

引用格式:孙玉燕,张磊,卢善龙,等.基于动态NDSI阈值的每日积雪监测方法[J].地球信息科学学报,2020,22(2):298-307. [Sun Y Y, Zhang L, Lu S L, et al. Method for monitoring daily snow cover based on dynamic NDSI thresholds[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(2):298-307.] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.190139

基于动态NDSI阈值的每日积雪监测方法

孙玉燕^{1,2},张磊^{1*},卢善龙¹,刘红超^{1,2}

1. 中国科学院空天信息创新研究院 数字地球重点实验室,北京 100094;
2. 中国科学院大学 电子电气与通信工程学院,北京 100049

Method for Monitoring Daily Snow Cover based on Dynamic NDSI Thresholds

SUN Yuyan^{1,2}, ZHANG Lei^{1*}, LU Shanlong¹, LIU Hongchao^{1,2}

1. Key Laboratory of Digital Earth, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
2. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Accurate snow cover information is of great significance to the study of meteorology, hydrology, and global climate change. Remote sensing techniques play an important role in large-scale and high-frequency snow cover monitoring. Nowadays, SNOMAP algorithm is the most common method for remote sensing monitoring of snow, which mainly uses fixed NDSI (Normalized Difference Snow Index) thresholds to identify snow. However, this method ignores the temporal variations of snow spectral information, leading to monitoring errors of snow cover. In this study, we proposed an adjusted method to monitor snow cover by dynamic NDSI thresholds. This method adjusts fixed NDSI thresholds by using the average NDSI value of pure permanent snow as reference to reduce the influence of spectral fluctuations. Snow cover in the Sanjiangyuan area was identified and monitored by this method. There were four steps: (1) OLI and MODIS data of the same region, the same period and cloud-free were selected. The OLI NDSI threshold of the best snow cover recognition was determined by human-computer interaction. (2) The snow area monitored based on OLI data was used as the true value of the ground to calibrate the optimal MODIS NDSI threshold on the same day. (3) The average NDSI value of the pure permanent snow in the Sanjiangyuan area on the same day was counted. The elevation of the pure permanent snow pixels was more than 5800 meters and the FSC (Fractional Snow Cover) of them was 100%. (4) The functional relationship between the optimal MODIS NDSI threshold and the average NDSI value of the pure permanent snow was established. The dynamic MODIS NDSI threshold was obtained by the linear regression and varied with the average NDSI value of pure permanent snow. Results show that: (1) Based on daily MODIS data, there was a good linear relationship between the optimal NDSI threshold for snow cover monitoring and the average NDSI value of pure permanent snow on the same day, and the determinant coefficient R^2 reached 0.86. (2) The dynamic NDSI thresholds of Sanjiangyuan area were between 0.29 and 0.37, and the average value of NDSI threshold was about 0.33, indicating that 0.40 as the NDSI threshold would underestimate the snow cover area of the Sanjiangyuan area. (3) The average values of the approximation ratio, the overall classification accuracy, and F of dynamic NDSI threshold method were 96.61%,

收稿日期:2019-03-26;修回日期:2019-09-05.

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFC0405802)。[**Foundation item:** National Key Research and Development Program of China, No.2017YFC0405802.]

作者简介:孙玉燕(1994—),女,山东潍坊人,硕士生,主要从事季节性积雪监测研究。E-mail: Sunyy@radi.ac.cn

*通讯作者:张磊(1965—),男,江苏宜兴人,博士,研究员,主要从事土地覆盖遥感监测和水资源遥感监测研究。
E-mail: zhanglei@radi.ac.cn

94.62%, and 91.99%, respectively. Compared with the monitoring method with the fixed NDSI threshold of 0.33, they were improved by 5.17% , 0.70% , and 1.14% , respectively. Our findings demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: snow monitoring; dynamic NDSI; threshold; pure permanent snow; temporal variation; monitoring accuracy; Sanjiangyuan

