis10.4 软件中启动 Spatial Analysit Tools 工具中的 Zonal Statistics 模块,其中 in_zone_data 为宅基地数据, zone_field 为宅基地编号, in_value_raster 为夜光遥感数据, statistics_type 为 Maximum,即确定值栅格中与输出像元同属一个区域的所有像元的最大值,即如果该编号宅基地统计得到的 DN 值中的最大值(Maximum)达到夜光遥感灯光数据的分类阈值,表明该编号宅基地具备灯光信息,即为正常使用中的宅基地,相反则判别为闲置宅基地。原理与案例如下图 4、图 5 所示。

=







OutRas = ZonalStatistics(ZoneRas, "VALUE", ValRas, "Maximum")

ZonerRas("1"= Homestead; "0"="Other land") ValRas("1"= Light; "0"="Dark")

OutRas("10"="Idle__homestead"; "11"=Lighted homestead; "01"="Other luminescent land"; "00"="Other land in dark")

Figure 4. Schematic





Figure 5. Schematic diagram of zoning statistics for target recognition of idle homestead land 图 5. 闲置宅基地目标识别的分区统计案例示意图

3. 结果与分析

3.1. 精度分析

本文将总体精度 OA 值和 Kappa 系数用作识别宅基地精度评价的主要指标。总体精度是通过将被正确分类的像素数与总像素数的比率来计算得出。支持向量机的总体精度的 OA 值和 Kappa 系数分别为 82.09%和 0.8045,基本达到目标识别精度要求。

3.2. 分区统计结果分析

分区统计结果如表 1,经分区统计可得,惠东县存量农村宅基地面积 745 公顷,其中农村闲置宅基地 面积 268 万顷,占农村宅基地总面积的 36.20%,即意味着惠东县农村宅基地有超过三分之一无灯光影像 数据。从其分布来看,主要分布在惠东县北部的安墩镇、宝口镇、吉隆镇等偏远地区(如图 6)。

Table	1. Analysis	of partition	statistics	results
表1.	分区统计结	果分析		

宅基地编号	斑块内夜光遥感影像 DN 值中的最大值	判别结果	备注
1	61.51	使用中的宅基地	
2	24.70	闲置宅基地	
3	53.56	使用中的宅基地	
4	46.12	使用中的宅基地	
5	52.04	使用中的宅基地	假定 DN 值在 0~63 之
6	21.16	闲置宅基地	间,40 万 EROS-B 攸 光逕咸影俛灯光区 与非
7	42.43	使用中的宅基地	灯光区的阈值界线
8	43.12	使用中的宅基地	
9	49.45	使用中的宅基地	
10	20.87	闲置宅基地	
11	51.25	使用中的宅基地	



Figure 6. Target recognition results of idle rural homesteads in Huidong County 图 6. 惠东县农村闲置宅基地目标识别结果

4. 讨论

1)闲置宅基地的包含了"闲置" + "宅基地"两个因素,传统单一遥感影像源难以实现闲置宅基地的有效识别,本文提出的基于高分夜光影像 + 航飞影像耦合利用,可有效解决复杂目标的有效识别问题, 拓宽了不同类型影像数据的应用领域,也为闲置宅基地的有效识别提供了一种快速有效方法。

2) 我国闲置宅基地的比例总体较高,需要创新宅基地的管理体制与机制,提高农村宅基地利用效率,可通过农村建设用地折旧复垦、城乡建设用地增减挂钩等方式实现农村闲置宅基地的盘活利用,本文的研究结果可为这些项目的开展提供参考。

3)闲置宅基地的目标识别除本文提出的多源影像融合处理外,也可以通过其他时空大数据进行目标 识别,如手机信令、用水用电等,这也可为闲置宅基地的目标识别提供其他思路与方法。

