

doi: 10.19388/j.zgdzdc.2018.01.11

引用格式: 刘斌,葛大庆,李曼,等.地基 InSAR 技术及其典型边坡监测应用[J].中国地质调查,2018,5(1):73-81.

地基 InSAR 技术及其典型边坡监测应用

刘斌,葛大庆,李曼,张玲,王艳,郭小方,王毅

(中国国土资源航空物探遥感中心,北京 100083)

摘要: 为了开展边坡活动实时监测,研究以 IBIS-L 地基 InSAR 系统为代表的地基 InSAR 形变时序分析关键技术,进行针对不同变形特征的观测方案和数据处理方法的优化,并开展了奉节大树场镇灾后滑坡、神农架林区人工不稳定斜坡和备战铁矿露天采矿边坡等边坡活动的监测应用,以及备战铁矿隧道南口冰川运动的监测试验。4 种类型边坡地基 InSAR 监测结果表明,在复杂工作情况下,地基 InSAR 设备具有较高的观测稳定性,在满足观测条件的情况下,地基 InSAR 测量精度能达到亚 mm 级,已成为监测边坡微小形变的重要手段。这扩展了形变监测模式从星载 InSAR 技术的“大尺度、宽覆盖”走向地基 InSAR 技术的“小尺度、局部精细测量”,进一步丰富了科研人员对边坡变形现象的动力学过程认识,为“星-地”联合 InSAR 技术监测地表形变过程奠定了技术基础。

关键词: 地基雷达干涉测量; 滑坡; 不稳定斜坡; 露天采矿边坡; 冰川运动

中图分类号: TP79

文献标志码: A

文章编号: 2095-8706(2018)01-0073-09

0 引言

目前星载雷达干涉测量系统已在国内外地表形变监测研究和应用中取得了显著效果。但就地面多类型、多尺度形变测量而言,星载雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)技术监测的实时性受制于卫星重访周期的限制,连续测量能力不足,致使快速变形活动的实时监测难以满足。同时,星载合成孔径雷达入射方向单一,对于如自然滑坡、矿山边坡和冰川等局部变形监测,其入射角、空间分辨率和覆盖范围难以满足要求。

针对上述问题,地基 InSAR 的研究与试验应运而生。欧洲一些研究者基于星载 InSAR 技术的经验率先开展了观测设备研制,并逐步投入实际应用^[1]。相对星载 InSAR 技术系统,地基 InSAR 可针对形变场的演化特征进行灵活监测,弥补了星载 InSAR 入射方向单一、实时监测能力较弱等方面的不足,在边坡、冰川和桥梁等领域应用效果显著。

本文以 IBIS-L 地基 InSAR 系统作为监测工

具,开展了针对边坡形变测量的关键技术研究,从能源、交通、观测条件和目标类型等 9 个方面探讨了数据采集方案设计应该注意的事项。在此基础上,针对灾后滑坡、降雨条件下人工不稳定斜坡、露天采矿边坡以及冰川运动等 4 种类型边坡活动开展了测量示范和试验研究。

1 IBIS-L 地基 InSAR 系统边坡形变测量关键技术

1.1 IBIS-L 地基 InSAR 形变测量技术原理

IBIS-L 地基 InSAR 系统是地基 InSAR 系统的一种,它将步进频率连续波技术、SAR 技术以及 InSAR 技术融合在一起来获取目标的地形/形变信息。该系统的工作模式一般采用连续模式对工作区进行不间断观测。

地基 InSAR 形变测量示意如图 1 所示。图 1 中设置固定观测基站观测目标点 P , P' 为 P 移动了距离 d 后的位置。形变前后的主副图像相位分别为 φ_M 和 φ_S , 两者的干涉相位 $\Delta\varphi_{MS}$ 可表示为

收稿日期: 2017-04-24; 修订日期: 2017-08-10。

基金项目: 中国地质调查局“地基雷达干涉测量系统与边坡稳定性监测示范(编号: 12120114036401)”、国家自然科学基金“基于改进的高分辨率时序 InSAR 技术研究 KhashMw7.7 地震震后形变机制(编号: 41504048)”和民用航天(编号: D010102)项目联合资助。

第一作者简介: 刘斌(1982—),男,高级工程师,主要从事星载和地基 InSAR 技术理论与应用研究。Email: lb0226@163.com。

$$\Delta\varphi_{MS} = \varphi_S - \varphi_M = \frac{4\pi(SP' - MP)}{\lambda} = \frac{4\pi}{\lambda}d, \quad (1)$$

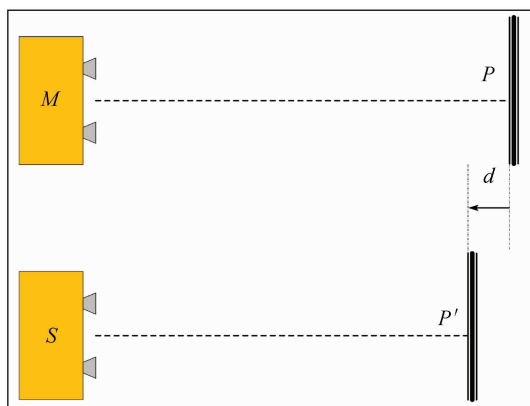


图1 地基 InSAR 形变测量示意图^[2]

Fig.1 Sketch of GB-InSAR for deformation measurement^[2]

式中: MP 和 SP' 分别表示传感器到 P 和 P' 的距离; λ 为雷达波长,由式(1)可得目标点 P 的形变量 d 为

$$d = \frac{\lambda}{4\pi} \Delta\varphi_{MS}, \quad (2)$$

式(2)是在空间基线为 0,且不考虑干扰项的情况下得到的形变理论关系式。但在非连续观测模式下,空间基线可能不等于 0。因此,干涉相位的完整表达为

$$\Delta\varphi_{MS} = \varphi_{\text{Geom}} + \varphi_{\text{Defo}} + \varphi_{\text{Atmo}} + \varphi_{\text{Noise}} + 2k\pi, \quad (3)$$

式中: φ_{Geom} 为地形相位; φ_{Defo} 为形变相位; φ_{Atmo} 为大气延迟相位; φ_{Noise} 为噪声相位。

1.2 IBIS-L 地基 InSAR 数据采集观测方案设计

充分收集观测区域基础地理数据、地质数据和遥感数据等资料,通过野外实地勘察,掌握边坡位置、交通、地质环境和结构特征等。观测方案设计应充分考虑以下内容:

(1)持续供电。为了保证长时间的连续监测,地基 InSAR 系统需要持续供电。该套设备的备用电池仅能维持 10 h 左右,在长时间的连续监测过程中,应采用交流电持续供电。所以,选址时应选择离电源比较近的地方,或采用发电机供电。

(2)交通便利。地基 InSAR 系统设备是精密而又贵重的仪器,在搬运过程中要轻拿轻放。由于该套设备体积大且较重,在选址时应该选择交通比较便利或者容易搬运的地方。

(3)监测距离和范围。在实际情况中,应根据

地形地貌条件将地基 InSAR 的监测距离控制在合理的范围内,即最远监测距离不能超过 4 km,最大覆盖范围不能超过 7 km²。在此前提下,监测距离越大,误差越大,监测效果越差,所以应该尽量缩短监测距离。

(4)通视条件。地基 InSAR 应该在通视条件下工作,在工作点与监测区域之间不能有障碍物存在。如果存在障碍物,监测对象的反射强度会受到影响,影响最终的数据处理结果。

(5)仪器安放点稳定性。在监测过程中,地基 InSAR 系统应该保持水平,不能受到扰动。所以在选址时要考虑仪器安放点的稳定性,最好安放在稳定的基岩上。

(6)观测墩的修建。根据观测区域实际情况和精度要求,考虑是否采用观测墩。

(7)仪器架设位置。观测边坡时,应对仪器视线方向和主滑移方向的夹角进行权衡,夹角越小,对形变信号越敏感,但不利于接收回波信号。

(8)滑坡植被。地基 InSAR 雷达波频率高,波长短,其信号对目标体的变形比较敏感。但如果在监测范围内植被较多,由于植被在风的影响下会发生摆动,雷达将不能很好甚至不能接收到地表变形信号,这就会严重影响测量结果。因此,监测区应选在植被稀疏的区域。

(9)反射器的安装。野外监测区域难免出现植被覆盖情况,以及考虑到后期数据的地理编码等问题,根据地形地貌条件在一些稳定的、接近滑坡的地方做一些参考点,可以在这些参考点上安置角反射器。另外,在滑坡上一些感兴趣点也可以安置角反射器。

1.3 IBIS-L 地基 InSAR 时序分析流程

IBIS-L 地基 InSAR 形变时序分析流程主要包括原始数据聚焦、影像质量检查、特征点选取和形变分析等 4 部分^[3-4]。

1.3.1 原始数据聚焦处理

天线波束内单个目标的回波信号会出现在线性轨道的每一个位置以及所有频率的原始数据中,此时的图像处于散焦状态。对原始数据的每一个像元来说,理想点目标具有相同的强度,并且相位是发射频率和传感器在轨道上位置的函数,强度和相位观测值需要转换到具有空间分辨率的格网上。图像聚焦分为距离向和方位向聚焦,聚焦使得图像具有距离向和方位向空间分辨率。

1.3.2 影像质量检查

由于 SAR 系统采用侧视成像,将会在 SAR 影像中产生叠掩、阴影和透视收缩等几何失真现象,可利用地基 InSAR 初步观测一组数据,通过强度图、热信噪比、估计信噪比、时间相干性、空间相干性和相位稳定度等查看该组影像的观测质量,以判断地基 InSAR 观测位置、方位和仰角等是否满足要求,及时调整观测角度以满足监测要求。

1.3.3 特征点选取

地基 InSAR 形变时序分析是基于相干点目标进行的,一般通过设置估计信噪比、相干系数和相位稳定度满足一定阈值的像元,筛选出稳定的相干点目标。由于 IBIS-L 系统采用 Ku 波段雷达(波长 λ 为 17.4 mm),其对形变信息非常敏感,初始形变时序分析得到的形变信息不但包含实际形变,还包括温度、湿度、气压和粉尘等环境变化引起的相位变化。因此,需要在稳定区域内选取一定数量的估计信噪比、相干系数和相位稳定度高的点作为地面控制点(ground control point, GCP),通过对所有 GCP 在视线向的形变时序曲线加权平均,建立环境

相位时序校正函数,消除环境因素的影响。

1.3.4 形变分析

地基 InSAR 时序分析主要采用简单网络和冗余网络组合方式对聚焦后的影像对进行干涉处理,为提高处理效率,工作中可采用简单网络组合方式对相邻时刻影像两两干涉处理。IBIS-L 系统一般采用连续观测模式,且观测距离较短,空间基线为 0,因此无需进行图像配准和地形相位补偿。由于连续模式观测数据采集时间短,目标的形变速率 v 在相邻的 SAR 影像获取时间间隔 Δt 内,一般能够满足 $|v| < \lambda/4\Delta t$,因此避免了相位解缠。

2 滑坡灾后稳定性地基 InSAR 监测应用

2.1 研究区概况

2014 年 9 月 1 日 06:00 至 2 日 05:00 重庆奉节大树场镇发生了大面积山体滑坡,冲毁了 3 栋楼房并阻断了奉竹公路。滑坡区位于梅溪河左岸斜坡地段,滑坡区上部为治理后的危岩带,如图 2(a)所示。

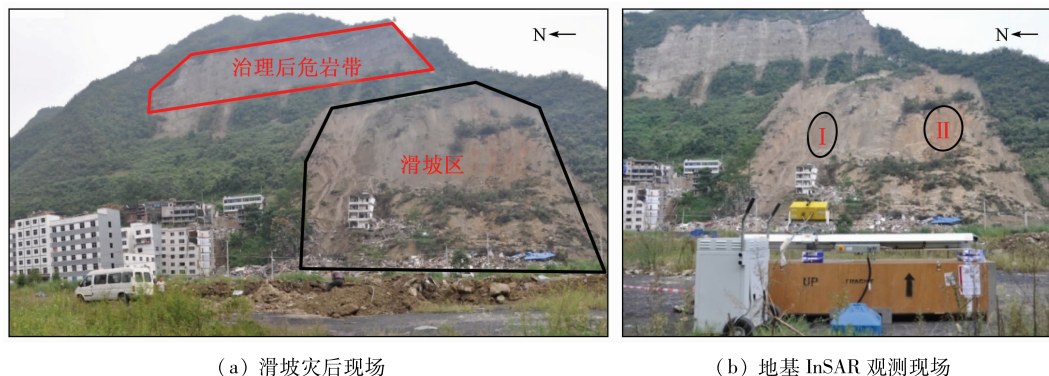


图 2 大树场镇滑坡

Fig. 2 Landslide in Dashuchang Town

该滑坡区为构造剥蚀侵蚀中山斜坡地貌,总体上东高西低,最高点和最低点分别位于滑坡区东侧山顶和梅溪河支流崔家河河谷。主要地貌类型包括陡崖、斜坡和河谷堆积地貌,陡崖分布在滑坡区斜坡中上部,南高北低,陡崖带长约 440 m,高度为 30 ~ 65 m,近乎直立,2011 年完成危岩带治理工程,处于稳定状态;斜坡为滑坡区的主要地貌类型,分布在陡崖带的上部和下部,上部陡斜坡总坡高约 80 m,平均坡角约 43°,下部斜坡总坡高约 200 m,呈折线形,其上部较陡,坡角约 55°,下部稍缓,平均坡角约 32°,斜坡脚部为生活区;河谷堆积地貌分布

于斜坡坡脚外,为梅溪河支流崔家河河谷堆积地貌区,地势比较平坦,该区域位于在建的大树场镇新区,已修建了多栋住宅楼。

2.2 观测站选址及设备参数配置

本次观测将地基 InSAR 系统架设于滑坡体正前方一个宽敞、稳定的场地上,设备前方视野开阔,无任何物体遮挡,扫描区域能够完全覆盖治理后的危岩带和滑坡区,2 个观测区域植被覆盖稀少,满足了监测的基本条件(图 2(b))。观测时间自 2014 年 9 月 23 日 17:06 至 26 日 8:53,考虑到高角度斜坡观测,天线倾角设置为 15°,有利于回波信号接

收,地基 InSAR 系统其他参数设置如表 1 第 1 类所示,共获得 654 景 SAR 影像。观测期间,高温、阴雨和强降雨等恶劣天气对 IBIS-L 地基 InSAR 系统几乎没有任何影响^[5]。

表 1 IBIS-L 地基 InSAR 系统观测参数配置

Tab.1 Parameters configuration of IBIS-L GB-InSAR

边坡类型	天线倾角/(°)	总监测时间/h	距离向分辨率/m	角度向分辨率/mrad	最远观测距离/m
1	15	63.7	0.5	4.4	600
2	20	7.3	0.5	4.4	300
3	5(增高垫)	68.0	0.5	4.4	1 000
4	5	4.7	0.5	4.4	1 500

2.3 数据处理及结果分析

本次观测数据处理选取了位于治理后危岩带上的 4 个 GCP,由于观测时间相对较短,滑坡体上部治理后的危岩带在观测期间可认为基本保持稳定;当地相关地质部门全球定位系统长期观测结果也表明危岩带基本稳定。IBIS-L 系统测量精度能控制在 $[-0.5\text{ mm}, +0.5\text{ mm}]$ 范围内。该观测区经过时空滤波的累积形变如图 3 所示。

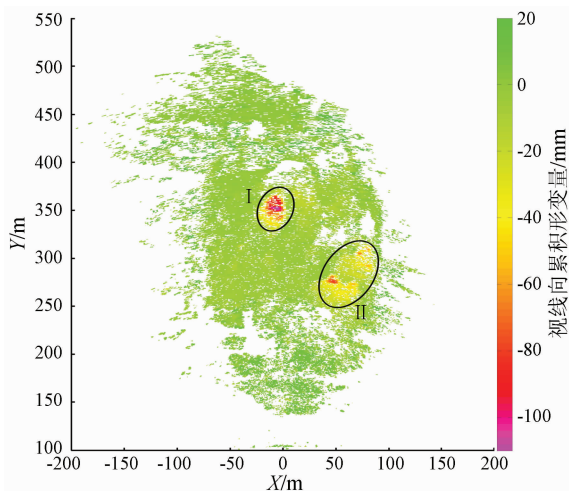


图 3 大树场镇滑坡地基 InSAR 观测累积形变

Fig.3 GB-InSAR cumulative displacement of landslide in Dashuchang Town

图 3 表明,观测期间治理后的危岩带基本处于稳定状态;但滑坡区上存在 2 处显著活动区,分别位于滑坡区左侧中上部(图 2(b)区域 I 和图 3 区域 I)和右侧中上部(图 2(b)区域 II 和图 3 区域 II),这 2 处形变区域主要是由堆积松散土的滑动引起的,滑移区域 I 和 II 最大变形分别达到 120 mm 和 75 mm。该观测区典型像元时序形变分析如图 4 所示。

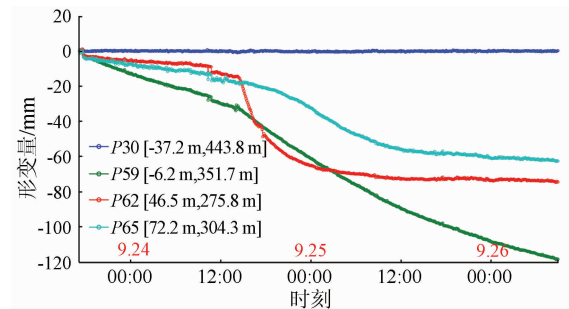


图 4 大树场镇滑坡典型像元时序形变分析

Fig.4 Time-series displacement analysis of typical pixels of landslide in Dashuchang Town

从图 4 可以看出,危岩带相干点 P30 $[-37.2\text{ m}, 443.8\text{ m}]$ 形变时序分析表明,治理后的危岩带比较稳固。滑坡区 2 处显著活动区的形变时序特征大体一致:9 月 23 日 17:00 至 24 日 10:00,当地天气多云转阴,空气湿度为 70%~75% rH,相干点都以较小的下滑速度滑移,Ⅰ处(如 P59 $[-6.2\text{ m}, 351.7\text{ m}]$)下滑速率最大约为 1.5 mm/h;24 日 10:00 左右,当地开始降小雨,空气湿度陡升至 90% rH 左右,区域Ⅰ和Ⅱ表面整体发生了陡滑现象;14:00 降雨突然变大并持续 2 h,滑移区域下滑速率加快;P59 处至观测结束仍处于快速下滑状态,而Ⅱ处(如 P62 $[46.5\text{ m}, 275.8\text{ m}]$ 和 P65 $[72.2\text{ m}, 304.3\text{ m}]$)在 25 日 12:00 基本处于稳定。根据区域Ⅰ和Ⅱ特征点的形变时序分析,降雨冲刷松散土表层是造成 2 处活动区加速下滑的主要原因。

3 人工不稳定斜坡地基 InSAR 监测应用

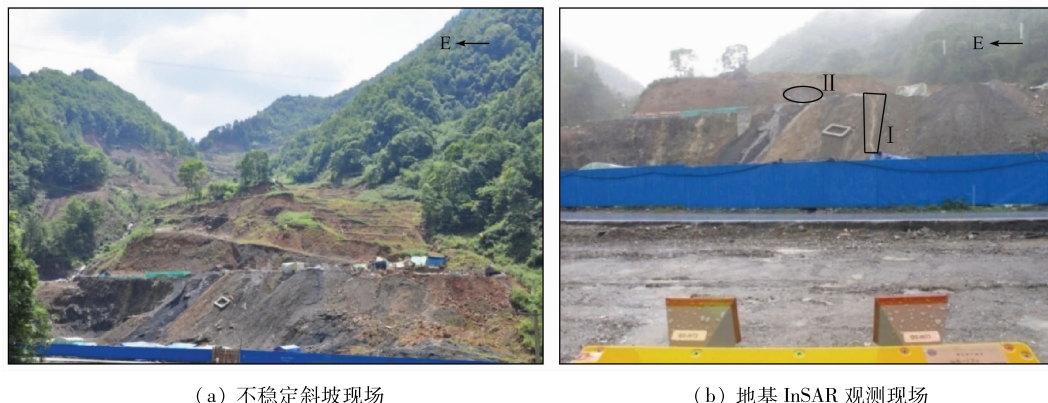
3.1 研究区概况

人工不稳定斜坡位于神农架林区某度假酒店建设场地的西北部,狭长槽谷谷坡的下部。该区总体形态呈“舌”型,自然地形呈南高北低,地形坡度为 17°~20°,局部陡坎为 40°~60°。坡面受人类活动的影响,植被较少,地形整体条件不利于坡体的稳定。

根据现场勘查,后缘边界位于缓坡平台,后缘高程为 1 720 m;前缘至神农架旅游公路以南,因工程建设施工场地平整切坡,其前缘为人工切坡坡脚,前缘高程为 1 640 m,相对高差为 80 m;东侧以山脊的坡脚处为边界,有基岩出露;西侧以小型冲沟为边界,出露神农架群(P₁sh)白云岩。不稳定斜

坡纵长为 230 m,宽度为 150 ~ 200 m,不稳定斜坡上松散堆积体约 $46.1 \times 10^4 \text{ m}^3$ 。该区域堆积的第

四系残坡积($Q_4^{\text{el+dl}}$)碎、砾石土厚度较大,其危险性大,危害亦大,现场情况如图 5(a)所示。



(a) 不稳定斜坡现场

(b) 地基 InSAR 观测现场

图 5 神农架林区不稳定斜坡

Fig. 5 Unstable slope in Shennongjia forest region

3.2 观测站选址及设备参数配置

在前期的勘查中,拟将地基 InSAR 系统安置在神农架旅游公路北侧的冲沟内,其沟口正对着不稳定斜坡,扫描区域能够完全覆盖,沟口右侧地表部分基岩出露,较为稳固。但该冲沟坡降大,且沟内残存有建设神农架飞机场的大量弃渣,在暴雨工作情况下多次发生过泥石流。考虑到观测期间持续降雨(中到大雨),存在爆发泥石流的可能性,因此地基 InSAR 系统架设在公路北侧路边,这种近距离的观测造成了观测区域只覆盖了不稳定斜坡部分区域^[6]。

本次观测时间自 2014 年 9 月 27 日 11:48 至 19:06,共获取 74 景影像,观测参数如表 1 第 2 类所示。由于观测距离较短,为了获得较大的视场,天线倾角设置为 20° ,可令视线方向与形变方向的夹角较小,有利于形变信号的提取。近距离的观测保证了空间分辨率和观测精度,但较大的天线倾角不仅减弱了雷达回波信号,同时造成了影像遮掩现象,使得不稳定斜坡的中部和上部平台的底部无法观测到。

3.3 数据处理及结果分析

扫描到的区域大部分点回波信号较好,视场中部 0 + 165 桩附近出露基岩处选取了 2 个基准 GCP,用以校正形变时序结果。不稳定斜坡底部大部分位置为基岩,并进行了防滑处理,整体较为稳定。

出露基岩上的相干点(如 $P20[-30.0 \text{ m}, 92.9 \text{ m}]$)的时序分析结果表明本次观测的测量精度基本能控制在 $[-0.5 \text{ mm}, 0.5 \text{ mm}]$ 内。地基 InSAR 观测不稳定斜坡的累积形变如图 6 所示。

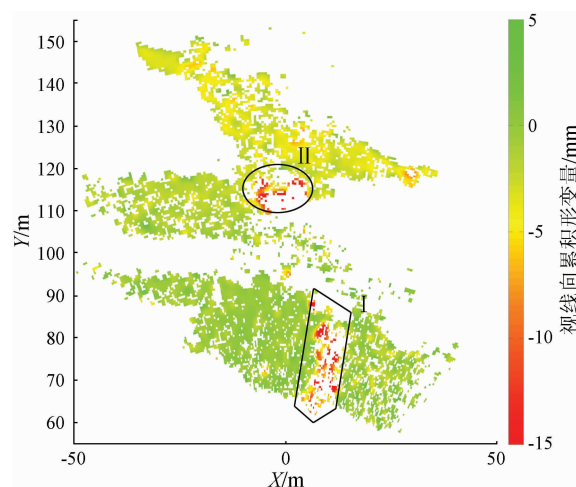


图 6 神农架林区不稳定斜坡地基 InSAR 观测累积形变

Fig. 6 GB-InSAR cumulative displacement of unstable slope in Shennongjia forest region

由图 6 可知,不稳定斜坡中上部有整体靠近仪器的趋势,即整体下滑;斜坡平台自下往上累积形变量逐渐增大;较大形变出现在不稳定斜坡的第一级平台的流水沟附近(图 5(b)区域 I 和图 6 区域 I)以及第三级平台中部的土堆处(图 5(b)区域 II 和图 6 区域 II),最大累积形变达到 25 mm,这主要是暴雨积水导致的第三级平台中部堆积土层塌

陷以及第一级平台表层覆土滑动。该区典型像元时序形变分析如图 7 所示。

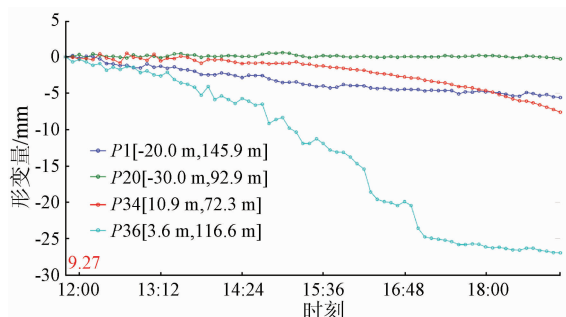


图 7 神农架林区不稳定斜坡典型像元时序形变分析

Fig. 7 Time-series displacement analysis of typical pixels of unstable slope in Shennongjia forest region

不稳定斜坡第二、三级平台(如 $P36[3.6\text{ m}, 116.6\text{ m}]$, $P1[-20.0\text{ m}, 145.9\text{ m}]$) 在观测期间前 4 h 内下滑速度较大,随后下滑速度放缓,这与降雨情况非常相关,观测区前 4 h 内一直持续暴雨,之后转为小雨。第一级平台流水沟处(如 $P34[10.9\text{ m}, 72.3\text{ m}]$) 在前 3 h 下滑速度较小,随着持续降雨造

成土体松动,随后呈现出加速下滑的趋势。

4 露天采矿边坡稳定性地基 InSAR 监测应用

4.1 研究区概况

备战铁矿矿区位于天山主峰—博罗霍洛山北坡的中高山区,山体走向近 EW,地势南高北低,高程为 3 862 ~ 3 416 m,地形坡度为 $25^{\circ} \sim 35^{\circ}$ 之间,沟深坡陡,属高山深切地貌。矿体位于山谷地形,东、南、西三面环山,仅有北面为狭长山谷。目前采用“露天开采+公路开拓汽车运输”方案,自上而下水平分层台阶式采矿方法。全矿圈定了一个露天采矿场,采场共设 17 个最终台段,最终台段高度为 24 m,最终边坡角为 $50^{\circ} \sim 51^{\circ}$,设计露天开采标高为 3 704 ~ 3 284 m。矿区属次不稳定区,现状地质灾害不发育,露天开采已形成了大采坑,对地质环境有一定破坏和影响,矿区地质环境质量中等,现场情况如图 8(a) 所示。



(a) 露天采矿观测现场



(b) 地基 InSAR 观测现场

图 8 备战铁矿 3 号矿体露天采矿边坡

Fig. 8 Open-pit slope in No. 3 ore body of Beizhan iron mine

4.2 观测站选址及设备参数配置

2015 年 6 月 29 日 21:06 至 7 月 2 日 14:37, 对备战露天铁矿 3 号矿体开采面进行观测,地基 InSAR 系统安置在矿体开采面对面的观景台旁边,设备所处位置稳定,观测视野开阔,无障碍物遮挡,适合架设观测设备。本次虽为高边坡观测,由于设备所处高程与开采面中部相当,考虑到能尽可能观测到开采面全貌,故采用增高垫抬高仪器,并设置天线倾角为 5° ,雷达系统其他参数设置如表 1 第 3 类所示,共获得雷达影像 650 景。观测期间,系统经历了大风扬尘、放炮作业和雨雪冰雹等恶劣条件影

响,但仍圆满完成了边坡持续观测^[7]。

4.3 数据处理及结果分析

由于矿体所处山谷地形气象条件复杂多变,观测视场内不断有矿车经过扬起漫天尘土,因此数据处理过程中环境因素校正工作十分棘手。本文提出了在稳定区域均匀选取 GCP 的方法,根据这些 GCP 利用加权最小二乘法估计校正系数,准确提取了观测区域的形变信息(图 9)。

坚硬铁岩石上的相干点(如 $P3[72.8\text{ m}, 634.2\text{ m}]$) 的时序分析结果表明,本次观测的测量精度能控制在 $[-0.5\text{ mm}, 0.5\text{ mm}]$ 内。地基 InSAR

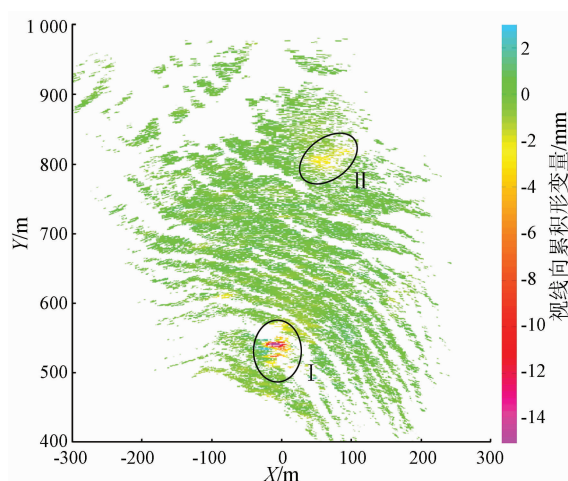


图9 备战铁矿露天采矿边坡地基 InSAR 观测累积形变
Fig. 9 GB-InSAR cumulative displacement of open-pit slope in Beizhan iron mine

累积形变结果表明,虽然开采现场环境复杂(多变的天气、漫天粉尘、矿车和铲车的扰动等),但开采面整体保持稳定;形变较大的区域位于开采面底部(图8(b)区域 I 和图9 区域 I),最大形变量超过 15 mm,主要是由爆炸点处的堆积铁矿石滑动以及铲车移动铁矿石等因素造成的;开采面上方的“V”型松散土层凹谷(图8(b)区域 II 和图9 区域 II)表层也有轻微的滑动,最大滑动速率约 2 mm。该区典型像元时序形变分析如图10所示。

相干目标时序分析结果显示,开采面上方的“V”型松散土层凹谷表层有轻微持续下滑趋势(如 P47[-75.7 m,612.1 m]),在雨季需要进行关注。形变最大区域位置上方的相干点(如 P5[0.0 m,568.8 m])则呈现出较大的持续下滑趋势,主要是在铲车和矿车等人为扰动下,松散铁矿石层因自身

重力下滑导致的。开采面底部形变最大区域位置(如 P32[-7.1 m,538.7 m])观测初期处于较为稳定的状态,由于铲车移动铁矿石,于7月2日00:00开始加速下滑,最大下滑位移超过 30 mm。

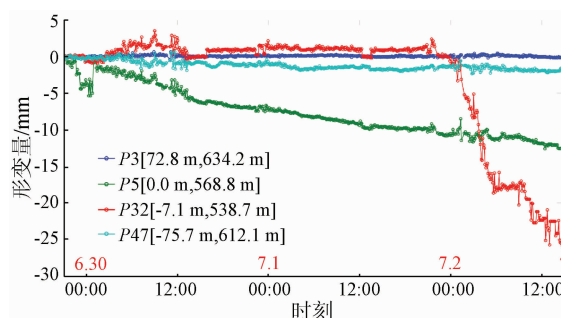


图10 备战铁矿露天采矿边坡典型像元时序形变分析
Fig. 10 Time-series displacement analysis of typical pixels of open-pit slope in Beizhan iron mine

5 冰川运动地基 InSAR 监测试验

5.1 研究区概况

备战铁矿矿区东北部数百米处即为天山山脊,山脊线多为尖棱状,常年冰川覆盖,具有典型冰川地貌特征,现代冰川、冰蚀洼地、冰川“U”型谷和冰蚀崖较发育。选矿厂及生活区与矿区通过一条简易公路连接,分别位于天山主脉南北,为穿越天山主脉在海拔 3 800 m 处修建了一条隧道。本次冰川运动观测试验旨在研究地基 InSAR 探测冰雪边坡与冰川活动的可行性。所选的冰川位于隧道南口旁边(图11(a)),由于近几年的铁矿开采、大量矿车扬起的路面粉尘以及全球气温升高等因素影响,导致冰舌退缩加剧,冰川面积缩小。



(a) 备战隧道南口冰川现场



(b) 地基 SAR 观测现场

图11 备战隧道南口冰川

Fig. 11 Glacier in the south of Beizhan tunnel

5.2 观测站选址及设备参数配置

地基 InSAR 系统安置在靠近冰舌末端的简易公路边平台处(图 11(b)),观测平台稳定,视野开阔,满足地基 InSAR 观测要求。数据获取时间跨度为 7 月 3 日 12:46—17:29,共采集 43 景 SAR 影像,具体参数如表 1 第 4 类所示。冰川表层滑动情况复杂,确定稳定的 GCP 具有一定的难度,同时由于冰舌属于低倾角边坡,本次地基 InSAR 观测试验选取雷达视角 5°扫描,这种情况下两侧山体雷达信号强度高,便于在两侧山体选取 GCP,冰舌表碛以及正对的冰雪覆盖层亦具有较强的回波信号^[8]。

5.3 数据处理及结果分析

数据处理所选的 GCP 位于两侧山体的基岩上,观测时间仅 4.7 h,认为 GCP 没有发生移动。稳定区域观测点(如 P32[-156.5 m,1 009.3 m])地基 InSAR 时序分析结果表明,隧道南口冰川运动的观测精度控制在[-0.5 mm,0.5 mm]内,能够满足监测需要。该区累积形变及典型像元时序形变分析分别如图 12 和图 13 所示。

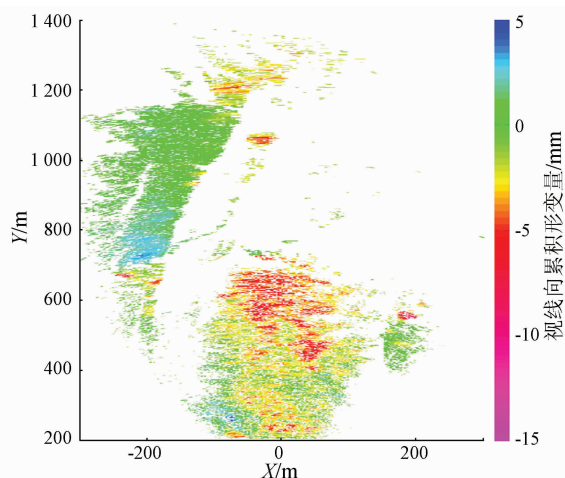


图 12 备战隧道南口冰川地基 InSAR 观测累积形变
Fig. 12 GB-InSAR cumulative displacement of glacier in the south of Beizhan tunnel

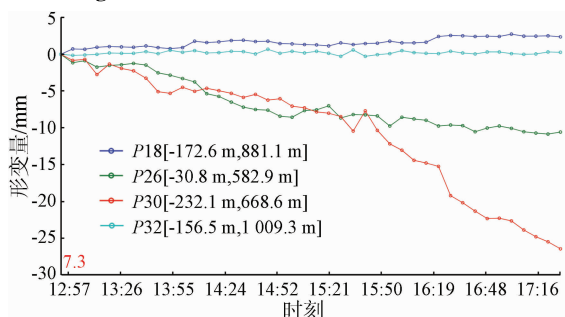


图 13 备战隧道南口冰川典型像元时序形变分析
Fig. 13 Time-series displacement analysis of typical pixels of glacier in the south of Beizhan tunnel

本次观测的前一晚该地区普降大雪,观测期间冰雪融化使得冰舌表碛产生滑动,远处的冰川积雪也产生了一定的滑动,远处冰川和冰舌上段都发生了朝向雷达方向的移动(如 P26[-308 m,582.9 m]和 P30[-232.1 m,668.6 m]),最大滑动位移超过 15 mm。左侧山体底部松散土层个别区域发生了下滑(如 P18[-172.6 m,881.1 m]),相对于雷达传感器来说,发生了远离雷达传感器的运动,在地基 InSAR 累积形变图上呈现正值。本次观测时间较短,IBIS-L 地基 InSAR 系统采用的波长较短,观测结果反映的一般是冰川表碛和积雪等的滑动情况。为了获得冰川的整体活动情况,以后的工作中需要采取在冰川上架设角反射器、选取与冰川整体运动情况较为一致的天然散射体等措施,采用波长较长(如 X 和 C 波段)的地基 InSAR 更利于冰川整体运动观测。

6 结论

地基 InSAR 技术已发展成为一种较为常规的地表微小形变监测手段。目前地基雷达类型呈现出多样化,调频连续波雷达技术的发展丰富了地基 InSAR 的工作模式,提高了设备的可操作性,减少了数据采集时间。噪声雷达技术和多人多出技术的应用进一步提高了数据采集时间。观测方式更加灵活,可根据研究区形变特征自由设计最佳观测方案。设备更加稳定,可长时间在恶劣天气下进行持续观测,观测数据质量可靠。数据处理简单快速,能在十几分钟内处理完几天的观测数据。

本文通过研究和掌握以 IBIS-L 系统为代表的地基 InSAR 边坡运动监测关键技术方法,对不同变形特征的观测方案 and 数据处理方法进行了优化,并开展了灾后滑坡、人工不稳定斜坡和露天采矿边坡等的监测示范应用,以及冰川运动的监测试验。相关工作验证了地基 InSAR 设备较为稳定可靠,地基 InSAR 技术监测边坡活动能达到亚毫米级精度,扩展了地表形变灾害 InSAR 调查与监测手段,为星载和地基 InSAR 技术在地质灾害和地质环境变化等地表形变监测方面的综合应用奠定了技术基础。

致谢: 本研究是在中国地质调查局科外部、中国国土资源航空物探遥感中心的科学管理下顺利完成的。开展示范和试验的过程中得到了中国地

质科学院力学研究所李滨博士、中国地质环境监测院王文沛博士、三峡大学涂鹏飞主任和新疆天山矿业备战铁矿胡江涛高级工程师等专家的大力支持,安志宏博士和郭兆成博士等也给予了热情的帮助;监测过程中联合中国科学院测量与地球物理研究所应用 IBIS-L 地基 InSAR 系统进行数据采集,得到了江利明研究员团队诸位同仁的支持和帮助,柳林、孙亚飞和高斌斌等博士、硕士也参与了野外试验,在此一并表示衷心的感谢!

参考文献:

- [1] 刘斌,葛大庆,李曼,等. 地基合成孔径雷达干涉测量技术及其应用[J]. 国土资源遥感,2017,29(1):1-6.
- [2] Monserrat O. Deformation measurement and monitoring with ground-based SAR[D]. Barcelona: Universitat Politècnica de Catalunya, 2012.
- [3] IDS corporation. Interferometric Radar (IBIS) Technical Papers [EB/OL]. <https://www.idscorporation.com/georadar/more-information/technical-papers>.
- [4] Rödelsperger S. Real-time processing of ground based synthetic aperture radar (GB-SAR) measurements[D]. Hessen: Technische Universität Darmstadt, 2011.
- [5] 刘斌,葛大庆,张玲,等. 地基雷达干涉测量技术在滑坡灾后稳定性评估中的应用[J]. 大地测量与地球动力学,2016,36(8):674-677,693.
- [6] 高斌斌,江利明,孙亚飞,等. 大型人工边坡稳定性地基 InSAR 监测研究[J]. 遥感信息,2016,31(6):61-67.
- [7] Liu B, Ge D Q, Li M, et al. Using GB-SAR technique to monitor displacement of open pit slope[C]//2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Beijing: IEEE, 2016:5986-5989.
- [8] 柳林,江利明,高斌斌,等. 山地冰川运动地基 InSAR 监测试验[J]. 测绘通报,2016(4):54-57,63.

Ground-based interferometric synthetic aperture radar and its application in monitoring typical slopes

LIU Bin, GE Daqing, LI Man, ZHANG Ling, WANG Yan, GUO Xiaofang, WANG Yi
(China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Land and Resources, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to do real-time monitoring of slope movement and study the time-series displacement analysis of IBIS-L GB-InSAR, the authors designed and optimized the observation schemes and data processing methods. Landslide of Dashuchang Town, unstable slope of Shennongjia forest region, and open-pit slope of Beizhan iron mine were monitored through the technology. The glacier in the south of Beizhan tunnel was also experimentally measured. The results of GB-InSAR monitoring showed that GB-SAR devices have high observation stability under complex working conditions, and the accuracy of GB-InSAR can reach sub-millimeter level with proper observation conditions. GB-InSAR has become an important technique to monitor the slope displacement. This extends the displacement monitoring mode, making it transferring from “large-scale, wide-coverage” satellite InSAR to “small-scale, locally refined measurement” GB-InSAR. Therefore, it further enriches the understanding of slope deformation phenomenon, and lays the technical foundation for “satellite-ground” combined InSAR to monitor surface deformation process.

Key words: Ground-based interferometric synthetic aperture radar (GB-InSAR); landslide; unstable slope; open-pit slope; glacier movement

(责任编辑: 刘丹, 刘永权)

doi: 10.19388/j.zgdzdc.2018.03.11

引用格式: 王昊,李丽,刘雪,等.新疆东北地区矿产资源开发环境遥感监测成果[J].中国地质调查,2018,5(3):81-88.

