

高分遥感在黄河流域水土流失动态监测中的应用

屈创¹, 张春亮², 王丽云¹, 岳本江¹, 刘晓燕³

(1. 黄河水利委员会 黄河上中游管理局, 陕西 西安 710021;

2. 水利部 水土保持司, 北京 100053; 3. 黄河水利委员会, 河南 郑州 450003)

摘要: [目的] 总结和分析黄河流域水土流失动态监测项目所采用的遥感监测技术, 为流域水土流失动态监测探索和推广一种崭新、高效的方法。[方法] 基于资源 3 号高分辨率卫星影像, 采用面向对象的影像分类方法对准格尔旗 2014 年的土地利用信息进行半自动分类, 并构建植被覆盖度回归模型, 对项目区植被覆盖度进行反演研究。[结果] 面向对象的土地利用半自动分类结果和植被覆盖度回归模型反演结果, 其野外验证精度达到 90% 以上, 满足水土流失动态监测高解析度和高精度基础数据获取的需求。[结论] 面向对象的土地利用分类方法和植被覆盖度回归模型计算, 能够有效避免传统人工目视解译导致的成果误差, 节约人力成本和时间成本, 提高数据获取的精度和效率。

关键词: 土地利用; 植被覆盖度; 水土流失; 动态监测; 准格尔旗

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2018)01-0116-06

中图分类号: S157.1, TP79

文献参数: 屈创, 张春亮, 王丽云, 等. 高分遥感在黄河流域水土流失动态监测中的应用[J]. 水土保持通报, 2018, 38(1): 116-121. DOI: 10. 13961/j. cnki. stbctb. 2018. 01. 020. Qu Chuang, Zhang Chunliang, Wang Liyun, et al. Application of high resolution remote sensing technology in dynamic monitoring of soil and water loss in Yellow River basin[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2018, 38(1): 116-121.

Application of High Resolution Remote Sensing Technology in Dynamic Monitoring of Soil and Water Loss in Yellow River Basin

QU Chuang¹, ZHANG Chunliang², WANG Liyun¹, YUE Benjiang¹, LIU Xiaoyan³

(1. Upper and Middle Yellow River Bureau, Yellow River Conservancy Commission, Xi'an,

Shaanxi 710021, China; 2. Department of Soil and Water Conservation, Minister of Water

Resources, Beijing 100053, China; 3. Yellow River Conservancy Commission, Zhengzhou, He'nan 450003, China)

Abstract: [Objective] To summarize remote sensing monitoring techniques used in dynamic monitoring project of soil and water loss in Yellow River basin in order to explore a new and efficient approach for soil and water loss monitoring. [Methods] Based on resource 3 high-resolution satellite images, the object-oriented image classification approach was used to make semi-automatic classification of land utilization in Jungar Banner in 2014. The vegetation regression models were constructed to study the inversion of vegetation coverage in the project area. [Results] Based on semi-automatic classification of land utilization and the regression model of vegetation coverage, the experiment showed that the accuracy of field verification reached more than 90%, which satisfied the demand of high resolution and accuracy data acquisition for soil erosion monitoring. [Conclusion] The object-oriented image classification of land utilization and regression model of vegetation coverage can not only effectively avoid the error caused by artificial visual interpretation and save cost, but also improve the accuracy and efficiency for data acquisition.

Keywords: landuse; vegetation coverage; soil and water loss; dynamic monitoring; Jungar Banner

水土保持监测作为定量获取区域水土流失状况的重要手段, 是水土流失防治的基础工作^[1-2]。开展

水土流失动态监测, 准确掌握区域水土流失变化规律与发展趋势以及水土流失危害, 对推动水土保持行业

收稿日期: 2017-08-31

修回日期: 2017-11-15

资助项目: 国家重点研发计划项目“黄河水沙变化机理与趋势预测”(2016YFC0402403); 全国水土流失动态监测与公告项目(1261520154801)

第一作者: 屈创(1988—), 男(汉族), 甘肃省酒泉市, 硕士研究生, 主要从事遥感、水土保持监测与信息化等工作。E-mail: roonymac@126.com。

