

基于面向对象和无人机影像的黄土高原丘陵区 小流域梯田提取研究

张艳超¹, 杨海龙¹, 信忠保¹, 鹿琳琳²

(1.北京林业大学水土保持学院,北京 100083;2.中国科学院空天信息创新研究院,北京 100094)

摘要: 精确提取梯田对于水土保持动态监测和评价非常必要,建立黄土高原小流域梯田提取技术流程可为水土流失防治提供技术支持。以甘肃省天水市水土保持科学试验站坚家山小流域为研究区域,采用无人机影像数据,基于尺度参数评估工具以影像的纹理特征为输入层,确定最优分割尺度参数;选用光谱特征和可见光植被指数为分类特征,使用面向对象分类方法对梯田进行提取。结果表明:(1)以局部方差变化率 101 作为多尺度分割的尺度参数时,梯田边界明显,光谱、纹理和形状特征对于描绘梯田边界具有巨大的潜力;(2)采用可见光植被指数植被颜色指数(CIVE)、超绿指数(EXG)、超绿超红差分指数(EXGR)、绿蓝比值指数(GBRI)、绿红比值指数(GRRI)、归一化蓝绿差异指数(NGBDI)、可见光波段差异植被指数(VDVI)、Woebbecke 指数(WI)分别作为梯田提取的分类特征,其中,EXG 植被指数精度最高,梯田提取精度为 72.60%,并提出一种基于最邻近分类器以综合指数(CIVE、WI、EXG、EXGR)为分类特征,建立分类阈值的梯田提取方法,梯田提取精度为 91.20%,相较于以单植被指数的分类方法精度提高 18.60%。研究基于无人机影像的多尺度分割的面向对象方法可适用黄土丘陵区梯田的提取,尤其采用综合植被指数可以显著提高分类精度。

关键词: 梯田; UAV; 多尺度分割; 面向对象

中图分类号:S127;S157.31

文献标识码:A

文章编号:1009-2242(2023)03-0139-08

DOI:10.13870/j.cnki.stbcbx.2023.03.019

Extraction of Small Watershed Terraces in the Hilly Areas of Loess Plateau Through UAV Images with Object-oriented Approach

ZHANG Yanchao¹, YANG Hailong¹, XIN Zhongbao¹, LU Linlin²

(1.College of Soil and Water Conservation, Beijing Forestry University, Beijing 100083;

2.Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094)

Abstract: Extracting terraces accurately is very necessary for soil and water conservation monitoring and establishing a method of terraced field extraction in small watershed could provide technical support for soil erosion prevention and control on Loess Plateau. Taking Jianjiashan sub-watershed of Tianshui City, Gansu Province Water and Soil Conservation Scientific Experiment Station as the study area, this study tries to use object-oriented classification method to extract terraces by using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) image data, which works by determining the optimal segmentation scale parameters based on the scale parameter evaluation tool with texture features of images as the input layer and selecting spectral features and visible vegetation index as the classification features. The results showed that: (1) when the local variance change rate is 101, the terraces boundary is obvious, which shows that the spectral, texture and shape features have great potential for depicting the boundaries of the terraces; (2) the single vegetation indices Color index of vegetation (CIVE), Excess green (EXG), Excess green minus excess red (EXGR), Green/Blue reflectance ratio (GBRI), Green/Red reflectance ratio (GRRI), Normalized green-blue difference (NGBDI), Visible difference vegetation index (VDVI) and Woebbecke (WI) were used as the classification features for terraces extraction, respectively. Among them, EXG vegetation index had the highest accuracy on terraces extraction, with

收稿日期:2022-11-01

资助项目:国家自然科学基金项目(42177319,41877539)

第一作者:张艳超(1997—),女,山东临沂人,硕士研究生,主要从事水土保持研究。E-mail:zhangyanchao2020@126.com

通信作者:杨海龙(1966—),男,内蒙古赤峰人,副教授,博士,硕士生导师,主要从事水土保持研究。E-mail:yang_hlong@163.com

an accuracy of 72.60%. And a method of terrace extraction based on nearest classifier was proposed in this study, which took the composite index (CIVE, WI, EXG, and EXGR) as classification feature to established classification threshold. The accuracy of new method proposed in this study was 91.20%, which was 18.60% higher than that of the classification method with single vegetation index. The object-oriented method based on multi-scale segmentation of UAV images can be applied to the extraction of terraces in loess hilly area, and the comprehensive vegetation index can significantly improve the classification accuracy.

Keywords: terrace; UAV; multiscale segmentation; object-oriented

近年来,由于水土保持工程的大量实施,黄土高原水土流失治理取得重大成效,黄河年输沙量小于 2 亿 t,与 20 世纪六七十年代相比下降 80% 以上^[1-2]。黄土高原进行各种治理水土流失措施中,坡地上修建梯田可有效降低地面坡度、减少地表径流、增加土壤入渗。梯田在减少水土流失的同时,具有提高粮食产量、发展果林、经济林、提高农民收入的重要经济作用。但随着退耕还林等生态工程的实施、产业结构调整,农村劳动人口转移等因素影响,部分地区存在梯田年久失修废弃现象。废弃梯田对环境造成一定影响,逐渐成为重要侵蚀区和流域泥沙源区,废弃梯田的平均径流和土壤流失量是管理良好梯田的 15 倍^[3]。梯田调查是水土保持动态监测和评价工作中的重要环节,确定梯田规模和空间分布可为梯田的管理维护提供依据。获取梯田准确面积、分布情况、边界是必须解决的紧迫问题,对水土流失研究和制定相关政策具有重要意义。