新疆东北地区矿产资源开发环境遥感监测成果

王昊¹,李丽¹,刘雪²,李浩²

(1. 中国国土资源航空物探遥感中心,北京 100083; 2. 中国地质大学(北京),北京 100083)

摘要:为满足国家、自然资源部矿政管理需要,2016年在新疆东北地区开展了矿产资源开发环境遥感监测工作。通过计算机自动提取与人机交互解译相结合、室内解译与野外查证相结合的方式,基本查明了该地区的矿山开发状况、矿山地质环境、矿山环境恢复治理(含“复绿工程”)和矿产资源规划执行情况。基于本底数据调查结果,根据对地质环境的影响程度,进行了区域矿产资源综合评价,并对尾矿成分开展探索性研究。监测结果表明,新疆东北地区矿山开发秩序整体较好,矿山地质环境有一定程度改善。该监测结果为相关部门的矿政管理工作,以及下一轮新疆矿产资源规划制定提供了数据支撑。

关键词:新疆东北地区; 矿山开发状况; 矿山地质环境; 矿产资源规划; 遥感监测

中图分类号: TP79; X83 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-8706(2018)03-0081-08

0 引言

新疆维吾尔自治区幅员辽阔,矿产资源丰富,在约占全国总面积六分之一的范围内蕴藏了煤、油气、钾盐、镍、铜和锌等多种矿产资源,为全国经济的快速发展提供了重要的资源支撑。新疆作为“一带一路”的核心区,在“十三五”期间确定了“三基地一通道”的发展模式和战略定位,希望通过加快能源开发、优化能源结构、推进能源改革等途径,进一步促进区域矿产资源开发利用与区域自然生态环境的协调发展。但是,矿产资源开发过程中往往伴随着土地压占损毁、违法开采以及次生地质灾害和环境污染等问题,尤其在新疆东北地区矿山位置分散、开采矿种与开发方式多样,且该地区地质环境复杂,交通条件相对落后,实地调查需要耗费大量人力、物力和财力,遥感技术具有监测范围广和时效性强等特点^[1-2],恰恰能够在矿产资源开发全过程的调查与监测中发挥重要作用。

为查明我国矿产资源开发环境的整体情况,“十一五”伊始,中国地质调查局部署开展了我国

“矿产资源开发遥感调查与监测”项目工作^[3],随着全国范围内多年度矿山监测工作的顺利完成,为进一步加强不同矿种对矿山地质环境的影响、探索矿产资源开发对不同流域的生态地质环境影响,由原来的分省部署转变为按成矿带为单元、兼顾县级行政单元完成的方式,在全国陆域17个成矿带/重点矿集区开展矿产资源开发环境遥感监测工作。

2016年“新疆东北地区矿产资源开发环境遥感监测”工作开展以来,按照全国统一的矿产资源开发环境遥感监测技术规范的要求,完成了覆盖新疆东北地区5个地市级行政区内的28个县及2个自治区直辖县的矿产资源开发环境遥感监测,基本查明了该地区合法、疑似违法和废弃矿山矿种、面积、变化情况,矿山开发占用损毁土地面积、类型、分布,矿山地质灾害和环境污染类型、面积、分布、涉及矿种,环境恢复治理和“复绿工程”实施情况以及矿产资源规划执行情况等本底数据。基于本底调查数据开展了区域矿产资源综合评价,划分了地质环境严重影响区、较严重影响区、一般影响区和无影响区4个等级,进行了尾矿成分的探索性研究。以统计报表、图件、野外实地照片和成果报告

收稿日期: 2017-11-08; 修订日期: 2018-03-05。

基金项目: 中国地质调查局“全国矿产资源开发环境遥感监测(编号: 121201203000160009)”项目资助。

第一作者简介: 王昊(1985—),男,工程师,主要从事遥感地质等方面工作。Email: 1161624962@qq.com。

等形式向相关部门提供了详实的调查与分析成果,为区域矿产资源可持续开发与利用、矿业秩序维护及矿区环境综合整治等相关工作提供了数据支撑。

1 工作区概况

新疆东北地区涉及乌鲁木齐市、阿勒泰市、吐鲁番市、昌吉回族自治州、巴音郭楞蒙古自治州、石河子市和五家渠市等地区,地理坐标为 $85^{\circ}14' \sim 93^{\circ}12'E, 41^{\circ}02' \sim 49^{\circ}20'N$, 总面积为 29.33 万 km^2 。其分布位置见图 1。

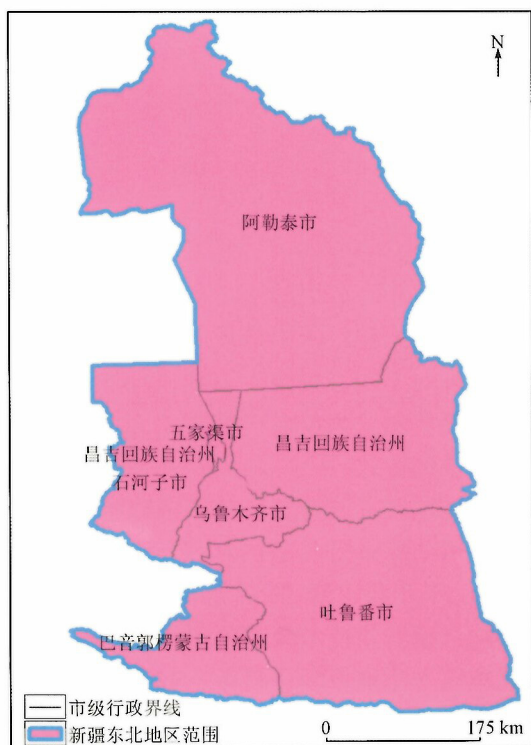


图 1 新疆东北地区矿产资源开发环境遥感监测区
Fig. 1 Remote sensing monitoring areas of mineral resources development environment in Northeastern Xinjiang

该地区南部为 EW 向天山山脉,北部为阿尔泰山,两大山系之间为准噶尔盆地,山地为隆起剥蚀区,盆地为山区剥蚀物质堆积场所。在准噶尔盆地边缘的山前地带,形成大面积的冲洪积倾斜平原、冲积扇,盆地中心为平坦的冲积平原和湖积平原,疏松的物质经风吹扬形成大片沙漠。由于其特殊的地质条件,该地区煤、铁、铜、金等能源和金属矿丰富,又含有云母、石膏、花岗岩和大理岩等多种建

筑用非金属矿^[4]。

2 技术方法

在收集了以往区域矿山监测工作成果的基础上,利用 2015 年和 2016 年土地变更调查遥感数据、矿权和矿产资源规划等资料,按照《矿山遥感监测工作指南》《矿产资源开发遥感监测技术要求》和“全国矿产资源开发环境遥感监测”二级项目实施方案等相关技术要求的规定,以不同比例尺解译精度和成果数据与图件的编制要求为依据,采用计算机自动信息提取与人机交互解译相结合、室内解译与野外实地查证相结合的方式^[5-6],进行了该地区矿产资源开发状况、矿山开发占地、矿山环境恢复治理(含“复绿工程”)、矿山地质灾害、矿山环境污染和矿产资源规划执行的遥感监测工作,编制了 1:50 万比例尺系列成果图件,最终完成了成果数据入库,并在此基础上开展了区域矿产资源综合评价和典型尾矿矿物成分与元素含量分析研究。

3 主要成果

3.1 矿产资源开发状况

3.1.1 合法矿山开采情况

新疆东北地区合法矿山 530 余处,其中鄯善县、富蕴县、昌吉市和阜康市等地分布数量相对较多。开采方式以露天开采为主,占合法矿山总数的 69.23%。涉及矿种主要为建筑用砂和砖瓦用黏土等建材及其他非金属矿,占合法矿山图斑总数的 58.54%;其次为煤等能源矿,占 17.64%;铁矿等黑色金属、铜矿等有色金属和金矿等贵金属,合计占 18.58%。合法矿种数量百分比见图 2。

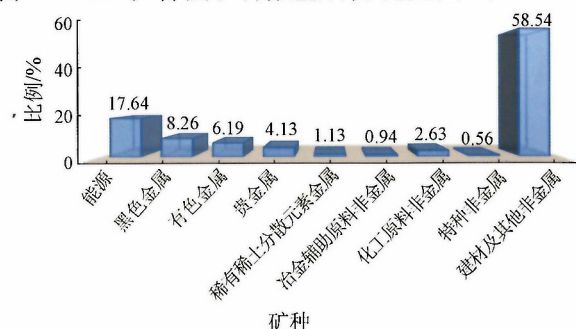


图 2 新疆东北地区合法矿山开采矿种比例分布
Fig. 2 Mining mineral species ratio of legal mines in Northeastern Xinjiang

3.1.2 疑似违法矿山开采情况

疑似违法矿山逾 300 处,总数与 2015 年度相当,而较 2013 年和 2014 年有明显减少趋势。疑似违法矿山涉及县级行政单位 27 个,2012—2016 年间疑似违法矿山图斑数量变化情况见图 3。

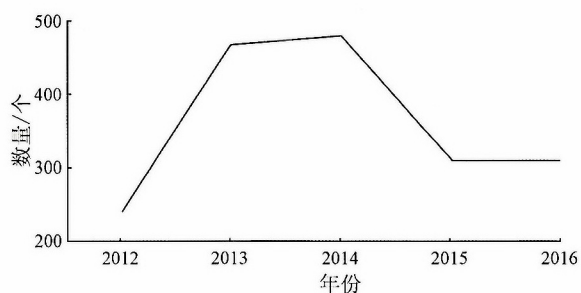


图3 新疆东北地区疑似违法矿山数量动态变化情况

Fig.3 Dynamic situation of the amount of suspected illegal mines in Northeastern Xinjiang

违法类型方面,疑似无证开采数量较多,占疑似违法开采矿山总数的 76.13%;其次为疑似越界开采,占 15.16%;疑似以采代探的占 8.71%。违法矿种涉及能源、黑色金属矿、有色金属矿、贵金属矿、化工原料非金属矿和建材及其他非金属矿 6 大

类型,具体为煤、铁矿、锰矿、铜矿、铅矿、砂金、金矿、建筑用砂、砖瓦用黏土和饰面用花岗岩等 27 个矿种。其中建筑用砂数量最多,占疑似违法开采矿山总数的 53.55%;其次为砖瓦用黏土,占 13.87%;煤矿占 11.29%;金属矿共占 3.87%。

根据本次调查结果,结合以往该区矿山监测情况,区内疑似违法矿山主要存在 3 方面的特征:

(1)矿种特征。以建材类非金属矿为主要违法矿种。近年来,新疆的交通、市政和水利等基础设施正在迅速发展,而基础设施的发展需要大量砂岩、灰岩、黏土和花岗石等建材类非金属矿产。由于受该区地理位置、交通条件的限制,同时受当地非金属矿采矿权数量、分布和成本等多方因素的影响,在一定程度上导致了此类疑似违法开采矿山的存在。

(2)分布特征。疑似违法矿山集中分布。受矿产资源分布、矿石外运条件及矿产品需求等多方面影响,该区大部分疑似违法矿山多沿交通道路呈集中式分布(图 4)。

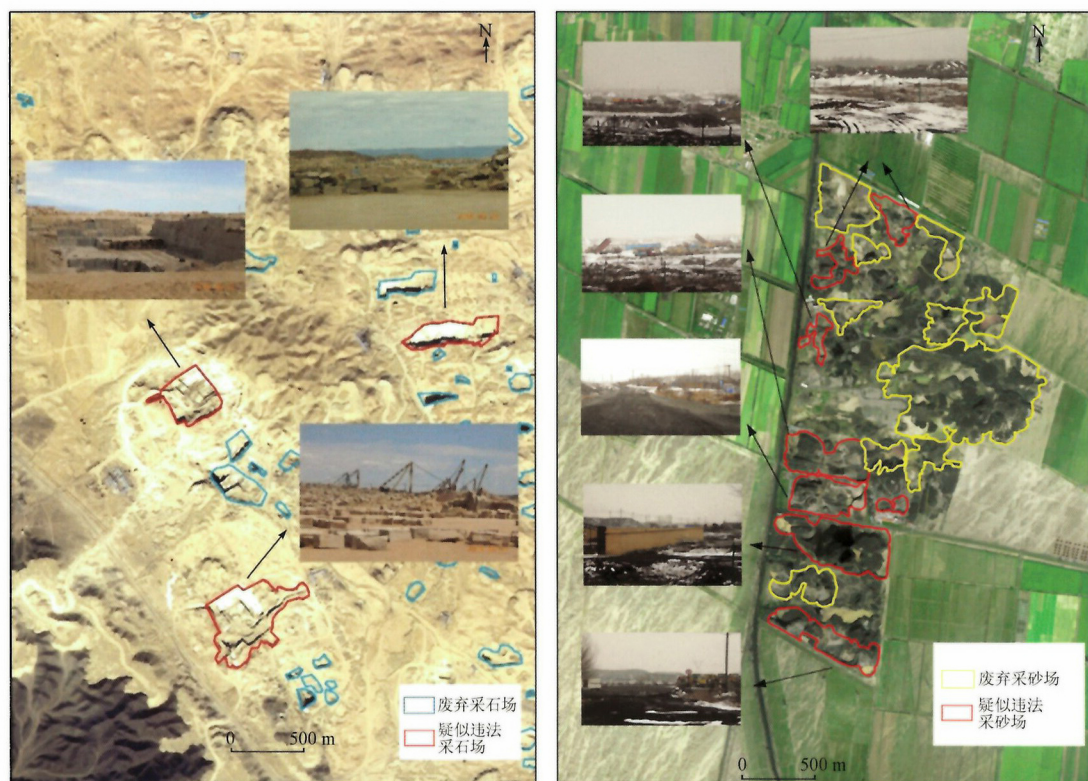


图4 疑似违法花岗岩采石场(左)与疑似违法采砂场(右)分布

Fig.4 Distribution of the suspected illegal granite mining fields (left) and the suspected illegal sand fields (right)

(3)开采状态特征。部分疑似违法开采矿山持续存在或正在“死灰复燃”。通过对比多期矿山监测成果,以及实地野外验证发现,该地区部分疑似违法矿山多年持续开采(2015—2016 年间持续违法逾 140 处)或正在“死灰复燃”(2015—2016 年间关停转违法约 40 处),且多为规模较大的矿山或分布较集中的矿区。

3.2 矿山地质环境

3.2.1 矿山开发占地

遥感调查发现,该区矿山开发占地逾 62 000 hm^2 ,较上一年度增加了近 3 700 hm^2 ,其中中转场地占地面积相对较多,其次为采场。涉及的矿种类型主要为建材及其他非金属矿和能源,这 2 类矿种占地合计达矿山占地总面积的 79.36%。

3.2.2 矿山地质灾害与环境污染

本次调查共发现矿山次生地质灾害 78 处,总面积约 3 000 hm^2 。地质灾害类型主要为塌陷和滑坡,两者数量之比为 6.8:1,面积比为 154.1:1。涉及煤矿、金矿、铅矿、铜矿和铁矿 5 个矿种,其中煤矿开采导致的地质灾害数量最多,占 92.31%。

矿山环境污染逾 20 处,主要为粉尘污染。与矿山地质灾害所涉及的主要矿种相同,煤矿开采所引发的粉尘污染数量较多,占 70.83%;其次为石

灰岩和砖瓦用黏土等非金属矿开采所引发粉尘污染,占 25%。

根据上述调查结果,煤矿资源开发既为地方带来相对较高的经济效益,也对该地区矿山地质环境造成了很大的负面影响。而由于地下开采煤矿大多集中于乌鲁木齐市及其周边的昌吉回族自治州、吐鲁番市等经济相对发达、居民人口相对集中的区县,其所引发的地质环境问题会对当地居民的生产、生活及人身财产带来安全隐患。

3.2.3 矿山环境恢复治理与“复绿工程”执行情况

矿山环境恢复治理面积近 990 hm^2 ,主要在水磨沟区、天山区、阿勒泰市、富蕴县、布尔津县和青河县等地,采取了土地平整、矿坑填埋和边坡修护等措施,对煤、建筑用砂、砖瓦用黏土、金矿和铁矿的采场、中转场地和固体废弃物进行了治理。遥感影像和实地查证发现,该地区已开展的矿山环境恢复治理效果较好,不仅使原本因矿山开发遭到破坏的地貌景观得到有效恢复,而且使原本废弃的土地得到再次利用。典型矿山环境恢复治理区见图 5。2016 年度恢复治理面积虽较 2015 年度增加约 170 hm^2 ,但目前已恢复治理面积仅占废弃矿山占地总面积的 5.55%,总体进度较慢,未来恢复治理工作任重道远。

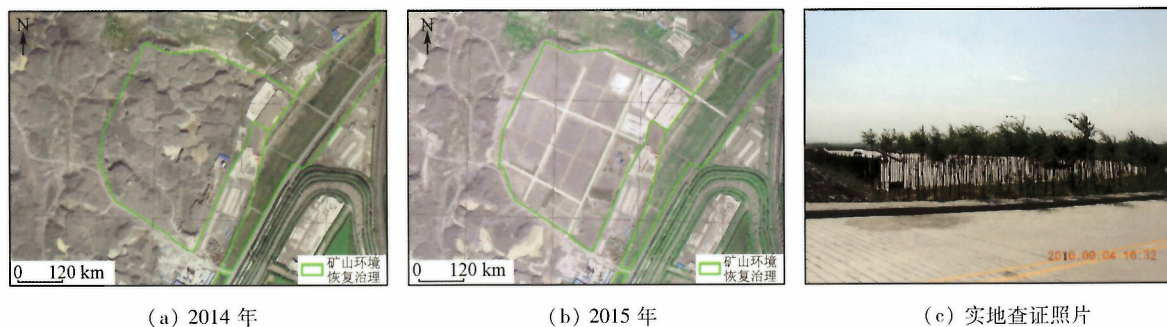


图 5 天山区原建筑用砂矿环境恢复治理前后对比与野外查证

Fig. 5 Remote sensing image comparison and field verification before and after environmental restoration of the former building placer in Tianshan District

新疆东北地区共部署矿山“复绿工程”29 处,2016 年已复绿约 20 处,主要位于奇台县、玛纳斯县、阿勒泰市、富蕴县、哈巴河县和乌鲁木齐县等地区。该地区复绿措施多为林地种植,其能够在达到较好矿山地貌景观修复、改善矿区整体生态及自然环境的同时,又能够在一定程度上降低风力与风

速,从而减少露天采场沙尘飞扬,保护附近道路、公共设施和当地居民生产生活。哈巴河县砂石料场典型矿山“复绿工程”执行情况如图 6 所示。而按照新疆矿山“复绿工程”方案的验收时间要求,未复绿矿山还有待加快进度,以早日完成全部矿山复绿工作。

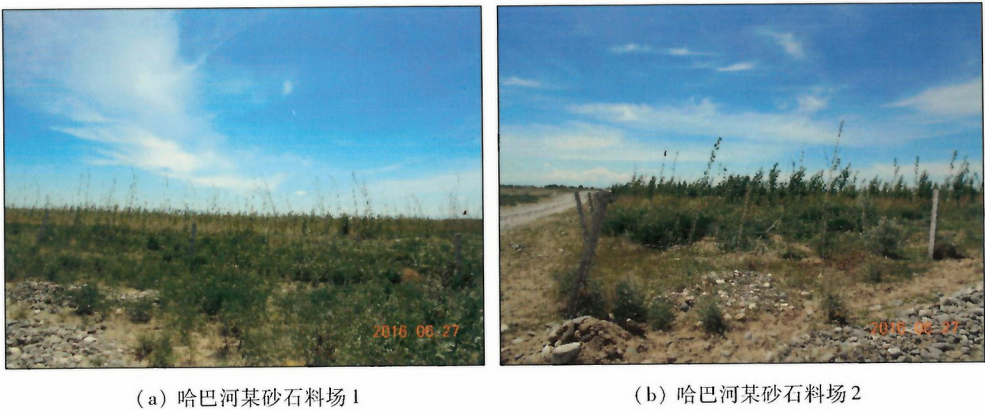


图6 哈巴河县砂石料场矿山“复绿工程”野外查证

Fig.6 Field verification of “Re-greening Project” in sandstone yard of Habahe County

3.3 矿产资源规划执行情况

矿产资源规划执行情况主要综合了重点开采区、鼓励开采区、限制开采区和禁止开采区,以及规划区内矿权分布、数量、矿种、最低开采规模和疑似违法矿山开采情况等因素,综合判断规划区是否符合规划要求,并提出相应建议。

调查结果显示,该地区22个矿产资源规划区总体执行情况良好,符合规划或基本符合规划要求的规划区约占70%。仅部分鼓励开采区内存在主要开采矿种的矿区设置低于小型矿山最低开采规模;限制开采区内采矿权和疑似违法矿山数量较多;个别禁止开采区内存在采矿权等情况。建议对各分区按要求进一步落实规划,加强对采矿权数量、矿种和规模的监管,清理疑似违法开采矿山。

3.4 区域矿山地质环境综合评价

根据上述矿山开发占地、地质灾害和环境污染等本底调查成果,根据矿山开占地、矿山环境污染和矿山地质灾害在单元格网内占地比例(以下简称占比),将新疆东北地区矿山地质环境分为4个等级:①1级为矿山地质环境严重影响区,占比(66%,100%];②2级为矿山地质环境较严重区,占比[33%,66%];③3级为矿山地质环境一般影响区,占比(0,33%);④4级为矿山地质环境无影响区,占比为0。

在探索了目视人工分级和1 km×1 km 单元、2 km×2 km 单元与5 km×5 km 单元格网评价法4种方法后,综合考虑了1:50 万比例尺图幅内等级分配标准、层次差异显著性、成图效果等因素,最终选取2 km×2 km 单元格网评价法,并对格网评价结果进行 Natural Neighbor 插值处理,结果见图7。

评价结果显示:矿山地质环境严重影响区和较严重影响区主要分布于乌鲁木齐市达坂城区、乌鲁木齐县、水磨沟区和米东区等煤矿、非金属矿相对集中的区域,以及吉木萨尔县五彩湾地区、奇台县疑似违法花岗岩集中开采区等地;一般影响区分布较广,新疆东北地区中部石河子市—昌吉市—乌鲁木齐市周围—吉木萨尔县—木垒哈萨克县沿东西方向相对集中,其次为奇台县—青河县—富蕴县—阿勒泰市—哈巴河县沿东南至西北方向较集中,南部的博湖县、和硕县和吐鲁番市三线均有相对分散的分布。

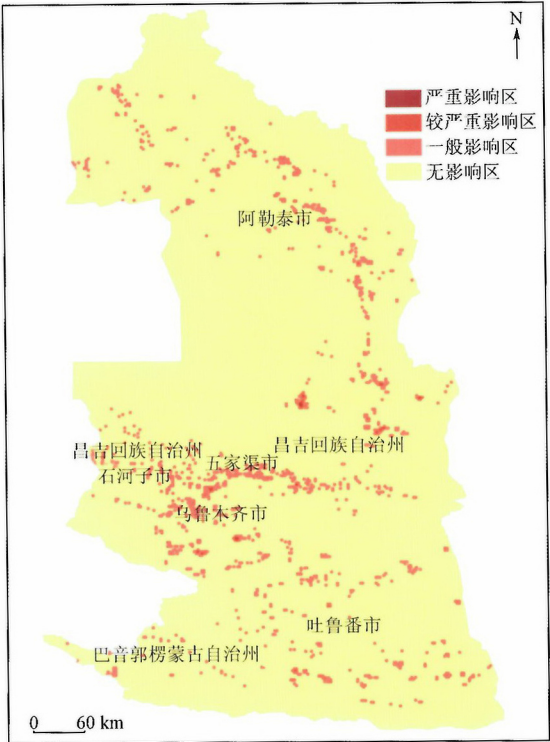


图7 新疆东北地区矿山地质环境遥感评价

Fig.7 Remote sensing evaluation of mine geological environment in Northeastern Xinjiang

3.5 尾矿成分研究

尾矿作为特定经济技术条件下所形成的具有一定规模且(未来)可开发利用的资源,研究其矿物和化学成分分布特点对今后尾矿资源再利用具有极其重要意义^[7]。本次工作基于2012—2013年间在河北和江西进行的尾矿矿物成分研究工作的经验^[8],选取了富蕴县喀拉通克铜镍尾矿库作为研究对象,对实地采集不同位置、不同质地、不同颜色的

13个尾矿样品进行了X射线衍射和荧光光谱分析,分别检测矿物成分17种和化学成分31种,并从矿物组成和化学成分2个方向研究了尾矿成分的空间和时间分布特征,得到如下结论:

(1)该尾矿中含有农业与工业生产中所需的多种元素和化合物,在采取必要的治理措施对其含有的有毒害性化合物进行处理后,能够在多种领域发挥重要作用。部分分析结果见表1。

表1 尾矿所含化学成分(部分)统计

Tab.1 Statistics of chemical composition (partial) of tailings

化学成分	$w_B/\%$						备注
	1	2	3	11	12	13	
SiO ₂	34.318	38.311	36.749	32.709	32.914	36.033	
Fe ₂ O ₃	19.660	12.706	16.682	19.489	19.006	15.567	
MgO	15.555	16.117	14.885	13.594	14.023	15.422	
N	0.419	—	0.453	—	0.425	0.368	
P ₂ O ₅	0.452	0.347	0.526	0.394	0.407	0.324	含农作物所需营养元素
K ₂ O	0.855	1.135	1.112	0.901	0.885	1.143	
Rb ₂ O	0.003	0.003	0.002	—	0.002	0.002	含稀有轻金属
TiO ₂	0.758	0.572	0.856	0.702	0.749	0.716	
ZrO ₂	0.012	0.008	0.011	—	0.011	—	含难熔稀有金属
V ₂ O ₅	—	0.021	0.035	0.019	0.023	0.023	
Y ₂ O ₃	0.002	0.002	0.002	0.001	0.002	0.002	含稀土元素
Cr ₂ O ₃	0.198	0.072	0.145	0.106	0.120	0.141	含人体所需微量元素
SrO	0.050	0.058	0.061	0.063	0.062	0.064	
As ₂ O ₃	0.004	0.004	0.004	—	—	—	含有毒物质

注:表项目栏中数字为尾矿编号;“—”代表未检测到该成分。

(2)该尾矿库中,相似颜色或质地的尾矿矿物组成并不一致。因此,不能简单地通过尾矿颜色和

颗粒度等表象判断目标矿物的组成情况。对应情况详见表2。

表2 尾矿外在表象与目标矿物对应情况统计

Tab.2 Statistics of the external appearance and target minerals of tailings

矿物	灰色泥质	黄色泥质	黄褐色泥质	黄色泥质	深灰色泥质	灰白色泥质	深灰色泥质	灰白色泥质	深灰色砂质	占比均值/%
绿泥石	✓	0	0	✓	×	×	×	0	0	0.175
滑石	✓	✓	×	×	✓	✓	✓	✓	×	0.036
蛇纹石	×	—	✓	×	✓	✓	✓	✓	×	0.018
辉石	0	—	—	0	✓	0	0	—	0	0.020
橄榄石	—	—	0	—	—	—	—	—	—	0.040
磁铁矿	0	—	—	—	—	—	—	—	—	0.010

注:“✓”代表高于均值;“×”代表低于均值;“0”代表等于均值;“—”代表未检测到该成分。

(3)表层水平方向上,与排放口距离越远,铜镍含量越低。

(4)纵深方向上,在某一深度位置会形成矿物含量高低差异的节点,而不是深度与含量线性渐变规律。初步分析表明,该变化除受铜、镍矿存在形式的自然因素影响外,还受降雨量、尾矿干湿度、原矿石品位和选矿技术改变等诸多外在因素影响。

(5)尾矿化学含量与矿物成分间关系复杂。X射线衍射和荧光检测所获得的尾矿矿物成分与化学含量间难以通过简单的数理分析建立相关联系。

本次探索研究,分析了典型尾矿在水平、垂直位置的变化规律,从而能探索该尾矿库成分组成在空间和时间上可能存在的变化规律,为尾矿库资源调查、尾矿物质再利用与尾矿库环境质量评价等工

作提供研究支持。但也存在2个方面的不足:①采集样品数量有限,数理分析所表现出的规律性不强;②X射线衍射结果所获得的矿物含量的取值区间,不利于进行数值差异和变化趋势分析。

4 结论与讨论

通过2016年度新疆东北地区矿产资源开发利用状况、矿山地质环境(含矿山环境恢复治理)和矿产资源规划执行情况的遥感调查监测与野外实地调查验证,获得了2016年度新疆东北地区、市、县矿产疑似违法图斑汇总表、矿产卫片成果统计表和矿产疑似违法图斑分布图,为部省市等各级土地管理部门矿产卫片执法检查监督检查提供了决策依据;查明了区域矿山活动占地、矿山地质灾害、矿山环境污染、矿山环境恢复治理和矿山“复绿工程”执行情况,提出了区域矿山地质环境存在的安全隐患与矿山环境恢复治理和“复绿工程”存在的主要问题,为相关部门矿山地质环境恢复治理和矿山环境管护工作提供了依据,为新疆矿产资源规划分区内矿业秩序整顿及下一轮规划制订提供了重要资料。

新疆东北地区矿山环境监测工作还可以从以下2个方面进一步加强:

(1)重点区域增加遥感监测期次,实现动态监测成果获取。随着国产卫星数量、空间分辨率、处理效率等一系列技术能力的提升,国产卫星遥感数据能够满足1年多期次的重复监测^[9],因此新疆东北地区如能在使用年度土地利用变更调查遥感数据的基础上,在矿山开发进程快、矿山环境恢复治理变化大和矿山次生地质灾害易发(潜在)等重点

区域充分利用国产卫星数据,增加监测期次,则可以更好地体现遥感监测的快速性和监测成果的动态性,同时能够为矿政管理和灾害预防等工作提供更及时的监测数据。

(2)引进新技术,应对实地调查难题。新疆东北地区跨越天山南北,天气多变,地形复杂,昼夜温差大,而部分矿区又往往处于戈壁或边远山区,存在交通不便、视野狭小等问题,如能够在自然(气候等)条件允许、远离国境线、不影响民生等地区适时部署无人机飞行拍摄,则可以在一定程度上减少野外调查所耗费的时间和费用,提高野外人员工作环境安全,更能够达到较好的实地取证效果。

参考文献:

- [1] 李丽,汪洁,汪劲,等.基于高分卫星遥感数据的金属矿开发现状与环境问题研究——以江西省德兴多金属矿集区为例[J].中国地质调查,2016,3(5):60-66.
- [2] 薛庆,吴蔚,李名松,等.遥感技术在辽宁省矿山环境监测中的应用[J].中国地质调查,2016,3(5):54-59.
- [3] 杨金中,秦绪文,聂洪峰,等.全国重点矿区矿山遥感监测综合研究[J].中国地质调查,2015,2(4):24-30.
- [4] 强建华,于浩.新疆矿山环境遥感监测成果综述[J].中国地质调查,2016,3(5):28-34.
- [5] 中国地质调查局. DD 2011—06 矿产资源开发遥感监测技术要求[S].
- [6] 杨金中,秦绪文,聂洪峰,等.矿山遥感监测工作指南[M].北京:中国大地出版社,2009.
- [7] 周英杰,王晓红,姚维岭,等.山东省尾矿库遥感调查与环境影响分析[J].中国地质调查,2017,4(4):88-92.
- [8] 王昊,齐泽荣,聂洪峰,等.尾矿库遥感影像与矿物成分的对应性研究[J].有色金属:矿山部分,2013,65(5):81-85.
- [9] 路云阁,王昊,刘采.西藏东部地区矿产资源开发环境遥感监测成果[J].中国地质调查,2016,3(5):35-40.

Remote sensing investigation of mineral resources development environment in Northeastern Xinjiang

WANG Hao¹, LI Li¹, LIU Xue², LI Hao²

(1. China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Land and Resources, Beijing 100083, China;

2. China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: To meet management requirements of the country and Ministry of Natural Resources, the remote sensing of mineral resources development environment in Northeastern Xinjiang was conducted in 2016. With combination of computer automatic extraction and man-computer interactive interpretation, and combination of indoor interpretation and field verification, the authors roughly ascertained the mine development, mine geological environ-

ment, mine environmental recovery management (including “Re-greening Project”) and execution of mineral resources planning situations in the study area. Based on the research results of the background data, and according to the influence degree of the geological environment, the authors carried out comprehensive evaluation of the regional mineral resources and the exploratory research on tailing composition. The monitoring results show that the mine development order in Northeastern Xinjiang is good overall and the mine geological environment has been partly improved. The monitoring results could provide some data support for the management of relevant departments, and for the next round planning of mineral resources in Xinjiang.

Key words: Northeastern Xinjiang; mine development situation; mine geological environment; mineral resources planning; remote sensing monitoring

(责任编辑: 常艳)

煤矿开采用地土地集约利用评价研究

——以山西省阳泉市21个井工煤矿为例

■ 许文佳¹/叶 达²

(1.中国国土资源航空物探遥感中心, 北京 100083; 2.中国建筑第二工程局有限公司, 北京 100160)

摘 要: 针对煤矿开采用地土地利用特点选取4个评价指标构建了煤矿用地土地集约利用评价指标体系, 并以山西省阳泉市21个井工煤矿为例, 采用变异系数法与聚类分析法对其土地集约利用情况进行量化分析。研究表明: 阳泉市21个井工煤矿矿区土地集约利用程度总体偏低。时间变化上, 2013年矿区土地集约利用程度最高, 其次是2012年、2014年; 空间差异上, 矿区土地集约利用水平较好的是运裕、开元、三矿、南庄煤矿, 较差的是温家庄、寺家庄、南岭煤矿。影响煤矿用地土地集约利用程度的因素有: (1)煤炭资源的节约集约利用水平; (2)损毁土地恢复情况; (3)矿区资金投入; (4)矿山土地开发秩序。

关键词: 井工煤矿; 煤矿用地; 土地集约利用; 评价; 阳泉

中图分类号: F407.1; F062.1; F301.2 文献标识码: A 文章编号: 1672-6995 (2018) 07-0046-05

DOI: 10.19676/j.cnki.1672-6995.000035

Research on Land Intensive Use Assessment of Coal Mining Land- Example from 21 Underground Coal Mines of Yangquan City

XU Wenjia¹, YE Da²

(1.China Land and Resources Aerial Geophysical Remote Sensing Center, Beijing 100083; 2. China Construction Second Engineering Bureau Ltd, Beijing 100160)

Abstract: Chose 4 indicators to establish an assessment system for coal mining land intensive use and took 21 underground coal mines in Yangquan city as samples, used coefficient of variation method and clustering analysis to quantify analysis on coal mining land intensive use. It showed that land intensive use level of the 21 mines was generally low. From the view of time change, the highest level of mins land intensive use appeared in 2013, followed by 2012 and 2014; from the view of spatial variation, higher level of land intensive use were Yunyu Mine, Kaiyuan Mine, Sankuang Mine and Nanzhuang Mine, lower ones were Wenjiazhuang Mine, Sijiazhuang Mine and Nanling Mine. Factors that affected land intensive use of mines were, first, intensive use level of coal; second, recovery of damaged land; third, investment on mines; and fourth, land developing order of mines.

Key words: underground mines; coal mining land; land intensive use; assessment; Yangquan

0 引言

煤炭资源是我国国民生产和生活的主要能源之一, 有力支撑了我国社会经济的持续发展, 但煤矿的开采和排弃也占用和破坏了大量的土地资源。截至2014年, 我国煤矿井工开采占地93万h², 采煤塌陷面积55万h²。露天开采每采万吨煤破坏土地约

0.22h², 其中因挖损而破坏的土地约0.12h², 因排弃压占土地约0.1h² (才庆祥等, 2002), 预计到2025年将损毁土地约735295h²。矿区土地节约集约利用亟待加强。

目前, 对矿区土地节约集约利用的研究主要集中在定性分析与理论方法方面。温靓靓等 (2011) 以

收稿日期: 2017-09-21; 修回日期: 2017-09-30

▲ 基金项目: 中国地质调查局地质调查项目“全国矿产资源开发环境遥感监测” (121201203000160009)

▲ 作者简介: 许文佳 (1990—), 女, 辽宁省沈阳市人, 中国国土资源航空物探遥感中心助理工程师, 工程硕士, 研究方向: 土地及矿产资源节约集约利用。

矿区土地整体作为研究对象, 研究范围涵盖矿产资源开采的全过程, 定性分析了每个阶段矿区土地的特点及存在问题, 并对矿区土地节约集约利用进行全程统筹。卫博等(2006)、艾学明(1999)、来欣捧(2015)以矿区各类型用地作为研究对象, 从矿区土地布局及开采方式等方面论述提升矿区土地节约集约利用程度的理论方法。既有研究较少采用量化分析的方法对矿区土地集约利用情况进行评价研究, 无法直观准确地反映矿区土地集约利用情况。鉴于此, 本文探索从土地经济及生态效益两方面建立矿区土地集约利用评价指标体系, 并以阳泉市21个井工煤矿2012—2014年的土地利用情况数据为例进行验证, 对矿区土地集约利用情况进行定量评价, 进而分析矿区土地节约集约利用的影响因素。

1 研究区概况与研究方法

1.1 研究区概况

阳泉市地处山西省东部, 全市面积4559km², 人口138.6万人。辖区内拥有得天独厚的煤炭资源, 具有埋藏浅、储量大、易开采、质量高等优点。区内含煤区面积1835km², 占全市面积的40.25%。

1.2 数据来源

本文通过对山西省阳泉市高分辨率遥感影像解译与实地调研相结合的方式, 形成阳泉市44个井工煤矿2012—2014年矿区土地利用及年产量情况调查成果, 从中选取21个数据汇总较完善的井工煤矿作为研究对象, 对矿区土地集约利用情况进行量化分析。

1.3 研究方法

本文采用能够准确反映各指标数据间差距的变异系数法计算矿区土地集约利用指标权重。即先通过计算各评价指标的平均值和标准差得出变异系数, 再对变异系数进行归一化处理得出各评价指标权重。采用线性加权评价法计算得出各矿区土地利用集约度, 并将其转化为百分制形式。

2 评价指标体系建立及评价结果分析

2.1 价指标选取

矿业用地是矿与土地的交叉结合部分, 属于建设用地中的一类, 对其进行集约利用评价, 应参考建设用地评价指标体系, 同时结合煤矿用地的独特性, 在

可操作性、系统性、针对性、层次性、预见性和稳定性原则的基础上选取评价指标。因此选取单位用地投入、单位用地吸纳劳动力人数和地均产出3个指标对整个矿区土地利用的经济效益进行评价。并针对矿产资源开采对土地的破坏性, 增加矿区土地复垦程度这一指标作为对矿区土地复垦工作实施情况的考量。采用以上4个评价指标对煤矿用地矿区土地集约利用情况进行评价, 使评价体系具有针对性和概括性, 具体见表1。

表1 煤矿用地土地集约利用评价指标体系

评价因素	评价因子	计算公式	属性
煤矿用地土地集约利用情况	单位用地投入	矿区总投入金额 / 矿区用地总面积	正向
	单位用地吸纳劳动力人数	矿区总从业人数 / 矿区用地总面积	正向
	地均产出	矿区煤炭资源产出总量 / 矿区总用地面积	正向
	土地复垦程度	复垦土地面积 / 矿区预测损毁土地面积	正向

2.2 指标权重确定

根据变异系数法计算得出矿区土地集约利用评价指标权重如表2所示。

表2 矿区土地集约利用评价指标权重

评价指标	评价指标权重		
	2012	2013	2014
单位用地投入	0.7647	0.7177	0.5403
单位用地吸纳劳动力人数	1.1732	1.1732	1.1732
地均产出	0.8071	0.7760	0.7387
土地复垦程度	1.3938	1.2935	1.3081

2.3 矿区土地集约度计算

由于未获得矿山开采土地损毁面积的数据, 本文采用《晋东大型煤炭基地阳泉矿区总体规划环境影响报告书》中对阳泉市矿区煤炭开采沉陷的调查统计数据对矿区土地沉陷面积进行预测。该数据表明阳泉市矿区开采沉陷土地面积指数约为0.0025km²/万吨煤。根据该数据预测出阳泉市煤炭开采土地沉陷面积, 估算土地复垦程度。通过变异系数法计算得出阳泉市21个井工煤矿土地集约利用度情况。本文将其集约度从大到小进行排序, 集约度数值越大, 表示土地集约利用情况越好, 反之则越差。所得结果如表3所示。

根据阳泉市21个井工煤矿土地集约利用评价排名结果可知, 由于近年来煤炭产能过剩, 价格持续下跌, 煤矿企业大量亏损导致煤矿用地土地集约利用程

表3 阳泉市21个井工煤矿矿区土地集约利用度分值及排名

矿企名称	土地利用集约度分值					
	2012	排名	2013	排名	2014	排名
一矿	17.34%	8	18.27%	10	17.85%	11
二矿	15.83%	10	17.28%	11	15.62%	14
三矿	31.89%	3	35.09%	2	25.33%	4
五矿	14.46%	13	12.70%	16	13.23%	16
新景矿	24.52%	6	10.76%	17	9.03%	18
南庄	26.28%	5	28.15%	5	29.44%	3
大阳泉	13.81%	15	14.60%	12	14.18%	15
新元	0.62%	21	0.49%	21	23.22%	6
开元	33.02%	2	32.33%	3	34.97%	1
温家庄	1.90%	19	2.12%	20	5.12%	19
寺家庄	3.47%	18	7.84%	19	3.34%	20
坪上	14.56%	11	13.70%	14	15.78%	13
运裕	40.98%	1	45.35%	1	30.75%	2
石港	16.46%	9	18.91%	8	16.44%	12
长沟	14.50%	12	14.38%	13	20.44%	7
圣天宝地	30.99%	4	31.05%	4	18.21%	10
元堡	17.35%	7	18.54%	9	20.07%	8
泰安	14.01%	14	19.99%	7	19.19%	9
孙家沟	11.75%	16	20.77%	6	24.88%	5
南岭	5.94%	17	8.04%	18	10.16%	17
登茂通	1.82%	20	12.75%	15	2.58%	21