监督管理、完善区域生态环境监测和落实国家生态保护与建设决策具有重要意义^[3-4]。

《全国水土流失动态监测与公告项目(2013—2017年)》利用高分辨率遥感影像,获取土地利用和植被状况因子,结合区域地形地貌成果,采取 3 因子计算法,综合评价水土流失状况(如面积、强度、危害情况)、水土保持措施及其防治效益等。

近年来,随着遥感技术的发展,国产 GF₁ 号、GF₂ 号、ZY₃ 和天绘系列等高分辨率遥感卫星影像得到了广泛的应用,为水土保持监测提供了更加丰富的数据源。高分辨率卫星影像,其地物光谱特征更加明显,景观结构、形状、纹理、细节更加突出,传统基于像素和专家经验的土地利用分类和植被覆盖度估算方法,势必会造成空间数据的大量冗余,不能满足水土流失

动态监测与公告对成果精度和时效性的要求。因此,如何准确、有效、快速的使用高分影像获取土地利用和植被覆盖度信息,决定着水土流失动态监测与公告的成效和意义^[5]。

本文拟以准格尔旗 2014 年开展的水土流失动态监测工作为基础,对面向对象的土地利用半自动分类和植被覆盖度遥感反演方法进行总结和讨论,旨在为流域水土流失动态监测探索一种高效的方法。

1 材料与方 法

1.1 动态监测数据基础

1.1.1 高分辨率遥感影像 2014 年准格尔旗水土流失动态监测主要使用资源 3 号卫星影像。具体影像参数如表 1 所示。

表 1 高分遥感影像参数

影像类型	光谱类型	光谱范围/ μm	空间分辨率/m	坐标系统
资源 3 号	全色	0.45~0.80	2.1	Gauss-Kruger3°
		0.45~0.52(蓝)		分带投影
	多光谱	0.52~0.59(绿)	5.8	CGCS2000 国家
		0.63~0.69(红)		大地坐标系
		0.77~0.89(近红外)		D_China_2000 基准面

1.1.2 数据预处理 《全国水土流失动态监测与公告项目(2013—2017年)》所提供的遥感影像已完成了相关影像校正,在使用前将影像多光谱和全色波段进行融合,以此来提高多光谱影像的空间分辨率;同时对影像进行光谱增强处理,进一步提高影像对比度,为后续在 eCognition 软件中做土地利用半自动分类做准备。

1.2 方 法

1.2.1 面向对象的土地利用分类方法 影像对象是相对于影像像素的一个概念,是影像像素根据“最大同质性、最小异质性”的准则形成一定尺度大小的对象单元^[6]。与传统的影像分析方法不同,面向对象分类方法的基本单元是影像对象,而不是单个的像元。这种方法突破了传统分类方法的瓶颈,将整个分类过程划分为 2 个独立的模块:对象生成与信息提取^[7-8]。

1.2.2 植被覆盖度回归模型 通过对遥感数据的某一波段、波段组合或相关植被指数与植被覆盖度进行回归,建立经验模型,并利用空间外推模型求取大范围区域的植被覆盖度^[9]。对比多种模型发现,研究区内基于归一化植被指数的一元二次回归模型,其结果精度较高。如下是项目区植被覆盖度回归模型:

$$Y = aX^2 + bX + c \quad (1)$$

式中:Y——用回归模型反演所得植被覆盖度(%);

X——归一化植被指数; a, b——反演模型的系数; c——模型常数。

在构建回归模型时,将样本点随机分为两部分,其中使用样本数量的 80% 来参与回归建模,其余样本点数据留作精度验证使用。

1.2.3 回归模型精度验证 本文利用未参与回归建模的样点数据,采用决定系数(R^2)、偏差 Bias(B)和均方根误差(RMSE)3 个指标对植被覆盖度反演结果进行精度验证^[10]:

(1) 决定系数(R^2)。用于揭示植被覆盖度实测样点数据(X)和反演结果(Y)之间的相关密切程度。

$$R^2 = \left[\frac{\sum_i^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_i^n (X_i - \bar{X})^2 (Y_i - \bar{Y})^2}} \right]^2 \quad (2)$$