鉴于梯田的重要性,识别梯田的方法已有很多。其中,实地调查是识别梯田最经典的方法,该方法精度虽高但效率低,不适合大面积地区。自我国开展遥感卫星技术的应用以来,遥感影像逐渐成为获取地表信息的理想数据源。最初由于图像质量和信息处理方法的限制,基于遥感影像的梯田提取精度很差。随着高分辨率遥感影像采集处理技术的发展,高分辨率遥感影像在提取梯田中的应用不断深入。特别是无人机(UAV)和摄影测量技术的结合,能够随时获取精度更高的遥感影像,梯田提取方法得到空前发展,目前,主要包括目视解译、基于像元和面向对象的方法^[4-8]。目视解译是长期以来获得梯田的主要技术手段。该方法主要基于梯田的特点以及解译者专业背景知识和经验识别梯田,是一种比较准确的提取方法。但是,其准确性取决于解释器解释图像的能力,主观性强、解释效率低、成本高。基于像元的分类方法以影像的光谱信息为分类特征,分类像元的大小取决于影像的空间分辨率,一个像元可能包含多种土地利用类型,极易造成混淆,导致梯田边界不明显。大多数的梯田解译方法都需要结合地形,但 DEM 数据

获取困难,只基于影像特征对梯田进行分类非常困难^[9-11]。在获得精细的高分影像的数据前提下,面向对象的方法为解译梯田提供另一种可能。面向对象的方法以光谱特征、纹理特征和形状特征,从多个尺度对图像进行切割,生成一系列的具有相似特征的像素集合。面向对象的图像分析技术已成为高分辨率图像分析的主流方法^[5,12-13]。但面向对象的方法需要良好的切割手段,现有的切割方法都是以半自动切割方式为主,需要解译人员根据研究区域、目标特征并结合以往经验设定,并且分辨率较高的遥感影像分割时易产生过量碎块,将一个土地利用类型分割成多个,增加分类难度,极大地限制高分辨率遥感影像的自动解译。

综上所述,由于黄土高原景观格局复杂、植被覆盖多样的特点,现有梯田提取方法并不适用,急需针对黄土高原梯田特征,可广泛使用的梯田提取方法。选用无人机获取的遥感影像数据,以黄土高原丘陵沟壑区为试验区,采用面向对象的分类技术,提出一种适用于无人机遥感影像的小流域梯田提取方法,提高梯田提取的效率和精度。该方法通过提高梯田的解译精度可为黄土高原水土保持监测和水土流失防治提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

以甘肃省天水站罗玉沟坚家山小流域(105°57'71"—105°58'60"E,34°61'64"—34°64'32"N)为研究区,地貌形态以黄土梁状丘陵为主,为黄土高原丘陵区第三副区典型区域,地势起伏较大,流域面积为 2.78 km²,包含有 1 个完整的主沟,7 个支沟。自 1970 年代至今,开展水土保持治理,大规模实施坡改梯工程^[14]。流域降水主要集中在 7—9 月,暴雨多,历时短,强度大,侵蚀力强,极易引发水土流失。

参考《水土保持工程初步设计报告编制规程》^[15]土地利用分类体系(适用于水土保持),并结合坚家山流域梯田类型分布状况(图 1),将坚家山流域土地利用类型划分为梯田、林地、道路、建筑用地和其他土地,又将梯田划分为梯田耕地和梯田草地。其中,梯

田耕地主要种植苹果、樱桃等经济作物;梯田草地主要为年久失修,管理不善的废弃梯田;林地主要以刺槐林为主;其他土地主要为侵蚀沟坡。

1.2 无人机影像数据

以 2022 年 9 月在坚家山野外考察期间,采用大疆 Mavic 2 pro 搭载哈苏 L1D-20c 相机作为无人机摄影测量技术获取的影像为数据源,影像具有红、绿、蓝 3 个波

段,图像像素大小为 4 000 dpi×3 000 dpi。根据无人机航拍摄影测量面积、工作时间、预期数据精度确定野外飞行计划。以旁向重叠率≥65%,航向重叠率 85%进行无人机航拍摄影获取图像,共获取 445 张航片,以 Agisft photoScan 1.25 软件合成正射影像,空间分辨率为 0.12 m。验证样本由野外土地调查数据和目视解译数据构成,共建立验证样本点 500 个。