度普遍较低。由表3可以看出,总体上阳泉市21个井工煤矿矿区土地集约利用程度较低,其中2013年的矿区土地集约利用平均水平最高,其次是2012年,最后是2014年。究其原因,是由于2012年煤炭资源产业下行,导致矿区煤炭资源产量短暂升高后降低,从而影响到矿区土地集约利用程度。从计算结果来看,阳泉市21个井工煤矿矿区土地集约利用水平普遍较差,其中运裕、开元、三矿、南庄煤矿2012—2014年矿区土地集约利用水平平均较高,排名均在前5名以内;温家庄、寺家庄、南岭煤矿土地集约利用水平三年均较差,排名均在后5名。

3 矿区土地利用集约度结果及影响因素

3.1 土地利用集约度分类结果分析

本文采用spss20中的聚类分析功能对阳泉市21个井工煤矿矿区土地利用集约度情况进行聚类分析,结果如表4所示。

采用k-均值聚类分析法将煤矿用地土地集约利用情况分为3种类型,如表4所示。2012年,有5个煤矿属于类别1,14个煤矿属于类别2,2个煤矿属于类

表4 阳泉市21个井工煤矿煤炭资源节约集约利用聚类分析结果

矿企名称	一矿	二矿	三矿	五矿	新景矿	南庄	大阳泉
2012	2	2	1	2	1	2	2
2013	3	2	2	2	2	2	2
2014	1	1	1	1	1	1	1
矿企名称	新元	开元	平舒	寺家庄	坪上	运裕	石港
2012	2	1	2	2	2	1	3
2013	3	2	3	3	2	1	1
2014	3	1	1	3	2	2	2
矿企名称	长沟	圣天宝地	元堡	泰安	孙家沟	南岭	登茂通
2012	2	3	1	2	2	2	2
2013	2	1	3	2	2	2	3
2014	2	1	1	1	2	1	3

别3;2013年,有3个煤矿属于类别1,12个煤矿属于类别2,6个煤矿属于类别3;2014年有13个煤矿属于类别1,5个煤矿属于类别2,3个煤矿属于类别3。其中,2012年类别1除了土地复垦程度较高外,其余3个指标聚类中心值与类别2和类别3相差不大,甚至低于类别2、3,如表5、表6、表7所示,表明类别1的土地复垦工作落实较好,因此煤矿用地土地集约利用程度较高。2013年,类别3的指标平均值较高,但单位用地吸纳劳动力人数较类别1差,因此可以判断,单位用地吸纳劳动力人数是矿区土地集约利用的重要影响因素。2014年类别2的平均值最高,其中单位用地吸纳劳动力人数最低,而类别1除了单位用地吸纳劳动力人数较其他两个类别高外,其余指标都较其他类别低,由此验证了之前的分析,即单位用地吸纳劳动力人数是土地集约利用的重要影响因素,与采用变异系

表5 2012年矿区土地集约利用情况最终聚类结果

评价指标	各类别最终聚类中心值		
	1	2	3
单位用地投入	0.2731	0.2585	0.8291
单位用地吸纳劳动力人数	0.1720	0.1737	0.2193
地均产出	0.2470	0.2348	0.6887
土地复垦程度	0.8921	0.0784	0.0293

表6 2013年矿区土地集约利用情况最终聚类结果

评价指标	各类别最终聚类中心值		
	1	2	3
单位用地投入	0.4282	0.1499	0.6851
单位用地吸纳劳动力人数	0.2904	0.0829	0.1651
地均产出	0.3412	0.1461	0.8346
土地复垦程度	0.0248	0.4771	0.3299

表7 2014年矿区土地集约利用情况最终聚类结果

评价指标	各类别最终聚类中心值		
	1	2	3
单位用地投入	0.3928	0.8396	0.3496
单位用地吸纳劳动力人数	0.2260	0.1510	0.1128
地均产出	0.1810	0.5314	0.2196
土地复垦程度	0.0585	0.1413	0.6863

数法所得权重结果一致。

阳泉市21个井工煤矿2012年单位用地投入平均为2753.40万元/km²，2013年平均为2936.50万元/km²，2014年平均为2620.25万元/km²。单位用地吸纳劳动力人数平均为133.82人/km²。最高的是南庄，最低的是新元。地均产出2012年、2013年和2014年的平均值分别为12.00万吨/km²、13.27万吨/km²和12.64万吨/km²。土地复垦程度三年平均值最高的分别为26.74%、27.68%和23.16%。

对比阳泉市煤矿用地土地集约利用评价结果与阳泉市煤矿用地土地实际利用情况，发现所得矿区土地集约利用评价成果与土地实际利用情况水平基本一致，各评价指标实际值较高的煤矿土地集约利用水平也较高，因此矿区土地集约利用评价指标体系具有可行性和可操作性。

3.2 土地集约利用影响因素分析

3.2.1 煤炭资源节约集约利用水平

煤炭产业是阳泉市经济发展的支柱产业，依

托煤炭资源的开发利用带动阳泉市社会经济的发展。煤炭资源是不可再生资源，其储量的有限性决定必须通过节约集约利用保障煤炭资源的可持续开采。提高煤炭资源利用“三率”，加强煤炭资源的开发效率对提高矿山企业经济效益有着非常重要的影响作用。尤其在如今煤炭产业下行期，煤炭资源去产能的转型期，必须依靠提高煤炭资源的开发利用效率提高单位储量煤炭资源的经济产出。

3.2.2 损毁土地恢复情况

煤炭资源的开采活动是对矿区土地的一种剧烈扰动行为，矿山开采造成了大量土地被挖掘、压占，不仅造成土地功能丧失，也容易引发地表塌陷、滑坡、泥石流、崩塌等地质灾害，威胁人身安全。

由图1、图2、图3可见，矿区土地复垦程度是矿

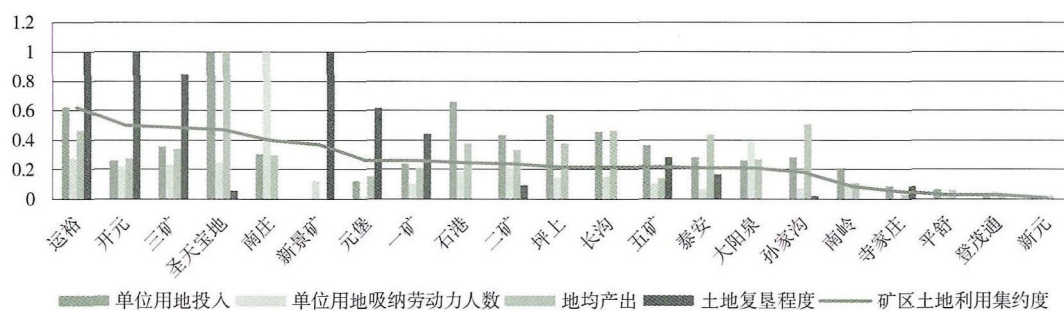


图1 2012年矿区土地复垦程度与土地利用集约度分值的关系

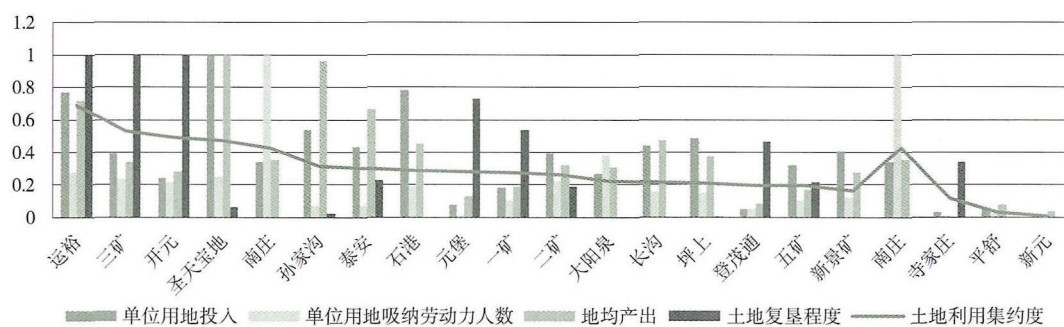


图2 2013年矿区土地复垦程度与土地利用集约度分值的关系

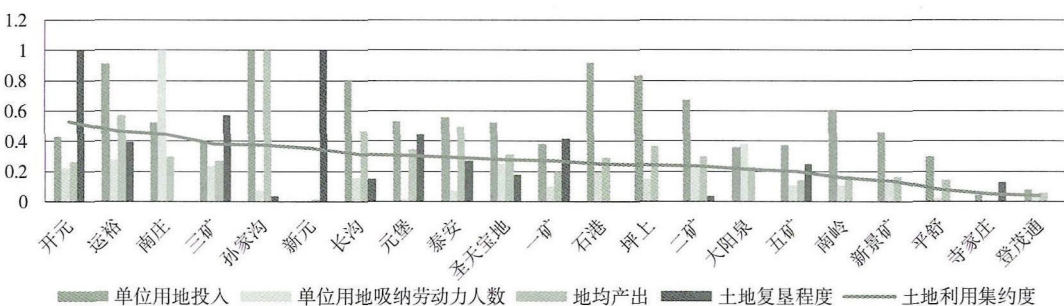


图3 2014年矿区土地复垦程度与土地利用集约度分值的关系

区土地集约利用的重要影响因素,但不是绝对影响因素。阳泉市21个井工煤矿2013年土地复垦程度最好,2012年其次,2014年最差,与矿区土地集约利用程度变化相一致。在矿区土地复垦工作实施方面,各矿区差距较大,南庄、大阳泉、平舒、石港、南岭煤矿2012—2014年均未对损毁土地进行及时复垦,矿区土地集约利用程度也较差。对于单一煤矿不同年份的对比,如新元煤矿和长沟煤矿,2014年土地复垦程度较好,因此煤矿用地土地集约利用程度也较其他两年高,可见,矿区土地复垦程度也是土地集约利用的重要影响因素。

3.2.3 矿区资金投入

阳泉市经济发展结构单一,煤炭产业是其经济发展的主要支撑,近年来煤炭价格的持续走低,致使大量矿企负利润经营,企业资金投入意愿不强,投资动力缺乏,由此形成的资金面总体紧张使得企业没有多余资金用于技术研发及设备更新,导致资源利用效率低,影响矿山经济效益。同时,由于资金的缺乏致使矿区土地复垦不及时或不作为,对矿山开采损毁土地不能及时恢复土地功能,进一步造成了土地资源浪费。

3.2.4 矿山土地开发秩序

阳泉市煤矿开采存在开发秩序混乱的现象。有些企业在未取得勘查许可证、采矿许可证的情况下就对煤炭资源进行开采。还有些矿企在利益驱使下越界开采、以采代探,大量占地,而且其中包含大片矿—粮复合用地,造成大面积耕地资源的破坏和浪费。同时,阳泉市存在很多小型矿企,分布散乱,不能形成集中规模化开采,导致矿山开采效率低下,土地破坏严重。且小型矿企由于资金有限,有些企业在缴纳矿山环境恢复保证金后企业资金周转困难,便对矿山进行大肆的越界开采、滥开滥采,还有些小型企业或个体户未能足额缴纳矿山环境恢复保证金,就先行开



采,采后不能及时恢复土地功能,造成土地资源的破坏和浪费。

4 结论与讨论

煤炭资源开发占用和破坏了大量的土地,在土地矛盾日益剧烈的今天,必须节约集约利用矿区土地,积极及时开展土地复垦工作,减少因矿产资源开采对土地造成的破坏。本文基于煤矿开采用地土地经济和生态效益建立了矿区土地集约利用评价指标体系与量化分析方法,并以山西省阳泉市21个井工煤矿为例进行了验证。研究表明,阳泉市21个井工煤矿矿区土地集约利用水平总体偏低,土地利用较为粗放,且土地复垦程度存在较大差异,部分矿区存在土地复垦不作为、不及时的情况。建议今后应加强对矿山企业的整顿整合,提高矿山企业准入门槛,促进矿产资源成规模开采。同时,应积极拓宽企业参与矿区土地复垦的方式,创新企业与政府合作复垦的模式,通过制定政策激发企业参与矿区土地复垦工作积极性,因地制宜,保障矿区土地复垦效率,提高矿区生态环境。本文的评价指标体系尚需进一步完善,在以后的研究中应充分考虑生态环境方面的影响因素,以使研究更具有应用价值与借鉴意义。

参考文献

- [1] 才庆祥,高更君,尚涛.露天矿剥离与土地复垦一体化作业优化研究[J].煤炭学报,2002,27(3):276-280.
- [2] 温靓靓,白中科,周伟.矿区土地节约集约利用问题分析[J].资源与产业,2011,13(6):34-38.
- [3] 温靓靓.黄土高原区大型露天矿区土地节约集约利用研究[D].北京:中国地质大学(北京),2011.
- [4] 周伟,白中科,曹银贵.我国矿业用地现状及节约集约利用途径[J].资源与产业,2012,14(4):41-45.
- [5] 卫博,付梅臣,白中科,等.基于节地的露天矿排土场设计[J].农业工程学报,2006,22(6):230-232.
- [6] 叶达,吴克宁,刘需珈.半干旱区农业开发土地资源生态安全评价:以宁夏孙家滩国家农业科技园区为例[J].环境科学学报,2016(3):1099-1105.
- [7] 来欣捧.矿山建设节约集约用地技术研究[J].金属矿山,2015(2):155-159.
- [8] 许文佳,吴克宁,白中科.典型城市煤炭资源节约集约利用研究:以山西省阳泉市21个井工煤矿为例[J].中国国土资源经济,2016(6):36-39.
- [9] 艾学明.煤矿工业场地布置中节约用地问题探讨[J].江苏煤炭,1999(4):27-28.



基于地理信息的地质灾害危险性空间分布特征

汪 洁 王 昊 刘小杨 孙娅琴

(中国国土资源航空物探遥感中心 北京 100083)

摘 要: 本文以中巴资源卫星 02C 影像为数据源,选取 2008 年 5·12 地震重灾区作为研究区,采用地理信息与遥感相结合的手段,根据研究区地质灾害发育特征,通过地理信息的空间分析能力,总结研究区内与地质灾害有关的四大类因子,并逐级进行分析研究,总结出了研究区地质灾害危险性空间分布特征,确定了一套行之有效的地质灾害危险性空间分布特征分析的方法。

关键字: 地理信息;空间分析;地质灾害;空间分布

1 引言

我国自然灾害严重,自然灾害呈地域广、种类多、频率高、损失重等特点,洪涝、台风、地震、地质灾害等灾害在我国频繁发生。有关地质灾害危险性评价的研究很早就开始了^[1-5]。开展地质灾害危险性空间分布特征分析对防灾减灾、制定积极有效的预防措施以及灾后重建都是十分必要。随着遥感与地理信息技术的迅速发展,利用遥感和地理信息技术进行地质灾害危险性空间分布特征分析成为可能^[6-9]。本文以汶川县为例,采用中巴资源卫星 02C 高清影像数据为数据基础,采用 AHP 法^[10],通过地理信息的空间分析能力,结合研究区 4 大类因子特征,得出了研究区地质灾害危险性空间特征分布图,归纳出泥石流、滑坡等灾害的空间分布规律,确定了一种地质灾害危险性空间分布特征分析的方法,结果真实可靠,方法切实可行,有助于地质灾害评估的快速建模与分析。

2 研究区概况

汶川位于四川盆地西北部边缘,有“川西锁匙”和“西羌门户”之美称,是我国的四个羌族聚居县之一。汶川位于北纬 30°45′—31°43′与东经 102°51′—103°44′之间,南北距离 105 公里,东西距离 84 公里,总面积约 4000 平方公里,山高谷深、地势陡峭。汶川县有较完整的地层发育,县域内岩体节理裂隙发育成熟,岩性破碎。岩体工程地质特性空间变化复杂,泥盆纪灰黑色变质泥、砂、碳硅质岩、早震旦世普通花岗岩、二叠纪石英闪长岩等分布广泛,约占研究区面积的一半。汶川县河流均属于岷江水系,其中流域面积大于 50km² 的河流 16 条,主要河流为岷江,支流较大的有杂谷脑河、渔子

溪、草坡河、寿江等。各级支流多成树枝状,沟壑交错,河流纵横。2008 年 5·12 地震产生了大量崩滑体,为地质灾害的发育提供了条件。

3 技术路线

目前,人类还无法全面、系统性的了解地质灾害的发生发展规律,我们研究的目的是尽可能突破人类认识的局限性、降低不确定性。虽然我们没办法系统性掌握地质灾害产生的不确定性,但控制地质灾害变化的影响因子具有共同特征。所以,根据研究区域的特征,只要确定了影响该区域地质灾害产生与分布的影响因子,就可以总结和预测地质灾害的发展与分布规律,起到预测和防治地质灾害的作用。本文研究的技术路线图如下:

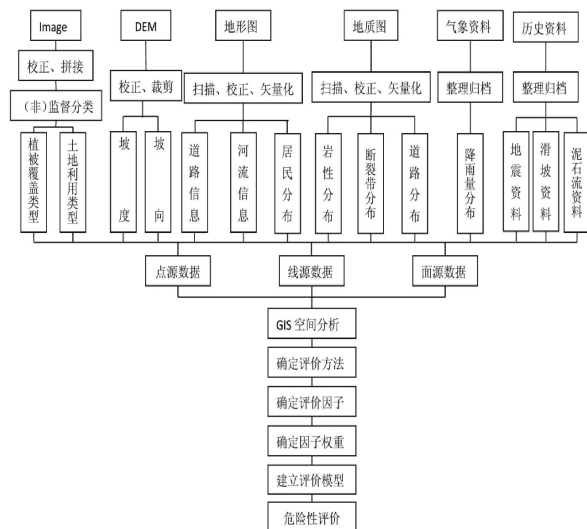


图 1 技术路线图

4 危险性空间分布特征分析流程

地质灾害形成的影响因子众多,结合研究区特征,在借鉴前人研究成果^[5-8,11]的基础上确定了本文的影响因子。

4.1 评价因子数据库的建立

本文采用层次分析法,对地质灾害产生和分布相关的构造岩性、地形地貌、坡度坡向、海拔高程、植被覆盖、土地利用、水文资料等影响因子逐一进行分析。根据各因子关系与特性,归纳为两个层级,第一层级因子如下表:



表 1 第一层级评价分析因子

因子编号	因子名称
<i>Factor</i> ₁	地质
<i>Factor</i> ₂	地形
<i>Factor</i> ₃	地貌
<i>Factor</i> ₄	历史数据

表 2 第二层级评价分析因子(地质类)

因子编号	因子名称
<i>Factor</i> ₁₁	岩性分布
<i>Factor</i> ₁₂	构造带分布
<i>Factor</i> ₁₃	道路分布

表 3 第二层级评价分析因子(地形类)

因子编号	因子名称
<i>Factor</i> ₂₁	坡度
<i>Factor</i> ₂₂	坡向
<i>Factor</i> ₂₃	河流信息
<i>Factor</i> ₂₄	相对高差

表 4 第二层级评价分析因子(地貌类)

因子编号	因子名称
<i>Factor</i> ₃₁	植被覆盖类型
<i>Factor</i> ₃₂	土地利用类型

表 5 第二层级评价分析因子(历史数据)

因子编号	因子名称
<i>Factor</i> ₄₁	降雨量分布
<i>Factor</i> ₄₂	地质灾害分布

4.2 因子权重分配

4.2.1 构造判断矩阵

首先,要进行判断矩阵的构造。通过相互比较确定各影响因子对于目标的重要程度,从而建立一系列的判断矩阵 $A=(a_{ij})_{n \times n}$,各判断矩阵具有下述性质:

$$a_{ij} > 0, a_{ij} = \frac{1}{a_{ji}}, a_{ij} = 1 (i=j), (i, j=1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

4.2.2 权向量计算

本研究计算权向量的方法是求和法,如下为权向量计算的具体步骤:

第一步:按列对判断矩阵进行归一化

$$b_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{k=1}^n x_{kj}}, i, j=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

第二步:按行对判断矩阵进行求和

$$V_{ij} = \sum_{j=1}^n b_{ij}, i, j=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

第三步:归一化处理

$$W_i = \frac{V_{ij}}{\sum_{k=1}^n V_k}, i, j=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

第四步:最大特征值求解

$$\lambda_{\max} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{(XA)_i}{ai}, i, j=1, 2, \dots, n \quad (5)$$

4.2.3 一致性检验

一致性检验是为了检验各因子重要度之间的协调性,避免出现甲比乙重要,乙比丙重要,而丙又比甲重要这样的矛盾情况出现。为避免矛盾的出现,需要对 4.2.2 章节计算得到的最大特征值进行一致性检验,一致性检验的计算指标为:

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n-1} \quad (6)$$

如果随机一致性比率,则矩阵具有满意的一致性,计算出来的权值比较合理,否则判断矩阵的元素取值需要进行调整。

4.2.4 因子权重计算

根据权向量计算步骤,计算得出归一化处理后的权重值和判断矩阵的最大特征值,并且一致性检验结果满足的要求,因此各因子权重具体为:

表 6 因子权重

第一层级			第二层级		
因子编号	因子名称	权重值	因子编号	因子名称	权重值
<i>Factor</i> ₁	地质	0.3016	<i>Factor</i> ₁₁	岩性分布	0.0999
			<i>Factor</i> ₁₂	道路分布	0.1142
			<i>Factor</i> ₁₃	构造带分布	0.0875
<i>Factor</i> ₂	地形	0.2728	<i>Factor</i> ₂₁	坡度	0.0860
			<i>Factor</i> ₂₂	坡向	0.0606
			<i>Factor</i> ₂₃	河流信息	0.0740
			<i>Factor</i> ₂₄	相对高差	0.0522
<i>Factor</i> ₃	地貌	0.2021	<i>Factor</i> ₃₁	植被覆盖	0.1111
			<i>Factor</i> ₃₂	土地利用	0.0910
<i>Factor</i> ₄	历史资料	0.2235	<i>Factor</i> ₄₁	降雨量分布	0.1338
			<i>Factor</i> ₄₂	地质灾害分布	0.0897

4.3 危险性空间分布特征分析

4.3.1 GIS 支持下的三维可视化

地理信息具有强大三维可视化功能。在滑坡、崩塌、泥石流等地质灾害研究中,涉及到大量与位置及三维空间有关的信息。利用数字高程模型 (DEM) 和遥感影像相结合,可实现对滑坡、崩塌、泥石流等地质灾害的三维重建,恢复物体的三维结构和物体原形,提高影像的解译精度和评价效果。



图 2 三维可视化

4.3.2 分布特征分析

地理信息的空间叠置分析功能是一种常用的地图分析方法。利用 ArcGIS 的空间叠置分析功能把 11 类因子的空间信息资源叠加起来,进行统一的加权分析,以便研究不

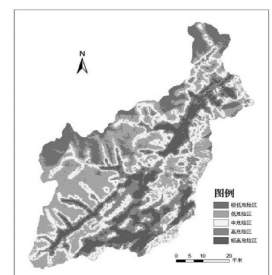


图 3 地质灾害危险性空间分布特征分析图

(下转第 60 页)



系进行不断的完善。

3.2 转变城市管理理念

城市环境管理公众参与机制是一种新型的管理模式,传统的理念已经与管理模式不相适应,需要根据实际的需求转变管理理念。在传统的环境管理中,行政管理的落实是以政府为主的。而环境管理公众参与机制旨在公众的参与,引导公众加强对环境管理的重视,充分发挥公众的主人翁精神。城市环境管理是一项公共服务,其公共性较强,需要由公众进行实际的调控。政府在日常的环境管理中,发挥着指导作用,为公众提供支持,保证环境管理的落实效果。城市管理以行政管理为基础,涉及各个部门之间的分工配合。在公众参与的过程中,可以简化行政管理等流程,提高行政管理的效率,对环境问题及时的治理。

3.3 培养和提高公众参与城市环境管理的意识

当前城市环境管理存在的主要问题是公众对环境管理的认识不足,对城市管理的重视程度不高,对于管理的参与度也不高。要想有效的解决环境问题,就需要公众的切实行动。因此,要加强对城市环境管理公众参与机制的宣传,对公众进行思想教育,培养和提高公众参与环境管理的意识。环境管理需要每个人参与,可以通过学校等渠道进行宣传,从各个方面加强环境管理的落实。例如,日常生活用水可以循环使用,达到节约资源的效果。去超市购物不使用塑料袋,可以使用绿色环保袋,减少白色污染,降低城市垃圾处理的负担。在的日常生活中,公众的每个行为都与环境管理息息相

(上接第 48 页)

同因子在不同的权重组合中的变化情况。本研究综合考虑每个评价单元的危险性评价指标,通过 11 个因子的叠加分析,确定了汶川县地质灾害空间分布特征。

结语

(1) 地理信息和遥感技术可用于地质灾害危险性空间分布特征分析,结果准确可靠。

(2) 本研究将地质灾害危险性划分为极高危险区、高危险区、中危险区、低危险区、极低危险区五个等级。

(3) 地质灾害极高危险区和高危险区主要集中在河流和道路两侧,主要原因为道路修建过程中会松动道路沿线的岩体,降低了岩体的抗剪程度,河流又为山区的滑坡、泥石流等地质灾害提供了充足的水源动力。

(4) 地质灾害主要集中在海拔 1500-3800 米之间山区,海拔低于 1500 米和海拔高于 3800 米地区的地质灾害发育少,危险性低。

(5) 本文通过对研究区四大类因子进行综合分析,确定了一种行之有效的地质灾害危险性空间分布特征分析的方法。

参考文献

- [1] Cotecchia V,Guerricchio A,Melidoro G. The geomorphic genetic crisis triggered by the 1783 earthquake in Calabria (Southern Italy)[J]. Geologic applicants' eider geologic, 1986, 21: 245-304.
- [2] Rayfield E J, Barrett P M, McDonnell R A, et al. A geographical information system (GIS) study of Triassic vertebrate bio chronology [J]. Geological Magazine, 2005, 142:327-354.

关,需要让公众在潜意识里形成环境管理的理念,并且养成良好的行为习惯。环境管理参与意识的培养,可以从娃娃抓起,加强对小孩的思想教育,而且还可以形成一定的氛围,提高环境管理的质量。公众环境管理思想意识的提高,也有助于思想感染,提高公众环境管理的责任感,为环境管理贡献自己的力量。城市环境管理也是集体共同的问题,集体力量的发挥具有更好的作用。

结语

城市环境污染问题较为严重,相应的环境管理是当前的重点任务。通过城市环境管理公众参与机制的建立,有利于公众环境管理权力的维护,并且促进全民参与其中,提高环境管理的水平。在实际的操作中,要注意制度的确切落实,着重从根本上解决问题,将环境管理视为个人责任,并且积极的参与其中,取得理想的治理效果。

参考文献

- [1] 孙楠,秦沛,唐磊等.新型城镇化背景下公众参与城市环境管理的路径分析[J].资源与产业,2015,17(1):43-47. DOI.

- [2] 项官兴,周明杰,汪准等.环境治理存在问题及对策[J].城市建设理论研究(电子版),2014,(21):2247-2247.

作者简介

武晓刚(1972.2-),男,2007 年 12 月毕业于中共中央党校函授学院经济管理专业,现从事环境管理。

- [3] M.J.García -Rodríguez, J.A. Malpica, B.Benito et al. Susceptibility assessment of earthquaketriggered landslides in El Salvador using logistic regression [J]. Geomorphology, 2008, 95:172-191.

- [4] 许强,黄润秋.汶川大地震诱发大型崩滑灾害动力学特征初探[J]. 工程地质学报,2008,16(6):721-729.

- [5] 谢全敏,边翔,夏元友.滑坡灾害风险评价的系统分析[J]. 岩土力学,2005,26(1):71-74.

- [6] 王威,王水林,汤华等.基于三维 GIS 的滑坡灾害监测预警系统及应用[J].岩土力学,2009,30(11):3379-3385.

- [7] 石菊松,石玲,吴树仁等.滑坡风险评估实践中的难点与对策[J]. 地质通报,2009,28(8):1020-1030.

- [8] 陶舒. 汶川地震滑坡遥感信息提取及灾害危险性评价研究[D].首都师范大学,2009.

- [9] 胡国超.遥感技术在“5·12”地震重灾区汶川县地质灾害调查中的应用[D].成都理工大学,2009.

- [10] 张海涛,周勇,汪善勤.利用 GIS 与 RS 及层次分析法综合评价江汉平原后湖地区耕地自然地力[J].农业工程学报,2003,19(2):219-222.

- [11] 汪洁,李丽,荆青青,姚维岭,王斌.地质灾害危险性评价因子与权重分析研究[J]. 城市与减灾,2014,98(5):40-43.

作者简介

汪洁(1985-),女,工程师,研究生,主要从事遥感地质方面的研究。

基金项目

全国矿产资源开发环境遥感监测 121201203000160009

文章编号:1004-3918(2018)11-1764-11

高分遥感影像在第三次全国国土调查中的应用潜力评价——以重庆市为例

孙禧勇¹, 苗菁², 王锦³, 安娜¹,
步凡¹, 于航¹, 殷亚秋¹

(1. 中国国土资源航空物探遥感中心, 北京 100083; 2. 国土资源部不动产登记中心, 北京 100812;
3. 中国土地勘测规划院, 北京 100038)

摘要: 以高分辨率遥感影像为基础, 依据土地利用调查各项规定及监测流程, 以重庆市为研究区进行了土地利用变更调查研究工作, 针对高分遥感影像在第三次全国国土调查中的应用潜力做评价分析, 为重庆市合理利用土地提供真实准确的基础数据。研究表明, 重庆市2016年土地利用变更调查监测共提取图斑16 916个, 面积11 394.1 hm²(170 912.0亩)。2016年图斑总个数较2015增长2008个, 增加百分比为13.47%; 图斑总面积较2015年增加496.9 hm²(7 453.7亩), 增加百分比为4.56%, 主要增加图斑类型为第2、5、7类。最后将高分遥感影像在第三次全国国土调查中的应用进行了展望。

关键词: 高分辨率影像; 土地利用; 变更调查; 第三次全国国土调查
中图分类号: P 237; F 301.22 **文献标识码:** A

Application Potential of High Resolution Remote Sensing Images in the Third National Land Survey: a Case Study of Chongqing

SUN Xiyong¹, MIAO Jing², WANG Jin³, AN Na¹, BU Fan¹, YU Hang¹, YIN Yaqiu¹

(1. China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Land and Resources, Beijing 100083, China;
2. Real Estate Registration Center, MLR, PRC, Beijing 100812, China;
3. China Land Surveying and Planning Institute, Beijing 100038, China)

Abstract: Based on the high resolution remote sensing image, according to the provisions of land use survey and the monitoring process, the research work of land use change is carried out in Chongqing as the research area, and the application potential of the high score remote sensing image in the third national land survey is evaluated and analyzed, and the rational use of land in Chongqing is proposed. For real and accurate basic data. The study showed that 16 916 plots were extracted from the land use change survey in Chongqing in 2016, with an area of 170 912 mu. The total number of spots in 2016 increased by 2008 than that of 2015, with an increase of 13.47%; the total area of the spot was 7 453.7 mu in comparison with 2015, and the percentage increased by 4.56%, which mainly increased the pattern of the plaques of second, fifth, seventh. Finally, the application of high resolution remote sensing images in the third national land survey is prospected.

Key words: high resolution image; land use; change survey; the third national land survey

遥感技术在我国土地资源管理中的应用始于20世纪80年代初, 根据国务院的部署, 采用卫星和航空影

收稿日期: 2018-09-28

基金项目: 2016年全国土地利用变更调查监测与核查遥感监测13分包(200000002031633221)

作者简介: 孙禧勇(1984-), 男, 高级工程师, 硕士, 研究方向为遥感地质和土地遥感

像图在全国范围内开展农林牧区土地资源调查。1996年,国家土地管理局组织应用美国陆地资源卫星TM数据,对17个城市的建设用地规进行了监测。1999—2010年全面开展的新一轮国土资源大调查市国家一项基础性、公益性、战略性的跨世纪综合调查评价工程。2007年7月,由国家统一部署,利用遥感等先进技术,以正射影像图为基础,开展了第二次全国土地调查^[1]。2010年至今,常态化开展全国土地利用变更调查监测与核查遥感监测任务,随着空间数据源与分辨率的长足进步和遥感监测技术的日臻成熟,动态监测成果的应用领域不断扩大、应用成效日益彰显,已成为国土资源管理不可或缺的技术支撑手段之一^[2]。2016年,原国土资源部部署开展第三次全国土地调查筹备工作,至2017年年底,经国务院批复,已陆续完成《第三次全国土地调查总体方案》及《第三次全国土地调查实施方案》的印发、国务院第三次全国土地调查领导小组办公室组建等工作,2018年8月底,国务院办公厅发出通知,将第三次全国土地调查调整为第三次全国国土调查。目前各项工作正在稳步推进。

土地利用变更调查是在土地详查的基础上,依据土地调查的有关技术规程和规定,按照土地详查的程序和要求,利用现代技术与方法,对发生变化的土地利用状况和土地权属界线等进行调查,建立土地利用更新数据库、更新土地利用现状图与数据,以达图、数、现状一致^[3]。传统的土地变更信息获取的方法,工作效率低,费时、费力,并且难以直接快速地反映土地资源利用变化地现状、分布、特征及其发展趋势^[4]。近年来遥感技术和计算机技术的发展,为土地利用变更信息的获取提供了及时有效的新技术手段^[4]。高分遥感影像具有多尺度、高分辨率、全覆盖的优势,能及时、准确、快速地获取土地利用变化情况,将高分影像应用到第三次全国国土调查,能够快速地反映地物属性,同时也可以减少人力、物力、财力的投入。

重庆市经济发展速度较快,多坡地、山地、丘陵等,土地利用变化速度较快,因此,本文采用高分遥感影像对重庆市土地利用变更情况进行监测,准确掌握新增建设用地及其占用地类情况,从而保持全国土地调查数据库的现势性;将最新遥感影像和监测信息,及时提供地方辅助开展年度土地变更调查、变更调查成果核查、矿产执法检查卫片调查^[5]及土地督察,为国土资源综合监管平台提供基础资料,为科学规划、合理利用土地,实施最严格的耕地保护制度,加强和改善宏观调控提供持续的数据保障,为国民经济建设和社会可持续发展提供真实、准确、动态更新的基础数据。

1 研究区概况

重庆,简称巴或渝,位于中国西南部、长江上游地区,地跨东经105°11′~110°11′、北纬28°10′~32°13′之间的青藏高原与长江中下游平原的过渡地带,其地势由南北向长江河谷逐级降低,西北部和中部以丘陵、低山为主,东南部靠大巴山和武陵山两座大山脉,坡地较多。总的地势是东南部、东北部高,中部和西部低,由南北向长江河谷逐级降低。地貌以丘陵、山地为主,其中山地占76%,有“山城”之称。辖区东西长470 km,南北宽450 km。重庆总面积达8.24万km²,有38个区县,包括24个区、10个县、4个自治县。

2 数据与方法

2.1 数据源使用情况

重庆市2016年全国全覆盖土地利用遥感监测采用多种数据源,如0.5 m分辨率数据源使用16 617.0 km²;1 m分辨率数据源使用3 526.8 km²;2 m分辨率数据源使用53 319.8 km²;5 m分辨率数据源使用8 230.4 km²。具体到每种数据源的使用情况,如表1所示。

表1 重庆市2016年全覆盖土地利用遥感监测数据源统计表

Tab.1 Statistics table of remote sensing monitoring data of full cover land use in Chongqing in 2016

分辨率	数据源	数据源面积/km ²	分辨率面积/km ²
0.5	Pleiades	16 617.0	16 617.0
1	BJ2	1 700.9	3 526.8
	GF2	1 825.9	
	ZY102C	1 178.9	
2	ZY3	1 179.5	53 319.8
	GF1	6 654.4	
	SPOT6	44 307.0	
5	PLANETLAB	982.5	8 230.4
	RapidEye	2 979.8	
	CBERS04	4 268.1	

表2 重庆市2016年全覆盖土地利用遥感监测数据源参数表

Tab.2 Parameter table of remote sensing monitoring data of full cover land use in Chongqing in 2016

序号	卫星名称	传感器	波段/ μm	空间分辨率/m	探测地面幅宽/km	重访周期/d
1	Pleiades	全色相机	全色:0.48~0.83	全色:0.5	20	1
		多光谱相机	蓝:0.43~0.55 绿:0.49~0.61 红:0.60~0.72 近红外:0.75~0.95	多光谱:2		
2	北京2号 BJ-2	全色多 光谱相机	蓝:0.44~0.51 绿:0.51~0.59 红:0.6~0.67 全色:0.45~0.65 近红外:0.76~0.91	全色:0.8 多光谱:3.2	24	1
		全色相机	全色:0.45~0.90	全色:1		
3	高分2号 GF-2	多光谱相机	蓝:0.45~0.52 绿:0.52~0.59 红:0.63~0.69 近红外:0.77~0.89	多光谱:4	45	5
		前视相机	全色:0.50~0.80	全色:3.5		
4	资源三号	后视相机	全色:0.50~0.80	全色:3.5	52	3~5
		正视相机	全色:0.50~0.80	全色:2.1	51	3~5
		多光谱相机	蓝:0.45~0.52 绿:0.52~0.59 红:0.63~0.69 近红外:0.77~0.89	多光谱:5.86	51	5
		全色多光谱相机	全色:0.51~0.85 绿:0.52~0.59 红:0.63~0.69 近红外:0.77~0.89	全色:5 多光谱:10	60	3~5
5	资源一号 02C	全色高分辨率相机	全色:0.50~0.80	全色:2.36	单台:27 两台:54	
		全色多光谱相机	蓝:0.455~0.525 绿:0.530~0.590 红:0.625~0.695 全色:0.455~0.745 近红外:0.76~0.89	全色:1.5 多光谱:6	60	3
7	高分1号 GF-1	全色相机	全色:0.45~0.90	全色:2	60	4
		多光谱相机	蓝:0.45~0.52 绿:0.52~0.59	多光谱:8		
		多光谱相机	红:0.63~0.69 近红外:0.77~0.89	多光谱:16	800	2
8	PLANETLAB	多光谱相机	红:0.61~0.7 绿:0.5~0.59 蓝:0.42~0.53	多光谱:2.7~3.2	60	1
9	CBERS04	全色多光谱相机	全色:0.51~0.85 绿:0.52~0.59 红:0.63~0.69 近红外:0.77~0.89	全色:5 多光谱:10	60	52
10	RapidEye	多光谱相机	蓝:0.44~0.51 绿:0.52~0.59	多光谱:5	77	1
			红:0.63~0.69 红边:0.69~0.73 近红外:0.76~0.85			

从表1可以看出, 由于重庆地区坡地、山地、丘陵较多, 2 m分辨率的数据使用53 319.8 km²占使用数据总量的65.3%, 其中分辨率为2 m的SPOT6数据使用44 307.01 km², 占使用数据总量的54.2%, 分辨率为1 m的Pleiades用16 617 km², 占使用数据总量的20.34%, 分辨率为5 m的其他类型数据占比仅为10%。

重庆市作为直辖市, 数据采集范围为1类区和2类区, 即较为发达地区, 1类区主要应用0.5至1 m分辨率数据, 2类区主要应用2 m分辨率数据, 均为较高分辨率数据。5 m分辨率数据主要用于应急及补缝所需。

从表2中可以看出, 采样间隔为0.5 m的数据仅有Pleiades, 具有同类0.5 m高分辨率卫星幅宽最大的特点, 而且重访周期短, 光谱范围齐全。再看使用面积最大的SPOT6数据, 它的全色相机空间分辨率为1.5 m, 但是为了方便及统一采样成了2 m, 而且它还有近红外波段, 光谱范围更为齐全, 在表中同幅宽卫星中具有分辨率最高的特点。

由于重庆地区坡地、山地、丘陵较多, 高分辨率数据采集难度大, 数据源普遍侧视角偏大。为了保障工作进度, 数据来源还包括北京二号、高分二号、高分一号、SPOT6、Pleiades等多种遥感数据。(文中所述分辨率均为采样间隔)

2.2 研究方法

根据《第二次全国土地调查底图生产技术规定》、《土地利用动态遥感监测规程》、《全国土地变更调查工作规则(试行)》和《2016年全国土地利用变更调查监测与核查遥感监测工作方案》等有关规定要求, 结合任务区的实际情况, 以数字正射影像图制作和遥感监测信息提取为主要环节详细阐述该研究区的技術方法。

研究基础资料包括高程数据^[6](高程数据采用ASTGTM30 m的数据, 坐标系统为1980西安坐标系, GeoTIFF格式, 其处理步骤主要包括: DEM数据检查处理、DEM数据坐标转换、DEM数据的拼接、DEM换带处理、格式转换等)、基础底图(包括完整性检查、质量检查、坐标系/投影方式/高程系统的检查、底图精度的检查、底图的接边精度检查与拼接处理等)、原始影像(包括数据质量检查、数据处理、数据分析及更换、数据覆盖范围等)、前时相DOM、土地调查数据库^[7-10](采用2015年度更新后的国家级土地调查数据库, 主要包括基础地理信息、土地利用数据、土地利用变更调查数据、土地权属数据等矢量数据, 元数据等)、其他资料等。

2.2.1 数字正射影像图制作 采用海量影像自动化处理软件GXL和像素工厂以及ERDAS^[11-12]、ARCGIS等遥感处理软件, 结合高程数据和控制资料, 对工作区的卫星遥感数据进行控制点的自动提取^[13], 通过模型优化进行影像的正射校正, 利用主成分变换、小波段变换、Panshar^[14]等影像融合算法, 实现遥感影像信息增强, 形成完整覆盖工作区的遥感正射影像图, 以区县级行政区为单元进行镶嵌^[15]等, 镶嵌过程中, 注意调整影像叠放顺序, 尽量将时相新、云量少、质量好的影像置于上层, 以色彩丰富度较高的影像为基准对其他影像进行匀色^[16], 并经数据质量检查, 形成相应的以区县为单元的标准化影像产品, 如图1所示。

