

# 基于联合变化检测的耕地撂荒信息提取与驱动因素分析

杨通<sup>1,2</sup> 郭旭东<sup>2</sup> 岳德鹏<sup>1</sup> 汪晓帆<sup>2</sup> 韩圣其<sup>1,2</sup>

(1. 北京林业大学精准林业北京市重点实验室, 北京 100083;

2. 中国土地勘测规划院自然资源部土地利用重点实验室, 北京 100035)

**摘要:** 撂荒地遥感提取方法主要为分类方法和变化检测方法。由于撂荒地覆被类型复杂, 容易同草地、灌木混分, 导致分类方法的提取精度不高。而变化检测方法易受非耕地变化因素干扰, 且只能提取监测周期内的新增撂荒, 无法提取监测周期之前的历史撂荒。此外, 受遥感数据本身的制约, 中低分辨率数据受混合像元干扰而提取能力不足, 高分遥感易受地形起伏、云层遮蔽、覆盖周期长等因素干扰而损失精度, 因此, 传统遥感方法提取撂荒地困难。本研究提出多源数据联合变化检测方法以提取撂荒地。利用多源数据的异质性和不同方法的互补性, 针对不同类型的撂荒地制定不同的提取策略, 并进行耦合分析以提取撂荒地。经实地调查验证, 该方法提取总精度达到 97.6%。在此基础上, 提取撂荒地的距离特征、高差特征、灌溉特征和邻域特征等自然地理指标, 对其进行了显著性分析, 判定了区域撂荒主导因素, 为撂荒驱动力研究、定向提升撂荒地管理提供了依据。

**关键词:** 撂荒地; 多源数据; 联合变化检测; 数据挖掘; 撂荒驱动力

**中图分类号:** TP79; S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)06-0201-08

## Information Extraction and Driving Factor Assessment of Farmland Abandonment Based on Joint Change Detection

YANG Tong<sup>1,2</sup> GUO Xudong<sup>2</sup> YUE Depeng<sup>1</sup> WANG Xiaofan<sup>2</sup> HAN Shengqi<sup>1,2</sup>

(1. Beijing Key Laboratory of Precision Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Land Use, Ministry of Natural Resources, China Land Surveying and Planning Institute, Beijing 100035, China)

**Abstract:** The method of remote sensing extraction of abandoned land is mainly classified into image classification and change detection. It is easy to be mixed with grassland and shrub because of the complexity of abandoned land cover types, resulting in the classification method of extraction accuracy is not high. The change detection method is susceptible to the interference of non-cultivated land change factors, and it can only extract new abandonment within the scope of data coverage, but it cannot extract historical abandonment before remote sensing data. In addition, remote sensing data have their limitations, the extracting ability of low and medium-resolution data is insufficient due to the interference of mixed pixels, and the precision of high-resolution remote sensing is vulnerable to the interference of topographic fluctuation, cloud cover and long coverage period. Therefore, it is difficult to extract abandoned land by traditional remote sensing method. To solve the above problems, a joint detection method of multiple source data was proposed to extract abandoned land. Based on the heterogeneity of multi-source data and the complementarity of different methods, different extraction strategies were formulated for different types of abandoned land, and coupling analysis was carried out to extract abandoned land. The field investigation showed that the total accuracy of the method was 97.6%. In addition, data mining for multi-source data and detection results can extract physical and geographical indicators such as "distance feature", "height difference feature", "irrigation feature" and "neighborhood feature", and the significance analysis was helpful to distinguish the dominant factors of abandonment, which provided basis for the study of abandonment driving forces and the directional promotion of abandonment management methods.

**Key words:** abandoned land; multi-source data; joint change detection; data mining; driving force of abandonment

收稿日期: 2018-11-27 修回日期: 2019-02-11

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFB0501505)

作者简介: 杨通(1986—), 男, 博士生, 主要从事撂荒地遥感监测和撂荒驱动力研究, E-mail: yt61051@126.com

通信作者: 岳德鹏(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事景观生态学和土地评价研究, E-mail: yuedepeng@126.com

## 0 引言

现阶段撂荒地提取方法主要分为:①基于遥感图像的分类方法,如目视解译<sup>[1-2]</sup>、监督分类<sup>[3-8]</sup>、面向对象分类<sup>[9-10]</sup>等。②基于变化检测的方法,如直接变化检测<sup>[5]</sup>、分类后变化检测<sup>[11-13]</sup>、植被指数变化检测<sup>[14]</sup>、非遥感数据(主要为GIS数据)的变化检测等<sup>[15]</sup>。

分类方法的前提是基于撂荒地与其他地类存在显著差别,但撂荒地的地表覆被复杂,样本可分离度低,容易与裸地、草地、灌木等地类混分。变化检测方法的前提是基于耕地在监测周期内发生撂荒,但对于监测周期之前已经发生的撂荒地无能为力,且容易受非耕地变化噪声影响。此外,遥感数据本身也存在一定限制,中低分数据空间分辨率低,不足以提取撂荒地;高分数据重访周期长、幅宽小,难以保证大区域的时空覆盖,且易受地形、云层干扰。再加上撂荒地存在多种类型(完全撂荒、半撂荒、过渡撂荒)<sup>[1]</sup>,不同区域的作物特征和种植制度也有差别,因此,用传统方法提取撂荒地困难。