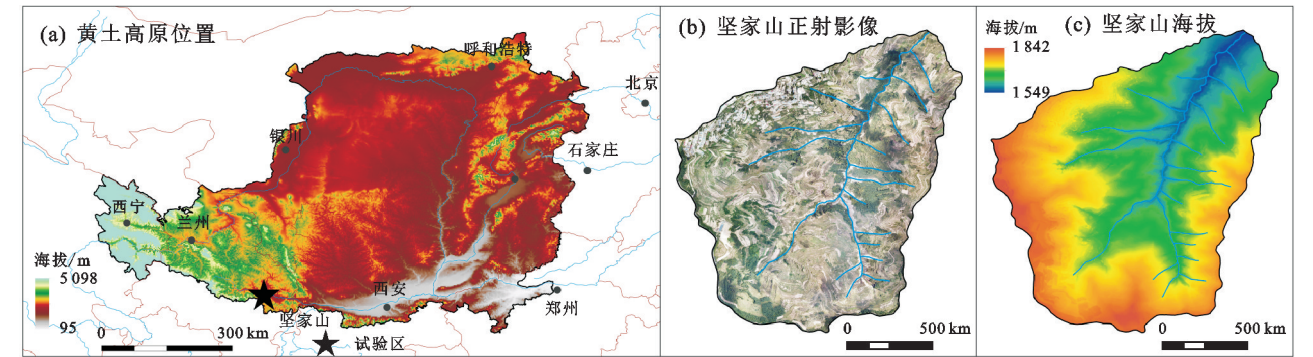


图 1 研究区位置

1.3 研究方法

以灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)获得梯田的纹理特征并以皮尔逊相关系数进行筛选,以尺度参数估计(estimation of scale parameter, ESP)确定多尺度切割的参数阈值,提取潜在的梯田轮廓。再以光谱信息建立的 8 种植被指数为基础,以最近邻分类器建立特征阈的方法构建综合植被指数,采用混淆矩阵精度对比的方法对植被特征进行筛选,确定最优综合植被指数。最后,采用孔洞填充、破片去除方法对结果进行精制,得到最终梯田提取结果(图 2)。

1.3.1 特征提取

(1)纹理特征。纹理作为高分辨率遥感影像的重要特征,通过灰度共生矩阵(GLCM)来描述其纹理特征。GLCM 提取纹理特征是通过利用图像统计的特征值描述纹理特征,不仅可以描述图像的灰度分布特征,还可考虑具有相似灰度级别的像素之间的位置分布特征。因此,GLCM 在本质上可以应用于模拟图像中像素的光谱和空间上下文特征,显示物体的内部空间分布特征^[13]。

(2)植被指数。植被反射光谱曲线具有特定的谷—峰—谷反射特征^[16]。对波段进行组合运算,可增强不同地类之间的特征^[17],计算得到超绿^[18]、超绿超红差分^[19]、归一化蓝绿差异^[20]等各种植被指数(表 1),植被指数比起单一波段能反映出更全面的光谱信息^[6]。以主要可见光植被指数,计算植被指数空间分布。不同植被指数量纲不同,难以比较。为各指数可比较,对其进行归一化处理(图 3),归一化的范围为[-1,1],植被指数越接近 1,植被覆盖度越高,植被指数越接近-1,植被覆盖度越低。还可以构建综合植被指数增加不同植被的差异性,与单独应用方法相比,组合方法可提高分割质量,显示出更好的分类结果^[21]。

1.3.2 影像分割 面向对象的核心是将“对象”作为特征提取和分析的基本元素,因此,研究的首要任务在于图像分割,与后续的特征提取精度直接相关。多尺度分割(multiresolution segmentation)是根据光谱特征、纹理特征和形状特征建立规则进行分类,影像被分割成许多的由同质像元组成的影像对象^[22]。多尺度分割过程是以像素为基本点开始的自下而上循环的区域合并技术,循环的每个切割过程中产生的

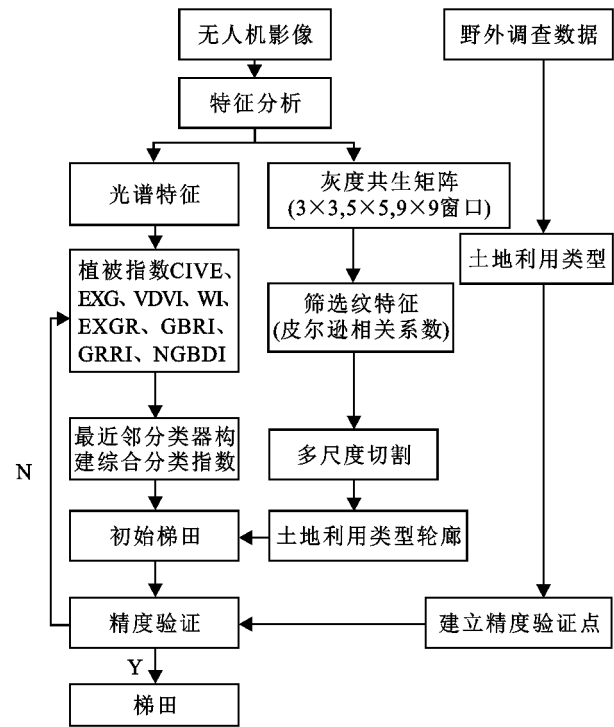


图 2 技术路线

新信息,都将用于下一次切割。在循环过程中较小的对象被合并为较大的对象,经过多次合并合成属性相似的均质对象,是一个不断优化的过程^[13,22]。影像分割对象内部的属性和特征具有较高的同质性,而与相邻对象及其他对象之间则具有较高的异质性。研究以尺度参数估计(estimation of scale parameter,

ESP)通过计算物体的局部方差(local variance,LV)引申的局部方差变化率曲线(rates of change of local variance,ROC-LV)确定特征的最优分割尺度,以光谱、形状和背景定义初始分割尺度,再以跨度为 1,10,100 的分割尺度进行迭代循环,并通过多尺度分割算法进行自下而上的计算^[13]。