高分辨率卫星数据融合对于不同地区、不同时相、不同数据质量及不同地类需要根据具体情况选择融合方法以达到最优效果。本文根据以往数据融合的经验, 选择了比较适用于高分辨率影像融合的六种算法, 即: 主成分法、BROVEY、HCS、PANSARP、ENVI Pan sharpening、HPF进行了对比试验, 试验中, 根据《2016年全国土地利用变更调查监测与核查遥感监测工作方案》对信息提取的要求, 选择了建设用地和农用地两种主要用地类型分别进行了融合, 每种地类各融合方法生成的融合影像结果如下。

图2为未进行融合处理的原始影像, 评价融合影像的质量主要考虑地物边界、纹理等细节的表现能力和主要地物类型之间光谱的差异性, 色彩方面主要考虑与融合前多光谱影像的匹配度

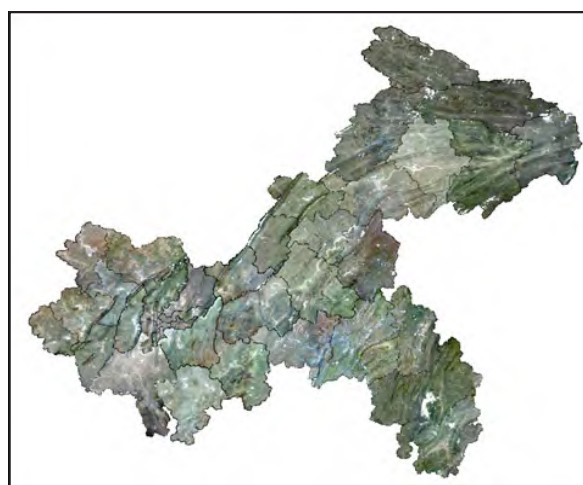


图1 2016年重庆市土地利用变更调查监测卫星影像图

Fig.1 Satellite image map of land use change survey 2016 in Chongqing

和可调节能力。图3为建设用地各种融合方法的结果比较。



图2 原始多光谱及全色影像
Fig.2 Original multispectral and panchromatic images

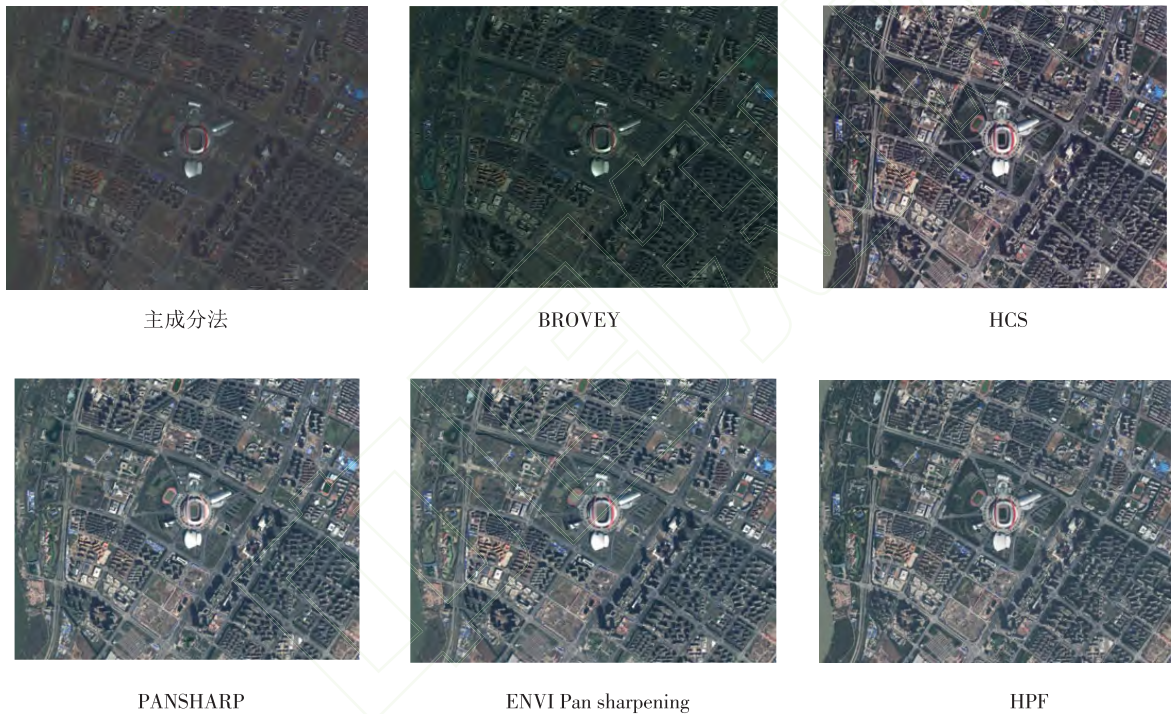


图3 融合方法试验(建设用地)
Fig.3 Fusion method test (construction land)

从图4建设用地的融合结果可以看出,主成分法和BROVEY融合影像色彩失真,存在光谱畸变,不利于地物的正确识别;HCS、PANSARP、ENVI Pan sharpening和HPF融合方法对原始多光谱影像的色彩保持度都比较高,纹理细节如图4所示。

HCS融合影像饱和度较高,且融合结果亮度对比度适中,不会产生高亮区域,但结果不稳定,部分数据易产生纹理不清,地物边界模糊等问题;PANSARP纹理清晰,但融合结果整体产生了噪声色斑;ENVI Pan sharpening和HPF融合结果纹理清晰。可以看出,高分辨率卫星数据建设用地区域各种融合方法中ENVI Pan sharpening和HPF表现较好,其中ENVI Pan sharpenin在大比例尺下地物边界更清晰,HPF色彩保持上更胜一筹并且产生的高亮区域较少。

图5为农用地各种融合方法的结果比较。对于农用地融合的结果,主成分法存在轻微的光谱畸变,Brovey畸变严重;在色彩保持方面HCS、PANSARP、ENVI Pan sharpening和HPF较好,其中HCS和HPF色彩保持最好。纹理细节如图6所示。

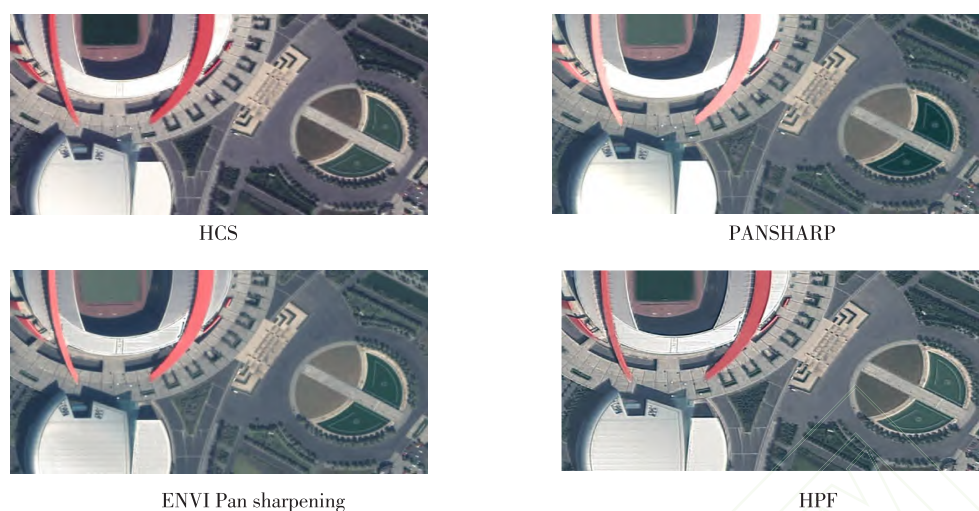


图4 建设用地融合纹理细节对比

Fig.4 Comparison of texture details in construction land fusion



图5 融合方法试验(农用地)

Fig.5 Fusion method test (agricultural land)

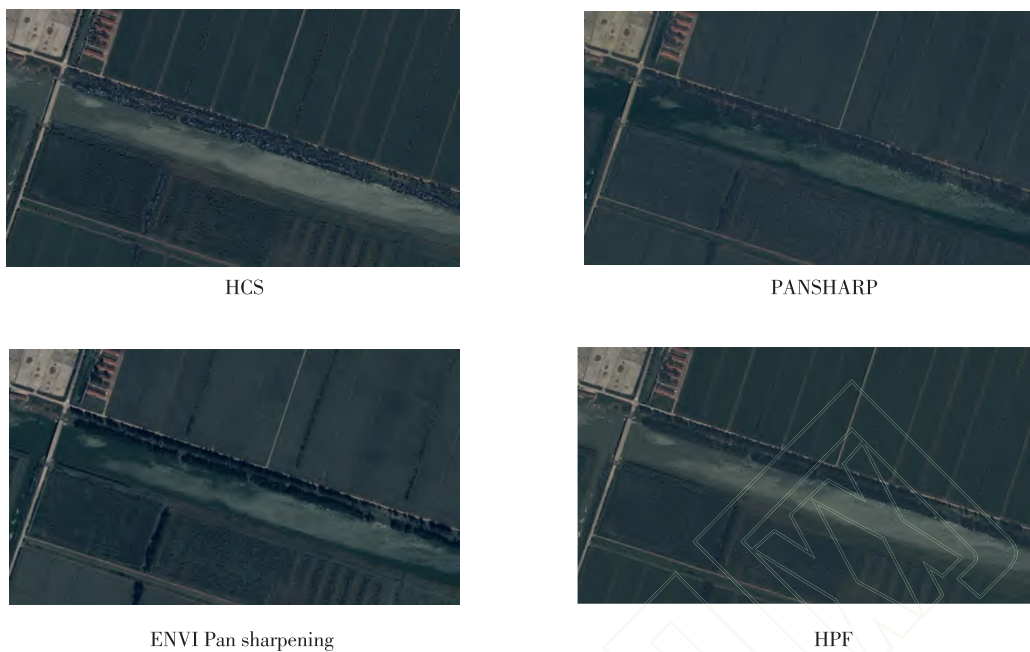


图6 农用地融合纹理细节对比

Fig.6 Comparison of texture details for agricultural land fusion

农用地融合结果的纹理细节上HCS融合影像产生了和山区同样的问题,出现了大量的错误值;PAN-SHARP纹理清晰,立体感较差,在农用地中产生的噪声色斑会影响到信息提取;ENVI Pan sharpening和HPF融合结果纹理清晰,其中ENVI Pan sharpening有轻微的色阶偏移,需要通过后处理解决,而HPF在果园和护路林等林木区域则显得立体感不足。

综合考虑实验结果,对高分辨卫星数据主要采用ENVI Pan sharpening融合。

2.2.2 监测信息提取 以年度为变更时间段,以县级为基本单位的人工提取被证明是切实可行的,它较好地改善了自动发现变化信息的缺陷,避免了自动发现信息的片面

性,准确地提取了变化信息,减少了外业核查修正工作,保障了县级土地调查数据库变更数据的真实性^[17]。监测信息提取环节是将2016年最新遥感数据与2015年遥感影像图、土地调查数据库三者叠加对比,按照统一的图斑提取原则,采用自动与人机交互相结合的方式发现变化信息,提取遥感监测图斑。由于图斑类型划分较细,信息提取应遵循分步提取原则。

变化信息提取坚持类型单一、图斑独立的总体原则,相邻图斑原则上需按照图斑类型“独立”勾绘,并处理好图斑间边界拓扑关系。如果影像新增建设用地图斑与数据库建设用地图斑相邻或有重叠,仅提取数据库图斑外新增部分,相邻或重叠位置的数据库图斑边界直接作为新增建设用地图斑边界。依据影像分辨率,最小上图图斑原则如表3所示。

根据《2016年全国土地利用变更调查监测与核查遥感监测工作方案》要求,将2016年度重庆市提取的遥感监测信息分为以下几种类型,由于重庆市不包含四、八、十、十一、十二类图斑,故将重庆市特征地物典型案例按以下几种类型进行展示(上年度“拟拆除图斑”,后时相影像仍然存在明显建设特征图斑即第六类图斑不再叙述)。

表3 最小监测图斑面积

Tab.3 Minimum monitoring area

原始影像分辨率 <i>R</i>	最小监测图斑面积/亩
$R \leq 1\text{ m}$	0.6
$1 < R \leq 3\text{ m}$	1
$3 < R \leq 6.5\text{ m}$	3
$6.5 < R \leq 10\text{ m}$	10

注:根据国土调查工作实际要求,监测图斑面积以“亩”为单位,下同。

引用格式: 孙禧勇, 苗菁, 王锦, 等. 高分遥感影像在第三次全国国土调查中的应用潜力评价——以重庆市为例[J]. 河南科学, 2018, 36(11): 1764–1774.

表4 重庆市特征地物典型案例

Tab.4 Typical cases of features of Chongqing City

图斑类型	前时相	后时相	解译
1			前时相影像有植被覆盖或明显非建设痕迹,后时相影像(0.5 m, Pleiades 卫星)有明显建设特征(如地基、建筑物、构筑物、广场、公园等)。根据影像特征再细分为 ABCDEF 六个二级类
2			前时相影像有植被覆盖或明显非建设痕迹,后时相影像(2 m, ZY3 卫星)有明显建设推填土特征
3			前时相影像有建设推填土特征或为低矮建筑,后时相影像(2 m, ZY102C 卫星)有明显建设特征(如地基、建筑物、构筑物、公园等)或翻建为居住小区、高层建筑或规模化工厂等较大规模建筑。根据影像特征再细分为 ABCDEF 六个二级类
5			以往批而未用图斑,本年度影像(0.5 m, Pleiades 卫星)表现为新增建设特征的图斑
7			前时相影像有植被覆盖或没有明显建设,后时相影像(2 m, GF1 卫星)有明显道路或大型沟渠特征(包括在建推土、搭建桥墩等);或前时相影像道路或大型沟渠在建,后时相影像明显建成特征(包括路面硬化、运行使用等)根据影像特征再细分为 ABCD 六个二级类
9			往年“临时用地”,后时相影像有明显建设特征

3 高分遥感影像对重庆市土地利用变更应用价值分析

高分遥感影像分辨率高,经过针对重庆地区地域特点的影像处理,突出建设用地和农用地等地类的地物边界、纹理等细节的表现能力和主要地物类型之间光谱的差异性,尽可能保持原始多光谱影像的色彩.因此可以显而易见地发现变化图斑并区分类别.

3.1 按图斑类型分析

重庆市2015年全覆盖土地利用遥感监测共提取图斑14 908个,面积163 458.3亩;2016年全覆盖土地利用遥感监测共提取图斑16 916个,面积170 912.0亩.因2016年监测5类图斑中无5C图斑,所以在下面的图斑对比中都剔除了2015年监测的5C类图斑,特此说明.对比重庆市2015年和2016年监测成果,2016年图斑总个数增长2008个,图斑总面积增加7 453.7亩.针对前后两年的监测成果,其图斑及面积对比如表5、图10所示.

表5 2015年2016年遥感监测图斑类型对比表

Tab.5 Comparison of patch types for remote sensing monitoring in 2015 and 2016

年份	类型	2类图斑	1类3类图斑	5类图斑	6类图斑	7类图斑	9类图斑
2015	图斑个数	2824	8625	370	129	1174	1786
	图斑面积/亩	67 711.0	39 089.7	8 524.8	1 466.1	28 089.7	18 577
2016	图斑个数	2917	9371	472	158	2674	1324
	图斑面积/亩	73 970.6	36 719.3	12 625.2	933.7	32 711.3	13 951.9

根据前后两年数据类型的对比,可以看出相较于2015年监测成果,2016年2类图斑、5类图斑、7类图斑面积均有小幅度的增长.1类3类图斑、6类图斑、9类图斑面积则有小幅度的回落.其中1类3类图斑在图斑个数上虽有小幅度的增长,但图斑面积确有所下降.总体增幅比较大的是2类图斑和7类图斑.

3.2 按面积分级分析

重庆市2015年全覆盖土地利用遥感监测按图斑面积分级按照1亩、1~2亩、2~5亩、5~20亩等分类标准进行分级,如表4所示.针对前后两年的监测成果面积分级进行对比,对比中也剔除了2015年监测的5C类图斑,具体见表6.

表6 2015年2016年遥感监测面积分级对比表

Tab.6 Comparison table of area classification of remote sensing monitoring in 2015 and 2016

年份	类型	1亩以下	1~2(含)亩	2~5(含)亩	5~20(含)亩	20~50(含)亩	50~100(含)亩	100~500(含)亩	500~1000(含)亩	1000亩以上
2015	图斑个数	2042	3609	3901	3704	1091	345	207	7	2
	图斑面积/亩	1 653.1	5 379.8	12 684	37 100.6	33 706	23 777.6	41 593	4672	2 892.2
2016	图斑个数	3554	4003	3872	3743	1156	356	220	6	6
	图斑面积/亩	2 751.2	5 889.6	12 617.7	37 949.3	35 207.4	24 749.5	39 148.1	3 639.7	8 959.5

3.3 按空间区域分析

2013年,中共重庆市委四届三次全会部署了重庆市功能区域划分和行政体制改革工作,综合考虑人口、资源、环境、经济、社会、文化等因素,将重庆划分为都市功能核心区、都市功能拓展区、城市发展新区、渝东北生态涵养发展区、渝东南生态保护发展区五个功能区域.1)都市功能核心区.包括渝中区全域和大渡口区、江北区、沙坪坝区、九龙坡区、南岸区等处于内环以内的区域.该区域集中体现重庆作为国家中心城市政治经济、历史文化、金融创新、现代服务业中心功能,集中展现重庆历史文化名城、美丽山水城市、智慧城市和现代化大都市风貌,是高端要素集聚、辐射作用强大、具有全国性影响的大都市中心区.2)都市功能拓展区.包括大渡口区、江北区、沙坪坝区、九龙坡区、南岸区处于内环以外的区域以及北碚区、渝北区、巴南区全域.该区域集中体现国家中心城市经济辐射力和服务影响力,是全市科教中心、物流中心、综合枢纽和对外开放的重要门户,先进制造业集聚区,主城生态屏障区,以及未来新增城市人口的宜居区.3)城市发展

引用格式: 孙禧勇, 苗菁, 王锦, 等. 高分遥感影像在第三次全国国土调查中的应用潜力评价——以重庆市为例[J]. 河南科学, 2018, 36(11): 1764–1774.

新区, 包括涪陵区、长寿区、江津区、合川区、永川区、南川区、綦江区、大足区、潼南县、铜梁县、荣昌县、璧山县等 12 区县及万盛、双桥经开区。该区域地处成渝城市群的连绵带, 是全市未来工业化、城镇化的主战场, 集聚新增产业和人口的重要区域, 全市重要的制造业基地, 工业化、信息化、城镇化和农业现代化同步发展示范区及川渝、渝黔区域合作共赢先行区。4) 渝东北生态涵养发展区。包括万州区、梁平县、城口县、丰都县、垫江县、忠县、开县、云阳县、奉节县、巫山县、巫溪县等 11 区县。该区域地处三峡库区、秦巴山连片特困地区, 是国家重点生态功能区和农产品主产区, 长江流域重要生态屏障和长江上游特色经济走廊, 长江三峡国际黄金旅游带和特色资源加工基地。5) 渝东南生态保护发展区。包括黔江区、武隆县、石柱县、秀山县、酉阳县、彭水县等 6 区县(自治县)。该区域地处武陵山连片特困地区, 是国家重点生态功能区与重要生物多样性保护区, 武陵山绿色经济发展高地、重要生态屏障、民俗文化生态旅游带和扶贫开发示范区, 全市少数民族集聚区。其中大渡口区、江北区、沙坪坝区、九龙坡区、南岸区在都市功能核心区和都市功能拓展区中有重叠部分, 不能进行详细区分, 所以在此次统计分析中均计算在都市功能核心区范围内。具体见表 7、表 8 所示。

表 7 重庆五大功能区 2016 年遥感监测图斑类型对比表

Tab.7 Comparison of patch types of remote sensing monitoring in five major functional areas of Chongqing in 2016

功能区划分	类型	2 类图斑	1 类 3 类图斑	5 类图斑	6 类图斑	7 类图斑	9 类图斑
都市功能核心区	个数	453	423	95	19	299	23
	面积/亩	12 524.1	2 311.2	1 833.2	364.8	2 705.9	341
都市功能拓展区	个数	444	771	112	11	426	155
	面积/亩	16 476	4 200.6	5 914.4	56	4 289.9	1 347.2
城市发展新区	个数	1363	5164	139	88	1463	682
	面积/亩	30 077.8	17 734.6	2 912.9	334.1	18 395.5	7 056.9
渝东北生态涵养发展区	个数	411	1778	103	30	324	275
	面积/亩	9 883.1	7 550.3	1 547.8	144.3	4 066.8	3 250.2
渝东南生态保护发展区	个数	246	1235	23	10	162	189
	面积/亩	5 009.6	4 922.6	416.9	34.5	3 253.2	1 956.6

表 8 重庆五大功能区 2015 年 2016 年监测图斑对比表

Tab.8 Comparison of charts in Chongqing five major functional areas in 2015 and 2016

功能区划分	类型	2015 年监测图斑	2016 年监测图斑
都市功能核心区	个数	1333	1312
	面积/亩	15 112.5	20 080.2
都市功能拓展区	个数	1985	1919
	面积/亩	33 531.8	32 284.1
城市发展新区	个数	6986	8899
	面积/亩	70 668.8	76 511.8
渝东北生态涵养发展区	个数	2761	2921
	面积/亩	30 072	26 442.5
渝东南生态保护发展区	个数	1843	1865
	面积/亩	14 073.2	15 593.4

从重庆五大功能区 2016 年遥感监测图斑对比表中可以看出, 重庆城市发展新区作为都市功能核心区和拓展区的有效辐射地带, 各类图斑的个数和面积明显高于其他四个功能区, 而渝东北生态涵养发展区、渝东南生态保护发展区的建设面积均比较低。2016 年遥感监测图斑与 2015 年遥感监测图斑对比, 城市发展新区图斑个数和面积均有小幅度增长。渝东北生态涵养发展区对比 2015 年监测成果, 2016 年监测图斑个数略有

增加但监测图斑面积减少3000多亩。

4 结论与展望

第二次全国土地调查以1:1万比例尺为主,遥感数据分辨率有1,2,5,10,16 m等,其中1 m分辨率遥感数据占比较少,而第三次国土调查全采用优于1 m分辨率的航空航天遥感数据,细化最小上图面积,调查精度显著提高。

遥感作为一门先进的科学技术,可为土地利用动态变化研究提供多时相、大范围的实时信息,成为土地利用/土地覆盖监测、建设用地监测、耕地变化监测和土地质量监测的重要手段^[18]。准确把握新增建设用地及其占用地类情况,可保持土地调查数据库的现势性,为科学规划、合理利用土地,实施最严格的耕地保护制度及国民经济建设和社会可持续发展提供真实、准确、动态更新的基础数据。高分遥感影像具有多尺度、高分辨率、全覆盖的优势,影像特征明显,边界清晰,能及时、准确、快速地获取土地利用变化情况,使土地利用变更数据库的更新具有现实可行性,将高分影像应用到第三次全国国土调查,能够快速地反映地物属性,判读精度较高,同时可以减少人力、物力、财力的投入。

年度土地变更调查,是在全国国土调查基础上,对年度内土地利用主要变化情况的调查,其调查指标体系、技术方法、工作流程等均沿用全国国土调查确立的调查制度,在调查体系构建中处于从属地位。土地变更调查属于全国国土调查的日常更新,重点是当前国家关注地类的变化情况。所以以重庆市年度土地利用变更调查为例,研究高分遥感影像在第三次全国国土调查中的应用潜力评价,显得尤为重要和迫切。

参考文献:

- [1] 柴渊,李万东.土地利用动态遥感监测技术与方法[M].北京:地质出版社,2011:9.
- [2] 田晓东,吕亮卿,王滨.基于正射影像和GIS技术的县级土地利用变更调查方法研究[J].农业工程学报,2005(S1):171-173.
- [3] 张东明.基于3S技术的土地利用现状变更调查技术及数据处理方法研究[D].昆明:昆明理工大学,2007.
- [4] 刘锐.基于卫星遥感影像的GIS数据加工平台在土地利用变更调查中的应用[C]//新技术在土地调查中的应用与土地科学技术发展-2005年中国土地学会学术年会论文集.中国土地学会、中国土地勘测规划院、国土资源部土地利用重点实验室,2005.
- [5] 段恒蕊,王璐瑶,王三.基于卫星影像的土地变更调查关键技术研究——变更调查与卫片执法工作的结合[J].西南师范大学学报(自然科学版),2015(7):165-169.
- [6] 陈利军,廖安平.航片数字化影像与SPOT5多光谱影像融合比较分析[J].地理信息世界,2008(3):21-25.
- [7] 高延利,朱留华,温明炬,等.第二次全国土地调查培训教材[M].北京:中国农业出版社,2007.
- [8] 解蕾.县级农村土地调查数据库建设技术方法研究[D].北京:中国地质大学,2010.
- [9] 宋芒果.二调数据库更新机制研究[J].测绘与空间地理信息,2012(6):99-102.
- [10] 戴韞卓.第二次土地调查县级数据库建设研究——以浙江省上虞市为例[J].测绘与空间地理信息,2010(6):59-63.
- [11] 张继贤,李国胜,曾钰.多源遥感影像高精度自动配准的方法研究[J].遥感学报,2005(1):73-77.
- [12] 杨常清,王孝通,徐晓刚,等.基于特征空间的航空影像自动配准算法[J].测绘学报,2005(3):218-222.
- [13] 吴亚东.基于PDA的土地利用变更调查数据采集系统的设计与实现[D].成都:西南交通大学,2009.
- [14] 魏俊,李弼程.基于IHS变换、小波变换与高通滤波的遥感影像融合[J].信息工程大学学报,2003(2):46-50.
- [15] 陈百明,张凤荣.我国土地利用研究的发展态势与重点领域[J].地理研究,2011(1):1-9.
- [16] 敖为超,许调娟,王友富,等.高分二号卫星数据在土地变更调查与遥感监测中的应用研究[J].浙江国土资源,2016(6):46-50.
- [17] 雷坤平.基于3S技术的土地利用监测与现状变更研究[D].成都:西南交通大学,2014.
- [18] 江国兵.遥感在土地利用动态监测中的应用[J].城市勘测,2015(4):107-110.

(编辑 郑壮丽)



通天河沿自然保护分区矿山环境遥感调查

王 昊¹ 安 娜¹ 步 凡¹ 宋伊圩^{2,3}

(1 中国国土资源航空物探遥感中心 北京 100083 2 中国地质大学(北京) 北京 100083

3 武警黄金第三总队十二支队 四川成都 611732)

摘 要:通天河位于长江上游,其承担着保障长江水质、水量的重要功能,因此三江源自然保护区通天河沿分区矿业活动造成的生态和地质环境变化对长江水源具有直接影响。本调查以多期遥感数据为基础,通过人机交互解译和野外实地查证相结合的方式,查明了近 10 年通天河沿自然保护分区矿业活动所造成的生态和地质环境变化,分析了其变化趋势和变化原因,为今后三江源矿山环境调查与保护提供了前期研究基础。

关键词:三江源;通天河;矿山环境;遥感调查

引言

三江源位于青藏高原腹地,是长江、黄河和澜沧江的发源地,素有“中华水塔”之称,也是我国重要的生态屏障^[1]。受地理环境和气候条件的影响,该地区生态系统脆弱^[2],矿业活动伴随的植被剥离、山坡取土和河道采砂等土地压占损毁情况,不仅会对区域生态、地质环境造成负面影响,甚至会直接影响到下游河流乃至全国的生态安全。而三江源地区面积广阔,交通条件相对落后,传统的实地调查需要耗费大量人力、物力和财力,遥感技术,尤其随着多源遥感影像的共享和数据处理效率的提高,能够在区域矿产资源开发的调查和监测中发挥重要作用^[3-4]。

1 研究区概况

通天河位于长江上游,干流全长约 1200 公里^[5],径流来源主要为降水、冰雪融化、地下水和沼泽水^[6-7]四个方面。通天河流域承担着保障长江水量、提供优质水源的重要功能^[8],而通天河地处高寒地区,水体含氧量和温度较低,同时流量易受气温、蒸散量和气候变化等多种因素影响,对污染物降解能力弱。三江源自然保护区通天河沿分区位置如图 1 所示。

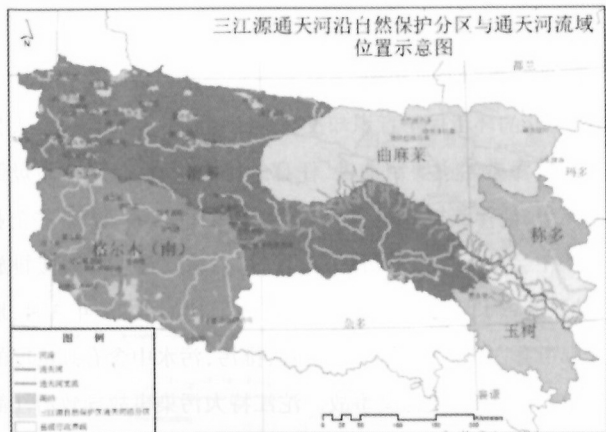


图 1 三江源通天河沿自然保护分区与通天河流域位置示意图

2 研究方法

本调查收集了 2004–2017 年 LandSAT7、ZY3、RE、YG2、YG8、02C、PLB 和 SJ9 等十四期多源国内外卫星数据。早期数据以分辨率较低的 LandSAT7 为主,由于各年度遥感影像中存在不同程度的云雪遮盖和数据覆盖不完整等情况,因此以两年影像整合为一期,经去条带、正射、融合、精校正和调色处理后使用。该地区在前期调查中未发现明显因矿山开发引发的地质灾害(隐患)或环境污染,因此主要调查对象为矿山造成的压占、损毁土地和矿山地质环境恢复治理情况。室内遥感解译基于 ArcGIS 软件,通过矿山地物解译标志对照、基准数据对比和开采图斑亮度差异等信息进行矿业活动和矿山恢复治理信息提取。其中以 2004–2007 年的遥感影像作为基准数据,对 2008–2017 年遥感数据进行了解译,于 2017 年 8 月和 2018 年 1 月开展了野外实地查证。

3 调查结果与分析

3.1 调查结果

通天河沿分区蕴藏的能源和金属矿藏较少,涉及开采矿种主要为建筑用砂。根据其分布位置和对生态地质环境的危害程度可归纳为河道采砂、路边取土和山坡采矿^[9]。其中河道采砂面积最大,其对本区域和下游河流造成的危害也相对较大,如河流含沙量增高、采场和废弃砂砾堆积造成河道改道、破坏水域原有生态系统;其次为路边取土,主要危害为破坏植被、引发沙尘等;山坡采矿损毁土地面积相对较小,但易造成植被剥离、堆积的固体废弃物在雨季易引发泥石流和滑坡等地质灾害。

2015 年河道采砂面积较 2008 年增长近 8.5 倍,路边取土面积增加近 10 倍,山区内采矿压占损毁土地面积增加约 3 倍;2015 至 2017 年,大部分废弃河道采砂得到恢复治理,其面积较 2015 年减少近 70%,路边取土和山区内矿山压占损毁土地面积较 2015 年变化不大。如图 2 所示。

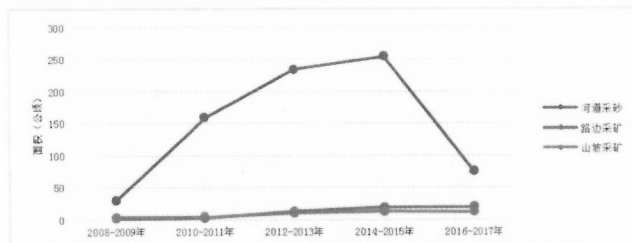


图 2 2008–2017 年三类矿山压占损毁面积变化示意图

从矿山开发压占损毁土地与矿山环境恢复治理总面积分析,其变化主要分为两个阶段:一、2008–2015 年迅速增长,2011 年矿山面积增长为 2008 年的 5 倍,至 2015 年增加为 2008 年的

(下转第 40 页)



结语

综合理化数据和生物数据,我们发现,上塘河四个断面水质在水温、pH值、化学需氧量(COD)、溶解氧(DO)和生化需氧量(BOD)情况不一,我们不能从单一的参数来判断哪个断面污染更严重。从卤虫的生物毒性来看,上塘河四个断面中,皋城村断面水体污染毒性最小,香积寺路桥断面次之,半山桥断面第三,保障桥断面水体污染毒性最大;这个结果,与浙江省环保部门的数据非常一致(上塘河的半山桥断面是省控劣V类,保障桥为市控劣V类)。

环保部门多是采用物理或化学的方法来检测水质,但是用指示生物(比如卤虫)来进行暴露实验能够更综合、更科学地去评价水体的污染情况,两者相辅相成,为水质检测的精准提供可靠的依据。本研究依旧纯在一定的局限性:采集水样的时间为夏季,能反映上塘河水环境情况的一个剖面。而水体的各类理化参数及污染状况随季节变化情况十分复杂。因此,要全面探析上塘河的水环境情况,还需要充分考虑季节因素,进行深入的动态研究。

(上接第31页)

8倍;二、2015年以后快速恢复治理,2017年矿山损毁压占土地情况得到缓解,较2015年减少70%,同时矿山环境恢复治理面积增加逾260公顷(受通天河河水上涨和遥感影像质量影响,上述为可监测面积)。如图3所示。

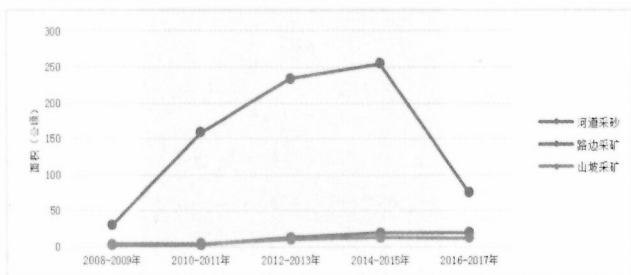


图3 2008—2017年矿山压占损毁土地与环境恢复治理面积变化示意图

3.2 结果分析

2010年4月,青海省玉树藏族自治州玉树市发生6次地震最高震级为7级,主要震中位置为玉树市结古街道,该地区距通天河沿分区不足十公里,虽然此次地震对通天河生态和地质环境影响不大,但由于玉树市地理位置相对偏远,尤其是震后交通不便,附近河道和山区成为重建工作所需砂石粘土等非金属矿产资源的主要来源^[9],加之地震对当地原有生态、地质和社会生产生活环境破坏严重,以及此后一段时间当地相关部门的主要精力均为震后重建,多种因素直接造成2010年后通天河沿分区矿山压占损毁面积的迅速增长。

青海省作为最早清退自然保护区矿权的省份之一,2015年青海省国土资源厅对《青海省矿产资源总体规划(2008~2015)》(以下简称《规划》)进行了调整,涉及矿山开采与采矿权设置的变更内容主要包括:一、将原《规划》中划为限制勘查区、限制开采区的自然保护区的缓冲区、实验区划为禁止勘查区和禁止开采区,即自然保护区全部划为禁止勘查区、禁止开采区;二、对涉及与自然保护区重叠的勘查规划区块、开采规划区块进行调整或撤销;三、对自然保护区已有矿业权进行稳妥有序调整处理。对“规划”进行调整的同时,青海省相关部门还开展了一系列针对三江源及环青海湖地区废弃砂石料场的环境恢复治理工程,通天河沿分区内大部分废弃河道砂场得到土地平整、植被恢复或边坡治理,至2017年该地区矿山损毁压占土地情况

参考文献

- [1] 国家环境保护总局. 水和废水监测分析方法(第四版)[M]. 北京:中国环境科学出版社,2002:38-284.
- [2] 卢珩俊,陆胤,徐冬梅,等. 咪唑类离子液体对卤虫的急性毒性研究[J]. 中国环境科学,2011,31(3):454-460.
- [3] Lu Y, Xu XL, Meng C, Zhou JQ, Sheng JJ, Wu CK, Xu SW. The toxicity assay of Artemiasalina as a biological model for the preliminary toxic evaluation of chemical pollutants [J]. Research Journal of Chemistry and Environment, 2013, 17(12): 18-21.
- [4] 晁敏,伦凤霞,王云龙,等. 长江口南支沉积物对卤虫的毒性效应研究[J]. 生态环境学报,2010,19(5):1020-1024.
- [5] 赖江山,米湘成. 基于Vegan软件包的生态学数据排序分析[C]//国际生物多样性计划中国委员会,中国生物多样性保护与研究进展(IX);第九届生物多样性保护与持续利用研讨会论文集. 北京:气象出版社,2012:332-343.

项目基金

浙江树人大学大学生科技创新活动资助项目。

得到有效缓解。

结语

本次调查结果反映出矿山地质环境与区域重大自然和人为事件具有直接联系。2010年玉树地震等自然因素和震后重建所需材料、政府工作精力转移等人为因素造成了矿山压占损毁土地面积的迅速增加,随着国家相关部门政策的调整和政府工作重点的调整,该地区矿山地质环境得到有效控制。未来自然保护区矿山环境保护工作首先应结合当地的生态、地质环境背景,尤其应建立有效的自然灾害应急制度,尽量减小负面的自然因素影响,同时完善政策、管理和持续的保护机制,才能使自然保护区内矿山环境得到有效维持和改善。

参考文献

- [1] 国务院.《青海三江源自然保护区生态保护和建设总体规划》.
- [2] 邵全琴,赵志平,刘纪远等.近30年来三江源地区土地覆被与宏观生态变化特征[J].地理研究,2016,29(8):1439-1451.
- [3] 李丽,汪洁,汪劲等.基于高分卫星遥感数据的金属矿发现状及环境问题研究——以江西省德兴多金属矿集区为例[J].中国地质调查,2016,3(5):60-66.
- [4] 薛庆,吴蔚,李名松等.遥感技术在辽宁省矿山环境监测中的应用[J].中国地质调查,2016,3(5):54-59.
- [5] 魏振铎.通天河流域的森林与灌丛[J].长江流域与环境,1994(01):60-65.
- [6] 靳立亚,秦宁生,毛晓亮.近45年来长江上游通天河径流量演变特征及其气候概率预报[J].气候与环境研究,2005,10(2):220-228.
- [7] 苏春江,唐邦兴.通天河河水的水化学特征[J].山地研究,1987(03):143-146.
- [8] 柴元冰,赵伟华,郭伟杰.通天河及长江源区纳污能力与限排总量控制研究[J].长江科学院院报,2016,33(10):6-11.
- [9] 易遥.通天河告急 长江源堪忧[N].中国环境报,2012-06-08(008).

作者简介

王昊(1985-),男,硕士,工程师,主要从事遥感地质等方面工作。

基金项目

中国地质调查局地质调查项目“全国矿产资源开发环境遥感监测(编号121201203000160009)”资助。

·科技预测与评价·

基于多源遥感数据的雄安新区近40年城镇扩展分析

孙禧勇¹, 苗菁², 于航¹, 殷亚秋¹, 王亚娟³

(1. 中国国土资源航空物探遥感中心, 北京 100083; 2. 国土资源部不动产登记中心, 北京 100812;
3. 中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院, 北京 100083)

摘要:为研究雄安新区近40年城镇扩展变化,分析其发展重心所在,以不同时段卫星遥感图像为数据源,利用GIS对研究区近40年来城镇扩展变化进行了分析。结果表明:近40年来,雄安三县城镇用地面积在70年代末至80年代末均属于低速扩张型;80年代末至21世纪初属于中速及高速扩展型;21世纪初至2006年为中速及快速扩张型;2006年至2014年属于缓慢及低速扩张型。70年代末—2014年三县发展空间上彼此集聚趋势明显,且都向东北部即北京市、天津市方向发展,突出北京市、天津市集聚效应;发展模式上,先是沿着主城区向外发展,后期呈现填充式及星状式发展。

关键词:多源遥感;城镇扩展;空间分析

中图分类号:F293.2

文献标识码:A

文章编号:1671-0037(2018)2-22-5

DOI: 10.19345/j.cxkj.1671-0037.2018.02.006

Analysis of Urban Expansion in Recent 40 Years of Xiong'an New Area Based on Multi-source Remote Sensing Data

Sun Xiyong¹, Miao Jing², Yu Hang¹, Yin Yaqiu¹, Wang Yajuan³

(1. China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Land and Resources, Beijing 100083;

2. Real Estate Registration Center, MLR, PRC. Beijing 100812;

3. School of Earth Science and Mapping Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083)

Abstract: In order to understand the urban expansion change of Xiong'an new area in the recent 40 years and its development focus, taking the satellite remote sensing images in different periods as the data source, the change of urban expansion in the last 40 years was analyzed by GIS. The results showed that over the past 40 years, the land areas in three counties of Xiong'an from the end of 70s to the end of 80s belonged to low speed expansion; from the end of 80s to early twenty-first century medium and high speed expansion; from the beginning of twenty-first Century to 2006 medium and fast expansion; and from 2006 to 2014 slow and low speed expansion. From the end of 70s to 2014, the development trend of the three counties on the spatial agglomeration is obvious, and they all develop toward the northeast, that is, Beijing and Tianjin, and highlight the agglomeration effects of Beijing and Tianjin. In the mode of development, at first, it develops along the main urban area, and in the latter period it shows filling and star shaped development.