式中: \bar{X} ——植被覆盖度样点平均值; \bar{Y} ——反演结果的平均值; n——数量。

(2) 偏差 Bias(B)。用来表示植被覆盖度反演结果与“真实值”之间的偏离程度,计算公式如下:

$$B = \frac{\sum_i^n M_i}{\sum_i^n Q_i} - 1 \quad (3)$$

式中: M_i ——植被覆盖度反演结果; O_i ——样点“真实值”; i——样本点。下同。

(3) 均方根误差(RMSE)。同样用来表示植被覆盖度反演结果与“真实值”之间的偏差,其值越小表示反演结果和“真实值”之间越接近;计算公式如下:

$$RMSE = \left[\sum_i^n (Q_i - M_i)^2 / n \right]^{1/2} \quad (4)$$

2 结果与分析

2.1 面向对象的土地利用半自动分类

2.1.1 分类体系 根据《全国水土流失动态监测与公告项目》土地利用分类表和项目区遥感影像特征,确定项目区土地利用类型为耕地(水浇地、旱地)、园地(果园)、林地(有林地、灌木林地、疏林地、幼林地)、草地、居民点及工矿交通用地(居民用地、独立工矿用地、公路)、水域及水利设施用地(河流、水面)、其他土地(沙地、裸地),共有 8 个 1 级地类,14 个 2 级类。通过分析影像特征,发现项目区内草地和林地面积较大,其余土地利用类型有少量分布。耕地中主要包括梯田、坡耕地、沟川台地、坝地等,其在影像上分布较为分散,纹理信息不规整,较为破碎,同时缺少同样精度的地形数据,因此,仅根据色调和纹理信息不能准确、高效的自动提取出耕地信息。通过反复自动分类实验研究,考虑到分类结果的准确性和效率,决定对项目区所占面积较小的耕地和园地使用人工目视解译,其余所有土地利用类型则使用面向对象的土地利用分类方法进行自动提取。

2.1.2 面向对象分类

(1) 影像分割。eCognition 软件中,提供棋盘分割、四叉树分割、多尺度分割、光谱差异分割、多条件阈值分割等多种分割算法。多尺度分割是最常用的分割方法,它采取的基于专家决策系统支持的模糊分类方法,突破了传统遥感分类软件单纯利用光谱信息进行影像分析的瓶颈,极大地改善了高分辨率遥感影像自动分类的精度。通过不断试验选择最优分割尺度和分割参数,构建了一个与地表实体相似的层次等级架构^[11]。

本项目分割尺度在满足能够准确区分各土地利用类型边界且图斑数量适中的情况下,确定在 60~120 之间,光谱因子范围在 0.7~0.9,光滑度的权重值在 0.7~0.9,对应的紧致度的权重值为 0.3~0.1。通过不断分割试验,确定了项目区各土地利用类型 3 组最优分割参数组合如表 2 所示。

按照表 2 分割参数组合,将准格尔旗涉及到的 8 景影像分别作多尺度分割,得到影像对象单元。在多尺度分割中,选择人工目视解译的耕地、园地作为专题数据参与分割过程。部分分割结果如图 1 所示。

表 2 多尺度分割的参数设置

等级	提取信息	分割尺度	光谱因子	形状因子	光滑度	紧致度
I	独立工矿用地 裸地、沙地	120	0.8	0.2	0.8	0.2
	居民用地					
II	有林地、灌木林地 疏林地、幼林地	80	0.9	0.1	0.7	0.3
	草地					
III	公路、水体	60	0.7	0.3	0.9	0.1

(2) 对象分类。eCognition 软件中提供了决策树法、支持向量机分类、模糊分类(隶属度函数)和最邻近等多种面向对象分类方法,每种方法都有自身的局限性。为了选择最优的分类方法,选择 3 个具有代表性的区域作为试验样区进行自动试验分类研究。结合野外调查结果和影像解译标志,选择各土地利用类型样点,并分析样点的影像对象特征值。通过对比 4 种分类方法的成果精度和效率,最终选择操作较为灵活、分类结果精度较高的决策树分类法,构建多种算法融合的自动分类规则集。