表 1 可见光植被指数

植被指数	公式	数值范围	来源
植被颜色指数(CIVE)	$CIVE=0.441r-0.881g+0.385b+18.78745$	$[-52,88]$	刘冬烨等 ^[6]
超绿指数(EXG)	$EXG=2g-r-b$	$[-364,250]$	汪小钦等 ^[20]
超绿超红差分指数(EXGR)	$EXGR=EXG-1.4r-g$	$[-622,47]$	Meyer 等 ^[19]
绿蓝比值指数(GBRI)	$GBRI=\frac{G}{B}$	$[0,71]$	刘冬烨等 ^[6]
绿红比值指数(GRRI)	$GRRI=\frac{G}{R}$	$[0,56]$	刘冬烨等 ^[6]
归一化蓝绿差异指数(NGBDI)	$NGBDI=\frac{G-B}{G+B}$	$[-1,1]$	汪小钦等 ^[20]
可见光波段差异植被指数(VDVI)	$VDVI=\frac{2 * G-(R+B)}{2 * G+(R+B)}$	$[-1,1]$	汪小钦 ^[20]
Woebbecke 指数(WI)	$WI=\frac{g-b}{r-b}$	$[0,655]$	Woebbecke 等 ^[18]

注:R、G、B 分别为红、绿、蓝波段;r 为红波段标准化结果, $r=R/(R+B+G)$;g 为绿波段标准化结果, $g=G/(R+B+G)$;b 为蓝波段标准化结果, $b=B/(R+B+G)$ 。

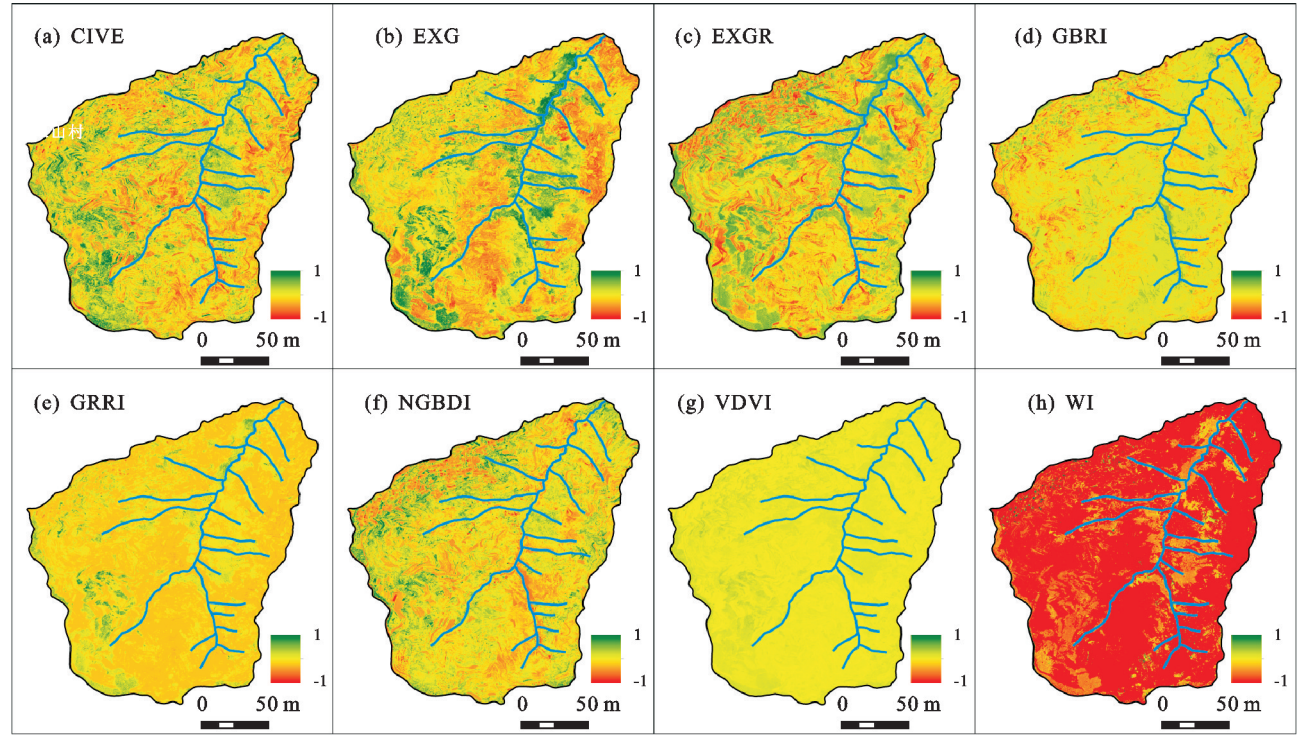


图 3 归一化植被指数特征

影像对象区域总异质性(f)计算公式为:

$$f=\omega_1 * h_{\text{shape}}+(1-\omega_1) * h_{\text{color}} \tag{1}$$

式中: ω_1 为形状权重,取值范围(0,1); h_{shape} 为形状异质性; h_{color} 为光谱异质性。

光谱异质性 h_{color} 计算公式为:

$$h_{\text{color}}=\sum_{i=1}^n \lambda_i * \sigma_i \tag{2}$$

式中: n 为波段总数(个); λ_i 为波段权重; σ_i 为波段的

标准差(m)。

形状异质性 h_{shape} 计算公式为:

$$h_{\text{shape}}=\omega_2 * k_{\text{compactness}}+(1-\omega_2) * k_{\text{smoothness}} \tag{3}$$

$$k_{\text{compactness}}=\frac{E}{\sqrt{N}} \tag{4}$$

$$K_{\text{smoothness}}=\frac{E}{L} \tag{5}$$

式中: w_2 为紧致度权重; $k_{compactness}$ 为形状紧致度(单位); $k_{smoothness}$ 为形状平滑度(单位); E 为对象边界长度(m); N 为对象内的像素总数(个); L 为包含对象的矩形周长(m)。