本文提出基于多源数据的联合变化检测方法提取撂荒地。首先利用多源高分遥感数据的观测频度优势,保证研究区的时空覆盖和晴空数据比重;其次利用地理信息调查数据圈定耕地范围和退耕还林范围,以减少非耕地变化噪声干扰;最后,针对不同类型的撂荒地分别提出年内检测法和年际检测法,并耦合为联合变化检测法。利用该方法提取撂荒地的距离特征、高差特征、邻域特征及灌溉特征,并对上述特征进行统计分析及显著性分析,以期得到区域撂荒主导因素,为定向提升撂荒地管理提供依据。

## 1 数据与方法

### 1.1 研究区概况

和林格尔县位于内蒙古自治区中南部(北纬 $39^{\circ}58' \sim 40^{\circ}41'$ ,东经 $111^{\circ}26' \sim 112^{\circ}18'$ )。总面积 $3\,436\text{ km}^2$ ,耕地约占县域面积的 $\frac{1}{3}$ ,主要种植作物为玉米、马铃薯、大豆、谷子等。海拔 $1\,400 \sim 2\,028\text{ m}$ ,年平均降水量为 $392.8\text{ mm}$ 。该县属内蒙古高原和黄土高原的过渡地带,东南部山区面积占县域面积的 $20.4\%$ ;中部和南部的黄土丘陵区占总面积的 $57.3\%$ ;西北部属土默川平原的边缘,面积占和林格尔总面积的 $22.3\%$ (图1)。

### 1.2 数据来源

遥感数据源包括高分一号卫星(GF-1) $8\text{ m}$ 、 $16\text{ m}$ 多光谱影像;高分二号卫星(GF-2) $4\text{ m}$ 多光谱影



图1 研究区地理位置图

Fig. 1 Geographical location map of research area

像;资源三号卫星(ZY-3) $6\text{ m}$ 多光谱影像;哨兵二号卫星(Sentinel-2A) $10\text{ m}$ 多光谱影像。获取2014—2017年每年春(5月)、夏(7—8月)、秋(9月下旬—10月上旬)多源遥感影像106景,依据“无云数据优先、高分数据优先、高可靠性数据优先”原则筛选可用影像63景,经处理得到覆盖全县的12期高分辨率遥感影像数据,其中,国产卫星数据来源于中国土地勘测规划院,哨兵数据来源于欧空局(ESA)官网,有效载荷技术指标见表1。

表1 卫星有效载荷技术指标

Tab. 1 Satellite payload technical index

传感器 名称	空间分 辨率/m	幅宽/ km	发射 年份	重访 周期/d	覆盖 周期/d
GF-1_PMS	8	60	2013	4(侧摆)	41(不侧摆)
GF-1_WFV	16	800	2013	2(侧摆)	4(不侧摆)
GF-2_PMS	4	45	2014	5(侧摆)	69(不侧摆)
ZY-3_MUX	6	51	2012	5(侧摆)	59(不侧摆)
S-2A_MSI	10	110	2015	10	10

遥感数据源共计4种卫星、5种传感器,各传感器均具备可见光到近红外波段,且各波段中心波长一致,具备数据融合的基础。地理信息数据包括全国土地利用变更调查数据、退耕还林数据。辅助数据集包括GDEMDEM的 $30\text{ m}$ DEM数据、设施占地数据、统计数据及问卷调查数据。其中,土地变更调查数据来源于中国土地勘测规划院,退耕还林数据来源于和林格尔县林业局,设施占地数据来源于地方网站,DEM数据来源于地理空间数据云。数据源时相分布见表2。

### 1.3 原理与方法

变化检测方法是利用地物在时间维度的变化情况,避免了易混地类样本可分离度低的问题,且该方法受地形影响较小,相对适宜提取撂荒地。但是该

表 2 数据源时相分布  
Tab.2 Data source phase distribution

时间	GF-1/景	GF-2/景	ZY-3/景	S-2A/景	DEM/景	土地变更/a	退耕还林/a
2014 年春	1						
2014 年夏	3					1	
2014 年秋	12						
2015 年春		14					
2015 年夏	8					1	1
2015 年秋	2				2		
2016 年春				3			
2016 年夏	1		4	3		1	1
2016 年秋	1			2			
2017 年春				3			
2017 年夏				3		1	1
2017 年秋				3			