Key words: multi-source remote sensing; urban expansion; spatial analysis

城镇扩展引起城市空间结构的变化是城市化在空间上最直观的表现,研究空间结构的动态变化,有助于了解城市扩展的驱动因素、机制和规律,对合理地进行城市规

划,促进城市可持续发展有着重要的意义^[1]。城镇用地扩展主要与城市的地理位置、地质条件、地貌状况、城市的综合实力、城市类型有关^[2]。随着我国城市化进程的

收稿日期:2018-1-2

基金项目:国土资源部重大工程项目“中国东部重要经济区带基础地质环境遥感调查与监测”(200415100002)。

作者简介:孙禧勇(1984—),男,硕士,高级工程师,研究方向:土地遥感、地质遥感及测绘工程等;苗菁(1983—),男,硕士,助理研究员,研究方向:土地调查、确权及土地争议调处。

加快,城市发展进入一个加速期,其中一个基本特征就是城市空间的急剧扩张。城市扩展是城镇化进程在地域空间上的一个体现^[3],是衡量城市化水平的主要测度指标之一^[4]。雄安新区作为继深圳经济特区和上海浦东新区之后又一具有全国意义的新区,通过对雄安新区近30多年来城镇扩张变化分析,了解其发展重心所在,从生态保护与建设协调发展的角度出发,进一步改善规划方案、合理配置城镇用地。

1 研究区背景

雄安新区为中共中央、国务院于2017年4月1日设立的国家级新区,地处北京、天津、保定腹地,北距首都108千米,东距天津100千米,西距保定70千米。规划范围涵盖河北省雄县、容城、安新等3个小县及周边区域,如图1所示。地貌含有冲洪积平原、冲积平原及冲湖积平原,地质类型均为第四纪,第四纪堆积区土壤、水分等条件有利于人类生产生活,如图2所示,其各类型所占面积统计如图3所示。湿地类型包含河流湿地及湖泊湿地,分别为易水河、龙泉河及白洋淀,雄县东部部分出现荒漠化,表现为风蚀类型,如图4所示。

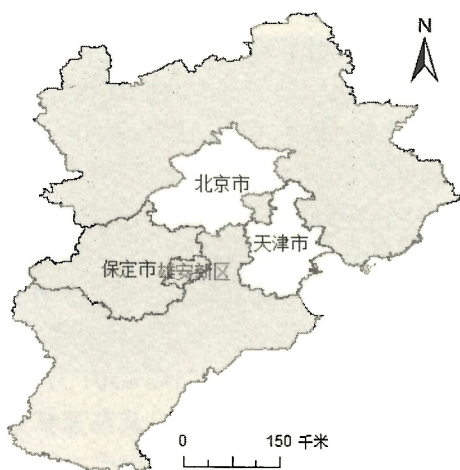


图1 研究区位置

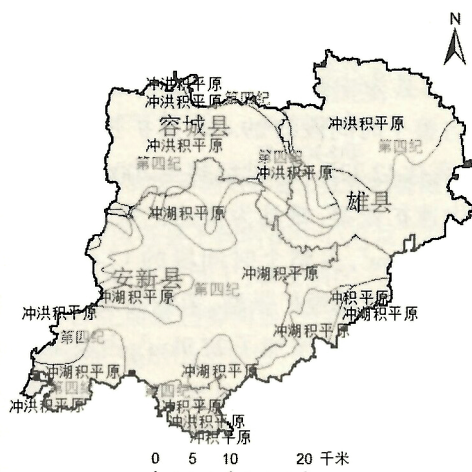


图2 研究区地质地貌图

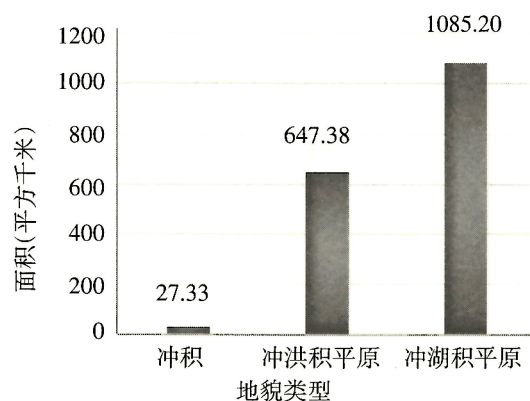


图3 研究区地貌类型统计图

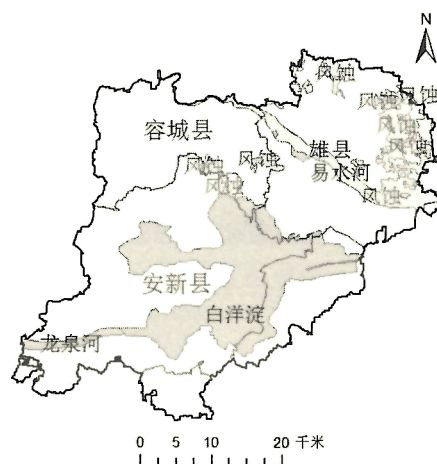


图4 研究区湿地及荒漠化图

2 数据准备

本研究所采用的五期雄安新区城镇扩展遥感影像解译数据分别来源于20世纪70年代末的MSS卫星数据、20世纪80年代末的TM卫星数据、21世纪初的ETM卫星数据、2006年的中巴卫星数据及2014年的高分一号卫星数据。本研究通过屏幕矢量化方法获取各种空间数据,对比谷歌影像对不同时期遥感影像进行城镇面积的解译,解译和勾绘在Arcmap系统中进行,在目视解译的基础上建立研究区内不同时期城镇用地扩展数据库。通过解译获取20世纪70年代末至2014年不同时期雄安新区主要城镇用地空间扩张数据。

3 城镇用地扩展分析

经对不同时期城镇面积解译分析,获取容城县、安新县及雄县主城区面积变化情况。雄安新区不同时期城镇面积扩展动态变化情况分别如图5所示,其扩展数据变化情况 & 城镇所占不同地貌面积变化情况分别如表1、表2所示。

由表1可知,研究区三县主城区城镇面积在20世纪70年代末至2014年一直处于快速增长的状态,其中20世纪80年代末至21世纪初城镇增长速率最大,21世纪初至2014年,增长速率逐渐缓和。由表2可知,容城县20世纪70年代末至2014年城镇地貌类型均为冲洪积平原;安新

表1 雄安新区不同时期城镇面积扩展变化(单位:平方千米)

城镇	城镇面积(km ²)					城镇面积变化(%)				
	70年代末(A)	80年代末(B)	21世纪初(C)	2006年(D)	2014年(E)	(B-A)/A%	(C-B)/B%	(D-C)/C%	(E-D)/D%	(E-A)/A%
容城县	1.45	2.36	8.69	17.22	26.51	62.76	268.22	98.16	53.95	1 728.28
安新县	1.32	2.04	10.65	17.86	23.21	54.55	422.06	67.70	29.96	1 658.33
雄县	3.00	3.75	9.22	21.07	34.32	25.00	145.87	128.52	62.89	1 044.00
总计	5.77	8.15	28.56	56.15	84.04	41.25	250.43	96.60	49.67	1 356.50

表2 雄安新区不同地貌区不同时期城镇面积统计表(单位:平方千米)

城镇	地貌类型	城镇面积(km ²)									
		70年代末(A)	80年代末(B)	21世纪初(C)	2006年(D)	2014年(E)	B-A	C-B	D-C	E-D	E-A
容城县	冲积平原										
	冲洪积平原	1.45	2.36	8.69	17.22	26.51	0.91	6.34	8.52	9.30	25.07
	冲湖积平原										
安新县	冲积平原										
	冲洪积平原			0.45	3.55	5.36		0.45	3.09	1.82	5.36
	冲湖积平原	1.32	2.04	10.20	14.31	17.85	0.72	8.16	4.11	3.54	16.53
雄县	冲积平原										
	冲洪积平原	3.00	3.75	9.00	16.07	24.32	0.75	5.25	7.07	8.25	21.32
	冲湖积平原			0.22	5.00	9.99		0.22	4.79	4.99	9.99

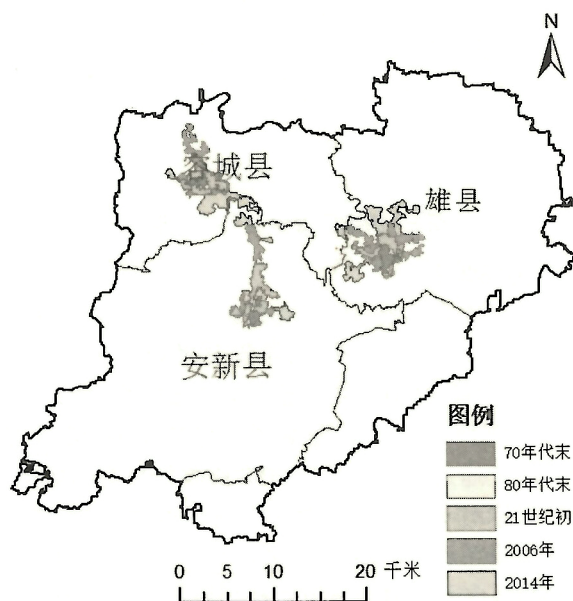


图5 20世纪70年代末至2014年雄安三县城镇扩展变化图

县主要地貌类型为冲湖积平原,21世纪初至2014年冲洪积平原城镇面积有所扩展,且21世纪初至2006年扩展面积最大;雄县主要地貌类型为冲洪积平原,21世纪初至2014年间冲湖积平原城镇面积有较大扩展。

3.1 城镇用地扩张强度分析

城镇用地扩张强度表示在单位时间(一般为年)内土地面积变化的幅度,其计算公式^[5]如公式(1)所示:

$$K = \frac{Ub - Ua}{Ua} \times \frac{1}{t} \times 100\% \quad (1)$$

在式中: K 为城镇用地的年均变化率; Ua 为研究期初城镇用地的面积; Ub 为研究期末城镇用地的面积; t 为研究

时段,一般定义为年。根据分类数据和城镇用地扩张速度模型,计算结果如表3所示。

从雄安三县不同时期城镇面积扩展图表来看,研究区城镇用地扩张较快,其3个县辖区总面积从20世纪70年代末的5.77km²扩张至2014年的84.04km²,年均扩张2.30km²,扩张强度达39.90%。容城县、安新县、雄县80年代末至2000年城镇扩展速度最快,将2014年与70年代末相比,容城县城镇扩展强度最大(49.37%),雄县扩展强度最小(38.00%),但是雄县的城镇面积相比最大。依据樊勇、李晓文等的研究,将城镇扩张分为5种类型:缓慢扩张型($K \leq 5$)、低速扩张型($5 < K \leq 10$)、中速扩张型($10 < K \leq 20$)、快速扩张型($20 < K \leq 25$)及高速扩张型($K > 25$)^[6-7]。如表2所示,70年代末至80年代末雄安三县均属于低速扩张型,县域城镇用地增加了2.38km²,占整个时间段的29.4%,容城县扩张面积大于雄县与安新县扩张面积;80年代末至21世纪初容城县及安新县属于高速扩张型,雄县为中速扩张型,县域城镇用地增加了20.41km²,占整个时间段的29.4%,其扩张强度均大大增加,安新县高达42.22%;21世纪初至2006年容城县及安新县属于中速扩张型,雄县为快速扩张型,县域城镇用地增加了27.58km²,占整个时间段的17.6%;2006年至2014年安新县属于缓慢扩张型,荣城县及雄县属于低速扩张型,县域城镇用地增加了27.9km²,占整个时间段的23.5%。

可见,随着研究区社会经济的发展,其城镇用地扩张不断加快,但也受地质条件、社会经济等因素的影响,以至2006年至2014年扩张强度有所缓和。

表3 不同时期主要城镇用地扩张强度变化情况

城镇70年代末至80年代末		80年代末至21世纪初		21世纪初至2006年		2006年至2014年	
扩张面积(km ²)	年均变化率(%)	扩张面积(km ²)	年均变化率(%)	扩张面积(km ²)	年均变化率(%)	扩张面积(km ²)	年均变化率(%)
容城县 0.909 7	6.28	6.335 8	26.85	8.524 4	16.34	9.297 1	6.00
安新县 0.724 6	5.49	8.609 1	42.22	7.204 0	11.27	5.357 0	3.33
雄县 0.747 7	5.67	5.463 3	14.57	11.855 6	21.44	13.243 8	6.98
总计 2.382 0	4.12	20.410 0	25.04	27.584 0	16.10	27.900 0	5.52

3.2 城市扩展空间分析

城市建设用地的扩张本质上是城市中心城区的扩张,即现状城镇区域的扩张。现状城镇区域的面积变化可以反映出城市建设用地的整体变化情况^[8]。为寻找30多年来雄安新区范围内城镇建设中心移动的规律,利用空间变化指数中的土地资源中心计算模型,建立城镇建设中心计算模型^[9-10],如公式(2)(3)所示。

$$X_t = \frac{\sum_{i=1}^n (C_{ti} \times X_i)}{\sum_{i=1}^n C_{ti}} \quad (2)$$

$$Y_t = \frac{\sum_{i=1}^n (C_{ti} \times Y_i)}{\sum_{i=1}^n C_{ti}} \quad (3)$$

式中, X_t 、 Y_t 分别为第 t 年城镇建设中心的经纬度坐标, C_{ti} 为第 t 年第 i 个城镇斑块的面积, X_i 、 Y_i 表示第 i 个城镇斑块中心的经纬度坐标, C_t 为第 t 年的城镇总面积。

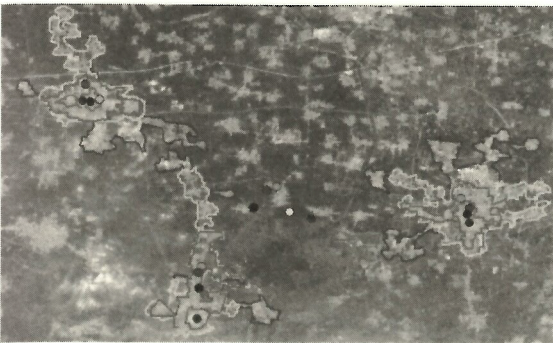


图6 研究区不同时期重心迁移趋势图

其中雄安新区各县不同时期中心点及三县重心点如图6所示。由图可知,在空间上,雄安新区三县20世纪70年代末至2014年彼此集聚趋势明显,且都向东北部即北京市、天津市方向发展,显示出北京市、天津市集聚效应突出。为探究道路的发展是否对城镇的发展产生一定影响,现将70年代末至2014年道路对照谷歌及百度地图进行道路数据的解译,包括省干线、国家干线、高速及铁路等。通过解译获取70年代末至2014年不同时期雄安新

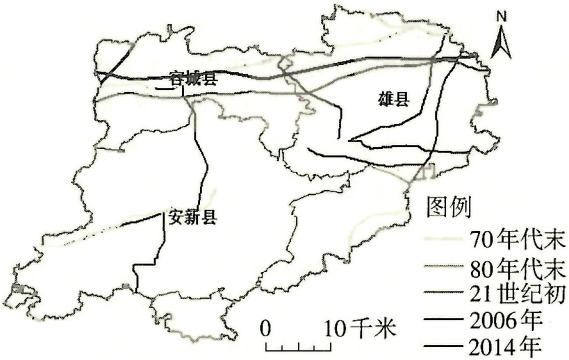


图7 不同时期研究区道路扩展变化图

表4 雄安新区不同时期交通设施统计(单位:千米)

道路	70年代末	80年代末	21世纪初	2006年	2014年
省干线	57.53	57.53	57.53	57.53	144.51
国家干线	23.22	23.22	23.22	23.22	23.22
高速	—	—	49.93	49.93	85.66
铁路	—	—	—	—	54.06

表5 雄安新区不同时期不同地貌交通设施统计(单位:千米)

地貌	70年代末	80年代末	21世纪初	2006年	2014年
冲积平原	11.38	11.38	11.38	11.38	11.38
冲洪积平原	44.20	44.20	89.58	89.58	191.32
冲湖积平原	27.42	27.42	29.72	29.72	103.24

区道路扩展变化数据,结果如图7所示。

不同颜色代表不同时期道路情况及新增道路数量,则70年代末至2014年道路新增情况如表4所示,不同时期不同地貌交通设施统计如表5所示。其中省干线在2006至2014年有所增加,增长率达151.2%;国家干线长度不变;80年代末至21世纪初开始建设有高速公路,2006至2014年再次新增高速里长为35.73千米;2006年之后开始新增铁路,至2014年新增铁路长度为54.06千米。由表5可知,地貌为冲积平原的交通统计不变,地貌为冲洪积平原及冲湖积平原的交通设施均大幅增加。

80年代末至2006年,研究区高速公路得到发展,其城镇扩张也均为中速、快速及高速扩张型;2006年至2014年铁路及高速均得到发展,但由于受距离、地质条件及社会经济等因素的影响,城镇扩张却趋于缓和。

3.3 城镇扩展模式分析

在扩展模式上,雄安新区范围内所包含的容城县、安新县及雄县在70年代末至2014年,向各个空间方位均有所扩展,表现出不同程度的扩展。在扩展模式上,主城区先是沿着老城区向外扩散式发展,其中容城县70年代末至21世纪

初表现最为明显,安新县80年代末至21世纪初填充式发展较为明显,后期均逐步与乡镇连成一片,形成新的扩展中心,雄县则主要表现为向除北方向外的星状发展。三县总体发展方向趋于向北京、天津方向聚集。

4 结论与讨论

本研究通过对雄安新区容城县、安新县及雄县70年代末至2014年城镇及道路的解译,获得了其在40年来的扩展变化及城镇发展方向。80年代末至2006年,研究区高速公路得到发展,其城镇扩张也均为中速、快速及高速扩张型;2006年至2014年铁路得到发展,但由于受距离、地质条件及社会经济等因素的影响,城镇扩张趋于缓和,对于道路的发展是如何影响城镇扩张还有待进一步研究。总体上,雄安三县在70年代末至2014年城镇向东北部即北京市、天津市方向发展,突出北京市、天津市集聚效应。由于本文只是对该地区城镇及道路的扩展变化进行了描述,对于研究区道路的发展对城镇扩展的影响尚未指出,下一步将对此及以后的发展过程中如何把城镇扩张的安全格局考虑进去做出研究,为土地利用的规划提供进一步的参考。

参考文献:

[1] 安志宏. 环渤海经济区城镇时空扩展遥感监测及动力

机制分析研究: Proceedings of 2010 International Conference on Remote Sensing (ICRS 2010) Volume 3[C]. 2010.

[2] 史培军, 陈晋, 潘耀忠. 深圳市土地利用变化机制分析[J]. 地理学报, 2000(2): 151-160.

[3] 陈本清, 徐涵秋. 城市扩展及其驱动力遥感分析——以厦门市为例[J]. 经济地理, 2005(1): 79-83.

[4] 徐枫, 刘兆礼, 陈建军. 长春市近50年城市扩展的遥感监测及时空过程分析[J]. 干旱区资源与环境, 2005(S1): 80-84.

[5] 杨宝龙, 方元, 冯徽徽, 等. 东莞市城镇用地扩张的时空特征分析[J]. 地球信息科学学报, 2009(5): 5684-5690.

[6] 樊勇, 朱曦, 张圣笛, 等. 基于多源遥感数据的淮河流域城镇扩张研究[J]. 农业机械学报, 2016(11): 252-261.

[7] 李晓文, 方精云, 朴世龙. 上海城市用地扩展强度、模式及其空间分异特征[J]. 自然资源学报, 2003(4): 412-422.

[8] 左晓英, 王洪新, 门明新, 等. 基于景观安全格局的曹妃甸新区城镇扩张研究[J]. 土壤通报, 2014(2): 297-302.

[9] 马荣华, 陈雯, 陈小卉, 等. 常熟市城镇用地扩展分析[J]. 地理学报, 2004(3): 418-426.

[10] 舒帮荣, 李永乐, 曲艺, 等. 不同经济发展阶段城镇用地扩张特征及其动力——以太仓市为例[J]. 经济地理, 2013(7): 155-162.

基于 TerraSAR-X 数据的矿区地面沉陷监测研究

袁蔚林¹, 范景辉¹, 黄波², 杨金中¹

1. 中国国土资源航空物探遥感中心, 北京, 100083

2. 中国地质大学(北京), 北京, 100083

MINING SUBSIDENCE MONITORING USING TerraSAR-X DATA

Yuan Weilin¹, Fan Jinghui¹, Huang Bo², Yang Jinzhong¹

摘要: 以赤峰市元宝山区作为研究区, 选取了 2017 年 3 月-2017 年 6 月 10 景 TerraSAR-X 条带模式影像, 组成了 43 对干涉影像对, 采用 SBAS 时序分析方法获取了研究区地表累计形变量和形变速率图。结合研究区地质环境资料和煤矿运营状况开展了对比分析。研究表明: 该矿区部分煤矿由于地下采空区未填充, 导致地表发生持续大面积的沉陷, 沉陷范围与已有成果相吻合, 证明了基于 TerraSAR-X 数据的干涉处理分析方法应用于高分辨率矿区地面沉陷监测的可行性和有效性。

关键词: 采空区, 地面沉陷, TerraSAR, SBAS

1. 引言

合成孔径雷达干涉测量 (Interferometric Synthetic Aperture Radar, InSAR) 具有全天候、全天时地获取大面积的地面精确三维信息特征, 空间分辨率高、监测快速。差分干涉技术 (Different InSAR, D-In SAR) 是 InSAR 技术的扩展, 观测精度达到厘米甚至毫米量级, 可监测地表微小形变, 反演地球物理现象, 如地震形变 (Feng, Hetland et al. 2010)、火山运动 (Lu, Wicks et al. 2002)、冰川漂移 (Euillades, Euillades et al. 2016)、地表沉降 (Liu, Zhang et al. 2010) 及山体滑坡 (Riedel and Walther 2008) 等。在长时间基线和空间基线的地表形变监测中, 时间失相关、空间失相关、DEM 误差和大气水汽延迟效应的影响制约了 D-In SAR 技术监测煤矿采后的地表沉降信息。SBAS 干涉测量 (Small Baseline InSAR, SBAS) 时序分析方法的提出 (Berardino, Fornaro et al. 2002), 为解决该问题提供了一种途径。其原理为依据所获 SAR 影像集在时间和空间的分布, 选择时空基线较小的数据集, 避免空间失相关, 同时减小地形对差分的影响, 运用奇异值分解方法求解形变量的最小二乘法解。

本文以赤峰市元宝山区为研究区采用条带扫描模式 TerraSAR 数据, 获取了该区域 2017 年 3 月至 6 月 10 景数据, 用两轨法和 SBAS 时序分析的方法, 开展了元宝山区重点采矿区地面沉陷的监测分析, 结合研究区地质环境资料和煤矿运营状况, 综合分析研究区采矿沉陷的空间分布特征。

2. 研究区与数据

2.1 研究区概况

本文选择赤峰市元宝山区作为研究区。该区域地表岩土体性质可分为: 硬质岩石, 软质岩石, 软弱粘性土, 松散无粘性土。煤矿开挖后稳定状态评价结果可知, 硬质岩石基本不会坍塌, 即使有也只是局部的, 小规模。在这一岩土体下采掘煤炭, 一般不会出现地面沉陷现象; 软质岩石必须进行处理, 处理不当围岩就会出现大坍塌, 侧壁经常会有小坍塌, 浅埋时会出现地表坍塌; 土类 (包括软弱粘性土和松散无粘性土) 不但极易坍塌出现地面塌陷, 而且还为地面塌陷起推波助澜的作用。元宝山区煤炭采空区顶部除少数区域为硬质的层状玄武岩外, 其余地区皆为软质岩石及软弱性粘土和松散无粘性土, 故在采空区及其附近地面容易出现了大面积的地面沉陷现象, 会对矿区附近的居民和公路铁路基础设施产生巨大的安全隐患。

2.2 实验数据

本文采用 TerraSAR 卫星条带扫描模式 (SM), 即 StripMap 模式所获得的雷达数据, 空间分辨率为 3m*3m, 其成像幅宽为 30 公里×50 公里。时间是 2017 年 3 月 7 日-6 月 18 日, 极化方式为 HH 极化, 升轨模式。图 1 为 TerraSAR-X 数据覆盖范围。在进行 SBAS 时序分析处理时, 为节省计算时间, 截取了重点开采沉陷区域进行处理。



图 1 TerraSAR 数据覆盖范围

本文选取了相应区域的资源三号立体像对，处理得到的 DEM 数据作为外部 DEM 数据（5 米空间分辨率）。资源三号（ZY-3）卫星，是中国第一颗自主的民用高分辨率立体测绘卫星，通过立体观测，可对地球南北纬 84 度以内的地区实现无缝影像的覆盖，可以测制 1：5 万比例尺地形图，为国土资源、农业、林业等领域提供服务。

2.3 SBAS 时序分析技术

短基线集法（SBAS）技术由 Berardion 等人和 Lanari 等人提出，SBAS 技术遵循集合内 SAR 影像时间和空间基线距小，集合间的 SAR 影像时间和空间基线距大的原则，将所有获得的 SAR 影像数据分成若干个集合，再利用最小二乘利用方法或者奇异值分解方法将多个小基线集联合起来求解。该方法能够有效地减弱时空失相干的影响，从而使得到的形变图在时间和空间上更为连续。

SBAS 方法处理数据前，首先对所获取的 SAR 影像数据进行 DInSAR 方法的差分干涉预处理，然后通过建立时间序列 DInSAR 分析模型，基于所选择出来的高相干点来逐点求解各时间段的沉降速率和累积形变量。

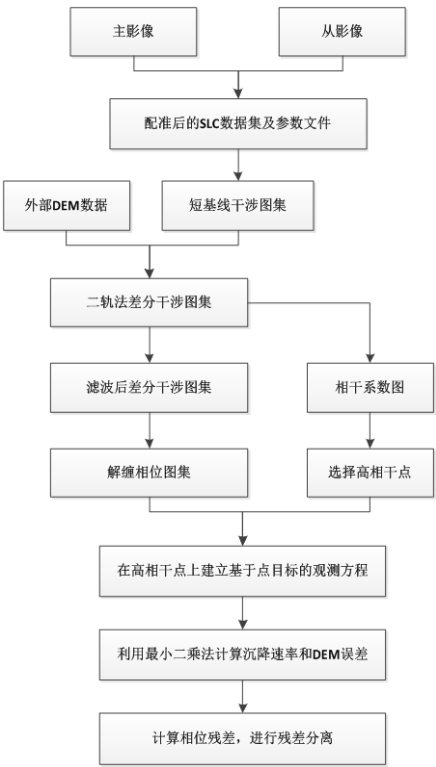


图 2 SBAS 数据处理流程

2.4 时空基线选取

实验选取的时间跨度为 3 个月，数据每期间隔 11 天。具体时间见下表。为避免地表植被对于数据相干性的影响，实验选择了春季 3 月-6 月的数据来进行处理。空间基线分布如图，得益于 TerraSAR 卫星良好的轨道控制，基本都在[-200m, 200m]之间。SBAS 实验选择了 20170501 期数据作为超级主影像，作为本次实验统一的配准基准。

表 1 TerraSAR 数据接收时间

卫星数据	编号及获取日期				
	0	1	2	3	4
TerraSAR-X	20170307	20170318	20170329	20170409	20170420
	5	6	7	8	9
	20170501	20170512	20170523	20170603	20170614

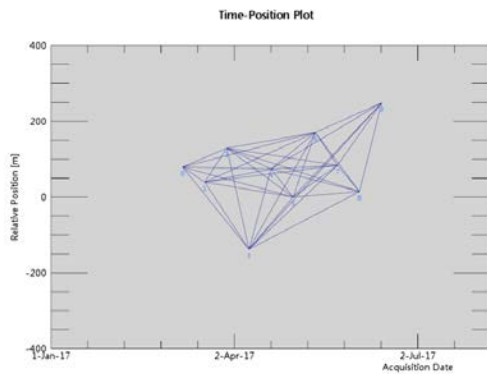
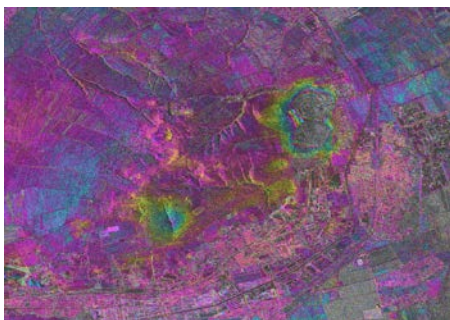


图 3 SBAS 干涉对空间基线分布

3. 监测结果分析

3.1 两轨法监测结果

首先我们用两轨法摸清研究区地面沉陷的主要位置。在 3 月份期间，在 SAR 图像观测平面内，元宝山区的煤矿 1 发生了较大的地表沉陷，极值在 10 厘米左右，且沉陷范围距离公路和铁路仅几百米。且该煤矿的沉陷范围不断扩大，下沉量也呈逐渐增加的趋势。



3 月 7 日至 3 月 29 日差分干涉结果

图 4 TerraSAR-X 数据提取的矿山地表差分干涉结果

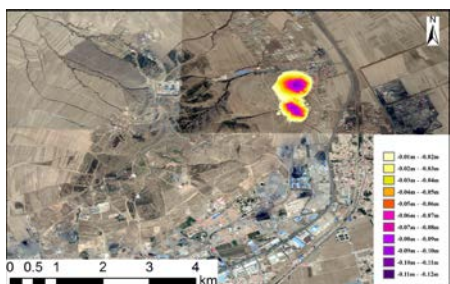


图 5 3 月 7 日-3 月 29 日地面沉陷监测结果

图 4 显示，煤矿 1 在 3 月份，差分干涉结果呈现 7 个相位周期的干涉环，根据雷达数据的波长（3.1cm），可以推断沉陷中心的最大形变量在 10cm

左右。对比煤矿 1 在 2017 年 3 月份实际形变量结果可以看出，该煤矿的地面沉陷速率很快，整体沉陷范围靠近居民区，并威胁附近的公路和铁路安全。

从 4 月份起，煤矿 1 的沉陷状况由于形变速度过快，地表已出现失相干的现象。这时我们进一步采用 SBAS 时序分析的监测方法，进一步对该区域进行深入研究。

3.2 短基线集法监测结果

SBAS 方法处理数据前，由于已经前期摸清的主要沉降区的位置，首先对 3 月份到 6 月份的 10 景数据进行裁剪，针对主要沉降区进行 DInSAR 方法的差分干涉预处理，然后通过建立时间序列 DInSAR 分析模型，基于所选择出来的高相干点来逐点求解各时间段的沉降速率和累积形变量。

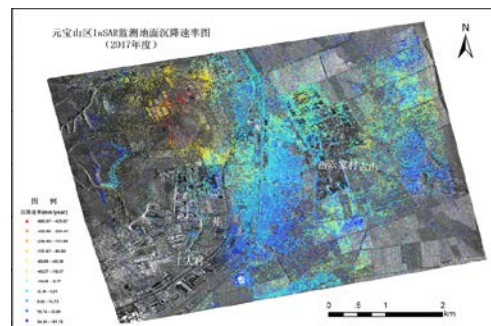


图 6 重点区域 InSAR 监测地面沉降速率图

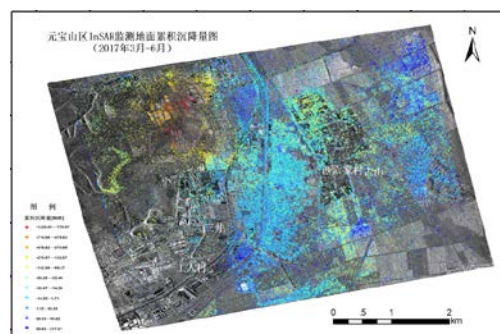


图 7 重点区域 InSAR 监测地面累积沉降量图

图 6 是 2017 年上半年，元宝山区煤矿 1 的地面沉降平均速率图。图 7 是地面累积沉降量图。对比我们可以看出，煤矿 1 中心形成了一个范围较大的沉降漏斗。最大沉降点的拟合沉降速率大约是 800 毫米/年，该位置也处在煤矿 1 的矿权中间，可以看出地下开采活动对于地面形变造成了巨大的影响。上半年，红色区域累积沉降量极值超过 1m，沉降量累积均值在 50-80cm，平均沉陷速率超过 400mm/年。该区域周围的居民区和铁路，时序监测的结果表明并未发现明显的沉降。但是离矿区较近的公路，受附近矿山开采的影响，部分区域发生了 5-10cm 左

右的沉降，需要引起重视。在实地调查时，我们也发现附近的公路出现明显的裂缝。



图8 煤矿1附近地面沉陷实地调查照片

4. 结论

利用 TerraSAR-X 差分干涉处理结果，获得了工作区矿山地面沉陷的两轨法监测结果和重点区域时序监测的沉陷结果以及平均沉陷速率图。在 2017 上半年，在重点监测区域，大于 5mm 的沉陷区超过 5 平方公里，累积沉降量极值超过 1m，累积沉降量均值在 50-80cm，在 2017 年上半年的平均沉陷速率超过 400mm/年。这与当地矿山的地下开采有必然联系。经过实地野外勘察也验证了这点。

在沉陷速率较大的煤矿 1，X 波段在 2 个月以上的两轨法差分干涉的监测效果不好。因为雷达波长较短，而地面累积形变量已经较大，会造成数据结果失相干的现象。如果用波长较长的 L 波段数据，会对于短时间快速沉陷监测较好。对于地面沉陷较快的矿区和较慢的矿区，适合采用不同波段的雷达数据开展监测。因此对于数据的选择，需要对该区域的矿山地面沉陷速率有了解再选择。

夏季 7,8 月份，地表农作物生长茂密，致使数据做干涉处理时，会造成数据结果相干性较低，得到的干涉结果较差的现象。在开展矿山地面沉陷的监测时，尽量避开夏秋季节地表植被茂盛的时期。进一步计划针对夏季采用波长较长，具有一定穿透性的 L 波段数据进行试验，看是否能得到较好的数据处理结果。

致 谢 本论文由中国地质调查局地质调查项目支持（编号：121201003000172705）

■ 参考文献

Berardino, P., et al. (2002). "A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms." Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing **40**(11): 2375-2383.

Euillades, L. D., et al. (2016). "Detection of glaciers displacement time-series using SAR." Remote Sensing of Environment **184**: 188-198.

Feng, G., et al. (2010). "Coseismic fault slip of the 2008 Mw 7.9 Wenchuan earthquake estimated from InSAR and GPS measurements." Geophysical Research Letters **37**(1).

Liu, L., et al. (2010). "InSAR measurements of surface deformation over permafrost on the North Slope of Alaska." Journal of Geophysical Research **115**.

Lu, Z. Q., et al. (2002). Interferometric synthetic aperture radar studies of Alaska volcanoes. international geoscience and remote sensing symposium.

Riedel, B. and A. Walther (2008). "InSAR processing for the recognition of landslides." Advances in Geosciences **14**: 189-194.

基于遥感和航磁数据的丹江口水库地震控制因素分析

李逸川¹ 余学中¹ 李皎皎¹ 李诗琚¹ 徐璐平¹

1. 中国国土资源航空物探遥感中心, 北京 100083

摘要: 丹作为南水北调中线工程的起点, 丹江口水库及源区的基底稳定性备受关注。本文利用高分 1 号和 ETM 数据经融合增强处理后对丹江口水库地震高发区宋湾震区的断裂构造进行分析, 认为地震集中分布区位于影像中一系列北西向线性构造和一条北东向线性构造的交汇部位, 并分布一较大环形构造。根据航磁 ΔT 数据, 地震集中分布区中南部为一处规模较大的宽缓磁异常, 推测为隐伏中酸性侵入岩体, 遥感环形构造即为其中一个埋藏相对较浅隐伏岩体的反映。本文试从遥感和航空磁测数据的角度, 综合分析引起宋湾地区地震高发的主要因素, 为后期稳定性研究和地震防范提供依据。

关键词: 遥感, 航磁, 地震, 控制因素, 丹江口水库

中图分类号: TP701

文献标志码: A

1 引言

遥感影像断裂构造解译对地震控制因素分析有重要意义。地表规模不等、走向稳定的断裂构造在遥感影像中以线状、环状等特征显示, 在遥感影像中呈现出特殊的空间结构特征和光谱特征, 并以一定的空间形态和空间尺度呈现其独特的空间结构。不同类型传感器获取的不同空间分辨率遥感数据在断裂构造解译时各有优势。为满足断裂构造解译的精度、正确率和效率等要求, 本文选择中分辨率 Landsat ETM+ 影像、高分一号影像数据联合解译, 通过形态、色彩、纹理等特征直观判读构造的位置、走向(齐信等, 2012; 刘文清等, 2015; 李雪等, 2017)。理论和实践表明: 断裂的产生或者改变了岩石的磁性, 或者改变了地层的产状, 或者沿断裂带伴有后期或同期岩浆活动, 或者沿断裂两侧具有不同的构造特点, 因此依据高精度航空磁测数据能够圈定断裂带、破碎带及地质体。同时高精度磁测能够探测不同地质体间的磁性差异, 某种地质体的异常特征, 与地质体的空间分布、形状、产状及磁性直接相关。磁异常的位置和轮廓可以大致反映地质体的位置和轮廓; 在地质体出露和埋深

较小的情况下, 其磁不均匀性常会使异常发生起伏变化(管志宁, 2014)。

2 构造断裂信息解译

根据 1970 年-2015 年丹江口水库及周边地区地震数据资料, 可以发现丹江口水库区的地震在时空分布上具有分期、分区的特点。地震在空间上的密集分布, 例如, 位于丹库北部的宋湾震中密集区; 在时间上, 与库水位有密切的相关性, 1969 年 10 月 25 日, 丹江口水库的水位首次上升到 145.15 米, 此后于 1970 年 1 月水库地震开始活动。随水位的升降, 地震频度明显地增大或减小。1973 年 10 月水位急剧上升到 156 米的高位时, 库区的地震频度更大了。在这个高水位的 40 天后, 于 1973 年 11 月 29 日发生了 4.7 级的主震。在遥感影像图上地震在空间上的密集分布区构造特征明显。

2.1 ETM 数据处理

选用中分辨率的美国陆地卫星 7 号 ETM+ 数据, 选用 ETM⁺7ETM⁺4ETM⁺1(B)3 个波段合成假彩色影像, 对影像进行大气校正、几何校正, 为突出构造特征及地物成分, 经裁剪线性拉伸, 色彩平衡等基础数据处理, 形成研究区

基金项目: 中国地质调查秦岭及天山等重点成矿区带航空物探调查(12120120300016006)、丹江口地区航空物探(磁、放)综合研究(DD2016006621)
第一作者: 李逸川(1986-), 女, 博士, 现从事遥感与物探应用研究。E-mail: liyichuan.mail@qq.com

遥感影像图，见图1。

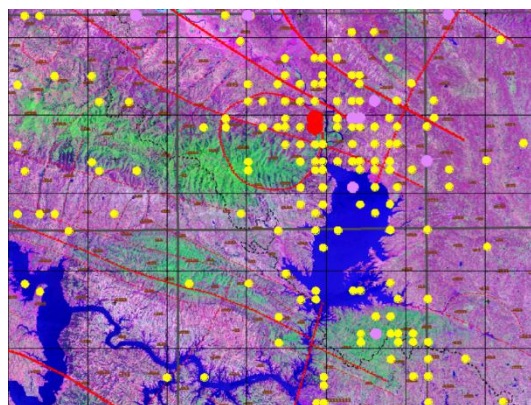


图1. ETM数据断裂提取图

Fig.1 faults extraction from ETM data

2.2 高分1号数据处理

对高分1号数据主要进行影像增强处理，主要包括对影像进行假彩色合成、主成分变换、空间域滤波、频率域滤波、纹理增强等，以突出断裂构造的特征。

2.3 遥感地质解释

通过遥感影像可以看出区内地层在遥感影像上特征明显，不同时代地层在色调、地貌、影纹特征差异易于识别，尤其区内东北部可见清晰的地层层状分布特征，局部位置可见褶皱构造。结合地质资料可以看出丹江口水库所在地区在历次构造运动的作用和影响下，形成了一系列北西-北西西向褶皱和各种方向的断裂。与丹江口水库关系最为密切的有汉江断裂带、瓦屋厂-周山断裂带和丹江拗折带。它们不仅穿过库区或从其附近通过，且规模大，是本区主要活动性构造（引自李坪，1994）。在ETM影像中可清晰判读出地震高发区位于一系列北西向构造与一条北北东向构造交汇部位，同时分布一遥感环形构造，这种格局造成不同规模、不同级别、不同层次的各种构造形态发育，形成不稳定区域；在高分辨率遥感影像上线性影像特征更为明显。

3 隐伏岩体识别

根据1:5万高精度航空磁测数据，在航磁

ΔT 等值线平面图上，宋湾地震集中分布区南侧分布一处规模较大的宽缓磁异常，推测为隐伏中酸性侵入岩体的磁场反映，地表出露的遥感环形影像为其中一个埋藏相对较浅的隐伏岩体的影像反映；在构造薄弱地带，岩浆在上升侵入过程中，产生放射状或环状断裂，同时挤压周围地层，诱发一些列微震或构造运动；

宋湾南侧分布的这处宽缓正异常区，范围 $15 \times 15 \text{ km}$ ，由两个宽缓正异常叠加而成，其中南侧航磁异常强度为 196 nT ，呈北西向椭圆形分布，利用切线法计算其顶面埋深约 1.4 km ，异常略成北西向延伸。北侧航磁异常强度为 80 nT ，呈等轴状分布，利用切线法计算其顶面埋深约 1.8 km 。上述宽缓正异常在化极等值线图上呈较为明显的等轴状，上面分布两个极值中心。结合地质等其他资料，推断该宽缓正异常为隐伏燕山期中酸性侵入岩体引起。该隐伏岩体规模大，侵位比较浅，对该地区的基底稳定性产生非常明显的影响。隐伏岩体所在地区位于北北东和北西向断裂的交汇部位，构造活动活跃。通常在断裂的交汇部位应力比较集中，经验证明，大地震往往发生在活动断裂的端点、交点闭锁区、拐点等应力易于集中部位。隐伏岩体在上升侵位的过程中会对上覆岩层形成引张作用力，导致上部岩层破裂，形成放射状或环状断层和裂隙构造，同时在侵入体上升侵位的过程中还会对周围的岩层产生挤压，产生一系列地层褶皱。通过统计以往的地震发现，在该隐伏岩体外侧发生地震的频率非常高，该地区记录到的两次中强震就发生在该区域。因此该地区属于构造地震的易发地段。

4 综合分析

研究区属于南秦岭地层分区，主要由元古界、震旦系、寒武系变质岩组成，其上为中生代盆地。地层沉积相变化快，建造复杂，火山岩发育，均受不同程度构造作用和变质作用影响。区内经历了多次构造运动，

形成了一系列极其复杂的构造形迹。区域变质作用总体以浅至中等变质为主,表现为片理、片麻理发育。地震高发的宋湾地区在地质中上位于寒武系和奥陶系,寒武系主要由硅质岩、炭质页岩、粘土岩、灰岩、白云质灰岩及白云岩等组成,局部见有砾屑灰岩,厚80-1900米。既有滞流还原环境和非正常海相沉积,也有正常海相沉积。与下覆震旦系上统多为整合接触,但在郧西-丹江口以北则为平行不整合接触。奥陶系在秦岭地层区奥陶纪为冒地槽型沉积,主要岩性为灰岩、火山岩及泥质粉砂岩、含粉砂泥岩、变质含碳泥质岩、钙质白云岩夹少量结晶灰岩、钙质千枚岩、绢云石英片岩和生物礁灰岩等,厚1000~3800米,奥陶系与下伏寒武系为整合接触。

丹库北部主要分布下石炭统灰岩,库区的灰岩层由于受到各期构造运动的作用,形成了许多不同方向的断层、节理和裂隙,十分破碎,个别地方落水洞、漏斗、溶沟以及溶槽等这样的垂直式岩溶管道也十分发育,给地下水向纵深运移创造了有利条件。虽然该地区的灰岩绝大多数本来都是饱水的,但是在水库水体的荷载作用下,就会增加渗透能力,由于渗透压力和水化学的持续作用,结果导致灰岩中的断层、节理和裂隙等构造结构面上的物质改变其原来的力学属性,减少断层两侧的正应力,降低抗剪强度,在本

渗透区周围分布起隔水作用的不透水地层,如第三系红层,志留系页岩与砂页岩,因而也形成了一个封闭的渗水—储积环境。这样就可能破坏原来岩体亚稳态的平衡应力状况,沿着断裂带发生形变位错,导致地震的发生。

5 结论

通过不同类型传感器获取的遥感影像可以发现地震高发区位于北北东和北西向深大断裂的交汇部位,应力集中区,属于不稳定区域。根据高精度航空磁测 ΔT 数据,隐伏岩体的侵位引发的岩层破碎、断裂与褶皱构造。根据地质资料,以灰岩为主的岩性为水库地震发生提供了优化条件,灰岩本身节理发育,易溶解,可形成各种规模不等的地下暗河,同时在库容水体压力下,有利于水体向下渗透,进一步破坏地层稳定性。综合分析,丹库北端的宋湾及其周围地区地震密集分布由三个原因综合导致。因此,宋湾及其周围地区,尤其是隐伏岩体东部外边缘是本地区相对最不稳定地区,易发生诱发地震,应在后期做重点防范。遥感和航磁等多源数据能够在地震控制因素这种复杂问题分析上发挥各自优势,综合分析,多角度判别对解决复杂问题提供参考。

参考文献(References)

- Qi X, Shao C S, Chen Z F, Li X. 2012.Application of multi-source remote sensing data in fault structure interpretation. *Geodesy and geodynamics*, 32(04): 90-93(齐信,邵长生,陈州丰,李雪. 2012.多源遥感数据在断裂构造解译中的应用.大地测量与地球动力学, 32(04): 90-93).
- Li X, Liu X L, Wang Q L, Li J G, Zhang L F, Liao W L. 2017.Study on fault structure extraction method based on multi-source remote sensing data -- a case study of the core water source area of the middle line project of south-to-north water transfer project.