1.3.3 分类器选择 以 KNN 分类器构建一种综合植被指数,用于提取梯田。KNN 是数据挖掘领域中的一种重要的技术,从一组已知的训练样本中发现分类模型。KNN 基本思想是根据欧几里得距离采用多数投票策略,通过计算 K 个相邻训练样本中与未知样本最接近的变量平均值来确定未知样本的类别。图像对象在特征空间中的位置越靠近类的样本,该类的隶属度就越高,最佳分类结果保持最高的隶属度值。样本由进行多尺度分割后采用手动划定,共 180 个(梯田草地、梯田耕地、林地、道路、建筑用地、其他土地分别 50,50,50,10,10,10 个),统计训练样本的不同地类特征,以这些特征为中心,构建 1 个多维特征空间,计算每个未分类对象在其特征空间与最邻近样本对象的距离(d),即未分类对象对于其类别的隶属度,最后判断该对象与训练样本是否属于相同类别^[23]。

距离(d)计算公式为:

$$d = \sqrt{\sum \left\{ \frac{v_f^{(s)} - v_f^{(o)}}{\sigma_f} \right\}^2}$$

(6)

式中: d 为训练样本(s)与未分类对象(o)间的距离(m); σ_f 为特征(f)所对应的标准差(m^2); $v_f^{(s)}$ 为训练样本对于特征(f)的对应值; $v_f^{(o)}$ 为未分类对象在特征(f)上的对应值。

1.3.4 精度评价方法 影像的分类精度主要是指分类结果跟地表实际状况的匹配程度。混淆矩阵(confusion matrix)代表分类正确的像元占总像元的百分比,从混淆矩阵可以直观地得到每种类别精度的错分误差和漏分误差,计算遥感影像分类的总体精度,用户精度和制图精度,是目前应用最广泛的分类精度评价方法。

2 结果与分析

2.1 影像分割结果与评价

基于灰度共生矩阵生成 8 个纹理特征,依据皮尔逊相关系数(pearson correlation coefficient)选出方差、对比度、角二阶矩、相关性纹理特征作为输入层(表 2)。以 ESP 局部方差变化率的峰值为最优分割尺度参考值(图 4),峰值有多个。多尺度的分割方法只需要确定唯一的尺度参数,依次进行验证。颜色因子和形状因子的判定,采取控制单一变量的试验方法,不断进行验证,确定参数。最终设定分割参数为 101,波段权重为 1:1:1,颜色、形状因子分别定为 0.5,0.4,共划分为 29 817 个影像对象,图 5 为局部切割结果。

皮尔逊相关系数 r 计算公式为:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

(7)

式中:相关系数 r 的取值范围为 $-1 \leq r \leq 1$, $r > 0$ 为正相关, $r < 0$ 为负相关; $|r| \leq 0.3$ 不存在线性相关; $0.3 \leq |r| \leq 0.5$ 低度线性关系; $0.5 \leq |r| \leq 0.8$ 显著线性关系; $|r| > 0.8$ 高度线性关系。

表 2 纹理特征相关性

项目	均值	方差	协同性	对比度	相异性	熵	角二阶矩	相关性
均值								
方差	−0.57							
协同性	−0.78	0.64						
对比度	0.75	−0.59	−0.98					
相异性	0.54	−0.38	−0.74	0.78				
熵	0.17	−0.10	−0.25	0.28	0.65			
角二阶矩	0.17	−0.06	−0.25	0.28	0.53	0.77		
相关性	−0.63	0.48	0.86	−0.88	−0.93	−0.38	−0.32	

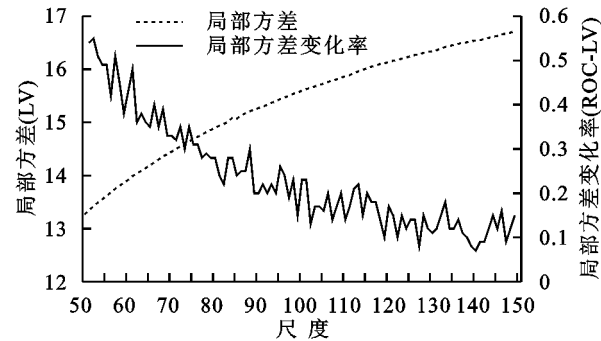


图 4 局部方差及变化率曲线

2.2 分类特征的选择与计算

计算 8 种单一植被指数,分类精度较低,道路的

分类精度较高,得益于多尺度的切割结果,将道路完美地切割出来(图 5)。由于不同植被指数对于地物特征的侧重点有所不同,以最近邻分类器选用多种植被指数建立分类阈值的方法提高分类精度。先以 8 种植被指数精度由高到低依次组合建立综合植被指数,当植被指数的数量 > 4 时,精度不再有明显增高,故以 4 种植被指数构建综合指数效果最好。