方法不能提取监测周期以前发生的撂荒地,也易受非耕地变化因素干扰。为解决这两个问题,首先需要将 ROI 定位在耕地范围,然后在 ROI 内提取正在种植耕地,两者相减可得未种植耕地,即撂荒地。该方法有赖于对农作物的精确提取,需对研究区的主要农作物类型、特征、种植制度予以统计分析,在此基础上确定数据时相和变化阈值。此外,利用多源数据的高时空分辨率和高晴空数据比,可有效提高监测精度。最后,对不同类型的撂荒地需采取不同的提取策略。参考欧盟环境政策研究所关于撂荒地的定义<sup>[1]</sup>,并结合研究区的实际情况,本研究将连续 2 年及 2 年以上未种植的耕地归入完全撂荒;将一年未耕种的耕地归入半撂荒;将退耕还林、设施占地造成的短期撂荒归入过渡撂荒。用年内检测法提取完全撂荒,用年际检测法提取半撂荒,用退耕还林、设施占地数据提取过渡撂荒,对上述方法进行耦合分析,联合变化检测撂荒地提取方法技术体系如图 2 所示。

1.3.1 多源数据预处理

所选 4 种高分卫星在所需波段上的中心波长一致,具备数据融合的基础。通过野外踏勘建立联合平差控制点,用七参数法将所有坐标系统转换为 WGS84 坐标系统。根据传感器的定标方程和定标系数,将其记录的量化 DN 值转换成对应视场的表观辐射亮度,再经大气校正获得地表反射率。使用 ATCOR 软件实现 GF-1、GF-2、ZY-3 等国产数据的大气校正;使用 Sen2Cor 软件实现 Sentinel-2A 的大气校正。利用 ENVI5.3 软件对所有 GF-1、GF-2、ZY-3 等国产数据进行几何校正。Sentinel-2A 的 L1C 级产品为几何精校级,可作为参考影像校正其他数据。

多源数据融合包括高精度几何相对校正与相对

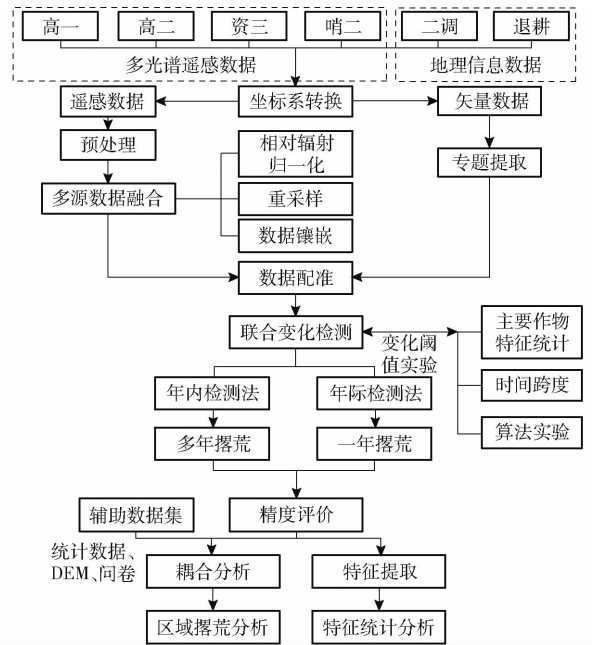


图 2 技术路线图

Fig.2 Technical roadmap

辐射归一化。其中高精度几何相对校正以 Sentinel-2A 数据为基准自动选择控制点以优化国产数据的 RPC 参数,并结合 DEM 实现高精度几何相对校正。相对辐射归一化:在辐射定标和大气校正基础上,将所有数据重采样到 10 m 空间分辨率,升采样采用二次线性插值模型,降采样采用像素聚合模型。依据重叠区域直方图匹配方法将同组数据进行拼接、匀色和羽化,增强同组数据的辐射一致性。

1.3.2 主要农作物生长特征统计

撂荒地提取精度依赖于种植耕地的提取精度。样本县主要农作物为玉米、马铃薯、大豆,还有少量谷子,其余零星播种作物不纳入统计(表 3)。主要农作物生长期的 NDVI 特征统计如图 3 所示。由图 3 可知,玉米和谷子的 NDVI 较高,马铃薯次之,大豆最低。5 月所有作物 NDVI 略有下降,可能是播

种期除草所致;6—8月 NDVI 持续增长,于8—9月间达到峰值;9—10月收割期 NDVI 陡降;11月天气转冷,杂草枯死,NDVI 继续降低。撂荒地的 NDVI 在8月以前持续上升,于8月达到峰值,8月后逐渐下降。撂荒地与农作物在8月峰值的区别度较大,在5—8月、8—10月的变化梯度差异更为显著。总体而言,研究区的主要农作物与撂荒地的 NDVI 峰值和变化梯度具有较高的区别度,以此作为阈值分割的基础和联合变化检测的前提。

表3 主要农作物特征

Tab.3 Characteristics of main crops

种类	种植期	收割期	成熟株高/ cm	成熟 盖度/%	种植制度
玉米	5月	9—10月	100~260	>95	一年一季
马铃薯	5月	9月	40~70	>80	一年一季
大豆	5月	9月	30~90	>70	一年一季
谷子	5月	9—10月	30~80	>95	一年一季