Geodesy and geodynamics, 37(02): 132-136(李雪,刘小利,王秋良,李井冈,张丽芬,廖武林. 2017.基于多源遥感数据的断裂构造提取方法研究——以南水北调中线工程核心水源区为例. 大地测量与地球动力学, 37(02): 132-136).

- Liu X Q, Zhu J, Xu X X, Song W, Liu H Q, Huang F. 2015. About background research and reservoir earthquake trend analysis in Danjiangkou reservoir area. *Seismic geomagnetic observation and research*, 36(03): 58-62(刘文清,宋建,徐新喜,宋伟,刘华清,黄飞. 2015.丹江口库区本底地震与水库地震趋势分析.地震地磁观测与研究, 36(03): 58-62).

- Guan Z N. 2014. *geomagnetic field and magnetic exploration*. Geological Publishing House. 2014:(管志宁. 2014.地磁场与磁力勘探.地质出版社).

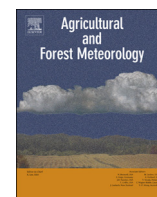
The analysis of seismic controlling factors of Danjiangkou Reservoir based on remote sensing and aeromagnetic data

LI Yichuan¹, YU Xuezhong¹, LI Jiaojiao¹, LI Shijun¹, XU Luping¹

*1.China aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Land and Resources, Beijing 100083,
P.R.China.*

Abstract: As the starting point of the South-to-North Water Diversion Middle Line Project, the stability of the basement of the Danjiangkou Reservoir and the source area has received much attention. In this paper, the fault structure of the Songwan earthquake area, the high-incidence area of the Danjiangkou Reservoir, is analyzed by fusion enhancement processed GF1 and ETM data. It is considered that the concentrated distribution area of the earthquake is located in the intersection of a series of north-west and north-north direction linear structures, where is also considered to contain a large circular structure. According to the aeromagnetic ΔT data, a large-scale broad magnetic anomaly is located in the middle and south of the concentrated seismic distribution area, which is presumed to be a concealed medium-acid intrusive rock mass. The circular structure is the product of one of the relatively shallow buried concealed rocks. In this contribution, we comprehensively analyze the main factors of frequent earthquake activity in the Songwan area from the perspective of remote sensing and aeromagnetic data, and provide a reference for subsequent stability research and earthquake prevention.

Key words: Remote sensing, Aeromagnetic, Earthquake, Controlling factors, the Danjiangkou Reservoir



Generalized FPAR estimation methods from various satellite sensors and validation



Rongyuan Liu^{a,c}, Huazhong Ren^{b,*}, Suhong Liu^c, Qiang Liu^d, Bokun Yan^a, Fuping Gan^a

^a China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Land and Resources, Beijing, 10083, China

^b Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing, 100871, China

^c State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing, 100875, China

^d College of Global Change and Earth System Science, Beijing Normal University, Beijing, 100875, China

ARTICLE INFO

Keywords:

FPAR
Reflectance
Generalized method
Different sensors

ABSTRACT

Fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FPAR) is a key parameter in ecosystem productivity and carbon balance estimation. FPAR can be estimated from various satellite images but its product might have significant differences due to the usage of various algorithms. This work proposes a generalized FPAR retrieval method for Landsat 5/ Thematic Mapper (TM), Landsat 7/Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+), Landsat 8/ Operational Land Imager (OLI), Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER), SPOT/VEGETATION, and HJ-1/CCD in the form of two linear models, namely, the BOA (bottom of atmosphere) model and the TOA (top of atmosphere) model, to reduce FPAR discrepancy among sensors. The BOA model estimates canopy FPAR from land surface multiband reflectance after atmospheric correction, whereas the TOA model estimates FPAR from apparent multiband reflectance at the TOA. Analysis results found that the FPAR errors from the BOA and TOA models were approximately 0.03 and 0.06, respectively, and the difference among FPAR estimated from different sensors was turned out to be less than 0.015 in theory. In addition, the FPAR difference between the two models was generally small, especially under low aerosol optical depth (AOD) and densely vegetated conditions. Ground validation using the datasets from the HiWATER and Validation of Land European Remote Sensing Instruments (VALERI) programs showed that the FPAR errors were 0.16 and 0.18 for the BOA and TOA models, respectively, which might be affected by the time interval of ground and satellite observation, spatial scale effect, and atmospheric correction errors. Moreover, this paper applied the new methods to estimate FPAR in different dates at the Heihe River basin and conduct a cross-comparison of FPAR from various sensors, and consequently obtained acceptable results.

1. Introduction

As a key parameter in the studies of energy, water vapor, and carbon dioxide exchanges between the surface of the earth and the atmosphere (Sakamoto et al., 2011), the fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FPAR) is the ratio of the absorbed photosynthetically active radiation (PAR) in the spectral range of 400–700 nm to the total PAR that arrives at the top of the canopy. FPAR is commonly used in ecosystem models and can be measured on the ground with handheld instruments, such as AccuPAR and SUNSCAN (Liu et al., 2015; Majasalmi et al., 2014), or inferred from satellite imagery over large spatial scales.

Several approaches have been proposed to estimate FPAR from remote sensing images, such as Advanced Very High-Resolution

Radiometer (AVHRR) (Sellers et al., 1994; Zhu et al., 2013), Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) (Myneni et al., 1997; Yan et al., 2016), Landsat (Gokhale et al., 2010; Yuan et al., 2015), Multiangle Imaging Spectroradiometer (MISR) (Knyazikhin et al., 1998a, b; Zhang et al., 2000), SPOT/VEGETATION (Verger et al., 2015), the Carbon Cycle and Change in Land Observational Products from an Ensemble of Satellite (CYCLOPES) (Baret et al., 2007; Weiss et al., 2007), and the Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) instrument onboard the Suomi National Polar-orbiting Partnership (Yan et al., 2018). These methods can be generally classified into three groups: physical methods, linear or non-linear methods, and artificial neural network (ANN) methods. Physical methods use the radiative transfer model to describe light energy absorption or reflection in the vegetation canopy and then predict canopy reflectance and biophysical

* Corresponding author.

E-mail address: renhuazhong@pku.edu.cn (H. Ren).

<https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.05.024>

Received 22 January 2018; Received in revised form 27 May 2018; Accepted 28 May 2018

Available online 14 June 2018

0168-1923/ © 2018 Elsevier B.V. All rights reserved.

parameters, such as leaf area index and FPAR. For example, MODIS FPAR standard products (MCD15A2) are retrieved from MODIS reflectance data in red and near-infrared (NIR) channels by using a look-up table (LUT) technique that is based on a radiative transfer equation (Myneni et al., 1997). Recently, a few models based on the law of energy conservation (Fan et al., 2014) and spectral-invariant theory (Majasalmi et al., 2014) have attracted significant attention in the retrieval of FPAR and other parameters; linear or non-linear methods were used to relate the reflectance or vegetation index (e.g., normalized difference vegetation index, NDVI) recorded by a sensor to the FPAR (Fensholt et al., 2004; Myneni and Williams, 1994; Roujean and Breon, 1995). Roujean and Breon (1995) proposed a renormalized difference vegetation index (RDVI) to eliminate the background influence of soils on pixel-wise NDVI and then established a relationship to derive FPAR from RDVI on POLDER multiple angular observation. MODIS FPAR was also estimated from an NDVI empirical relationship when physical methods failed (Myneni et al., 1997). The ANN methods are networks of simple processes that input multiband reflectance and a few auxiliary datasets and output FPAR from non-linear and non-parametric systems (Bacour et al., 2006; Baret et al., 2007; Yuan et al., 2015). The FPAR in the CYCLOPES program was estimated by the inversion of the radiative transfer model using neural network with the solar zenith angle (SZA) at 10:00 local time and the normalized nadir reflectance in the red, NIR, and SWIR bands of SPOT/VEGETATION data (Baret et al., 2007; Weiss et al., 2007).

However, different sensors used various algorithms, thereby resulting in a few remarkable differences between FPAR and other sensors (D'Odorico et al., 2014; Fritsch et al., 2012; Li et al., 2015b). By comparing MODIS and CYCLOPES FPAR products in different vegetation covers, Liu et al. (2014) found that the MODIS FPAR was larger by 0.1–0.2 than CYCLOPES FPAR; furthermore, MODIS products for forest area always presented seasonal variations, whereas CYCLOPES products remained relatively stable. Similar results were also found between MODIS and POLDER FPAR products. Therefore, developing a generalized FPAR retrieval method that is available for various sensors is necessary to reduce the FPAR difference estimated from different sensors. This study aims to propose this kind of FPAR retrieval method on the basis of the radiative transfer model and improve the methods according to the availability of atmospheric correction. This paper is organized as follows. Section 2 shows the development of the FPAR retrieval algorithm; Section 3 presents a sensitivity analysis of the new algorithm and a few comparisons; Section 4 explains the conducted ground validation and real application in FPAR retrieval. Sections 5 and 6 present the discussion and conclusions.

2. Development of FPAR retrieval algorithm

2.1. Satellite sensors

Most satellite sensors have spectral channels in the absorption wavelength range of leaf chlorophyll and thus are available for monitoring canopy FPAR. We considered only several widely used sensors for the investigations in this study, including Landsat 5/ Thematic Mapper (TM), Landsat 7/Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+), Landsat 8/ Operational Land Imager (OLI), MODIS, Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER), SPOT/VEGETATION, and Chinese HJ-1/CCD (Abrams et al., 2015; Baret et al., 2007; Roy et al., 2014; Wang et al., 2015). Table 1 lists the information of the channels and spatial resolution of the sensors, and Fig. 1 presents the spectral response functions for these sensors. Results showed that except ASTER, all sensors have blue, green, red, and NIR bands. TM, ETM+, OLI, MODIS, and VEGETATION have additional 1–3 shortwave-infrared (SWIR) bands. However, different sensors possess different spectral ranges and bandwidths for the same bands (e.g., blue band), and OLI and MODIS generally have narrower bandwidths than the others. Such difference will lead to the failure of similar bands of

different sensors in observing similar signals from the same target. However, compared with the difference between spatial resolutions of images and that in the retrieval algorithms, the spectral difference is smaller; therefore, we did not remove such difference in this study.

2.2. Linear models for FPAR estimation from multichannel reflectance

This study aimed to develop a generalized method that is available for different satellite images for FPAR estimation. Most satellite sensors provide blue, green, red, and NIR bands that are highly related to canopy chlorophyll content and leaf structures. Therefore, the designed generalized method can be developed on the basis of these four bands for FPAR estimation. Moreover, because the FPAR from the remote sensing image is actually the canopy or pixel FPAR rather than the leaf-level FPAR, and the canopy FPAR varies with the canopy leaf area index (LAI), which consequently influences the reflectance of shortwave bands (centered at approximately 1.6 and 2.1 μm). Therefore, the reflectance of SWIR bands is related to the canopy FPAR and can be considered in the retrieval methods. As a result, a generalized linear model that calculates the canopy FPAR from the multichannel reflectance can be written as:

$$FPAR = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i \rho_i, \quad (1)$$

In Eq. (1), a_k ($k = 0, 1, 2, \dots$) denotes the algorithm coefficients and ρ_i is the reflectance of channel i . The Dark-Object method can be used to estimate aerosol optical depth (AOD) from Landsat (Liang et al., 2001) and MODIS images (Vermote et al., 2002) and then drive atmospheric transmittance codes, such as the Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum (6S) and MODerate resolution atmospheric TRANsmittance model (MODTRAN), to obtain the atmospheric-corrected reflectance. In this case, ρ_i could be considered as ground reflectance, which is also called the reflectance at the bottom of atmosphere (BOA). On the contrary, the AOD for ASTER, VEGETATION, and HJ-1/CCD that does not provide the observation at 2.1 μm cannot be estimated from the image itself; thus, atmospheric correction would not be performed. In this case, ρ_i could only be considered as the reflectance at the top of atmosphere (TOA). This study expressed the linear model in Eq. (1) using TOA and BOA reflectance to deal with different kinds of reflectance depending on the atmospheric correction and consequently developed the BOA and TOA models. Furthermore, the estimated FPAR from the remote sensing image is the instantaneous FPAR of satellite observation because the light path of solar beam changes with the SZA and reflectance varies with viewing angle. A large SZA corresponded to a long light path, which increases the probability of photon absorption in the canopy and thereby presents a large FPAR. From this viewpoint, the FPAR and the reflectance in Eq. (1) must be angle-dependent, and then the BOA and TOA models could be written as

$$\text{BOA model: } FPAR(\theta_s) = b_0(\theta_s, \theta_v, \phi) + \sum_{i=1}^N b_i(\theta_s, \theta_v, \phi) \cdot \rho_i^{BOA}(\theta_s, \theta_v, \phi), \quad (2.1)$$

$$\text{TOA model: } FPAR(\theta_s) = c_0(\theta_s, \theta_v, \phi) + \sum_{i=1}^N c_i(\theta_s, \theta_v, \phi) \cdot \rho_i^{TOA}(\theta_s, \theta_v, \phi), \quad (2.2)$$

where, θ_s , θ_v , and ϕ are the SZA, viewing zenith angle (VZA), and relative azimuth angle (RAA), respectively. $\rho(\theta_s, \theta_v, \phi)$ is the bidirectional reflectance at the satellite observation. However, observations for sensors with small fields of view (FOV), such as Landsats, HJ-1/CCD and ASTER, are nearly at nadir, and θ_v and ϕ can be considered as 0. Consequently, $\rho(\theta_s)$ is used to replace $\rho(\theta_s, \theta_v, \phi)$ in Eq. (2). b_k and c_k ($k = 0, 1, 2, \dots$) are algorithm coefficients that can be regressed using a simulation dataset. Moreover, this study divides the FPAR of the canopy into two parts: direct FPAR ($FPAR_{dir}$) and diffuse FPAR ($FPAR_{dif}$) (Li

Table 1
Information of different satellite sensors.

Sensor	Satellite	Bands range (μm)	Spatial resolution (m)	Revisit interval (day)	Data period
TM	Landsat 5	0.45–0.52; 0.52–0.60	30	16	1984–2011
ETM+	Landsat 7	0.63–0.69; 0.77–0.90	30	16	1999–present
OLI	Landsat 8	1.55–1.75; 2.09–2.35	30	16	2013–present
		0.45–0.51; 0.53–0.59			
		0.64–0.67; 0.85–0.88			
		1.57–1.65; 2.11–2.29			
MODIS	Terra/Aqua	0.62–0.67; 0.84–0.87	500	1	2000–present
		0.46–0.48; 0.55–0.57			
		1.23–1.25; 1.63–1.65			
		2.11–2.14			
ASTER	Terra	0.52–0.60; 0.63–0.69	15	26	2000–present
		0.76–0.86			
VEGETATION	SPOT	0.45–0.52; 0.50–0.59	1000	1	1998–present
		0.61–0.68; 0.78–0.89			
		1.58–1.75			
CCD	HJ-1	0.43–0.52; 0.52–0.60	30	4	2008–present
		0.63–0.69; 0.76–0.90			

et al., 2015a). The $FPAR_{dir}$ is related to the FPAR caused by the direct solar radiance going into the canopy. Since the direct solar radiance will be scattered by the leaves in the canopy to become the diffuse radiance and then be absorbed by the leaves, the $FPAR_{dir}$ is actually resulted from the absorption on the direct solar radiance and its scattered radiance inside the canopy. Meanwhile, if only sky-diffuse radiance goes into the canopy, the FPAR resulted from the absorption on this kind of radiance is called $FPAR_{dif}$. Similarly, the $FPAR_{dif}$ also contains the absorbed radiance scattered from the sky-diffuse radiance inside the canopy. Finally, the total FPAR ($FPAR_{tot}$) of the canopy from the two parts is weighted by the sky-diffuse radiance ratio as:

$$FPAR_{tot}(\theta_s) = (1 - r) \cdot FPAR_{dir}(\theta_s) + r \cdot FPAR_{dif}, \quad (3)$$

where, the sky-diffuse radiance ratio r is the ratio between the sky-diffuse radiance to the sum of the direct solar radiance and the sky-diffuse radiance, which can be estimated or simulated using the 6S or MODTRAN code if the atmospheric data, such as AOD, is known. $r = 0$ corresponds to no sky-diffuse radiance and the canopy FPAR is equal to $FPAR_{dir}$, while $r = 1$ corresponds to no direct solar radiance and the canopy FPAR is equal to $FPAR_{dif}$.

Moreover, $FPAR_{dif}$ can be considered as the integrated value of $FPAR_{dir}(\theta_s)$ in the upper hemisphere. Therefore, $FPAR_{dif}$ is theoretically determined by the canopy structure and leaf biological features but independent of the SZA. On the contrary, the $FPAR_{dir}$ varies with SZA, and different pixels in the same image or the same pixel observed at different times have various SZAs. To reduce the FPAR difference caused by various SZAs and enhance the FPAR comparability among different pixels, this study estimated $FPAR_{dir}$ at the same local time 10:30 a.m. instead of the instantaneous value of satellite overpass, and then Eq. (2) can be changed to

$$FPAR_{dir}[\theta_s(10.5)] = FPAR_{dir}(\theta_{ref}) = d_0(\theta_{ref}, \theta_s) + \sum_{i=1}^N d_i(\theta_{ref}, \theta_s) \cdot \rho^i(\theta_s), \quad (4)$$

where, θ_s is the instantaneous SZA of the satellite observation and $\theta_s(10.5)$ is the SZA at the local time 10:30 a.m., which can be calculated using the latitude, longitude, elevation, date, and local time. This term is not fixed all throughout the year and changes with the date. For a thorough understanding, $\theta_s(10.5)$ is hereafter called the reference SZA and denoted as θ_{ref} . Similarly, d_k ($k = 0, 1, 2, \dots$) denotes the algorithm coefficients and thereby varies with the combination of θ_{ref} and θ_s . $\rho(\theta_s)$ is the observed surface reflectance in the BOA model or the apparent reflectance in the TOA model.

2.3. Determination of algorithm coefficients and sensitivity analysis

The canopy radiative transfer model was used to simulate canopy FPAR and reflectance under different conditions and then applied the atmospheric radiative transfer model to simulate the TOA reflectance in different aerosol loadings. Consequently, the coefficients of Eq. (4) for the BOA and TOA models were regressed from the simulation dataset. Fig. 2 shows the main flowchart for the BOA and TOA models establishment.

2.3.1. Canopy FPAR and reflectance dataset simulation

The process of flux exchange between canopy layers and soil follows the radiative transfer principle and can be obtained by estimating the downward and upward flux for each layer. As a multilayer model, the Simultaneous Heat and Water (SHAW) model estimates flux within the canopy layers and bottom layer of soil and/or plant residues. This model was developed by (Flerchinger et al., 2009; Flerchinger and Yu, 2007), and Liu et al. (2015) proposed a modified SHAW (MSHAW) to simulate the vertical distribution of canopy and the canopy FPAR. We recently improved this model to simulate the bidirectional reflectance of canopy (denoted as MSHAW-BRDF model) using the similar way in the Scattering by Arbitrary Inclined Leaves (SAIL) model (Verhoef, 1984) as

$$dS_O/dz = w \cdot S_{dir} + v \cdot S_{down} + \mu \cdot S_{up} - k_O \cdot S_O. \quad (5)$$

In Eq. (5), S_O is the observed radiance; the coefficients w , v , and μ are scattering ratio for the direct solar radiance, downward scattering radiance, and upward scattering radiance, respectively; and the term k_O is the attenuation coefficient in the observation, with the unit of m^{-1} . Finally, the canopy reflectance in the viewing direction is calculated as $S_O(\theta)/(L_{dir} + L_{dif})$, with L_{dir} and L_{dif} as the direct solar radiance and sky-diffuse radiance, respectively.

Consequently, the MSHAW-BRDF provides the basic model for the development of new algorithms for FPAR retrieval. Similar to the SAIL model, the MSHAW-BRDF model requires the input leaf and soil reflectance, LAI, leaf angle orientation distribution (LAD), sky-diffuse radiance ratio (r in Eq. (3)), and solar and viewing angles to predict canopy FPAR and bidirectional reflectance. The leaf spectral reflectance and transmittance were obtained from the PROSPECT model (Jacquemoud and Baret, 1990; Jacquemoud et al., 2009) simulation under a total of 48 different combinations of leaf structure parameter N (three levels as 1.5, 2.0, and 2.5), chlorophyll $a + b$ content C_{ab} (eight levels as 10:10:80 $\mu g/cm^2$), equivalent water thickness C_w (one level as 0.015 g/cm^2), leaf mass per unit area C_m (two levels as 0.005 and 0.01 g/cm^2), and brown pigment content (one level as 20 $\mu g/cm^2$). Meanwhile, on the basis of a global soil region map from the USDA,

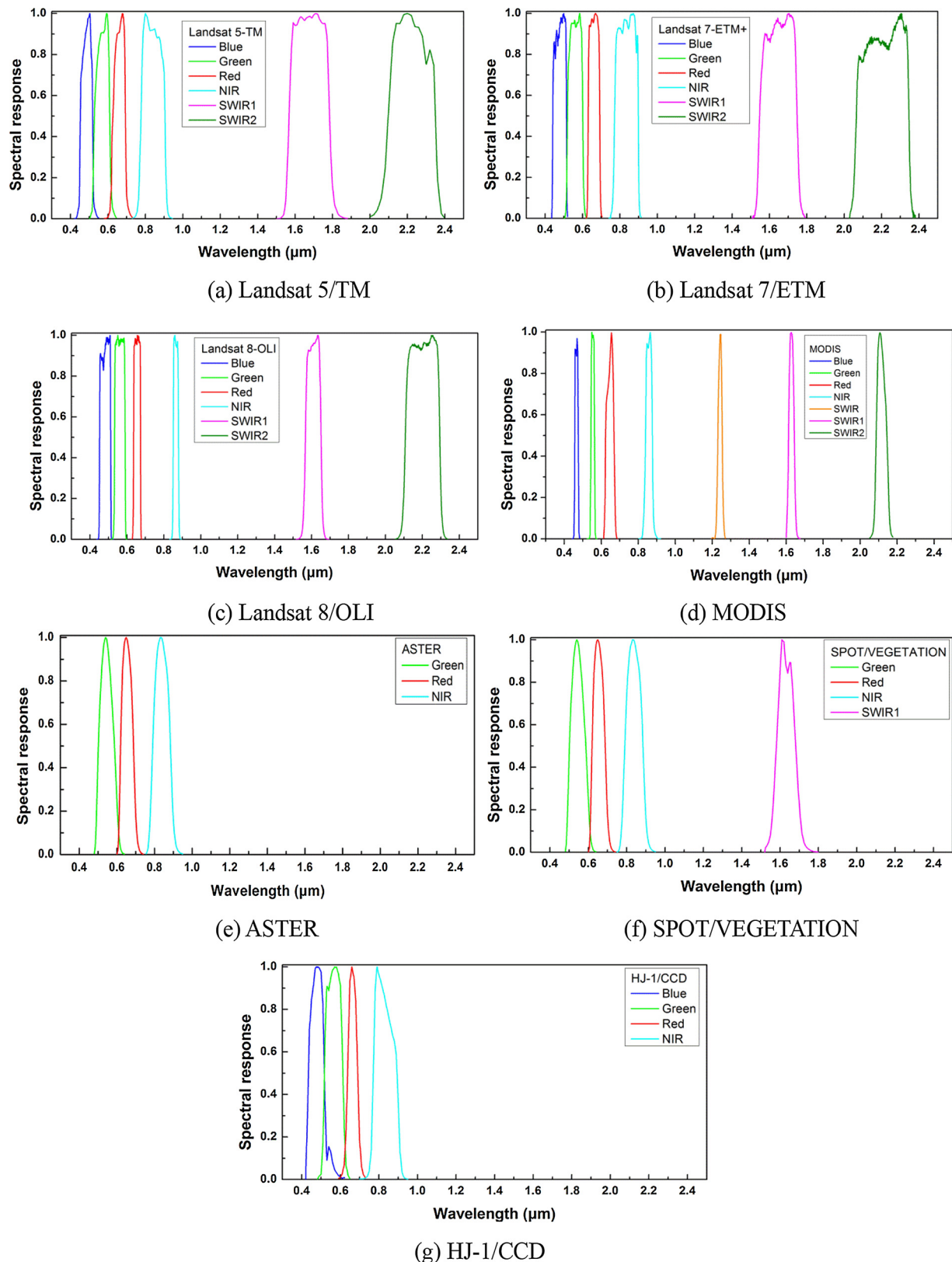


Fig. 1. Spectral response filters of different satellite sensors.

eight soil reflectance spectra, namely, alfisols, aridisols, gelisols, mollisols, ultisols, histosols, inceptisols, and entisols, were selected from the ASTER spectrum library (Baldrige et al., 2009). The canopy LAI was valued 0.2–10.0, and the sky-diffuse radiance ratio r was set as 0 and 1 to simulate the $FPAR_{dir}$ and $FPAR_{dif}$, respectively. Table 2 lists the

details of the input parameters to the MSHAW-BRDF model for canopy FPAR and reflectance prediction. The spherical LAD was used and the VZA and RAA were 0° – 65° and 0° – 180° , respectively. However, for the sensors with a small FOV (e.g. Landsats and ASTER), only the case of $VZA = 0^{\circ}$ and $RAA = 0^{\circ}$ was used.

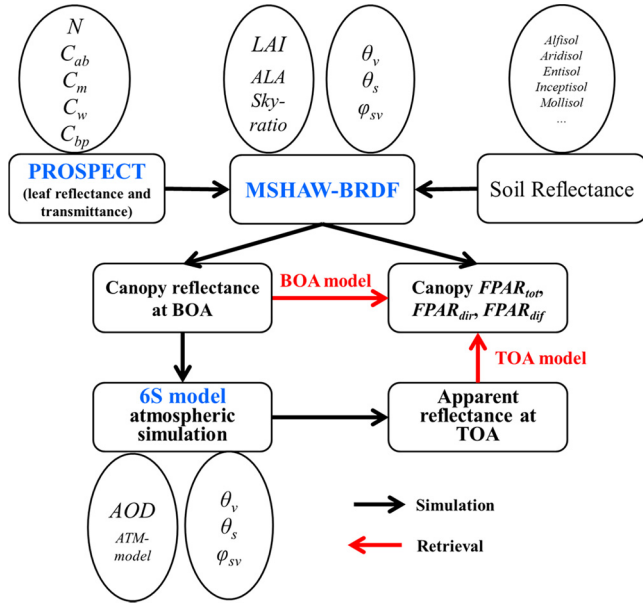


Fig. 2. Flowchart of the BOA and TOA models establishment using simulation dataset.

Table 2

Input parameters to the MSHAW-BRDF model for FPAR and canopy reflectance prediction.

Parameter	Unit	Levels	Descriptions
Leaf spectral reflectance and transmittance	–	48	From PROSPECT model
Soil spectral reflectance	–	8	From ASTER spectrum library
Leaf area index LAI	–	18	0.2, 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0, 3.5, 4.0, 4.5, 5.0, 5.5, 6.0, 6.5, 7.0, 8.0, 9.0, 10.0
Sky-diffuse radiance ratio r	–	2	$r = 0$ for $FPAR_{dir}$ simulation $r = 1$ for $FPAR_{dif}$ simulation
SZA θ_s	degree	17	0°–80° with a step 5°
VZA θ_v	degree	14	0°–65° with a step 5°
RAA ϕ_{sv}	degree	19	0°–180° with a step 10°

Fig. 3 presents the histogram of canopy NDVI, $FPAR_{dir}$, and $FPAR_{dif}$ in the simulation dataset with SZA = 30° and 60°, respectively. NDVI and FPAR were larger than 0.7 mostly because LAI = 3 corresponded to an NDVI of nearly 0.7, and 11 of 18 LAI levels shown in Table 2 was larger than three, thereby resulting in a large NDVI and FPAR with a high proportion in the simulated dataset. Owing to the non-uniform distribution of the NDVI and FPAR, obtaining the algorithm coefficients for different NDVI ranges was necessary. Therefore, this study divided

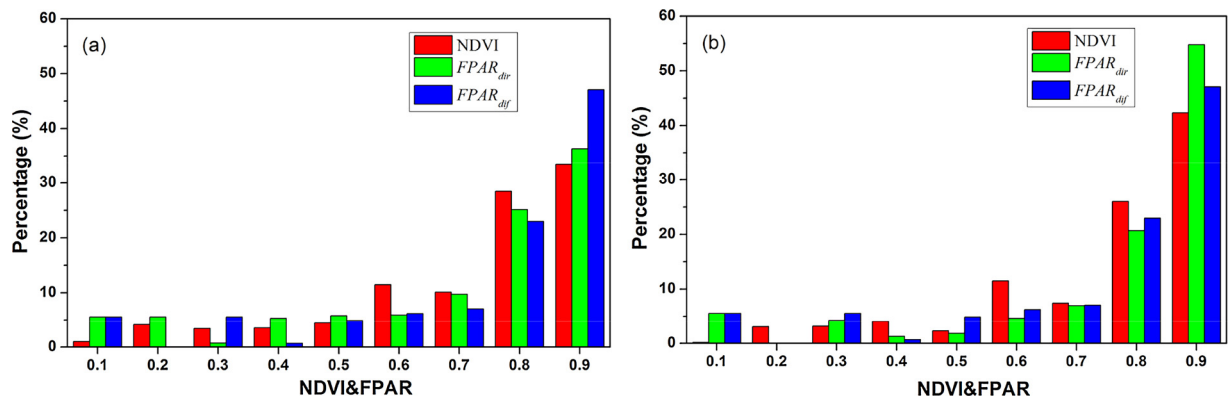


Fig. 3. Distribution of canopy NDVI, $FPAR_{dir}$, and $FPAR_{dif}$ in simulation dataset with (a) SZA = 30° and (b) 60°, respectively.

the vegetated canopy into three types: sparsely vegetated canopy (NDVI ≤ 0.5), dense canopy (0.5 < NDVI ≤ 0.8), and compact canopy (NDVI > 0.8).

2.3.2. TOA apparent reflectance dataset simulation

We used the fast atmospheric radiative transfer model (Qin et al., 2001) to simulate the TOA apparent reflectance for different sensors as follows:

$$\rho_{TOA}(\theta_s, \theta_v) = \rho_0(\theta_s, \theta_v) + \frac{T(\theta_s) \cdot R(\theta_s, \theta_v) \cdot T(\theta_v) - t_{dd}(\theta_s) \cdot t_{dd}(\theta_v) \cdot |R(\theta_s, \theta_v)| \cdot \sigma_{hh}}{1 - \rho_{hh} \cdot \sigma_{hh}}, \quad (6)$$

where, $\rho_0(\theta_s, \theta_v)$ is the atmospheric reflectance and $R(\theta_s, \theta_v)$ is the matrix of different surface reflectance shown in Eq. (7), including the canopy hemispheric–hemispheric reflectance ρ_{hh} , bidirectional reflectance $\rho_{dd}(\theta_s, \theta_v)$, directional–hemispheric reflectance $\rho_{dh}(\theta_s)$, and hemispheric–directional reflectance $\rho_{hd}(\theta_s)$. All terms of canopy reflectance could be predicted by the preceding MSHAW-BRDF model.

$$R(\theta_s, \theta_v) = \begin{bmatrix} \rho_{dd}(\theta_s, \theta_v), \rho_{dh}(\theta_s) \\ \rho_{hd}(\theta_v), \rho_{hh} \end{bmatrix} \quad (7)$$

Moreover, σ_{hh} is the atmospheric downward albedo, in which the atmosphere reflects the upward surface radiance back to the surface; $t_{dd}(\theta_s)$ and $t_{dd}(\theta_v)$ are the atmospheric downward and upward transmittance for direct solar radiance, respectively. $T(\theta_s)$ and $T(\theta_v)$ are the matrices for the atmospheric transmittance for the direct solar radiance and sky scattering radiance, respectively. These matrixes were expressed as Eq. (8), where $t_{dh}(\theta_s)$ stands for the ratio of the transfer from direct solar radiance to the sky scattering radiance and $t_{hd}(\theta_v)$ is the atmospheric upward transmittance of sky-diffuse radiance in the viewing direction.

$$T(\theta_s) = [t_{dd}(\theta_s), t_{dh}(\theta_s)] \text{ and } T(\theta_v) = \begin{bmatrix} t_{dd}(\theta_v) \\ t_{hd}(\theta_v) \end{bmatrix} \quad (8)$$

All the atmospheric parameters could be directly simulated or indirectly calculated from the results of the 6S model, and the details are in the literature (Qin et al., 2001). Five atmospheric types (including middle-latitude summer and winter, tropical, subarctic summer and winters) and twelve levels of AOD (0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0, and 2.0) were used in the 6S code. The solar and viewing angles in this simulation were similar to the surface reflectance simulation, as stated above.

3. Algorithm coefficients and analysis

Using the preceding simulation dataset, the algorithm coefficients of $FPAR_{dir}$ and $FPAR_{dif}$ for different sensors were regressed from their

Table 3*FPAR_{dir}* algorithm coefficients and error of six bands of Landsat/TM with $\theta_{ref} = 35^\circ$.

SZA	NDVI range ^a	d_0	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_6	RMSE
0	1	0.131	0.501	−0.065	−1.796	2.421	−1.121	0.028	0.013
	2	0.551	1.912	−0.874	−0.172	0.811	0.557	−2.526	0.016
	3	0.739	0.132	0.497	−2.251	0.549	0.395	−2.176	0.009
10	1	0.130	0.504	−0.072	−1.787	2.412	−1.121	0.033	0.013
	2	0.545	1.905	−0.882	−0.182	0.847	0.487	−2.467	0.016
	3	0.730	0.167	0.398	−2.055	0.583	0.353	−2.202	0.009
20	1	0.128	0.472	−0.028	−1.779	2.367	−1.091	0.023	0.012
	2	0.532	1.924	−0.907	−0.188	0.917	0.352	−2.358	0.016
	3	0.718	0.297	0.299	−1.879	0.648	0.226	−2.174	0.009
30	1	0.125	0.445	0.010	−1.744	2.299	−1.052	0.003	0.012
	2	0.516	1.978	−0.967	−0.146	1.007	0.190	−2.269	0.016
	3	0.703	0.353	0.247	−1.808	0.740	0.077	−2.205	0.010
40	1	0.120	0.392	0.082	−1.710	2.184	−0.993	−0.006	0.011
	2	0.497	2.086	−1.114	0.007	1.125	−0.004	−2.239	0.016
	3	0.686	0.156	0.189	−1.714	0.890	−0.173	−2.238	0.010
50	1	0.115	0.349	0.136	−1.601	1.993	−0.882	−0.056	0.011
	2	0.478	2.225	−1.286	0.201	1.313	−0.368	−2.151	0.018
	3	0.665	0.516	−0.159	−1.153	1.182	−0.896	−1.862	0.011
60	1	0.099	0.294	0.211	−1.577	1.915	−0.845	−0.040	0.010
	2	0.451	2.918	−1.812	0.795	1.518	−0.770	−1.992	0.021
	3	0.656	0.339	−0.252	−0.971	1.371	−1.318	−1.702	0.012
70	1	0.060	0.045	0.497	−1.542	1.624	−0.698	0.013	0.045
	2	0.427	1.893	−1.921	1.212	1.881	−1.784	−1.103	0.023
	3	0.647	−0.231	−0.603	−0.239	2.029	−2.940	−0.839	0.016
80	1	0.042	0.028	0.550	−1.278	1.192	−0.381	−0.241	0.005
	2	0.454	2.551	−3.445	2.718	2.849	−3.712	−0.618	0.034
	3	0.578	−1.439	−0.609	0.154	3.085	−4.916	−0.119	0.018

^a 1 for NDVI ≤ 0.5 ; 2 for $0.5 < \text{NDVI} \leq 0.8$; and 3 for NDVI > 0.8 .

multichannel reflectance. Moreover, the algorithm coefficients were designed to be dependent on different NDVI ranges as NDVI ≤ 0.5 , $0.5 < \text{NDVI} \leq 0.8$, and NDVI > 0.8 . Taking the Landsat 5/TM as an example, this section discusses the results of the BOA and TOA models.

3.1. BOA model result and analysis

Table 3 shows the algorithm coefficients of *FPAR_{dir}* with the reference SZA (θ_{ref}) as 35° and varying instantaneous SZAs (θ_s). The interval of θ_s in this table was set to 10° due to space limitation, but the actual interval value was 5° . d_0 is the regression constant in Eq. (4), whereas d_1 to d_6 are the coefficients for the six TM reflectance bands. Their values indicated that the blue (band 1) and NIR (band 4) bands had a positive influence on FPAR, whereas the green (band 2) and red (band 3) bands had a negative influence. The root-mean-square error (RMSE) mainly ranged from 0.01 to 0.02, and the increasing SZA contributed an increasing uncertainty to the FPAR result. The compact canopy obtained the best result, followed by the sparse and dense canopies. The following subsection investigates the impact of the combination of reference SZA and instantaneous SZA, LAI and the reflectance error, and different channel combinations on the FPAR in order to further verify the performance of the algorithm.

3.1.1. Impact of different combinations of reference SZA and instantaneous SZA

As shown in Eq. (4), the new algorithm uses the observed multichannel reflectance at the instantaneous SZA to estimate the canopy *FPAR_{dir}* at the specified local time of 10:30 a.m. Different sensors observed the same pixel in different date and time. Therefore, the reference SZA (θ_{ref}) at 10:30 a.m. and the instantaneous SZA (θ_s) would change in each observation. Fig. 4 shows the comparison of true FPAR (from the simulation) and estimated FPAR, with θ_{ref} as 35° , 60° , and 80° and θ_s as 20° , 40° , and 60° . The following findings were obtained. (1) The points mainly scattered along the diagonal line; (2) with the same θ_s , a small θ_{ref} generally had a smaller FPAR error than a large θ_{ref} . Similarly, with the same θ_{ref} , a small angle difference between θ_{ref} and θ_s could result in reduced uncertainty in the FPAR estimation. (3) The

estimation error of a small FPAR value was larger than that of a large FPAR value.