先以单个地类精度最高的植被指数进行组合,再以单个地类分类精度由高到低进行单一变量替换的方式构建综合指数,选取 6 种精度较好的综合植被指数组合:(A) VDVI、NGBDI、CIVE、EXRG; (B) VDVI、CIVE、

EXG、RGBVI; (C) VDMI、CIVE、EXRG、RGBVI; (D) VDMI、EXGR、CIVE、EXG; (E) CIVE、WI、EXG、VDMI; (F) CIVE、WI、EXG、EXGR(图 6), 其中, CIVE、WI、

EXG、EXGR 指数组合总体分类效果最好(表 3), 精度为 91.20%。小流域内梯田耕地面积(健康梯田)为 1.18 km², 占流域面积的 42.45%。

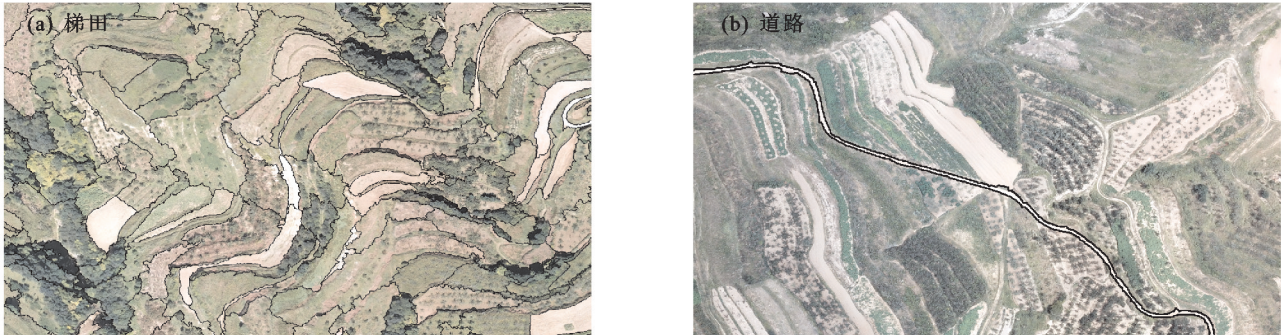


图 5 多尺度局部切割结果

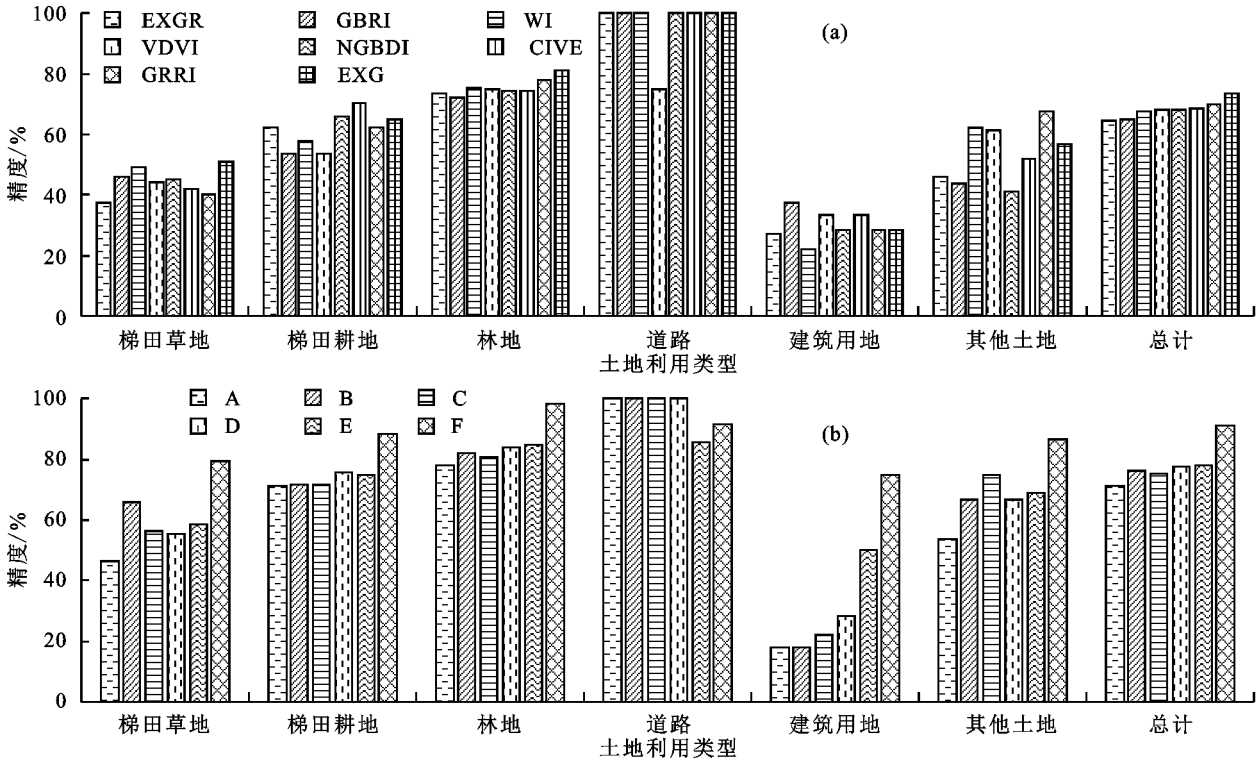


图 6 分类精度

表 3 综合指数(F)混淆矩阵

项目	梯田草地	梯田耕地	林地	道路	建筑用地	其他土地
梯田草地	54	5	1		1	3
梯田耕地	3	161	1			
林地	7	15	201			
道路				11		1
建筑用地					3	
其他土地	4	1	1	1		26
精度/%	79.41	88.46	98.53	91.67	75.00	86.67
总体精度=91.20%			Kappa 系数=0.87			