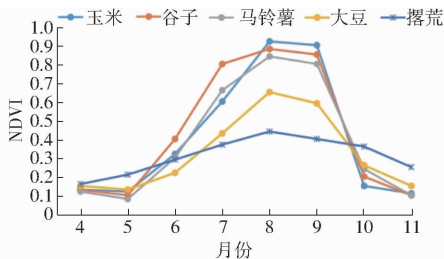


图3 农作物生长期 NDVI 曲线

Fig.3 NDVI curves of crops during growth period

### 1.3.3 阈值分割算法实验

阈值分割是变化检测的核心,分割精度直接决定方法总体精度<sup>[16]</sup>。目前较为成熟的自动阈值分割算法包括基于直方图形状的 Otsu 算法<sup>[17]</sup>、基于力矩的 Tsai 算法<sup>[18]</sup>、基于信息熵的 Kapur 算法<sup>[19]</sup>及基于直方图双峰的 Kittler 算法<sup>[20]</sup>。本研究采用基于样本统计的阈值分割方法。以年内检测法为例,5种算法进行对比如图4所示。由图4可知,Kapur 算法与 Kittler 算法振幅较大,极不稳定。Otsu

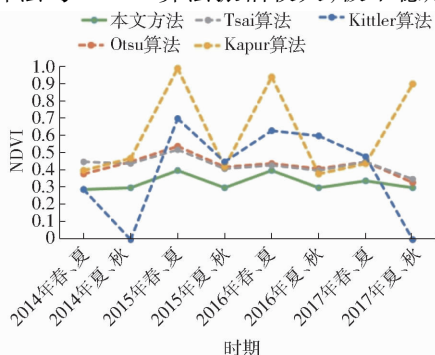


图4 NDVI 阈值分割算法对比

Fig.4 Comparison of NDVI threshold segmentation algorithms

算法与 Tsai 算法振幅较小,且具有较好的一致性。样本统计分割阈值经 2017 年实地验证精度为 97.6% (2.2 节),故以 2017 年的阈值分割及地物信息为基准,控制 2014—2016 年的阈值分割。总体而言,研究区的阈值分布区间为 0.3~0.4,最接近此区间为 Tsai 算法。

### 1.3.4 联合变化检测

联合变化检测由年内检测法和年际检测法组成,其原理是:农作物由于耕作措施,在成熟期的 NDVI 最大值通常高于自然植被(杂草、灌木)。且农作物收割后,其 NDVI 在秋季会发生陡降,而自然植被不收割,故农作物在生长期的 NDVI 变化梯度显著高于自然植被(图3)。基于此,分别做3次变化检测,按数据时相分为2次年内检测和1次年际检测,对检测结果做交集、并集处理以提取撂荒地。

年内检测法:以土地变更调查数据中的耕地地类为总耕地,通过遥感影像提取正在种植耕地,用总耕地减去正在种植耕地,间接提取未种植耕地,即撂荒地。首先,以耕地矢量图层对遥感图像进行掩膜,去除耕地范围外的变化地物干扰,提取总耕地。然后,利用农作物 NDVI 的季节变化分别进行春-夏、夏-秋两次变化检测,对两次检测结果取交集,提取“正在种植耕地”。由图3可知,春、夏、秋 NDVI 变化梯度最大的时相分别是5、8、10月,宜选用相应月份的遥感数据。变化检测采用图像差值法,平滑核为3,最小聚类值为20,阈值分割以农作物统计结果和算法实验为参照。最后,以总耕地减去正在种植耕地得到未种植耕地,即撂荒地。

年际检测法:撂荒地在撂荒前和撂荒后的地表覆被不同,NDVI 变化明显。经实地调研,研究区的撂荒地地表覆被主要为草地,新撂荒的地块杂草较为稀疏,长期撂荒的地块杂草较为茂密。基于此,以耕地矢量图层对遥感图像掩膜,将 ROI 限定在耕地范围内,并对前后两年的夏季遥感影像 ROI 进行变化检测,将 NDVI 明显小于前一年的耕地斑块提取出来,即当年新增加的撂荒地。

联合变化检测方法提取全类型撂荒地的计算式为

$$A = A_C + A_H + A_T \quad (1)$$

$$\text{其中} \quad A_C = A_1 \cup A_2 - A_T - A_H \quad (2)$$

$$A_H = A_2 - A_2 \cap A_T \quad (3)$$

$$A_T = T + B \quad (4)$$

式中  $A$ ——总撂荒  $A_C$ ——完全撂荒  
 $A_H$ ——半撂荒  $A_T$ ——过渡撂荒  
 $A_1$ ——年内检测法提取撂荒斑块集合  
 $A_2$ ——年际检测法提取撂荒斑块集合  
 $T$ ——退耕还林  $B$ ——设施占地



## 2 结果与分析

### 2.1 联合变化检测提取结果

利用多源数据、联合变化检测方法对研究区的撂荒地进行了全类型提取。以 2014 年为基准年，全类型撂荒地提取结果见图 5 (2014 年没有退耕还林工程, 2017 年尚未完成小班验证)。由联合变化检测结果可知, 种植耕地主要分布于和林格尔县西北部