Moreover, Fig. 5 shows the FPAR error for different NDVI ranges under various combinations of the reference SZA and the instantaneous SZA. For the sparse canopy (NDVI ≤ 0.5 , Fig. 5(a)) under a fixed instantaneous SZA, the FPAR error increased with the increasing reference SZA and could reach 0.045. On the contrary, under a fixed reference SZA, the FPAR error decreased with the increase in instantaneous SZA and could be decreased to 0.01. For the dense canopy ($0.5 < \text{NDVI} \leq 0.8$, Fig. 5(b)), a few differences existed as the FPAR error nearly increased with the increasing instantaneous SZA. The FPAR error of the compact canopy showed a similar trend with that of the dense canopy but was lower than that of the sparse and dense canopies, which did not exceed 0.02. In addition, a comparison of the three graphs in Fig. 5 showed that the FPAR error of the dense and compact canopies was slightly larger than that of the sparse canopy for the large instantaneous SZAs ($> 60^\circ$) but were small for the large reference SZAs ($> 60^\circ$). In addition, the error surface presented a folded shape in the instantaneous SZA range of 55° – 60° probably because the average leaf orientation angle of the spherical distribution canopy was approximately 57.3° , which showed slightly different features of the reflectance and FPAR of the angle simulated from the MSHAW-BRDF model than those of other angles. However, according to the results of Figs. 4 and 5, the FPAR error in different combinations of reference SZA and instantaneous SZA mainly ranged within [0.01, 0.02] and could be considered acceptable.

3.1.2. Impact of LAI

LAI influences the absorption and scattering of flux inside the canopy and consequently determines the canopy reflectance and FPAR. In Table 2, total 18 LAI levels from 0.2 to 10 were used in the simulation. On the basis of the simulation data and Eq. (4), Fig. 6(a) displays the FPAR error variation with LAI under different reference SZA, and results showed that the FPAR error had a large variation at LAI ≤ 3.0 . First, the FPAR error rapidly increased with the pixel variation from soil-dominated (LAI = 0.2) to vegetation-dominated (LAI = 1.0) but then rapidly decreased until LAI = 3. Although this study used the

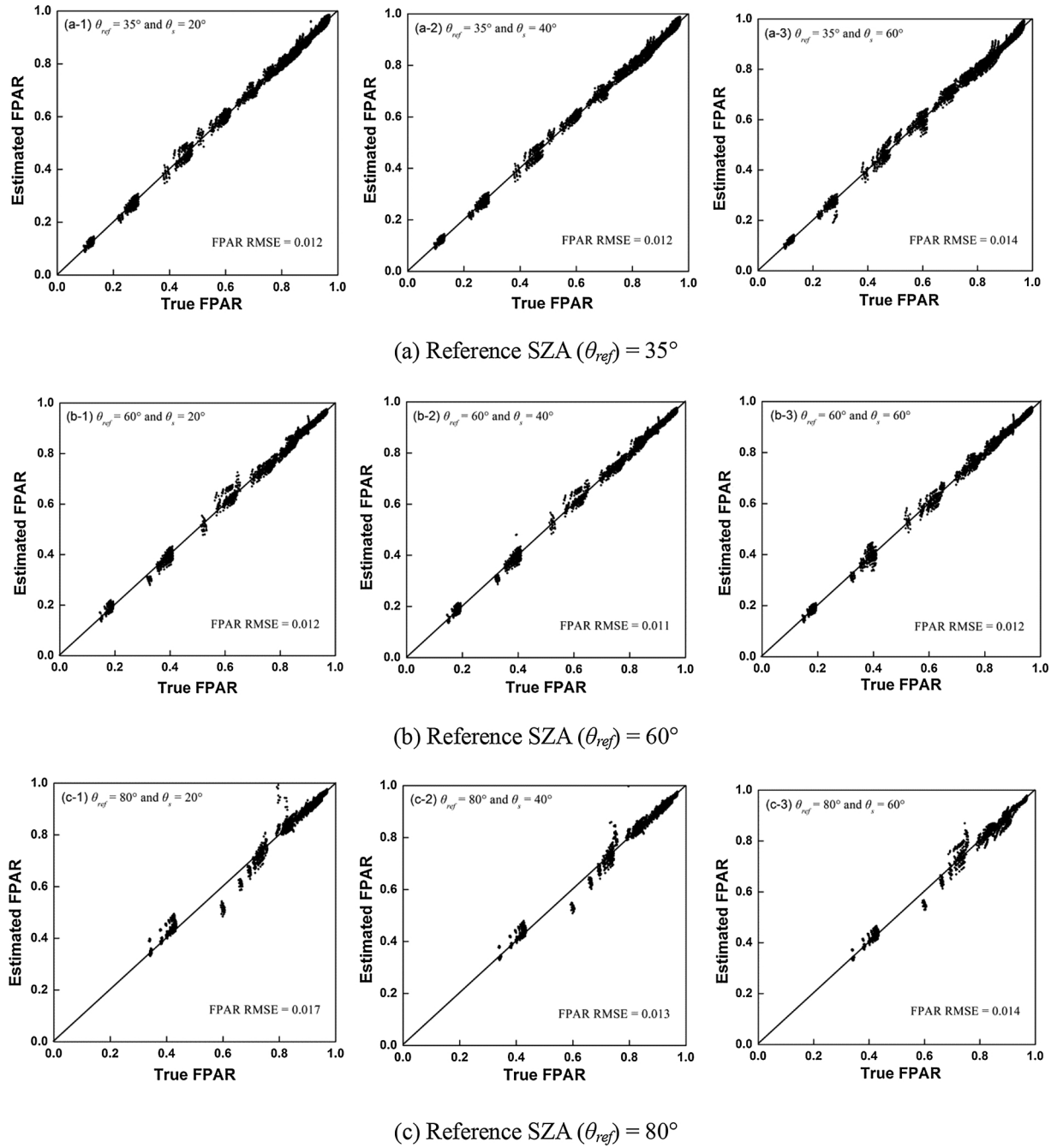


Fig. 4. Comparison between true $FPAR_{dir}$ and estimated $FPAR_{dir}$ with reference SZA (θ_{ref}) as 35°, 60°, and 80° and instantaneous SZA (θ_s) as 20°, 40°, and 60°.

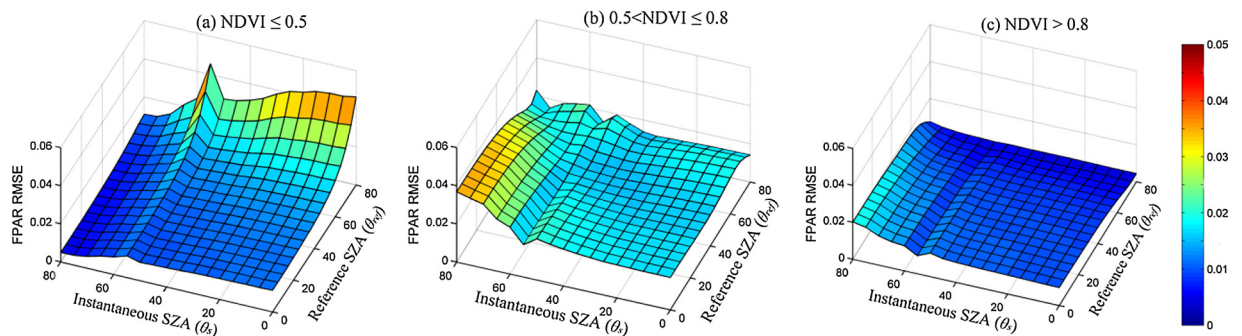


Fig. 5. $FPAR_{dir}$ error of NDVI ranges in combinations of reference SZA (θ_{ref}) and instantaneous SZA (θ_s).

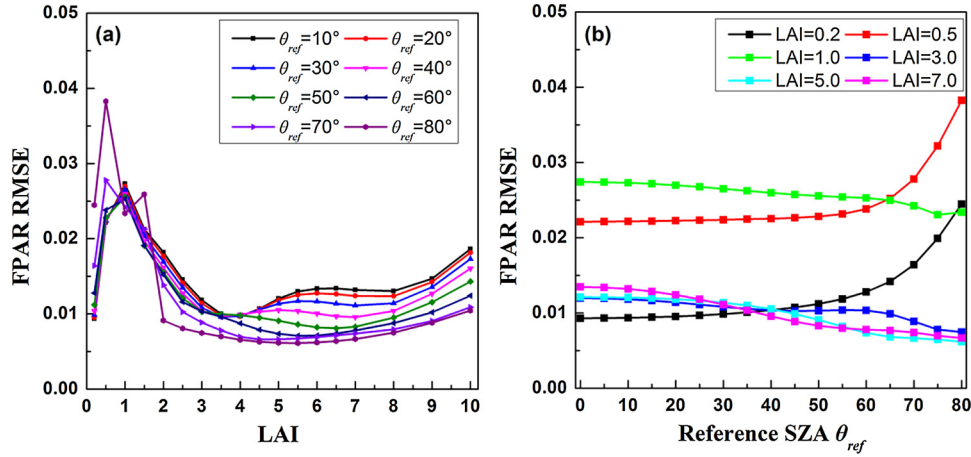


Fig. 6. $FPAR_{dir}$ error variation under different LAIs and reference SZAs. (a) $FPAR_{dir}$ error variation of LAIs under different reference SZAs. (b) $FPAR_{dir}$ error variation of reference SZA under different LAIs.

condition $NDVI \leq 0.5$ to identify the sparse canopy, the number of canopy samples with $NDVI < 0.2$ was relatively small (Fig. 3), which might result in a large FPAR error in such $NDVI$ range. Moreover, the FPAR error presented a slightly increasing trend after $LAI = 4$ but was less than 0.015 for most cases. Similarly, the FPAR error variation with the changing reference SZA (θ_{ref}) under different LAI conditions was also investigated, as shown in Fig. 6(b). Findings indicated that for small LAIs (0.2 and 0.5), the FPAR error increased with θ_{ref} , especially for $\theta_{ref} > 60^\circ$. On the contrary, the FPAR error for large LAIs presented a decreasing trend. For the latitude from 0° to 55° , the SZA at 10:30 a.m. in the vegetation growth months (April to September) mainly ranged within $[20^\circ, 50^\circ]$ and the corresponding FPAR error was still smaller than 0.025, as shown in Fig. 6(b). The SZA could be up to approximately 80° for a few high-latitude regions. The new algorithm can still obtain high accuracy FPAR result if the LAI of the canopy is high, but the uncertainty cannot be ignored for the sparse canopy in this region.

3.1.3. Impact of channel reflectance uncertainty

The multichannel reflectance was directly applied to estimate the pixel FPAR as shown in Eq. (4), but the accuracy itself might be degraded by the error in the radiometric calibration of images and atmospheric correction, consequently reducing FPAR accuracy. Therefore, evaluating the impact of channel reflectance uncertainty on the FPAR estimate was necessary. On the basis of Eq. (4), the linear algorithm of the FPAR uncertainty due to the reflectance error can be expressed as:

$$\frac{\Delta FPAR}{FPAR} = \frac{\Delta \rho_i}{\rho_i} \frac{FPAR(\rho_i)' \cdot \rho_i}{FPAR(\rho_i)}, \quad (9)$$

where $FPAR(\rho_i)$ is the direct FPAR with the reflectance ρ_i and $FPAR(\rho_i)'$ is the first-order derivative of FPAR with the reflectance ρ_i . $FPAR(\rho_i)'$ is equal to the coefficient d_i of the i th channel reflectance because the algorithm in Eq. (4) is linear. The larger the coefficient d_i , the more sensitive the FPAR to reflectance uncertainty. For a thorough understanding, we used Δr and $\Delta fpar$ to denote the reflectance uncertainty ratio $\Delta \rho / \rho$ and the FPAR uncertainty ratio $\Delta FPAR / FPAR$. Fig. 7 presents the variation of $\Delta fpar$ with Δr of six band reflectance of Landsat 5/TM under the reference SZA θ_{ref} as 0° , 20° , 40° , and 60° . Findings showed that (1) the FPAR was insensitive to the uncertainty of blue and green band reflectance and the $\Delta fpar$ was no more than 6%; (2) the red and SWIR1 bands presented a similar trend. The increasing reflectance of the two bands corresponded to a decrease in the canopy FPAR. For the sparse canopy, the red and SWIR1 bands had a relatively high reflectance, whereas the NIR reflectance was low. However, the FPAR algorithm presented sensitive changes to the NIR reflectance uncertainty, with $\Delta fpar$ reaching 40%–50%. For the dense and compact

canopies, the FPAR algorithm showed a low sensitivity to the reflectance uncertainty. Table 4 lists the maximum, minimum, and average $\Delta FPAR$ value caused by 10% uncertainty in the reflectance of the different bands. These findings indicated that the uncertainty of NIR reflectance presented the largest influence on the FPAR estimate mainly because this band reflectance was larger than that of the other bands. Consequently, a 10% uncertainty corresponded to a large $\Delta \rho$, and the algorithm coefficient (d_4) in the NIR band was larger than that in most other bands, thereby resulting in a large $\Delta FPAR$.

The preceding discussion showed that the uncertainty of reflectance significantly influenced the FPAR for the sparse canopy; thus, high accuracy was required in the atmospheric correction, especially in the NIR band. Moreover, Fig. 7 displays the results for only the single band reflectance, but the uncertainty was always contained in several or all bands. Therefore, we used the equation $\sigma = \sqrt{rmse^2 + \sum_{i=1}^n a_i^2 \cdot \sigma_i^2}$ to calculate the total FPAR error. In this equation, σ_i^2 is the FPAR error caused by the uncertainty of the i th band reflectance. If we used the mean $\Delta FPAR$ in Table 4 as σ_i^2 and the a_i value in Table 3, then the final absolute FPAR error would be approximately 0.1. However, if Δr was less than 10%, then the FPAR error would be reduced, and vice versa.

3.1.4. Impact of different sensors

As shown in Fig. 1, the seven sensors were designed with different bands and spectral response functions. The preceding analysis on the FPAR algorithm was nearly available for the four sensors (The coefficients of MODIS were calculated using bidirectional reflectance rather than only nadir reflectance) because of the similar band features of the TM, ETM+, OLI, and MODIS in the wavelength range 0.4–2.5 μm . However, VEGETATION, ASTER, and HJ-1/CCD have few bands as blue, green, red, and NIR, thus lacking information in the shortwave range. Using the simulation dataset, we used the FPAR estimated from TM as a reference and compared it with that estimated from VEGETATION (green, red, NIR, and SWIR1), ASTER (green, red, and NIR), and HJ-1/CCD (blue, green, red, and NIR) to investigate the influence of different band designs on the FPAR estimate from the same algorithm. The results in Fig. 8 show that the FPAR from VEGETATION, ASTER, and HJ-1/CCD were close to that from TM, and most points, apart from a few FPAR points, distributed along the $Y=X$ line. The FPAR difference, as presented in Fig. 8(d), was mainly within $[-0.02, 0.02]$, with an FPAR RMSE of less than 0.015. Therefore, the new algorithm was available for the different sensors and could estimate FPAR with acceptable accuracy as long as the sensor provided a few conventional bands, such as green, red, and NIR. Additional reflectance from SWIR band could also improve accuracy if the uncertainty of the additional reflectance was insignificant.

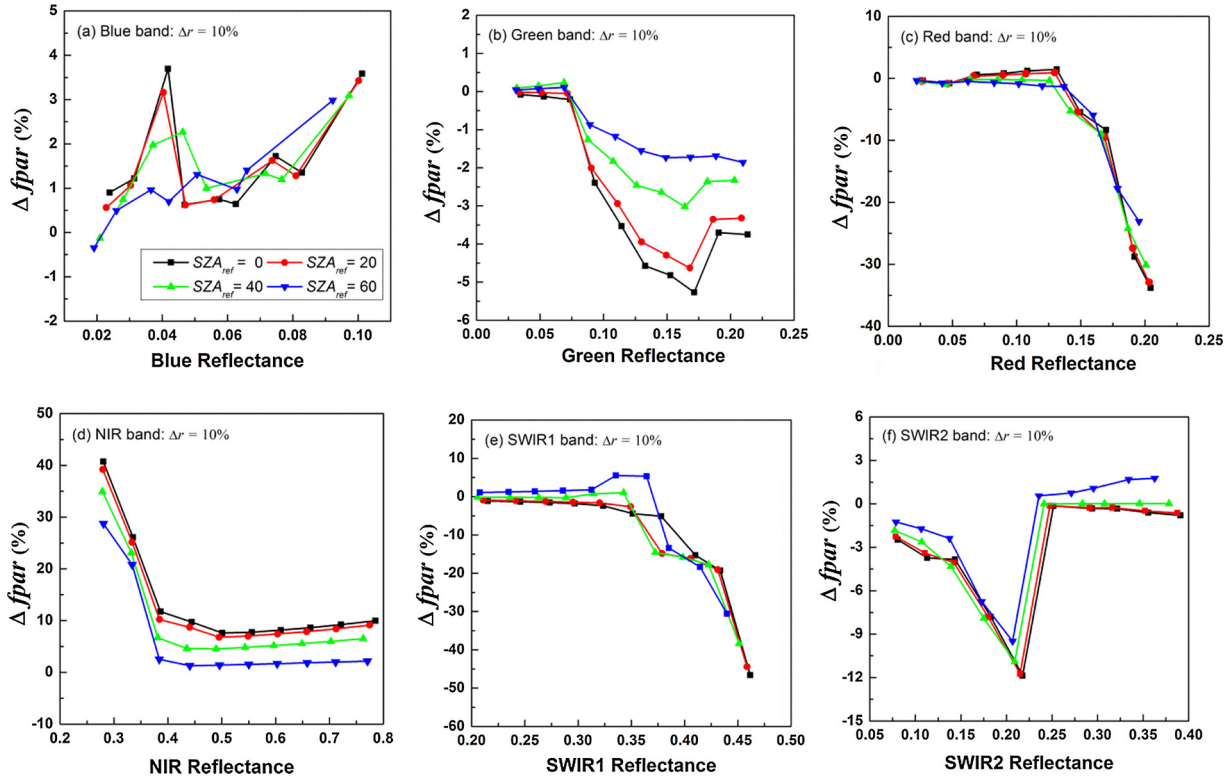


Fig. 7. $FPAR_{dir}$ sensitivity to reflectance uncertainty in different channels.

Table 4

Maximum, minimum, and average $\Delta FPAR$ value caused by 10% reflectance uncertainty of different bands.

$\Delta FPAR$	Blue	Green	Red	NIR	SWIR1	SWIR2
Maximum	0.017	0.077	0.043	0.100	0.064	0.054
Minimum	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
Average	0.005	0.018	0.013	0.044	0.022	0.015

Moreover, a considerably small part of the FPAR estimated from Eq. (4) was larger than 1.0 or smaller than 0.0. To address this problem, the FPAR would be recalculated using a backup algorithm from NDVI as follows:

$$FPAR_{dir} = a \cdot \exp(b \cdot NDVI), \quad (10)$$

where, a and b are coefficients for the backup algorithm and depend on the reference SZA, as shown in Table 5.

The diffuse FPAR ($FPAR_{dif}$) was not theoretically determined by the SZA but by the canopy structure itself because $FPAR_{dif}$ was caused by the sky-diffuse radiance, which was assumed angle-independent. Therefore, the algorithm of $FPAR_{dif}$ would not contain the reference SZA and only consider the instantaneous SZA, under which the multi-band reflectance of pixel was observed. On the basis of Eq. (2.1), the algorithm for $FPAR_{dif}$ estimation could be expressed as Eq. (11). For simplicity, the terms in Eq. (11) ignore the viewing angle.

$$FPAR_{dif} = e_0(\theta_s) + \sum_{i=1}^N e_i(\theta_s) \cdot \rho_i^{BOA}(\theta_s) \quad (11)$$

The coefficients e_i were obtained, and the corresponding FPAR RMSE was 0.028 for all SZA ranges and 0.02 for $SZA < 60^\circ$. Fig. 9 displays the $FPAR_{dif}$ error variation with canopy LAI, which was nearly similar to that of $FPAR_{dir}$, as shown in Fig. 6. This error variation obtained the maximum value of 0.025 at LAI = 0.5 and 1.0. According to the FPAR residual histogram, the percentage for FPAR residual within $[-0.01, 0.01]$ and $[-0.025, 0.025]$ were 78% and 90%, respectively. These

findings were not discussed in detail because the estimate error of $FPAR_{dif}$ was nearly similar to that of $FPAR_{dir}$.

3.2. TOA model result and analysis

The TOA model estimates $FPAR_{dir}$ and $FPAR_{dif}$ from apparent reflectance at TOA using the following equations:

$$FPAR_{dir}(\theta_{ref}) = j_0(\theta_{ref}, \theta_s) + \sum_{i=1}^N j_i(\theta_{ref}, \theta_s) \cdot \rho_i^{TOA}(\theta_s), \quad (12.1)$$

$$FPAR_{dif} = k_0(\theta_s) + \sum_{i=1}^N k_i(\theta_s) \cdot \rho_i^{TOA}(\theta_s). \quad (12.2)$$

Similar to the BOA model, the TOA model also calculated the $FPAR_{dir}$ at local time 10:30 a.m. The coefficients j and k were regressed from the simulated FPAR and TOA reflectance dataset and stored in an LUT. Apart from consideration for SZA and NDVI subranges, this study obtained the coefficients in several AOD subranges to improve accuracy: $AOD \leq 0.2$, $0.2 < AOD \leq 0.5$, $0.5 < AOD \leq 1.0$, and $AOD > 1.0$. The coefficients in all AODs (0.05–2.0) were also calculated. If AOD is gotten but its accuracy is not good enough to perform atmospheric correction on the image, then its value along with SZA and NDVI will be used to search the coefficient LUT to obtain the final coefficients. If AOD is totally unknown, then the coefficients regressed in all AOD ranges will be applied.

The FPAR error from the TOA model under different AOD and LAI combinations were calculated and shown in Fig. 10, where (a) and (b) are the $FPAR_{dir}$ and $FPAR_{dif}$ errors that were based on the AOD subrange coefficients and (c) and (d) are the results that were based on all AOD range coefficients. The following observations were noted: (1) The AOD subrange coefficients resulted in FPAR errors of approximately 0.02–0.04, which was less than that from all AOD range coefficients. However, the use of AOD subrange coefficients requires the AOD value. (2) The FPAR error decreased with an increase in LAI under the same AOD. On the contrary, the error increased with the increasing AOD

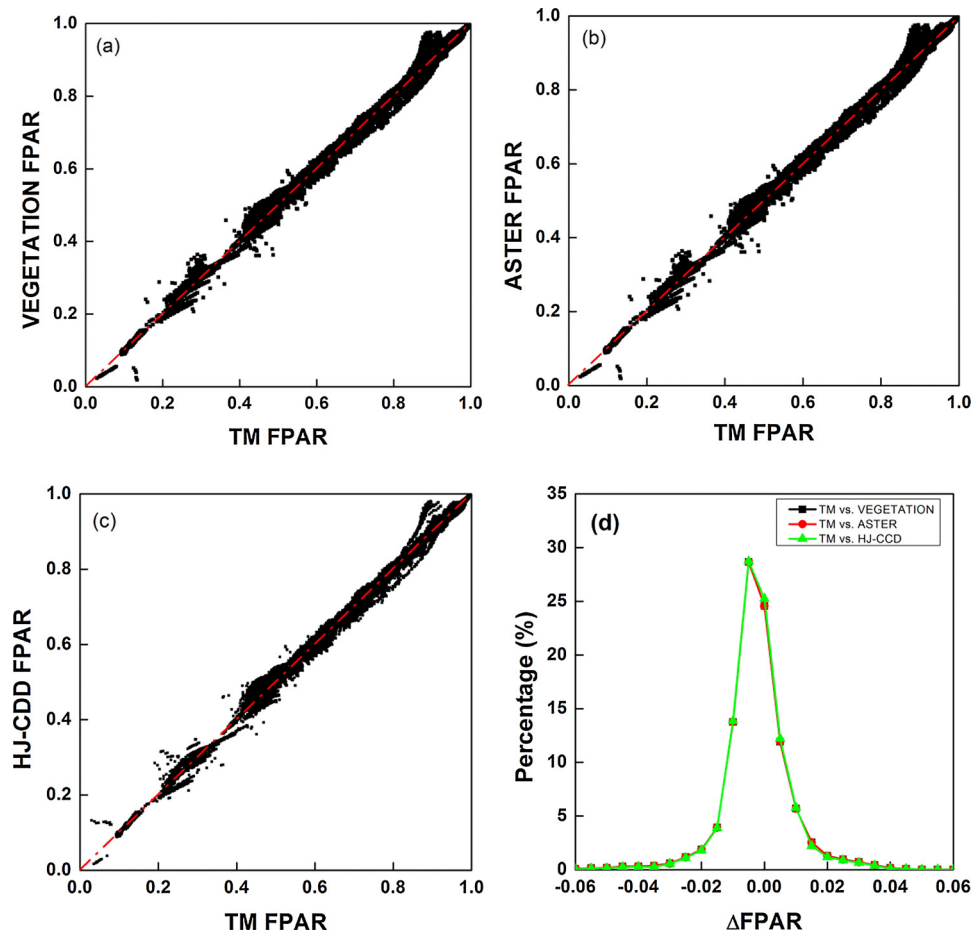


Fig. 8. Comparison between TM $FPAR_{dir}$ with (a) SPOT/VEGETATION, (b) ASTER, and (c) HJ-1/CCD sensors and corresponding FPAR difference histograms.

Table 5
Coefficients of $FPAR_{dir}$ backup algorithm from NDVI.

θ_{ref}	a	b	θ_{ref}	a	b
0	0.067	2.870	45	0.088	2.583
5	0.067	2.867	50	0.094	2.512
10	0.068	2.856	55	0.102	2.430
15	0.069	2.838	60	0.111	2.335
20	0.070	2.814	65	0.123	2.224
25	0.073	2.783	70	0.140	2.092
30	0.075	2.745	75	0.163	1.930
40	0.083	2.646			

value under the same LAI. Consequently, the FPAR error was small for the dense canopy under low AOD but large for the sparse canopy and high AOD. (3) The $FPAR_{diff}$ error was slightly lower than the $FPAR_{dir}$ error. Compared with the BOA model results, the TOA model presented a slightly higher uncertainty to the FPAR due to the atmospheric effect. However, this method does not require atmospheric correction on the remote sensing image. In addition, we investigated the impact of the combination of reference SZA and instantaneous SZA, LAI, and different channel combinations to the FPAR error from the TOA model and obtained a few similar results to the BOA model. These results are not presented due to space limitations.

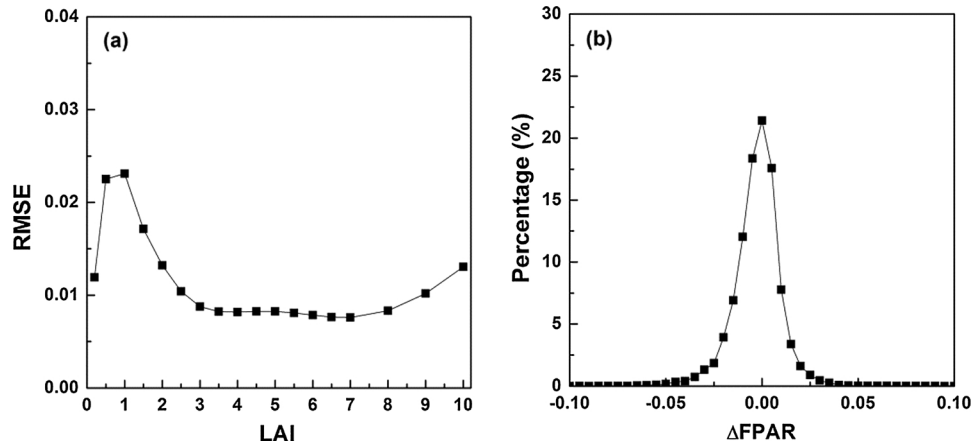


Fig. 9. $FPAR_{diff}$ error variation under different LAIs and $FPAR_{diff}$ residual histogram.

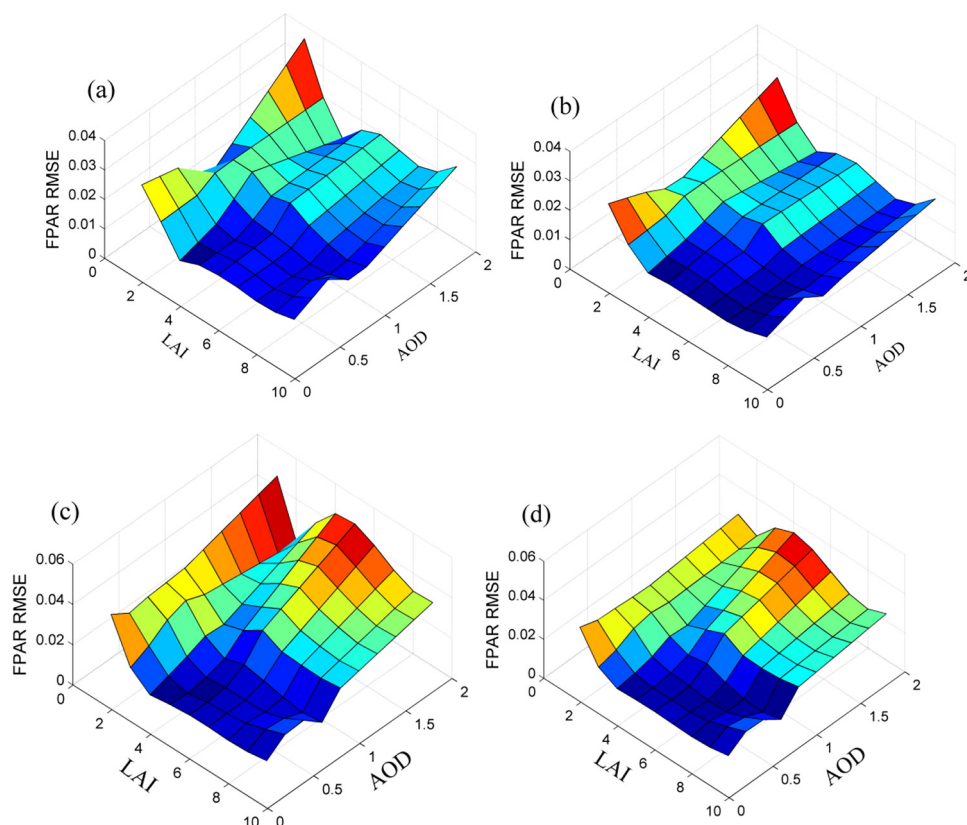


Fig. 10. FPAR error from the TOA model under different AOD and LAI. (a) $FPAR_{dir}$ error based on AOD subrange coefficients. (b) $FPAR_{dir}$ error based on AOD subrange coefficients. (c) $FPAR_{dir}$ error based on all AOD range coefficients. (d) $FPAR_{dir}$ error based on all AOD range coefficients.

3.3. Comparison between the BOA and TOA models

Taking the reference $SA \theta_{ref} = 35^\circ$ and the instantaneous $SA \theta_s = 45^\circ$ as examples, we investigated $FPAR_{dir}$ from the BOA and TOA models in several AOD levels: 0.05, 0.2, 0.5, and 1.0. Fig. 11 shows the comparison results for the BOA and TOA models with the AOD subrange coefficients, and Fig. 12 presents the results for the TOA model with all AOD range coefficients. Fig. 11 shows that the FPAR points were mainly along the $Y = X$ line, and a high AOD loading (Fig. 11(d)) corresponded to additional scattered points with large FPAR difference between the two models. The percentages of FPAR difference within $[-0.02, 0.02]$ were 97%, 96%, 94%, and 88% for AOD 0.05, 0.2, 0.5, and 1.0, respectively, as observed from the difference histograms in Fig. 11(e). Finally, the RMSE values of $FPAR_{dir}$ and $FPAR_{dif}$ from the TOA model in different AOD levels were calculated and presented in Fig. 11(f). As expected, the FPAR RMSE increased with the increasing AOD value, which was up to approximately 0.025 at AOD = 2.0 but still smaller than 0.015 when AOD < 1.0. In addition, the estimated $FPAR_{dir}$ had a larger RMSE than $FPAR_{dif}$.

Even if AOD could not be obtained, then the TOA model with all AOD range coefficients could still be employed. Fig. 12 shows the FPAR comparison results in this case. Compared with Fig. 11, the FPAR from the TOA model without considering the AOD value considerably differed from that of the BOA model, especially for the small FPAR ranges and high AOD loading (Fig. 12(d)). Moreover, the FPAR of the TOA model with AOD = 1.0 was larger than that of the BOA model. As shown in Fig. 12(e), the percentages of FPAR difference within $[-0.02, 0.02]$ were 83%, 88%, 87%, and 79% for AOD 0.05, 0.2, 0.5, and 1.0, respectively, which were lower than the results in Fig. 11(e). A bias of approximately -0.015 for AOD = 1.0 existed between the two models. Moreover, the RMSE of $FPAR_{dir}$ and $FPAR_{dif}$ from the TOA model increased with the AOD value, which was up to approximately 0.04 at AOD = 2.0 and larger than the FPAR RMSE shown in Fig. 11(f).

This comparison showed that the FPAR estimated from the TOA and BOA models were close to each other, especially for the dense canopy and low AOD loading conditions. Most of the FPAR difference was less than 0.02 while the maximum difference did not exceed 0.04. These results indicated that the TOA model could be used to replace the BOA model if atmospheric correction could not be performed on the image, thereby theoretically eliminating the limit on atmospheric correction of the FPAR estimate as long as the pixel was visible in the image and not covered by cloud.

4. Validation and application

4.1. FPAR validation using ground-measured data

Two kinds of ground-measured FPAR in different areas were used to validate the BOA and TOA models: one was from the HiWATER experiment in 2012 at the Heihe Basin, Gansu Province, China (Li et al., 2013), and the other was from the Validation of Land European Remote Sensing Instruments (VALERI, <http://w3.avignon.inra.fr/valeri/>) program (Justice et al., 2000). The HiWATER experiment collected the FPAR using SUNSCAN from July 4 to 15, 2012, mainly from maize canopies in different sites. Accordingly, a Landsat 7/ETM+ image from July 10, 2012 and several HJ-1/CCD images from July 4, 8, and 13, 2012 were acquired. The MODIS AOD product and 6S model were used to perform atmospheric corrections on ETM+ and CCD images to obtain the land surface reflectance. The Landsat_Gap_Fill tool (<https://landsat.usgs.gov/filling-gaps-use-scientific-analysis>) was used to recover the data gap of ETM+ image.

Meanwhile, the VALERI program collected ground measurement on LAI, fractional vegetation cover, FPAR, and other parameters from 2001 in global sites to provide high-quality ground-based dataset for remote sensing product validation. A total of 16 sites had ground-level FPAR data, including cropland, grassland, pastures, forest, and shrubland.

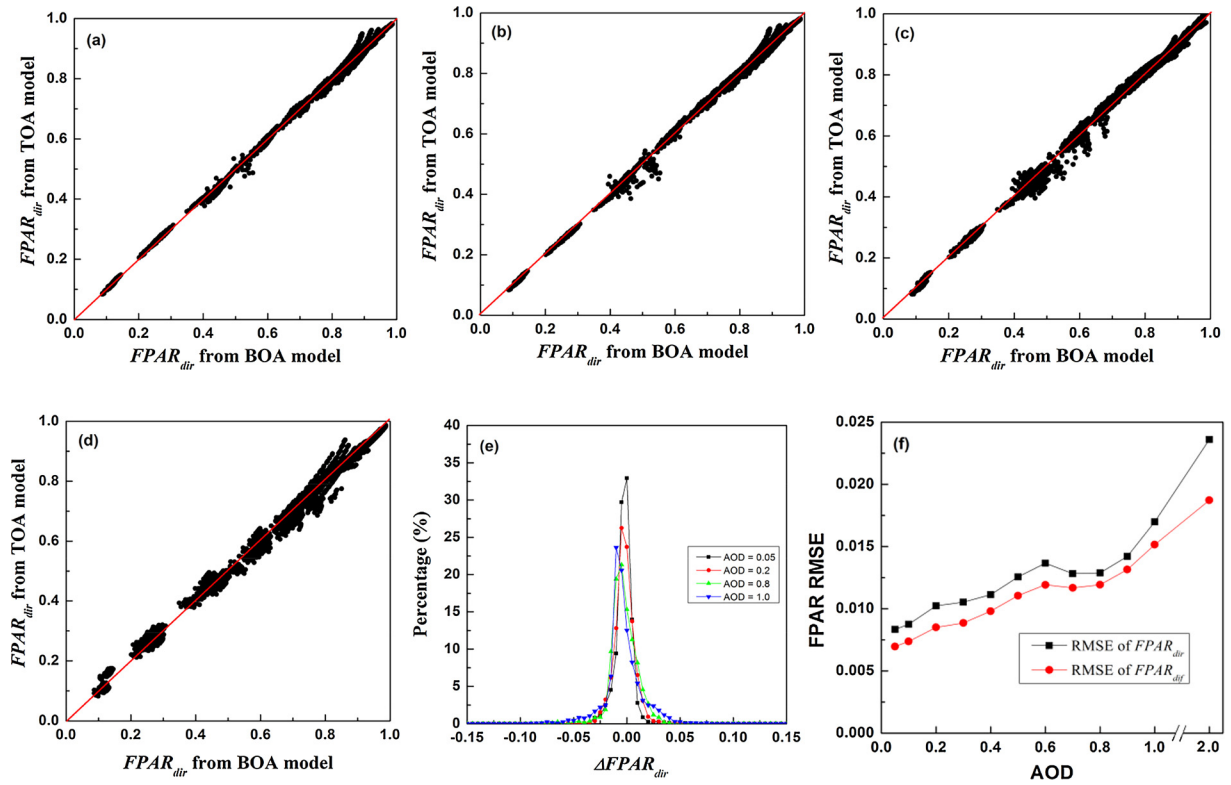


Fig. 11. FPAR comparison of the BOA and TOA models with AOD subrange coefficients for different AOD levels. (a), (b), (c), and (d) represent AOD 0.05, 0.2, 0.5, and 1.0, respectively. (e) $FPAR_{dir}$ difference histograms. (f) RMSE of $FPAR_{dir}$ and $FPAR_{dif}$.

The details are listed in Table 6. The VALERI program used a fish-eye camera to take two photos (one above and another below the canopy) and then applied CAN_EYE software to extract directional gap

frequency to calculate the true and effective LAI values. Finally, the FPAR at the instantaneous SZA θ_s at local time 10:00 a.m. was estimated on the basis of LAI, as shown in Eq. (13) (Bacour et al., 2006;

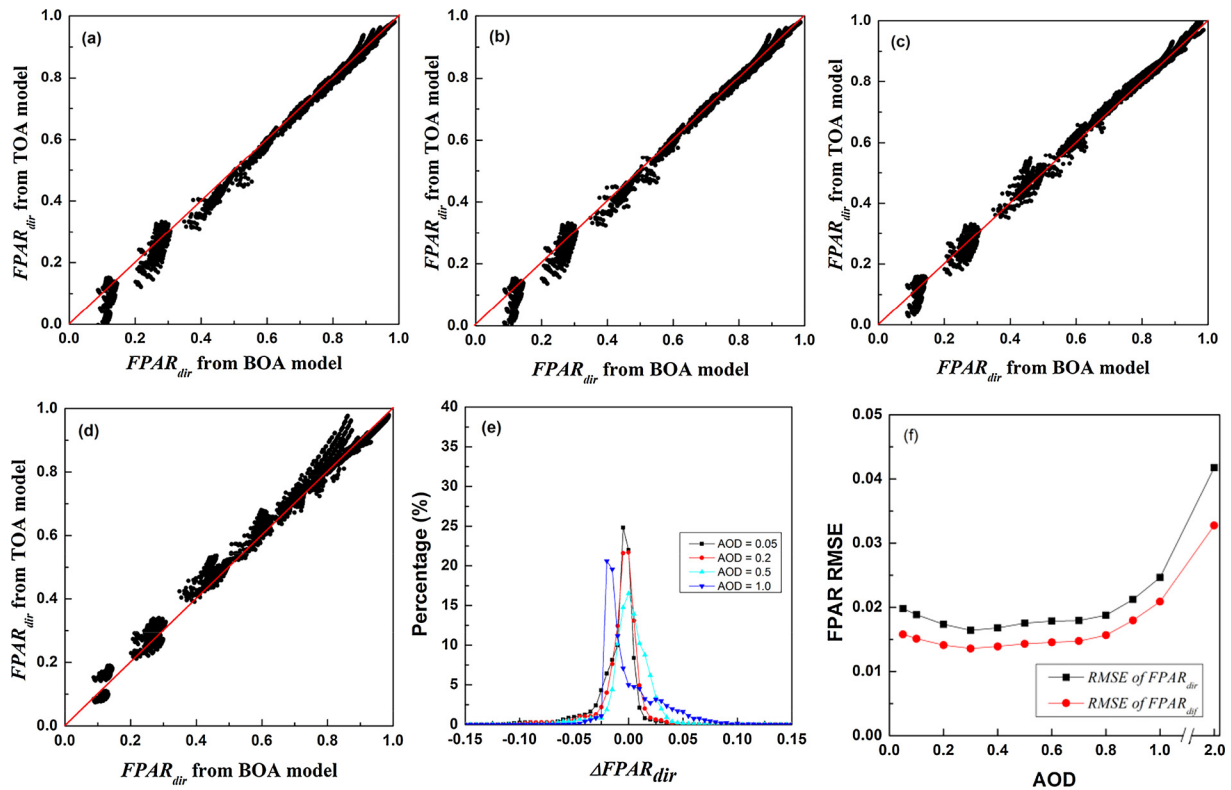


Fig. 12. FPAR comparison of the BOA and TOA models with all AOD range coefficients for different AOD levels. (a), (b), (c), and (d) represent AOD 0.05, 0.2, 0.5, and 1.0, respectively. (e) $FPAR_{dir}$ difference histograms. (f) RMSE of $FPAR_{dir}$ and $FPAR_{dif}$.

Table 6

Information of ground validation sites and corresponding remote sensing images for validation.