3 讨论

3.1 面向对象方法的优势

目前,针对梯田的提取主要有基于像元和面向对象的方法。在黄土高原景观格局复杂、植被覆盖多样

的小流域内,由于相似地物之间的光谱异质性随着空间分辨率提高而增加。以基于像元的方法提取梯田易导致斑块破碎,地类特征完全被破坏,严重降低分类的精度^[24]。而与基于像元分类相比,基于面向对

象分类的提取方法综合运用物体的光谱特征、纹理特征和形状特征,可以显著提升土地类型划分的准确性。采用面向对象的方法提取黄土高原小流域梯田,在坚家山小流域梯田提取中得到较好的效果,精度为91.20%,证明该方法在黄土高原地区具有可行性。也有研究^[24]表明,在黄土高原地区,面向对象的分类精度明显好于基于像元分类^[4-5]。加强对面向对象的分类研究将提升土地利用类型提取精度,对水土流失研究,国土空间规划等具有重要意义。

3.2 面向对象方法的精度分析

面向对象方法的分类精度取决于影像分割和分类器的选择。在影像分割中一个分割尺度不适用所有的类别,需要验证何种分割尺度可以有效地提取一个类别。最优分割尺度的获取还与遥感影像的分辨率有关。Lian等^[12]基于面向对象的方法以不同遥感影像进行分割尺度的研究发现,分类精度随分辨率的提升不断上升,所以,使用具有更高分辨率的无人机影像将显著提升面向对象的分割精度。基于无人机的RGB波段,以最近邻分类器,分析对比单一植被指数和多种植被指数构建分类阈值对精度的影响发现,构建多植被指数分类阈值可提高分类精度,并找到面向对象分类的最优精度的植被指数组合(CIVE、WI、EXG、EXGR),分类精度达到91.20%。本研究为水土保持监测中准确获取梯田的空间分布提供更便捷、更高效、低成本的方法。

3.3 梯田位置的识别

本研究实现对梯田分布范围的提取(图7),健康状况良好的梯田主要分布在道路两侧并且地势平缓的区域。废弃梯田分布在坡度 $40^{\circ}\sim 60^{\circ}$,且道路毁坏的区域内,废弃梯田占梯田总面积的31.79%。坚家山流域地势落差高达292.95 m,地类分布主要随海拔由高到低呈现健康梯田(耕地)—废弃梯田(草地)—林地的分布趋势。本研究提出的梯田提取方法仅需使用无人机获得的红、绿、蓝波段进行提取梯田,降低原始数据的获取难度和成本,可实现对梯田健康状况的监测,为后期的梯田规划和废弃梯田的治理研究提供基础。

3.4 研究不足与展望

面向对象方法的提取结果与目视解译数据进行比较发现,该方法提取的梯田冗余部分通常集中在梯田边缘植被类型复杂的区域。由于多尺度切割导致的梯田边缘像素分类错误。多尺度切割的方法仍需改进,虽由人工试错转变为定量分析,以局部方差(local variance, LV)作为图像分割的尺度参数选择

的标准还存在不足。

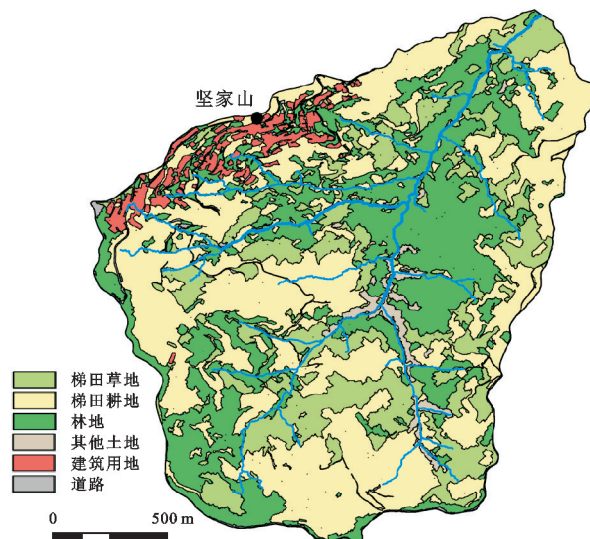


图7 坚家山土地利用类型

目前,精度验证方法仍使用实地调查和目视解译建立验证样本数据判别真实的土地利用类型,目视解译方法往往需要足够多的样本数据才能真实地反映分类精度的准确性,取样过程繁琐并且不可替代,急需合理可靠的精度验证方法。