土默川平原, 及县域内两条河流沿岸区域。西北部平原因地形平整、易于灌溉和机械化种植, 撂荒较少。同时, 河岸附近耕地多为冲洪积地貌, 地形相对平整, 方便耕种且农作物产量较高, 几乎不存在撂荒现象。从河岸向两侧山区辐射, 因机械化种植的难度加大, 农作物产量降低, 导致撂荒地逐渐增多, 可见地形是影响和林格尔县山区丘陵耕地撂荒的重要自然因素。

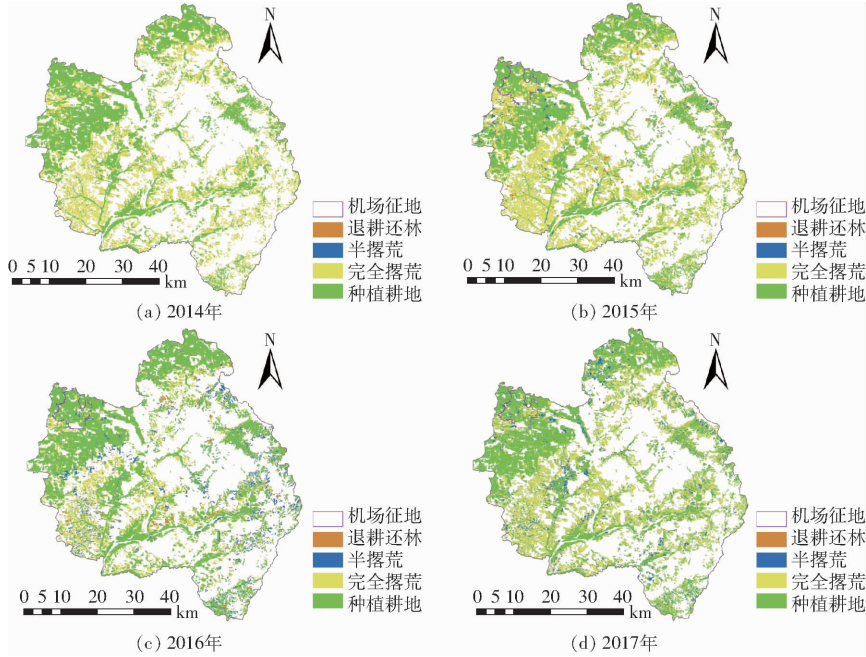


图 5 联合变化检测方法提取结果

Fig. 5 Extraction result maps of joint change detection method

### 2.2 精度评价

结合野外实地验证和目视解译两种方法评价精度。在提取的 2017 年撂荒地斑图上, 用 ArcGIS 10.5 软件生成均匀分布的 450 个随机点 (图 6), 其中年际检测法提取 230 个点, 年内检测法提取 220 个点, 最小点距为 150 m。对 450 个验证点中的 120 个点进行野外实地考察验证, 其余 330 个验证点由 Sentinel-2A (分辨率 10 m) 数据进行目视解译验证。经验证, 联合变化检测方法于 2017 年提取撂荒地总体精度为 97.6%, 说明撂荒地提取结果真实可信, 方法可行。此外, 基于图 5b 分类结果生成 200 个随机点以评估分类精度。参照数据为同年 GF-2 数据 (1 m 全色、4 m 多光谱), 评估方式为目视验证, 评估结果见表 4。

基于表 4 计算 2015 年的总体分类精度为 94.5%, Kappa 系数为 0.88。保障方法有效性及观测精度需注意: ①研究前期进行实地踏勘, 建立农作物及撂荒地样本知识库。②多源数据的组合原则: 无云数据优先、高时空数据优先、高质量数据优先。③以高质量数据 (Sentinel-2A) 为基准, 尽量削弱多