在进行决策树分类时,按照多尺度分割时构建的影像对象分层体系,构建决策树体系,按照二叉树的分类思想,开发自动分类规则集,对各土地利用类型进行逐级分类。首先,利用 NDVI 将所有对象分为植被和非植被两大类。其中非植被包括 7 类(独立工矿用地、居民用地、公路、水面、河流、沙地、裸地),植被类型包括 5 类(有林地、灌木林地、疏林地、幼林地、草地)。针对非植被类别,在对应尺度的对象层借助亮度、NDWI(归一化水体指数)、多波段灰度均值([Sum([Mean Red]+[Mean Green]+[Mean Blue]))和蓝色波段灰度均值[Mean Blue]等光谱特征,以及最大差分(Max. Diff)、长宽比(Length/With)、密度(Density)等形状指数(shape index)对象特征进行分类;植被类别精确分类首先需要剔除山坡阴影对结果的影响,通常使用亮度值(Brightness)和熵纹理特征(GLDV Entropy)进行提取,将其定义为阴影类别,在决策树分类之后通过人工目视判断的方法进行手动分类,将每个阴影对象指定为所属的类别(独立工矿用地、林地等)。

各林地和草地的自动分类可以使用 NDVI、亮度值(Brightness)、红波段和近红外波段灰度均值[Mean Blue]等光谱特征,辅以熵特征(GLDV Entropy(quick8/11) layer4(all dir.))、NDVI 的标准差以及红光、近红外波段的标准差等纹理特征来提取。决策树分类规则集特征参数如表 3 所示。