基金项目

国家自然科学基金项目(41001054);教育部人文社会科学项目(19YJAZH116;20YJA630055;20YJAZH008)。

参考文献

- [1] 卢向虎. 新农村建设背景下的农村宅基地问题研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 中国农业科学院, 2008.
- [2] 祁全明. 我国农村闲置宅基地的现状、原因及其治理措施[J]. 农村经济, 2015(8): 21-27.
- [3] 徐忠国,卓跃飞,陈阳,等.农村闲置宅基地盘活利用的多主体行为逻辑——以杭州临安为案例[J].中国土地科学,2024,38(1):105-113.
- [4] 岳涛, 黄宇民, 刘品雄, 等. 未来中国卫星遥感器的发展分析[J]. 航天器工程, 2008, 17(4): 77-82.
- [5] Alparone, L., Aiazzi, B., Baronti, S., et al. (2015) Remote Sensing Image Fusion. CRC Press.
- [6] 李盛阳, 张万峰, 杨松. 多源高分辨率遥感影像智能融合[J]. 遥感学报, 2017, 21(3): 415-424.
- Hall, D.L. and Llinas, J. (1997) An Introduction to Multisensor Data Fusion. *Proceedings of the IEEE*, 85, 6-23. <u>https://doi.org/10.1109/5.554205</u>
- [8] Schowengerdt, R.A. (1980) Reconstruction of Multispatial, Multispectral Image Data Using Spatial Frequency Content. *Photo-Grammetric Engineering and Remote Sensing*, **46**, 1325-1334.
- Merino, M.T. and Nunez, J. (2007) Super-Resolution of Remotely Sensed Images with Variable-Pixel Linear Reconstruction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45, 1446-1457. <u>https://doi.org/10.1109/tgrs.2007.893271</u>
- [10] Hardie, R.C., Eismann, M.T. and Wilson, G.L. (2004) MAP Estimation for Hyperspectral Image Resolution Enhancement Using an Auxiliary Sensor. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13, 1174-1184. https://doi.org/10.1109/tip.2004.829779
- [11] Wei, Q., Bioucas-Dias, J., Dobigeon, N. and Tourneret, J. (2015) Hyperspectral and Multispectral Image Fusion Based on a Sparse Representation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53, 3658-3668. https://doi.org/10.1109/tgrs.2014.2381272
- [12] Wu, P., Shen, H., Zhang, L. and Göttsche, F. (2015) Integrated Fusion of Multi-Scale Polar-Orbiting and Geostationary Satellite Observations for the Mapping of High Spatial and Temporal Resolution Land Surface Temperature. *Remote Sensing of Environment*, **156**, 169-181. <u>https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.09.013</u>
- [13] Meng, X., Shen, H., Zhang, L., Yuan, Q. and Li, H. (2015) A Unified Framework for Spatio-Temporal-Spectral Fusion of Remote Sensing Images. 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Milan, 26-31 July 2015, 2584-2587. <u>https://doi.org/10.1109/igarss.2015.7326340</u>
- [14] Moser, G., Tuia, D. and Shimoni, M. (2014) 2014 IEEE GRSS Data Fusion Contest: Multiresolution Fusion of Thermal Hyperspectral and VIS Data [Technical Committees]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2, 21-22. https://doi.org/10.1109/mgrs.2014.2303201
- [15] Gianinetto, M., Rusmini, M., Marchesi, A., Maianti, P., Frassy, F., Dalla Via, G., et al. (2015) Integration of COSMO-SkyMed and GeoEye-1 Data with Object-Based Image Analysis. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 8, 2282-2293. <u>https://doi.org/10.1109/jstars.2015.2425211</u>

- [16] Beyer, H.G., Czeplak, G., Terzenbach, U. and Wald, L. (1997) Assessment of the Method Used to Construct Clearness Index Maps for the New European Solar Radiation Atlas (ESRA). *Solar Energy*, **61**, 389-397. https://doi.org/10.1016/s0038-092x(97)00084-4
- [17] Corona, P., Fattorini, L., Franceschi, S., Chirici, G., Maselli, F. and Secondi, L. (2014) Mapping by Spatial Predictors Exploiting Remotely Sensed and Ground Data: A Comparative Design-Based Perspective. *Remote Sensing of Environment*, 152, 29-37. <u>https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.05.011</u>
- [18] Babst, F., Esper, J. and Parlow, E. (2010) Landsat TM/ETM+ and Tree-Ring Based Assessment of Spatiotemporal Patterns of the Autumnal Moth (*Epirrita autumnata*) in Northernmost Fennoscandia. *Remote Sensing of Environment*, **114**, 637-646. <u>https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.11.005</u>