Site name	Country	Location Lat/Lon (°)	Land cover	Ground measurement date	Sensors	Image date	BOA model RMSE	TOA model RMSE
Hombori	Mali	15.33/−1.48	Grassland	30 August 2002	Landsat 7	2002-09-03	0.156	0.241
Haouz	Morocco	31.66/−7.6	Cropland	10–14 March 2003	Landsat 7	2003-03-15	0.287	0.284
Larose	Canada	45.380/−75.217	Mixed forest	5–8 August 2003	Landsat 5	2005-07-31	0.136	0.128
Laprida	Argentina	−36.990/ −60.553	Grassland	5–8 August 2001	Landsat 5	2001-11-04	0.161	0.162
					Landsat 7	2001-11-12		
				18–19 October 2002	Landsat 7	2002-09-28	0.243	0.250
						2002-10-30		
Turco	Bolivia	−18.239/ −68.193	Shrubland	25–30 August 2002	Landsat 7	2002-08-19	0.062	0.137
				2–18 April 2003	Landsat 7	2003-03-31	0.088	0.152
						2003-04-16		
Concepcion	Chile	−37.481/ −73.453	Mixed forest	7–10 January 2003	Landsat 7	2003-01-10	0.151	0.157
Counami	French Guiana	5.347/−53.238	Tropical forest	23–28 September 2001	Landsat 7	2001-09-24	0.275	0.264
				7–18 October 2002	Landsat 7	2003-10-05	0.135	0.148
ZhangBei	China	41.279/114.688	Pastures	8–10 August 2002	Landsat 5	2002-08-09	0.126	0.139
					Landsat 7	2002-08-17		
Sonian forest	Belgium	50.768/4.411	Forest	21, 22 June 2004	Landsat 5	2004-06-17	0.222	0.219
					Landsat 7	2004-06-25		
Plan-de-Dieu	France	44.199/4.948	Cropland	5–9 July 2004	Landsat 7	2004-06-27	0.074	0.170
Puéchabon	France	43.725/3.652	Mediterranean forest	11–15 June 2001	Landsat 7	2001-06-26	0.183	0.185
Sud-Ouest	France	43.506/1.237	Cropland	7, 8 July 2002	Landsat 5	2002-06-28	0.201	0.194
					Landsat 7	2002-07-22		
Fundulea	Romania	44.392/26.602	Cropland	7–10 May 2001	Landsat 7	2001-04-30	0.320	0.318
Barrax	Spain	39.057/−2.104	Cropland	12–14 July 2003	Landsat 5	2003-07-15	0.158	0.178
Camerons	Australia	−32.598/116.254	Dry evergreen broadleaf forest	3–4 March 2004	Landsat 5	2004-03-04	0.124	0.162
Gnangara	Australia	−31.534/115.882	Evergreen broadleaf forest	3 March 2004	Landsat 7	2004-03-02	0.199	0.163
HeiHe ^a	China	38.854/100.371	Cropland	5–15 July 2012	Landsat 7	2012-07-10	0.120	0.117
					HJ/CCD	2012-07-04/08/ 13		

^a Heihe site is not under VALERI program but under HiWATER program.

Baret and Weiss, 2005; Weiss et al., 2004).

$$FPAR = 1 - P(\theta_s) = 1 - e^{-G(\theta_s) LAI / \cos \theta_s} \quad (13)$$

The VALERI FPAR from this equation was used as the direct FPAR ($FPAR_{dir}$) in this study. On the basis of the ground-measured date, the corresponding satellite images, including Landsat 5/TM, Landsat 7/ETM+, and HJ-1/CCD, were downloaded and are listed in Table 6. The date interval between the ground measurement and satellite observation was mostly less than 10 days. Using these images, $FPAR_{dir}$ was estimated from the BOA and TOA models, and Fig. 13 shows the comparison between ground measurement and retrieval. The number of the total points in Fig. 13 is around 540 because each site had more than 10 measurements, and the points are distributed along the diagonal line. The correlation coefficients between ground-measured FPAR with the BOA and TOA models' FPAR were 0.81 and 0.80, respectively, and the corresponding FPAR RMSE of the two models were 0.16 and 0.18. The FPAR values estimated from the TOA and BOA models were close to each other, with an RMSE of 0.06 and a correlation coefficient of 0.97.

However, a few significant discrepancies existed between ground measurement and remote sensing estimate, and these differences may be attributed to several reasons. (1) The date interval between satellite observation and ground measurement could lead to discrepancies. The vegetation was under the growing status in most validation dates. Therefore, the fractional cover and canopy structure probably had a few evident variations during the two observation intervals, which consequently enlarged the FPAR difference. (2) The heterogeneity of the validation site (Garrigues et al., 2006) on Landsat and HJ-1/CCD 30 m pixels might reduce the validation accuracy. In addition, VALERI used the directional gap frequency to estimate FPAR (Eq. (13)) but ignored the contribution of the multiple-scattering radiance in the inner canopy, thus decreasing the FPAR value. This effect might also explain why many ground-measured FPAR values were less than those estimated

from the satellite images, as shown in Fig. 13(a) and (b). (3) The uncertainty of the BOA and TOA models and errors in surface reflectance, TOA reflectance, and cloud contamination, could also cause validation discrepancies among FPAR values.

4.2. Application of FPAR estimation

The study area was the Heihe River Basin in Zhangye City of Gansu Province, China. As the second largest inland river basin, the Heihe River Basin covers approximately 128,700 km² in longitude 96° 42' E–102° 00' E and latitude 37° 41' N–42° 42' N. As shown in Fig. 14(a), the land cover is mainly oasis (red pixel, including cropland, orchard, grassland, and forest) and gobi. Two comprehensive experiments were conducted in this area as WATER (Li et al., 2009) and HiWATER (Li et al., 2013), and a long-term observation on land surface parameters is still ongoing in a few ground sites. The Landsat 5/TM images were from two dates (August 11 and October 14, 2009) and used to estimate FPAR. This oasis area was covered with densely vegetated pixels and with sparse or deciduous vegetation pixels on the first and second days, respectively. The instantaneous SZAs of the satellite observation were 31.8° and 50.4°, whereas the reference SZAs at 10:30 a.m. were 34.1° and 51.7° for the two dates. The AOD values obtained from the MODIS products were 0.091 and 0.129. We used an NDVI threshold to identify vegetated pixels with land surface NDVI > 0.2 for the BOA model and apparent NDVI > 0.15 for the TOA model because the FPAR could be estimated only for the vegetated pixels.

On the basis of the developed BOA and TOA models, $FPAR_{dir}$ was estimated and presented in Figs. 14 and 15 for the two dates. The FPAR from the two models displayed a similar spatial distribution. The valid pixels in Figs. 14(b) and (c) and 15(b) and (c) were not the same, especially in a few sparsely vegetated regions, because different NDVI threshold values were used to identify the vegetated pixel. As shown in the FPAR histograms in Figs. 14(e) and 15(e), the two models could

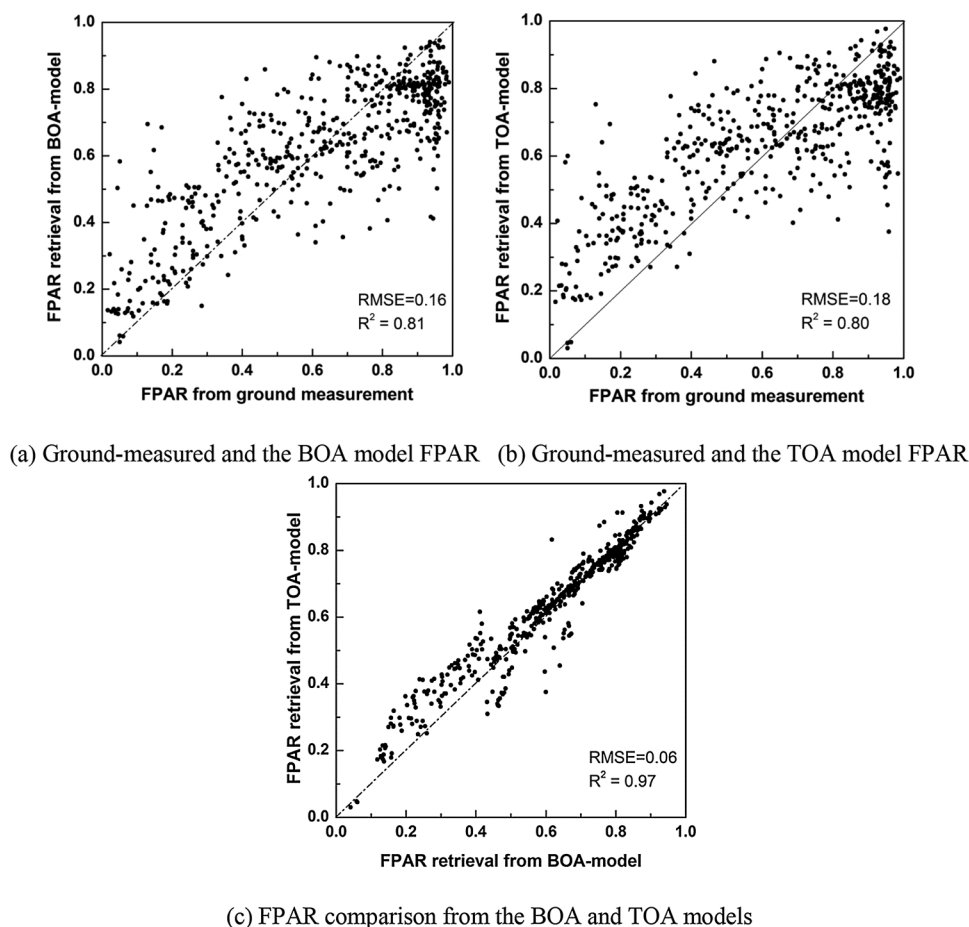


Fig. 13. Comparison between FPAR from ground measurement and retrieval from the BOA and TOA models, respectively.

obtain similar FPAR estimates for the large FPAR value range > 0.6 , but the TOA model resulted in a larger FPAR than the BOA model for a small FPAR value range < 0.4 . The FPAR difference turned out to be significant in the ecotone of the oasis and gobi and sparsely vegetated region. We calculated the FPAR difference between the two models in different FPAR ranges to further investigate this problem, and the results are presented in Fig. 16. Such difference first increased with the FPAR and then decreased after $\text{FPAR} > 0.6$, and its value was less than 0.1 for August 11 but as large as 0.18 for October 14. From this viewpoint, the two model results were close to each other for the dense canopy, but the conclusion must be based on the atmospheric conditions.

Moreover, we estimated the FPAR using the two models from the HJ-1/CCD images captured on August 12 and October 11, 2009 in the study area to conduct a preliminary cross-comparison among different sensors. Compared with the preceding Landsat images, one- and three-day intervals existed for the first and second dates, respectively. Fig. 17(a) and (d) present the retrieved FPAR_{dir} in the two dates from the CCD images, and Fig. 17(b) and (e) depict the surface reflectance difference histogram in the blue, green, red, and NIR bands between TM and CCD. These images show that the reflectance difference of green band of the first date and the green, red, and NIR bands of the second date were significant. Consequently, for the first date, the average FPAR difference between the TM and CCD data was approximately 0.0 (Fig. 17(c)), with an RMSE of 0.13 for the two models. Accordingly, for the second date, the FPAR difference increased, and the RMSE was 0.18 and 0.17 for the BOA and TOA models, respectively, as shown in Fig. 17(f). From these results, the FPAR values from the short-term interval observation of the different sensors were similar under dense vegetation conditions but had relatively remarkable difference under

sparse vegetation.

5. Discussions

This study attempted to develop a generalized method of estimating pixel FPAR from different sensors. We investigated the impact of various factors on the retrieval and compared the results between the TOA and BOA models and their capabilities on different sensors using a simulated dataset and real remote sensing images. However, a few issues still require considerable attention.

5.1. Upscaling from canopy to pixel FPAR estimate

The TOA and BOA models were developed to estimate FPAR at canopy level with the assumption of a homogeneous canopy and then used to retrieve FPAR from pixel observation. The upscaling from canopy to pixel level will not theoretically cause significant error if the pixel is fully covered by the same uniformly vegetated canopy because of the linearity of both models. However, mixing the pixel using partly uniform canopy and non-vegetated components will result in considerable uncertainty to the estimated FPAR. For this non-uniform pixel, a few highly spatial resolution images are required to separate the fraction of the uniform canopy in the single pixel and then estimate the FPAR in the uniform canopy subpixel. Moreover, this study divided the FPAR into direct FPAR (FPAR_{dir}), diffuse FPAR (FPAR_{dif}), and total FPAR (FPAR_{tot}). The two former terms can be directly estimated from satellite observation; However, FPAR_{tot} , which can be more useful in practice than the two others, can only be estimated with known atmospheric data. Therefore, the current method must be refined to directly estimate FPAR_{tot} in future work.

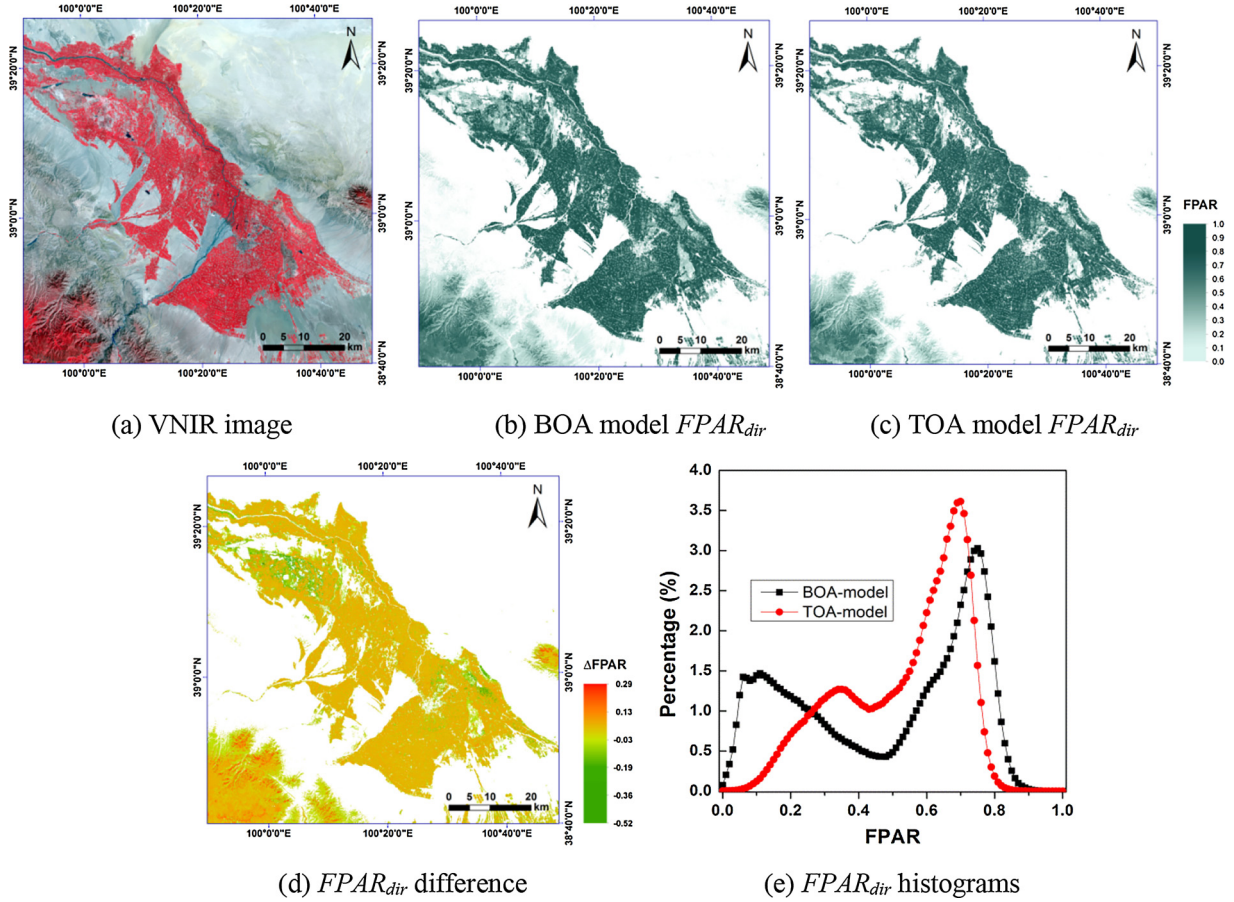


Fig. 14. FPAR retrieval results using Landsat 5/TM image on August 11, 2009.

5.2. FPAR difference due to various sensor observations

Most sensors have several bands in the wavelength ranges of plant photosynthetic active radiation, and their data are available for FPAR retrieval. A primary attempt was performed to develop a generalized method for estimating FPAR from Landsat, MODIS, ASTER, VEGETATION, and HJ-1/CCD to remove the differences among retrieval algorithms for various sensors. Although results from the simulated dataset showed FPAR consistency among different sensors, the estimated FPAR from real images of various sensors still demonstrated a few remarkable discrepancies. This finding indicated that apart from the algorithm difference, the sensor difference in spectral response function, spatial resolution, observation time, solar and viewing angles, and data uncertainty can also increase the FPAR value. Therefore, generating a few consistent FPAR products in time and space using different sensor observations requires the creation of a uniform satellite observation dataset and a uniform retrieval algorithm.

5.3. Daily average FPAR from proposed linear model

This paper estimated the FPAR at solar local time 10:30 a.m., as shown in Eq. (4). Inspired by this equation, the $FPAR_{dir}$ at different local times in a day can be theoretically estimated. If the canopy structure and biological features are assumed to remain constant in the same day, then the daily average $FPAR_{dir}$ can be estimated as

$$\begin{aligned}
 \overline{FPAR_{dir}} &= \int_{\theta_1}^{\theta_2} FPAR_{dir}(\theta_{ref}) \sin \theta_{ref} d\theta_{ref} \\
 &\approx \frac{\sum_{j=1}^M d_{0,j}(\theta_{ref,j}, \theta_s) \sin \theta_{ref} + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M d_{i,j}(\theta_{ref,j}, \theta_s) \cdot \rho_i(\theta_s) \sin \theta_{ref}}{\sum_{j=1}^M \sin \theta_{ref}} \\
 &= \frac{1}{\sum_{j=1}^M \sin \theta_{ref}} \cdot \sum_{j=1}^M d_{0,j}(\theta_{ref,j}, \theta_s) + \sum_{i=1}^N \frac{\sum_{j=1}^M d_{i,j}(\theta_{ref,j}, \theta_s)}{\sum_{j=1}^M \sin \theta_{ref}} \cdot \rho_i(\theta_s) \\
 &= \overline{d_0(\theta_s)} + \sum_{i=1}^N \overline{d_i(\theta_s)} \cdot \rho_i(\theta_s).
 \end{aligned} \quad (14)$$

In Eq. (14), N is the number of channels and M is the number of retrieval FPAR in a day, which begins at sunrise and ends at sunset with a half-hour interval. The term $\cos \theta_{ref}$ is the approximate weight for the time with a local SZA of θ_{ref} . The TOA and BOA models calculate the FPAR from channel reflectance using a linear relationship. Thus, the weighted average FPAR is equal to that of the algorithm coefficients. Moreover, the $FPAR_{dif}$ is considered constant in a day and can be estimated using Eq. (11) from the current satellite observation.

Besides, the current MSHAW-BRDF model is theoretically for uniform canopy, and it plans to refine the model using the clumping index for the row-structured canopy (Ni-Meister et al., 2010). As for the forest, other models will be better than the MSHAW-BRDF model for algorithm development, for examples, the Forest Radiative Transfer (FRT) model (Kuusk et al., 2004, 2008) that can calculate the radiation interaction between the upper forest layer and bottom vegetated layer, or the Discrete Anisotropic Radiative Transfer (DART) model that splits the canopy to various cells whose structure parameters are known (Gastellu-Etcheberry et al., 2004).

6. Conclusions

FPAR is an important parameter for plant and global carbon cycles. This study proposes a generalized FPAR retrieval method that can be

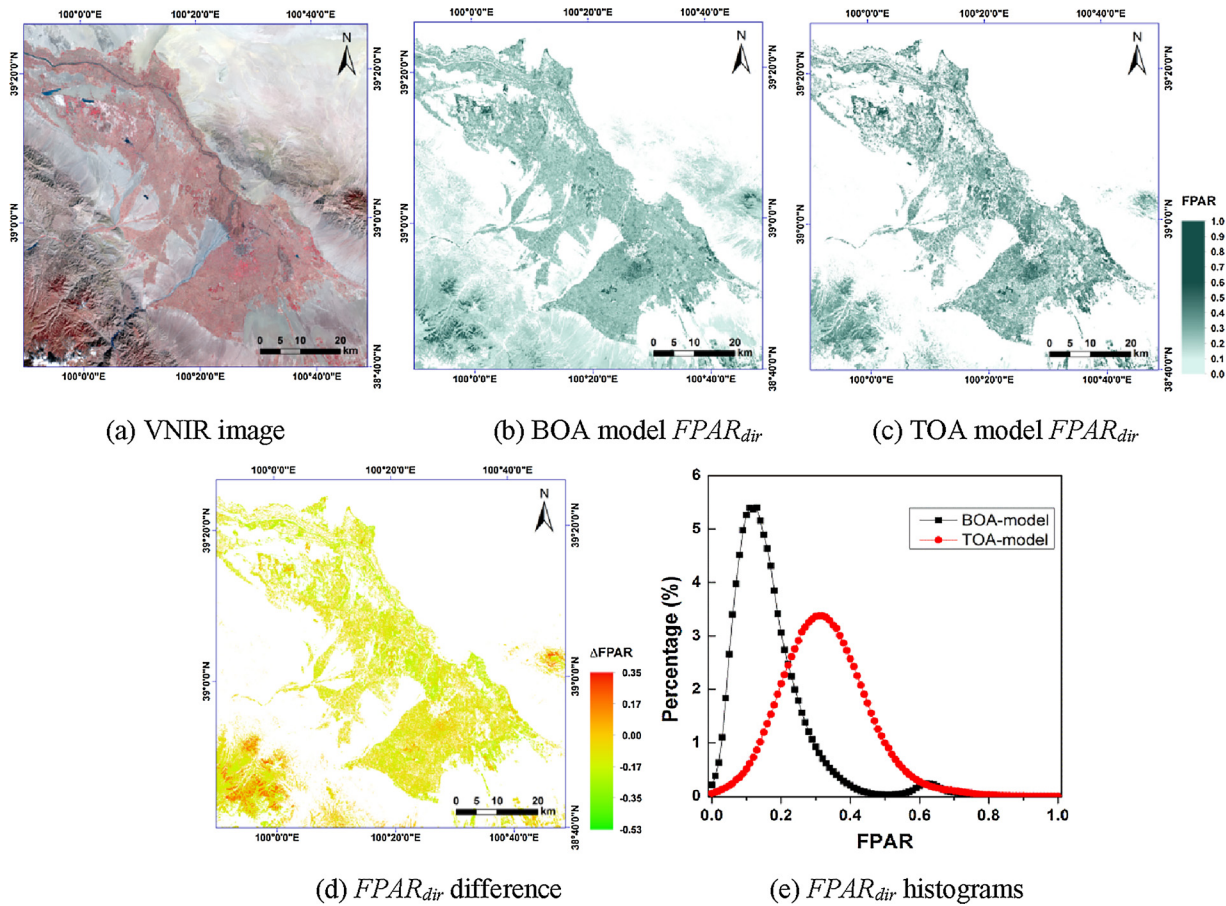


Fig. 15. FPAR retrieval results using Landsat 5/TM image on October 14, 2009.

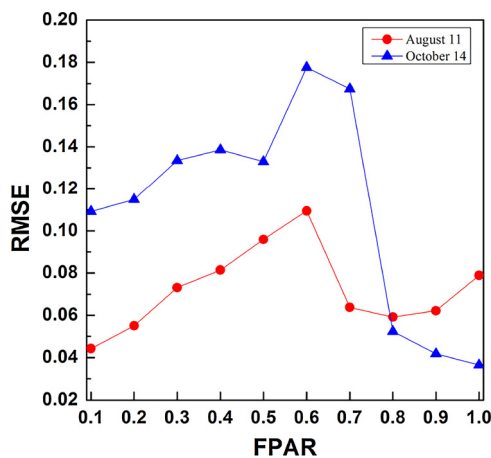


Fig. 16. FPAR difference of two models on two dates.

applied to Landsat 5/TM, Landsat7/ETM+, Landsat 8/OLI, MODIS, ASTER, SPOT/VEGETATION, and HJ-1/CCD. On the basis of the availability of atmospheric corrections, the new method was developed as two linear models, namely, the BOA and TOA models. The former estimates canopy FPAR from land surface multiband reflectance, whereas the latter finishes the same process from apparent multiband reflectance at the TOA. The canopy FPAR was divided to direct FPAR at 10:30 a.m. (denoted as $FPAR_{dir}$) due to the direct solar radiance and diffuse FPAR (denoted as $FPAR_{dif}$) due to the sky-diffuse radiance to clarify the plant absorption and remove the difference of solar local time. According to the impact analysis of the combination of solar angles, LAI, reflectance error, and different channel combinations, the

FPAR errors from the BOA and TOA models were approximately 0.03 and 0.06, respectively, and the FPAR difference between the two models was small, especially under low AOD loading and densely vegetated conditions. Moreover, the difference among FPAR estimated from different sensors using the above methods was turned out to be less than 0.015 in theory.

Validation was conducted using in-situ data from HiWATER and VALERI programs, and results showed that the FPAR errors were 0.16 and 0.18 for the BOA and TOA models, respectively. These values might be affected by the time interval of the ground and satellite observations, spatial scale effect, and atmospheric correction errors. Moreover, this study applied the new algorithm to estimate FPAR in different dates at the Heihe River Basin and conducted cross-comparisons among FPAR values from various sensors.

The developed algorithm can be extended to calculate the daily average FPAR and used in several other sensor observations because this algorithm can retrieve the pixel FPAR using linear equations of ground or apparent multiband reflectance. However, a few remarkable uncertainties were caused by the algorithm. Therefore, future studies should focus on the modification of the method, ground validation, and cross-comparison with other FPAR products.

Acknowledgments

This work was supported by national key research and development program of China (2017YFB0503903-3), National Natural Science Foundation of China (41701434), and national key basic research program of China (2013CB733402). The authors would like to thank the anonymous reviewers for their constructive and thoughtful comments and suggestions.

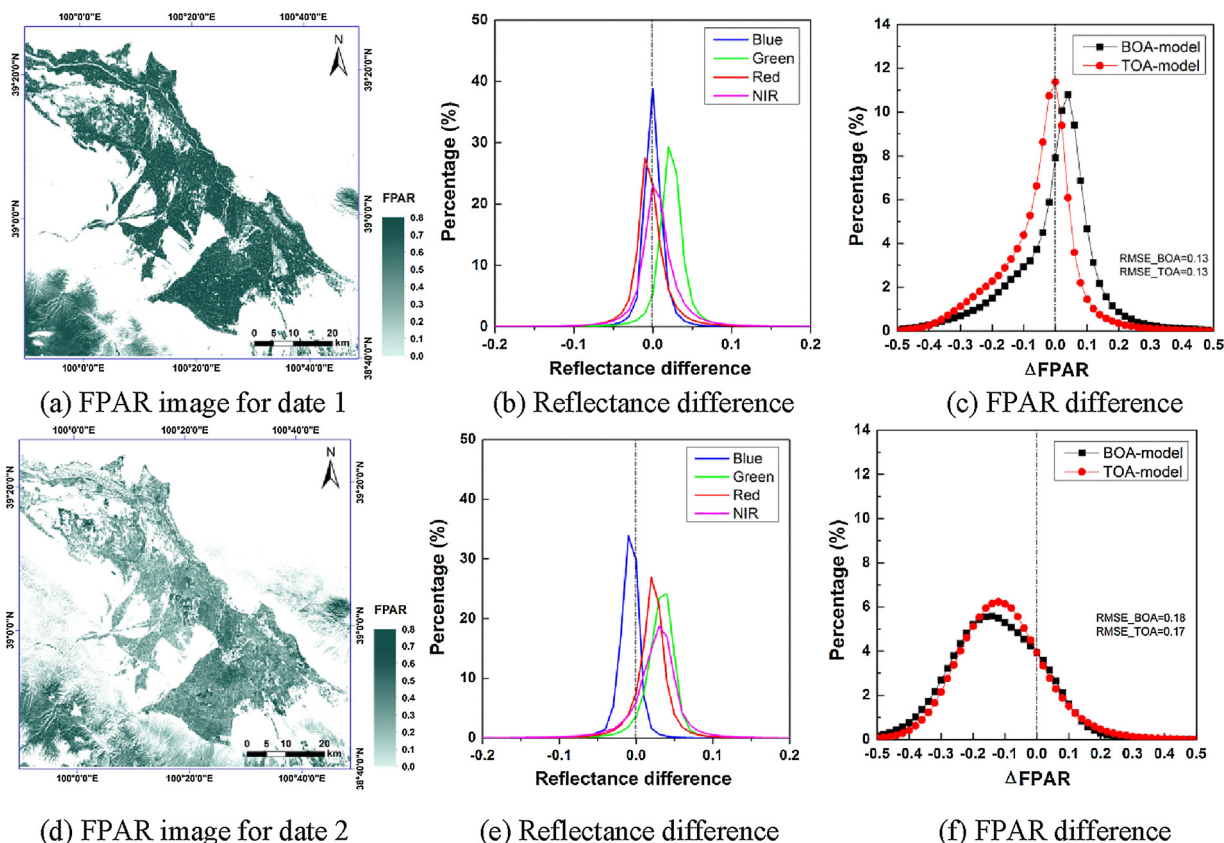


Fig. 17. FPAR estimate from the HJ-1/CCD images on two dates and cross-comparison with results from Landsat TM5, as shown in Figs. 15 and 16.

References

- Abrams, M., Tsu, H., Hulley, G., Iwao, K., Pieri, D., Cudahy, T., Kargel, J., 2015. The advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER) after fifteen years: review of global products. *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinfor.* 38, 292–301.
- Bacour, C., Baret, F., Béal, D., Weiss, M., Pavageau, K., 2006. Neural network estimation of LAI, fAPAR, fCover and LAI × Cab, from top of canopy MERIS reflectance data: principles and validation. *Remote Sens. Environ.* 105, 313–325.
- Baldrige, A.M., Hook, S.J., Grove, C.L., Rivera, G., 2009. The ASTER spectral library version 2.0. *Remote Sens. Environ.* 113, 711–715.
- Baret, F., Weiss, M., 2005. The CANEYE Software for Processing Digital Hemispherical Photos. Online at: http://w3.avignon.inra.fr/valeri/Meeting_Reports/VALERImeetingMarch2005/Baret_Can-Eye.ppt.
- Baret, F., Hagolle, O., Geiger, B., Bicheron, P., Miras, B., Huc, M., Berthelot, B., Niño, F., Weiss, M., Samain, O., Roujean, J.L., Leroy, M., 2007. LAI, fAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION: part 1: principles of the algorithm. *Remote Sens. Environ.* 110, 275–286.
- D'Odorico, P., Gonsamo, A., Pinty, B., Gobron, N., Coops, N., Mendez, E., Schaepman, M.E., 2014. Intercomparison of fraction of absorbed photosynthetically active radiation products derived from satellite data over Europe. *Remote Sens. Environ.* 142, 141–154.
- Fan, W., Liu, Y., Xu, X., Chen, G., Zhang, B., 2014. A new FAPAR analytical model based on the law of energy conservation: a case study in China. *IEEE J. Selected Top. Appl. Earth Observ. Remote Sens.* 7, 3945–3955.
- Fensholt, R., Sandholt, I., Rasmussen, M.S., 2004. Evaluation of MODIS LAI, fAPAR and the relation between fAPAR and NDVI in a semi-arid environment using in situ measurements. *Remote Sens. Environ.* 91, 490–507.
- Flerchinger, G.N., Yu, Q., 2007. Simplified expressions for radiation scattering in canopies with ellipsoidal leaf angle distributions. *Agric. For. Meteorol.* 144, 230–235.
- Flerchinger, G.N., Xiao, W., Sauer, T.J., Yu, Q., 2009. Simulation of within-canopy radiation exchange. *NJAS Wageningen. J. Life Sci.* 57, 5–15.
- Fritsch, S., Machwitz, M., Ehammer, A., Conrad, C., Dech, S., 2012. Validation of the collection 5 MODIS FPAR product in a heterogeneous agricultural landscape in arid Uzbekistan using multitemporal RapidEye imagery. *Int. J. Remote Sens.* 33, 6818–6837.
- Garrigues, S., Allard, D., Baret, F., Weiss, M., 2006. Influence of landscape spatial heterogeneity on the non-linear estimation of leaf area index from moderate spatial resolution remote sensing data. *Remote Sens. Environ.* 105, 286–298.
- Gastellu-Etchegorry, J.P., Martin, E., Gascon, F., 2004. DART: a 3D model for simulating satellite images and studying surface radiation budget. *International J. Remote Sens.* 25, 73–96.
- Gokhale, B., Anderson, J., Weber, K.T., Chen, F., 2010. Comparison of MODIS fPAR products with Landsat-5 TM-derived fPAR over semiarid rangelands of Idaho. *GI Sci. Remote Sens.* 47, 360–378.
- Jacquemoud, S., Baret, F., 1990. PROSPECT: a model of leaf optical properties spectra. *Remote Sens. Environ.* 34, 75–91.
- Jacquemoud, S., Verhoef, W., Baret, F., Bacour, C., Zarco-Tejada, P.J., Asner, G.P., François, C., Ustin, S.L., 2009. PROSPECT + SAIL models: a review of use for vegetation characterization. *Remote Sens. Environ.* 113, S56–S66. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2008.1001.1026>.
- Justice, C., Belward, A., Morisette, J., Lewis, P., Privette, J., Baret, F., 2000. Developments in the validation of satellite sensor products for the study of the land surface. *Int. J. Remote Sens.* 21, 3383–3390.
- Knyazikhin, Y., Martonchik, J.V., Diner, D.J., Myneni, R.B., Verstraete, M., Pinty, B., Gobron, N., 1998a. Estimation of vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from atmosphere-corrected MISR data. *J. Geophys. Res.* 102, 32239–32256.
- Knyazikhin, Y., Martonchik, J.V., Myneni, R.B., Diner, D.J., Running, S.W., 1998b. Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from MODIS and MISR data. *J. Geophys. Res.* 103, 32257–32276.
- Kuusik, A., Lang, M., Nilson, T., 2004. Simulation of the reflectance of ground vegetation in sub-boreal forests. *Agric. For. Meteorol.* 126, 33–46.
- Kuusik, A., Nilson, T., Paas, M., Lang, M., Kuusk, J., 2008. Validation of the forest radiative transfer model FRT. *Remote Sens. Environ.* 112, 51–58.
- Li, X., Li, X., Li, Z., Ma, M., Wang, J., Xiao, Q., Liu, Q., Che, T., Chen, E., Yan, G., Hu, Z., Zhang, L., Chu, R., Su, P., Liu, Q., Liu, S., Wang, J., Niu, Z., Chen, Y., Jin, R., Wang, W., Ran, Y., Xin, X., Ren, H., 2009. Watershed allied telemetry experimental research. *J. Geophys. Res.* 114, D22103. <http://dx.doi.org/10.1029/2008JD011590>.
- Li, X., Cheng, G., Liu, S., Xiao, Q., Ma, M., Jin, R., Che, T., Liu, Q., Wang, W., Qi, Y., Wen, J., Li, H., Zhu, G., Guo, J., Ran, Y., Wang, S., Zhu, Z., Zhou, J., Hu, X., Xu, Z., 2013. Heihe watershed allied telemetry experimental research (HIWATER): scientific objectives and experimental design. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 94, 1145–1160.
- Li, L., Du, Y., Tang, Y., Xin, X., Zhang, H., Wen, J., Liu, Q., 2015a. A new algorithm of the FPAR product in the Heihe river basin considering the contributions of direct and diffuse solar radiation separately. *Remote Sens.* 7, 6414–6432.
- Li, Z., Tang, H., Zhang, B., Yang, G., Xin, X., 2015b. Evaluation and intercomparison of MODIS and GEOV1 global leaf area index products over four sites in North China. *Sensors (Basel)* 15, 6196–6216.
- Liang, S., Fang, H., Chen, M., 2001. Atmospheric correction of Landsat ETM+ land surface imagery—part i: methods. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 39, 2490–2498.
- Liu, R., Ren, H., Liu, S., Liu, Q., 2014. Evaluation of MODIS, POLDER and CYCLOPES global FPAR products. *The Proceeding of 2014 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. pp. 5068–5071.

- Liu, R., Ren, H., Liu, S., Liu, Q., Li, X., 2015. Modelling of fraction of absorbed photosynthetically active radiation in vegetation canopy and its validation. *Biosyst. Eng.* 133, 81–94.
- Majasalmi, T., Rautiainen, M., Stenberg, P., 2014. Modeled and measured fPAR in a boreal forest: validation and application of a new model. *Agric. For. Meteorol.* 189–190, 118–124.
- Myneni, R.B., Williams, D.L., 1994. On the relationship between FAPAR and NDVI. *Remote Sens. Environ.* 49, 200–211.
- Myneni, R.B., Nemani, R.R., Running, S.W., 1997. Estimation of global leaf area index and absorbed PAR using radiative transfer models. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 35, 1380–1393.
- Ni-Meister, W., Yang, W., Kiang, N.Y., 2010. A clumped-foliage canopy radiative transfer model for a global dynamic terrestrial ecosystem model. I: theory. *Agric. For. Meteorol.* 150, 881–894.
- Qin, W., Herman, J.R., Ahmad, Z., 2001. A fast, accurate algorithm to account for non-lambertian surface effects on TOA radiance. *J. Geophys. Res.* 106, 22671–22684.
- Roujean, J.-L., Breon, F.-M., 1995. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. *Remote Sens. Environ.* 51, 375–384.
- Roy, D.P., Wulder, M.A., Loveland, T.R.C.E.W., Allen, R.G., Anderson, M.C., Helder, D., Irons, J.R., Johnson, D.M., Kennedy, R., Scambos, T.A., Schaaf, C.B., Schott, J.R., Sheng, Y., Vermote, E.F., Belward, A.S., Bindschadler, R., Cohen, W.B., Gao, F., Hipple, J.D., Hostert, P., Huntington, J., Justice, C.O., Kilic, A., Kovalsky, V., Lee, Z.P., Lyburner, L., Masek, J.G., McCorkel, J., Shuai, Y., Trezza, R., Vogelmann, J., Wynne, R.H., Zhu, Z., 2014. Landsat-8: science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sens. Environ.* 145, 154–172.
- Sakamoto, T., Gitelson, A.A., Wardlow, B.D., Verma, S.B., Suyker, A.E., 2011. Estimating daily gross primary production of maize based only on MODIS WDRVI and shortwave radiation data. *Remote Sens. Environ.* 115, 3091–3101.
- Sellers, P.J., Tucker, C.J., Collatz, G.J., Los, S.O., Justice, C.O., Dazlich, D.A., Randall, D.A., 1994. A global 1° by 1° NDVI data set for climate studies. Part 2: the generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from the NDVI. *Int. J. Remote Sens.* 15, 3519–3545.
- Verger, A., Baret, F., Weiss, M., Filella, I., Peñuelas, J., 2015. GEOCLIM: a global climatology of LAI, FAPAR, and FCOVER from VEGETATION observations for 1999–2010. *Remote Sens. Environ.* 166, 126–137.
- Verhoef, W., 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model. *Remote Sens. Environ.* 16, 125–141.
- Vermote, E.F., Saleous, N.Z.E., Justice, C.O., 2002. Atmospheric correction of MODIS data in the visible to middle infrared: first results. *Remote Sens. Environ.* 83, 97–111.
- Wang, L., Yang, R., Tian, Q., Yang, Y., Zhou, Y., Sun, Y., Mi, X., 2015. Comparative analysis of GF-1 WFV, ZY-3 MUX, and HJ-1 CCD sensor data for grassland monitoring applications. *Remote Sens.* 7, 2089–2108.
- Weiss, M., Baret, F., Smith, G.J., Jonckheere, I., Coppin, P., 2004. Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination. *Agric. For. Meteorol.* 121, 37–53.
- Weiss, M., Baret, F., Garrigues, S., Lacaze, R., 2007. LAI and fAPAR CYCLOPES global products derived from VEGETATION. Part 2: validation and comparison with MODIS collection 4 products. *Remote Sens. Environ.* 110, 317–331.
- Yan, K., Park, T., Yan, G., Chen, C., Yang, B., Liu, Z., Nemani, R., Knyazikhin, Y., Myneni, R., 2016. Evaluation of MODIS LAI/FPAR product collection 6. Part 1: consistency and improvements. *Remote Sens.* 8, 359.
- Yan, K., Park, T., Chen, C., Xu, B., Song, W., Yang, B., Zeng, Y., Liu, Z., Yan, G., Knyazikhin, Y., Myneni, R.B., 2018. Generating global products of LAI and FPAR from SNPP-VIIRS data: theoretical background and implementation. *IEEE Trans. Geoscience Remote Sens.* <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2017.2775247>.
- Yuan, H., Ma, R., Atzberger, C., Li, F., Loiselle, S., Luo, J., 2015. Estimating forest fAPAR from multispectral Landsat-8 data using the invertible Forest reflectance model INFORM. *Remote Sens.* 7, 7425–7446.
- Zhang, Y., Tian, Y., Knyazikhin, Y., Martonchik, J.V., Diner, D.J., Leroy, M., Myneni, R.B., 2000. Prototyping of MISR LAI and FPAR algorithm with POLDER data over Africa. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 38, 2402–2418.
- Zhu, Z., Bi, J., Pan, Y., Ganguly, S., Anav, A., Xu, L., Samanta, A., Piao, S., Nemani, R., Myneni, R., 2013. Global data sets of vegetation leaf area index (LAI)3g and fraction of photosynthetically active radiation (FPAR)3g derived from global inventory modeling and mapping studies (GIMMS) normalized difference vegetation index (NDVI3g) for the period 1981 to 2011. *Remote Sens.* 5, 927–948.