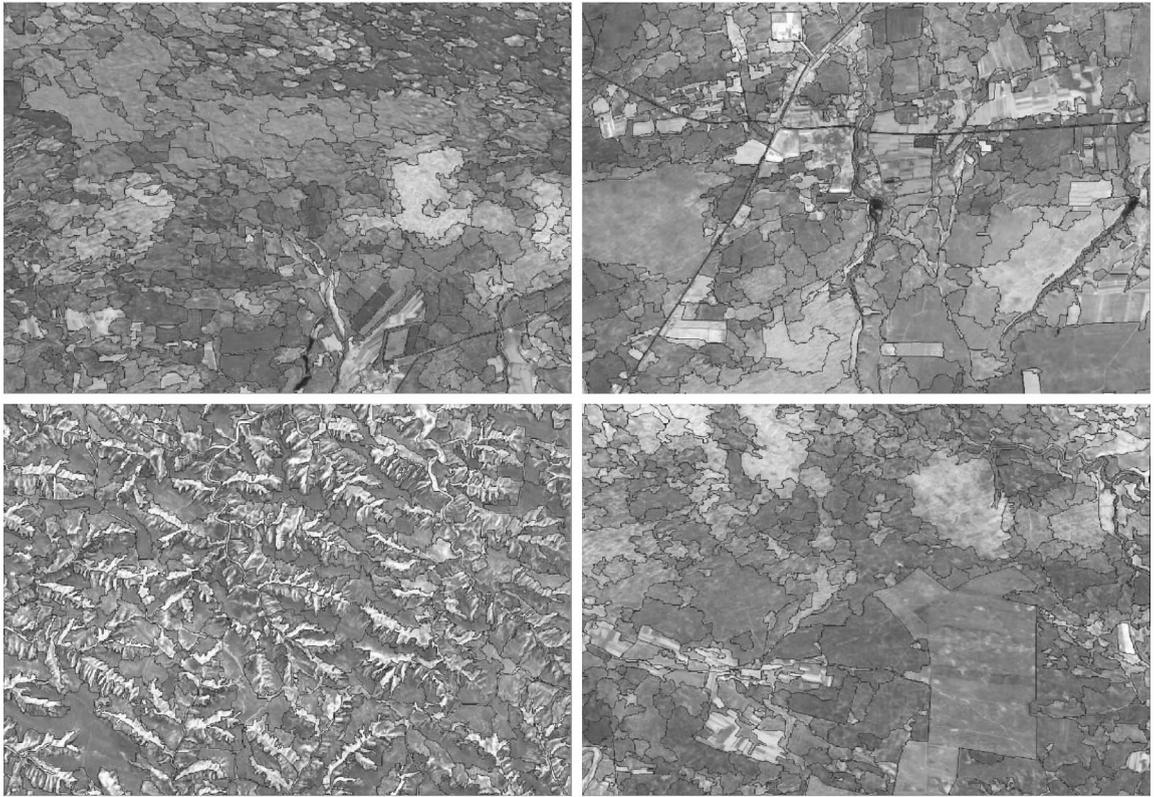


图 1 遥感影像分割结果

表 3 决策树分类主要规则

类别	特征属性(英文)	特征属性(中文)
有林地	NDVI	归一化植被指数
	Brightness	亮度
	Standard Deviation NDVI	NDVI 的标准差
	GLDV Entropy(quick8/11)layer4(all dir.)	熵特征
灌木林地	NDVI	归一化植被指数
	Standard Deviation NDVI	NDVI 的标准差
	Standard Deviation Red	红波段标准差
草地	NDVI	归一化植被指数
	Standard Deviation Red	红光波段的标准差
	GLDV Entropy(quick8/11)layer4(all dir.)	熵
	Brightness	亮度值
独立工矿用地	Sum([Mean Red]+ ([Mean Green]+ ([Mean Blue]))	多波段灰度均值
	Mean Blue	蓝波段均值
	Max. diff	波段间的最大差分值
	Density	密度
	Length/With	公路长宽比
公路	Density	密度
	Max. diff	最大差分值
	Brightness	亮度值
水体	NDWI	$NDWI = (Green - NIR) / (Green + NIR)$
	Mean NIR	近红外波段均值
沙地	Density	密度
	Brightness	亮度值
裸地	([Mean Green]+ ([Mean Blue]))	绿波段和蓝波段均值
	NDVI	归一化植被指数
	Brightness	亮度

2.1.3 分类结果后处理 按照表 2 特征参数,使用决策树分类方法开发影自动像解译规则集,执行计算机自动分类,得到项目区土地利用自动分类结果。由于项目区地形地貌破碎,地表覆盖较为复杂,自动分类结果中难免有错分、漏分现象。比如在本项目中部分有林地和灌木林地、灌木林地和草地等之间没有明确的边界,2 种土地利用类型在空间上过过渡平缓、相互交融,林、草地混交的现象比较常见;部分幼林地和疏林地,由于其植被覆盖度相对较低,纹理信息较弱,在分类过程当中也容易和裸地出现混分。因此,在区分这几类土地利用时需要不断的调试类别特征值,使分类结果相对更加接近真实;对于不能使用规则集自动分类的对象,就需要在 eCognition 中通过人工手动对漏分和错分对象进行修改。修改时,只需要根据人工目视判读结果,对多边形单元直接赋属性或者更改属性即可,在一定程度上提高了分类后处理和整体工程的精度和效率。

通过对各土地利用分类成果进行野外抽样验证,其半自动分类结果精度达到 90% 以上,满足《全国水土流失动态监测与公告项目》中土地利用类型因子的精度要求。在该项目中使用此方法,减少了传统人工目视解译 1/3 以上的工作量,解译周期大幅缩短,工作效率和成果精度得到一定提升。

2.2 植被覆盖度遥感反演

目前,基于遥感影像的植被覆盖度获取方法主要包括人工目视判读法和统计模型估算法^[12]。人工目视判读主要是基于影像的色调和纹理信息,通过专家经验进行目视判读,在一定程度上有一定的主观性,且不同判读人员的结果相差较大;统计模型估算法根据其原理大致可以分为 3 类:回归模型法、植被指数法、混合像元分解模型法。本文主基于高分辨率遥感数据和实测样点数据,采用在区域植被覆盖度估算中有较高精度的回归模型法,对项目区植被覆盖度进行遥感反演^[13-14]。

2.2.1 植被覆盖度野外样点采集 植被覆盖度野外样点采集主要结合项目区野外抽样调查单元展开调查,保证样点在空间上均匀分布,并且能够代表项目区不同地形条件、不同土地利用类型、不同植被覆盖度等级下的真实植被覆盖状况。植被覆盖度调查主要采用样方法,要求样点所在地植被状况相对均一,空间同质性较大;每个样点的植被覆盖度通过所在点位置的样方盖度和周围 3 个样点(①②③)样方盖度取平均值获得,周围三点样方在空间上呈等边三角形分布,采样点位于三角形中心位置;样方大小采用