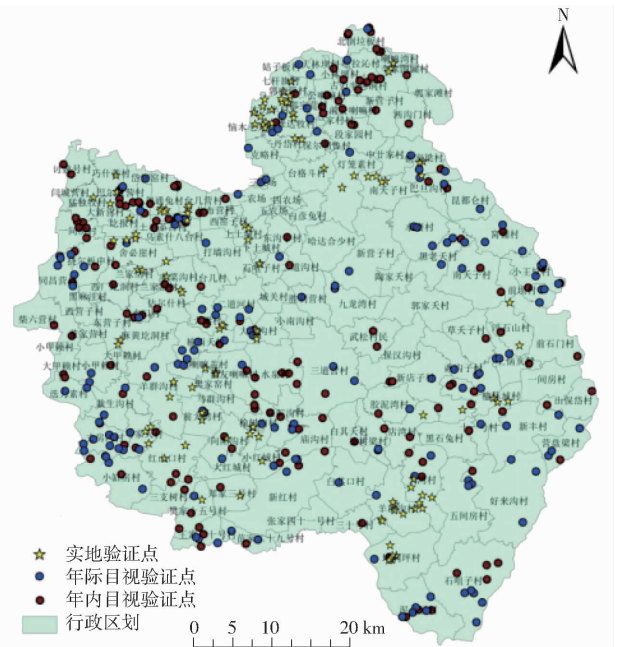


图 6 验证点位

Fig. 6 Verifying point bitmap

源数据的系统差异, 平滑 NDVI 突变。④阈值分割以各地类样本统计为基础, 综合考虑时相跨度和年

表4 混淆矩阵  
Tab.4 Confusion matrix

地类	完全撂荒	种植耕地	半撂荒	退耕还林	总数
完全撂荒	50	4	0	0	54
种植耕地	2	132	3	0	137
半撂荒	1	0	4	0	5
退耕还林	0	0	1	3	4
总数	53	136	8	3	200

际降雨量变化。

### 2.3 区域撂荒综合分析

完全撂荒主要分布于西南及东南部的黄土丘陵区以及东北部山区。值得注意的是,完全撂荒在一些区域(西南、东南)已呈集中连片之势,并完全取代了种植耕地,说明此区域人口大量迁出、村庄衰落,农业完全废弃。

半撂荒在全县零星分布,分布于平原区的半撂荒多为休耕地,待地力恢复后继续耕种;分布于山区丘陵的半撂荒则有很大概率在第2年继续撂荒,最终转为完全撂荒。

过渡撂荒在研究区有两种形式:退耕还林和设施占地。研究区每年退耕还林 666.7 hm<sup>2</sup>耕地,各个乡镇平均分配,山区乡镇较多。设施占地方面较大的占地项目为“盛乐国际机场项目”,计划征收 2 266.7 hm<sup>2</sup>土地,主要涉及西北 4 个行政村,截至目前尚未征收完毕。对已有退耕还林及设施占地数据进行数字化、坐标转换、配准等处理,并与其他数据耦合分析以提取过渡撂荒。对种植耕地和全类型撂荒地统计如图 7 所示,其中,农作物播种面积数据来源于和林格尔县 2014—2017 年的国民经济和社会发展统计公报。

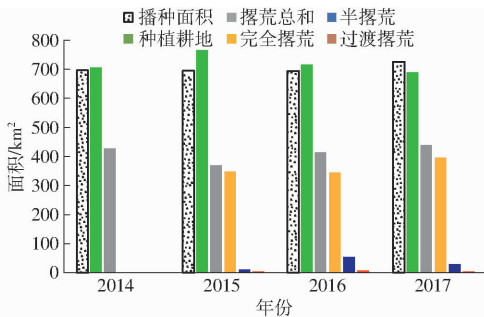


图7 种植耕地及全类型撂荒地面积

Fig.7 Area of cultivated land and all types of abandoned land

与统计公报中的全年农作物播种面积相比,所述联合变化检测法提取的种植耕地面积与之相仿,4年组间平均偏差为 4.9%,表明所述方法的提取结果较为可信。研究区撂荒类型以完全撂荒为主,半撂荒和过渡撂荒较少;撂荒地多分布于山区丘陵,平原分布较少。该县 2014 年撂荒率为 37.8%,2015 年为 32.4%,2016 年为 36.7%,2017 年为 39%,

4 年平均撂荒率为 36.5%,撂荒情况较为严重。总体撂荒规模相对稳定,组内偏差最大的 2015 年为 11.1%,其余 3 年偏差较小。结合农户问卷和野外踏勘发现,造成研究区高撂荒率的原因是多方面的。内源性因素为:①和林格尔县山区、黄土丘陵区地貌接近 80%,耕作难度大、人力成本高。②研究区的耕地质量较差,绝大部分为 11~15 等耕地,土质贫瘠,产出较低。③研究区为典型的农牧交错区,农牧文化并存,一些农民更愿意弃耕还牧。④和林格尔县距自治区首府呼和浩特仅 60 km,根据人口迁移的“引力理论”<sup>[21]</sup>,较高的人口规模及 GDP、较短的距离,会对样本县人口产生较强的吸附力。外源性因素为:①随着城市化进程的加快,劳动力老龄化逐年加剧。②较高的种植成本及较低的机械化程度导致山区耕地流转困难。平原区的半撂荒多为主动撂荒,具备复耕潜力;山区的完全撂荒则多为被动撂荒。高撂荒率会进一步加速村庄边缘化,直至村庄完全废弃。

### 2.4 空间特征提取及统计分析

以联合变化检测法提取的撂荒地斑块为基础,结合 30 m DEM 数据,以及图 6 的随机验证点和二调数据的旱地、水浇地、建筑用地、村庄边界等信息,可以提取 4 种空间特征指标,分别是:撂荒地距村庄中心距离、撂荒地距村庄中心高差、撂荒地地块的灌溉类型(旱地/水浇地)、撂荒地地块的邻接关系。考虑到坡度可由距离和高差求得,导致多重共线性,故不予提取。空间特征统计信息见图 8。