4 结论

以局部方差变化率101作为多尺度分割的尺度参数,梯田边界明显,光谱特征、纹理特征和形状特征对于描绘梯田整体边界具有巨大的潜力。采用基于多尺度分割的面向对象方法进行梯田的提取,消除小斑块影响,梯田轮廓清晰,对于梯田面积统计结果更具有实际意义。

采用可见光植被指数CIVE、EXG、EXGR、GBRI、GRRI、NGBDI、VDVI、WI作为梯田提取的分类特征,其中,EXG植被指数精度最高,梯田提取精度为72.60%,并提出一种基于最邻近分类器以综合指数(CIVE、WI、EXG、EXGR)为分类特征,建立分类阈值的提取方法,梯田提取精度为91.20%,相较于以单植被指数的分类方法精度提高18.60%。

基于无人机影像的多尺度分割的面向对象方法可适用黄土丘陵区梯田水土保持措施的提取。无人机获取数据成本低,能够随时获取精度更高的遥感影像,特别是采用综合植被指数可以显著提高分类精度,可以为优化水土保持配置、制定相关政策,提供基础指导。

参考文献:

- [1] Xin Z B, Yu B F, Han Y G. Spatiotemporal variations in annual sediment yield from the middle Yellow River, China, 1950—2010[J]. Journal of Hydrologic Engineering, 2015, 20(8): 1-15.

- [2] Wang S, Fu B J, Piao S L, et al. Reduced sediment transport in the Yellow River due to anthropogenic changes[J]. *Nature Geoscience*, 2016, 9(1): 38-41.
- [3] Wei Z Q, Han Y F, Li M Y, et al. A small UAV based multi-temporal image registration for dynamic agricultural terrace monitoring [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(9): e904.
- [4] Luo L H, Li F Y, Dai Z Y, et al. Terrace extraction based on remote sensing images and digital elevation model in the loess plateau, China[J]. *Earth Science Informatics*, 2020, 13(2): 433-446.
- [5] Diaz V R A, Zarco T P J, Angileri V, et al. Automatic identification of agricultural terraces through object-oriented analysis of very high resolution DSMs and multi-spectral imagery obtained from an unmanned aerial vehicle[J]. *Journal of Environmental Management*, 2014, 134(15): 117-126.
- [6] 刘冬烨, 问鼎, 朱京海. 基于无人机影像的面向对象地类信息提取[J]. *地理空间信息*, 2020, 18(12): 75-80.
- [7] 买凯乐, 张文辉, 黄土丘陵沟壑区遥感影像信息面向对象分类方法提取[J]. *农业机械学报*, 2011, 42(4): 153-158.
- [8] 刘书含, 顾行发, 余涛, 等. 高分一号多光谱遥感数据的面向对象分类[J]. *测绘科学*, 2014, 39(12): 91-94, 103.
- [9] 卢柳叶, 张青峰, 李光录. 基于 BP 神经网络的遥感影像分类研究[J]. *测绘科学*, 2012, 37(6): 140-143.
- [10] 赵欣, 王晓晶, 赵院, 等. 国产高分一号卫星数据傅里叶变换提取梯田影像可行性分析[J]. *中国水土保持*, 2016, 50(1): 63-65, 73.
- [11] 赵飞, 熊礼阳, 姚瑾, 等. 基于无人机高精度 DEM 数据的梯田自动提取算法[J]. *南京师范大学学报(工程技术版)*, 2020, 20(2): 59-65.
- [12] Lian L, Chen J F. Research on segmentation scale of multi-resources remote sensing data based on object-oriented[J]. *Procedia Earth and Planetary Science*, 2011, 55(2): 352-357.
- [13] Lu H, Liu C, Li N W, et al. Optimal segmentation scale selection and evaluation of cultivated land objects based on high-resolution remote sensing images with spectral and texture features[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2021, 28(21): 27067-27083.
- [14] Wang D C, Gong J H, Chen L D, et al. Comparative analysis of land use/cover change trajectories and their driving forces in two small watersheds in the western Loess Plateau of China[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, 21: 241-252.
- [15] SL 449—2009 水土保持工程初步设计报告编制规范[S]. 北京: 中国水利水电出版社, 2009.
- [16] 张正健, 李爱农, 边金虎, 等. 基于无人机影像可见光植被指数的若尔盖草地上生物量估算研究[J]. *遥感技术与应用*, 2016, 31(1): 51-62.
- [17] Guijarro M, Pajares G, Riomoros I, et al. Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2010, 75(1): 75-83.
- [18] Woebbecke D M, Meyer G E, Barga K V, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*, 1995, 38(1): 259-269.
- [19] Meyer G E, Neto J C, Jones D D, et al. Intensified fuzzy clusters for classifying plant, soil, and residue regions of interest from color images [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2004, 42(3): 161-180.
- [20] 汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(5): 152-159.
- [21] Guerrero J M, Pajares G, Montalvo M, et al. Support vector machines for crop/weeds identification in maize fields[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(12): 11149-11155.
- [22] Benz U C, Hofmann P, Willhauck G, et al. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2004, 58(3/4): 239-258.
- [23] Myint S W, Gober P, Brazel A, et al. Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(5): 1145-1161.
- [24] 张雨果, 王飞, 孙文义, 等. 基于面向对象的 SPOT 卫星影像梯田信息提取研究[J]. *水土保持研究*, 2016, 23(6): 345-351.