6 m×6 m,分别记录每个样点的经纬度位置和植被覆盖度值,盖度值以百分数计数;如土地利用类型为有林地和较高的灌木林地,在测量其植被覆盖度的同时,还需测量林地的郁闭度。采用多样点空间平均的方法,主要是为了减小或消除样点空间异质性误差,以及 GPS 定位等产生的系统误差。

2.2.2 植被覆盖度回归模型 目前常用的植被指数有归一化植被指数(NDVI)、差值植被指数(DVI)、比值植被指数(RVI)、修正植被指数(MVI)等,其中,NDVI 常用来表征植被覆盖度信息,对植被检测灵敏度高、检测范围宽、能够消除地形的阴影干扰、削弱太阳高度角和大气带来的噪声。因此,本项目主要使用 NDVI 植被指数构建植被覆盖度反演模型。

首先利用多光谱影像的红波段和近红外波段计算每个像元的归一化植被指数(NDVI):

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R) \quad (5)$$

在 SPSS 19.0 中,使用野外采样点植被覆盖度和样点 NDVI 进行回归分析,构建植被覆盖度回归模型。在建模时,考虑到后续模型精度检验问题,只选择模型样点总数的 80% 参与建模,其余 20% 的样点作为模型验证样点。准格尔旗 2014 年被植被覆盖度回归模型:

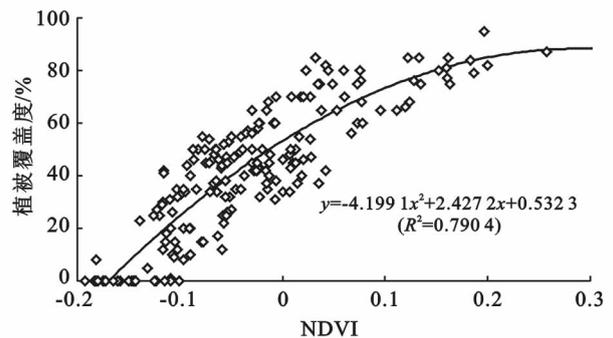


图 2 植被覆盖度回归模型

通过回归分析,可以确定准格尔旗 2014 年植被覆盖度回归模型为: $y = -4.1991x^2 + 2.4272x + 0.5323$ ($R^2 = 0.79$),模型显著性水平在 99.9% 以上,具有显著的统计学意义。说明,使用 NDVI 构建回归模型,对区域植被覆盖度进行回归预测有较好的效果。通过该回归模型,反演得到 2014 年准格尔旗植被覆盖度空间分布结果如图 3 所示。

2.2.3 回归模型精度检验 利用未参与回归建模的样点(52 个),对植被覆盖度反演结果进行一元线性回归验证,并采用决定系数(R^2)、偏差 Bias(B)和均方根误差(RMSE)3 个指标进行精度检验,结果如表 4 所示。

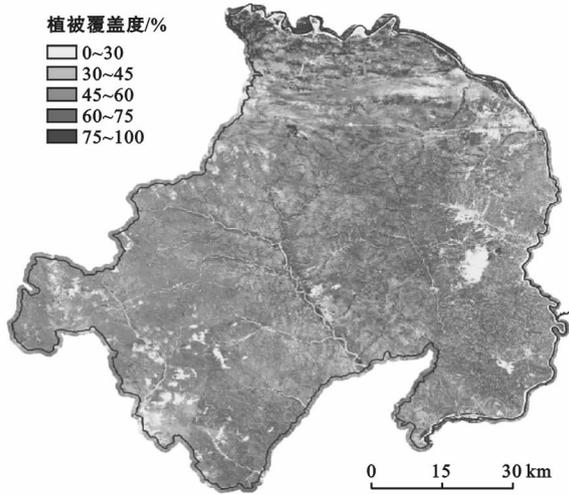


图 3 准格尔旗植被覆盖度空间分布

表 4 准格尔旗植被覆盖度估算结果验证

样点数	R^2	B	RMSE	F 统计量	P 值
52	0.77	0.09	3.45		0.015

表 4 中,从 F 统计量 P 值和 R^2 可以看出,模型回归检验有很显著的统计学意义,说明植被覆盖度反演结果与样点数据有很显著的线性相关性,结果整体接近真实水平;同时 B 值和 RMSE 均接近 0,表明植被覆盖度结果整体稳定性好,波动较小,单点误差低,反演结果精度较高。在后续植被覆盖度野外验证过程中,发现植被覆盖度遥感反演结果准确率达到 92% 以上,满足《全国水土流失动态监测与公告项目》中关于植被覆盖度解译精度的要求。