由图 8a 可知,大多数撂荒地分布在所属村庄的 2 km 以内。究其原因,平原区人口稠密,村庄之间距离很近;而山区的部分村庄完全废弃,全部撂荒。计算距离平均值发现,研究区的撂荒地距所属村庄中心的平均距离为 1.17 km,可见距离对撂荒的影响并不显著。

以村庄中心高程为基准高程,基于 30 m DEM 数据对撂荒地距所属村庄的高差进行统计,得出研究区撂荒地平均高于村庄基准面 40.8 m,且近 40% 的撂荒地高于村庄基准面 60 m 以上(图 8b),撂荒地受高差因素影响显著。结合实地调研分析,高差对撂荒的驱动作用力限制了农用机械的使用,增加了劳动力成本。

以二调数据为本底,对研究区耕地、撂荒地的旱地/水浇地属性类别进行统计(图 8c),得出全县耕地的旱地比例为 72.3%,全县撂荒地的旱地比例为 89.6%。撂荒地旱地比例远高于耕地旱地比例,说明灌溉条件是决定耕地撂荒与否的重要因素之一。

由图 8d 可得,样本县 81.9% 的半撂荒地地块紧邻完全撂荒地,83.1% 的完全撂荒地彼此相邻。

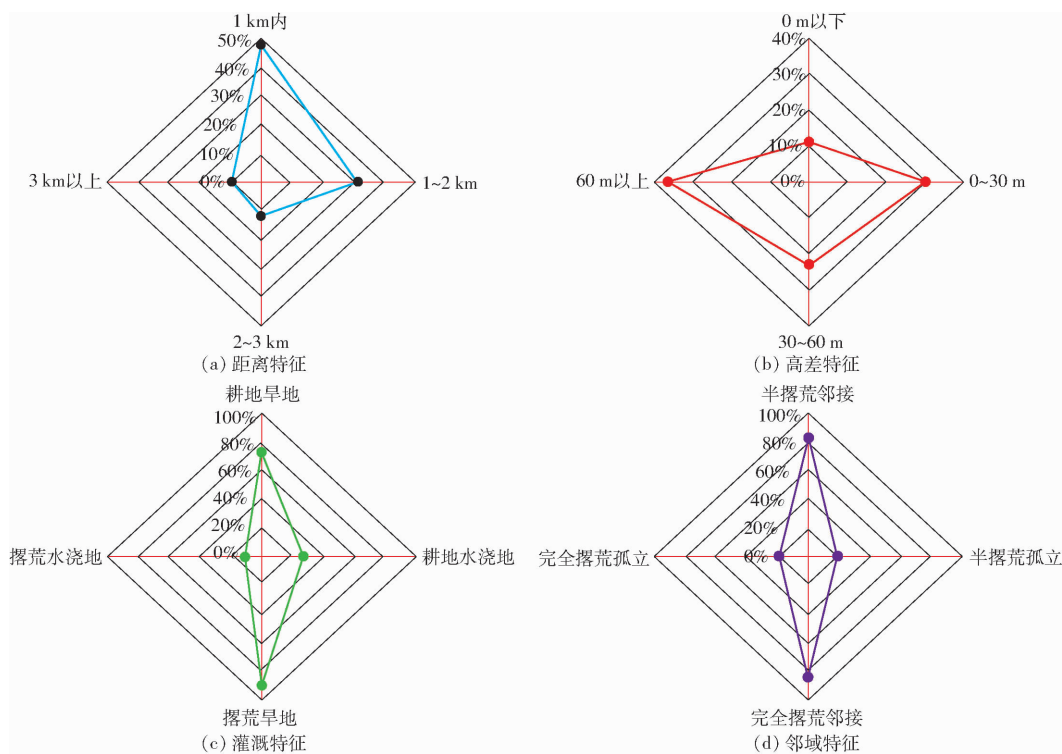


图8 空间特征统计四维雷达图

Fig. 8 Four-dimensional radar maps of statistical spatial characteristics

一方面农户决策易受相邻其他农户决策的影响;另一方面,局部区域的耕地内源性因素相似,撂荒地会向相似条件的地块蔓延。

### 3 结论

(1)提出了耦合年内检测法和年际检测法的联合变化检测方法,为基于遥感的区域撂荒地识别提供了快速有效的技术方法与体系。该方法对撂荒地的提取精度为 97.6%,全类型分类精度为 94.5%, Kappa 系数为 0.88。

(2)研究区撂荒地距村庄中心的平均距离为 1.17 km,平均高差为 40.8 m,旱地比例为 89.6% (耕地为 72.3%),邻接比例超过 81%,结果表明研究区的撂荒驱动因素以高差因素、邻域因素和灌溉因素最为显著,距离因素不显著。针对多源数据的特征提取及显著性分析,有助于判别区域撂荒主导因素,为撂荒驱动力研究、定向提升撂荒地管理方法提供依据。

(3)研究区 2014—2017 年撂荒率均超过 32%,南部黄土丘陵区部分村庄完全废弃,全部撂荒。

### 参 考 文 献

- [1] CLUNIE K, GRAHAM T. Farmland abandonment in the EU: an assessment of trends and prospects [R]. Report Prepared for WWF, 2010.
- [2] 宋世雄,梁小英,陈海,等.基于多智能体和土地转换模型的耕地撂荒模拟研究——以陕西省米脂县为例[J].自然资源学报, 2018, 33(3): 515-525.  
SONG Shixiong, LIANG Xiaoying, CHEN Hai, et al. The simulation of cropland abandonment based on multi-agent system and land transformation model: a case study of Mizhi County, Shaanxi Province[J]. Journal of Natural Resources, 2018, 33(3): 515-525. (in Chinese)
- [3] ESTEL S, KUEMMERLE T, ALCANTARA C, et al. Mapping farmland abandonment and recultivation across Europe using MODIS NDVI time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 163: 312-325.
- [4] CAMILO A. Mapping abandoned agriculture with multi-temporal MODIS satellite data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 124: 334-347.
- [5] WITMER F D W. Detecting war-induced abandoned agricultural land in northeast Bosnia using multispectral, multitemporal Landsat TM imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(13): 3805-3831.
- [6] WATANABE H, YONEZAWA C, SAITO G, et al. Extraction of abandoned cultivated land using satellite remote sensing data[C]// The 30th Asian Conference Remote Sensing, 2009: 1-6.
- [7] LANDSBERG F, VANHUYSSSE S. Fuzzy multi-temporal land-use analysis and mine clearance application[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2006, 72(11): 1245-1253.

- [8] 牛继强, 林昊, 牛樱楠, 等. 经济欠发达地区撂荒耕地空间格局与驱动因素分析[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(2): 146 - 154.  
NIU Jiqiang, LIN Hao, NIU Yingnan, et al. Analysis of spatial pattern and driving factors for abandoned arable lands in underdevelopment region[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(2): 146 - 154. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20170219&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170219&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.02.019. (in Chinese)
- [9] STEFANSKI J, CNASKOVSKYY O, WASKE B. Mapping and monitoring of land use changes in post-Soviet western Ukraine using remote sensing data[J]. Applied Geography, 2014, 55: 155 - 164.
- [10] YUSOFF N, MUHARAM F. The use of multi-temporal Landsat imageries in detecting seasonal crop abandonment[J]. Remote Sensing, 2015, 7(9): 11974 - 11991.
- [11] KUEMMERLE T, HOSTERT P, RADELOFF V C, et al. Cross-border comparison of post-socialist farmland abandonment in the carpathians[J]. Ecosystems, 2008, 11(4): 614 - 628.
- [12] SULIEMAN H M. Mapping and modelling of vegetation changes in the southern Gadarif region, Sudan, using remote sensing [D]. Germany: Technische Universität Dresden, 2008.
- [13] GELLRICH M, BAUR P, KOCH B, et al. Agricultural land abandonment and natural forest re-growth in the swiss mountains: a spatially explicit economic analysis[J]. Agriculture, Ecosystems and Environment, 2007, 118(1): 93 - 108.
- [14] 程维芳, 周艺, 王世新, 等. 基于多光谱遥感的撂荒地识别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(6): 1615 - 1620.  
CHENG Weifang, ZHOU Yi, WANG Shixin, et al. Study on land recognition method based on multi spectral remote sensing [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(6): 1615 - 1620. (in Chinese)
- [15] 史铁丑. 重庆山区耕地撂荒的规模及影响因素研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2015.  
SHI Tiechou. Study on the scale and influencing factors of farmland abandonment in Chongqing mountainous area[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2015. (in Chinese)
- [16] 孙中平, 白金婷, 史园莉, 等. 基于高分影像的面向对象土地利用变化检测方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊): 297 - 303.  
SUN Zhongping, BAI Jinting, SHI Yuanli, et al. Object-oriented detection of land use changes based on high spatial resolution remote sensing image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 297 - 303. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=2015S047&flag=1&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2015S047&flag=1&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.047. (in Chinese)
- [17] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62 - 66.
- [18] TSAI W H. Moment-preserving thresholding: a new approach[J]. Computer Vision Graphics & Image Processing, 1985, 29(3): 377 - 393.
- [19] KAPUR J N, SAHOO P K, WONG A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer Vision Graphics & Image Processing, 1985, 29(1): 273 - 285.
- [20] KITTLER J, ILLINGWORTH J. Minimum error thresholding[J]. Pattern Recognition: The Journal of the Pattern Recognition Society, 1986, 19(1): 41 - 47.
- [21] 马伟, 王亚华, 刘生龙. 交通基础设施与中国人口迁移: 基于引力模型分析[J]. 中国软科学, 2012(3): 69 - 78.  
MA Wei, WANG Yahua, LIU Shenglong. Transportation infrastructure and China's population migration: based on gravity model analysis[J]. China Soft Science, 2012(3): 69 - 78. (in Chinese)