3 结论与讨论

本文结合 2014 年在准格尔旗开展的水土流失动态监测与公告项目,系统阐述了基于高分辨率遥感影像的土地利用半自动分类方法和植被覆盖度遥感反演方法,旨在为流域水土流失动态监测基础数据获取方面,探索和推广一种崭新、高效的方法。

(1) 将面向对象的土地利用分类方法应用于水土流失动态监测中,能够充分利用高分影像的色调、形状、纹理和层次等对象信息,通过建立影像解译规则集,实现土地利用半自动分类,降低了人力成本和时间成本,提高了解译的精度和生产效率,最终结果精度达到 90% 以上,满足了水土流失动态监测高解析度和高精度空间信息获取的需求,为区域水土流失动态变化监测、分析提供快捷、高效的数据信息。

(2) 基于植被覆盖度野外样点数据和 NDVI 构建植被覆盖度回归模型,能够快速反演得到区域植被

覆盖度信息,反演结果精度达到 92% 以上,有效避免了传统人工目视解译造成的人为误差,提高了成果的精度和效率。

(3) 通过实践检验,该方法可以推广应用于《全国水土流失动态监测与公告项目》(黄河流域片)中。

虽然基于面向对象的土地利用分类方法在黄河流域水土流失动态监测与公告项目中取得较好的应用,但是分类过程中个别土地利用类型通过人工目视解译,在一定程度上还是影响了土地利用分类的整体精度和效率。在今后项目实施过程中,需要进一步研究耕地、园地等土地利用类型的自动解译规则,逐步将分类过程由“半自动”转变为“全自动”;同时,植被覆盖度遥感反演,将深入研究多元回归模型或指数模型等在项目中的应用与改进,确保反演结果更加准确和高效。

[参 考 文 献]

- [1] 郭索彦,李智广.我国水土保持监测的发展历程与成就[J].中国水土保持科学,2009,7(5):19-24.
- [2] 乔殿新,王莹,屈创,等.新时期水土保持监测工作刍议[J].中国水土保持科学,2016,14(6):137-140.
- [3] 李智广,姜学兵,刘二佳,等.我国水土保持监测技术和方法的现状与发展方向[J].中国水土保持科学,2015,13(4):144-148.
- [4] 赵辉,黎家作,李晶晶.中国水土流失动态监测与评价的现状与对策[J].水土保持通报,2016,36(1):115-119.
- [5] 赵帮元,李志华,郭玉涛,等.遥感在黄河流域水土保持监测中的应用[J].水土保持研究,2004,11(2):47-48.
- [6] 白晓燕,陈晓宏,王兆礼.基于面向对象分类的土地利用信息提取及其时空变化研究[J].遥感技术与应用,2015,30(4):798-809.
- [7] 张俊,于庆国,侯家槐.面向对象的高分辨率影像分类与信息提取[J].遥感技术与应用,2010,25(1):112-117.
- [8] 葛春青,张凌寒,杨杰.基于决策树规则的面向对象遥感影像分类[J].遥感信息,2009(2):86-90,56.
- [9] 屈创.基于多源遥感数据的白龙江流域土壤水分反演研究[D].兰州:兰州大学,2014.
- [10] 马金辉,屈创,张海筱,等.2001—2010年石羊河流域上游 TRMM 降水资料的降尺度研究[J].地理科学进展,2013,32(9):1423-1432.
- [11] 罗志东.高分遥感水土保持应用研究[M].北京:中国水利水电出版社,2016.
- [12] 张喜旺,吴炳方.基于中高分辨率遥感的植被覆盖度时相变换方法[J].生态学报,2015,35(4):1155-1164.
- [13] 贾坤,姚云军,魏香琴,等.植被覆盖度遥感估算研究进展[J].地球科学进展,2013,28(7):774-782.
- [14] 李苗苗.植被覆盖度的遥感估算方法研究[D].北京:中国科学院研究生院(遥感应用研究所),2003.