***Corresponding author:** ZHANG Lei, E-mail: zhanglei@radi.ac.cn

摘要: 准确掌握积雪覆盖信息对于气象、水文和全球气候变化研究都具有重要的意义。遥感技术在进行大范围、高频率的积雪覆盖监测中发挥着重要的作用。目前, SNOMAP算法是用于积雪遥感监测最普遍的技术手段, 其核心是利用固定阈值的归一化差分积雪指数(Normalized Difference Snow Index, NDSI)进行积雪识别, 但这种方法忽略了积雪光谱信息的时相变化, 会产生积雪监测的误差。本文提出了一种动态NDSI阈值方法, 以纯永久积雪像元的平均NDSI值作为参照系调整固定的NDSI阈值, 从而削减影像光谱值波动对积雪识别的影响。以三江源地区作为研究区域, 将基于每日MODIS数据进行积雪监测最佳的NDSI阈值与同日纯永久积雪像元的平均NDSI值作线性回归, 通过每日纯永久积雪像元平均NDSI值的变化来调整用于积雪识别的NDSI阈值。结果表明: ① 基于每日MODIS数据进行积雪覆盖监测最佳的NDSI阈值与同日纯永久积雪像元的平均NDSI值之间存在较好的线性关系, 决定系数 R^2 达到0.86; ② 三江源地区动态NDSI阈值的范围为0.29~0.37, 其平均值在0.33左右, 说明MODIS全球积雪面积产品中将NDSI阈值取为0.40会低估三江源地区的积雪面积; ③ 与采用固定NDSI阈值0.33的监测方法相比, 动态NDSI阈值法近似率、总体分类精度和 F 值的平均值分别提高了5.17%、0.70%、1.14%。

关键词: 积雪监测; 动态NDSI; 阈值; 纯永久积雪; 时相变化; 监测精度; 三江源

1 引言

积雪是地球表面最活跃的自然要素之一, 也是对气候响应最为敏感的冰冻圈要素^[1]。积雪覆盖面积、积雪深度及雪水当量等信息是水文模型和气候模式的重要参数^[2-4]。积雪融水还是众多河流和地下水的重要补充来源, 影响着区域水资源的管理和调度^[5]。准确监测积雪信息, 对于区域雪灾预报预警、灾害评估, 全球气象、水循环、气候变化以及能量平衡等领域的研究具有重要的意义^[6-7]。

卫星遥感技术可以提供大范围、长时序的积雪监测^[8]。目视解译法、亮度阈值像元统计法、监督分类法和SNOMAP算法是主要的遥感积雪识别方法^[9]。王建^[10]基于TM、AVHRR和MODIS传感器, 分别用不同的方法提取积雪面积, 发现基于反射特性的SNOMAP算法是一种最佳的技术手段, 比亮度阈值像元统计法和监督分类法的精度更高, 比传统的目视解译法更方便实用。Hall等^[11-12]提出和发展了SNOMAP算法, 其核心是采用归一化差分积雪指数(Normalized Difference Snow Index, NDSI)对积雪强反射的绿波段和低反射的短波红外波段进行归一化处理, 以突出积雪特征, 区分积雪和其他地物。美国国家航空航天局(NASA)^[13]在非森林密集区, 将NDSI取固定阈值0.40, 基于MODIS数据监测全球积雪覆盖情况, 并通过分布式存档中心

(DAAC)发布500 m分辨率的每日、每8日积雪监测产品MOD10A1、MOD10A2, 该产品可供全球免费下载和应用。刘畅等^[14]将NDSI阈值取为固定值0.40, 对TM、ETM+、OLI进行积雪分类, 以该分类结果作为依据, 基于Google Earth Engine评估了新疆西南部MODIS积雪产品的精度, 发现2000—2016年新疆西南部积雪季MOD10A1的平均总体准确率达82%。王轩等^[15]也将NDSI取固定阈值0.40, 对TM数据进行积雪识别, 并用获取的积雪面积二值图, 对日本宇航局(JAXA)^[16]基于AVHRR数据发展的北半球1978年以来5 km分辨率的积雪覆盖产品JASMES进行了精度评估, 结果表明JASMES积雪产品在我国三大积雪区存在比较严重的漏分现象。魏文寿等^[17]提出积雪具有明显的空间异质性, 不同地区的积雪具有较大的光谱差异性。NDSI阈值取为0.40不一定适合所有区域。郝晓华等^[18]提出NDSI阈值取为0.40会低估祁连山中部山区的积雪面积, 将阈值设置为0.33的总体分类精度可高达98.74%。王玮^[19]利用最大似然法分类器获取TM数据的积雪分类结果, 并将其作为“真实”的雪盖, 确定青藏高原牧区进行积雪识别的MODIS NDSI阈值为0.35。何咏琪等^[20]基于HJ-1B数据, 将NDSI阈值取为固定值0.37, 提取青海省果洛藏族自治州达日县的积雪面积, 总分类精度达到97.97%。

目前, 无论是将NDSI阈值取为0.40进行大范

围内积雪覆盖面积的监测,还是将NDSI阈值取为0.33、0.35、0.37或其它值进行局部小区域的积雪识别,都忽略了积雪光谱信息的时相变化。然而,同一地区受光照条件、大气条件、传感器不稳定性等外界因素及密度、含水量、粒径等积雪自身物理性质变化的影响,积雪每日NDSI值是在不断变化的^[21-22]。经统计,青海省三江源地区的MODIS影像中纯永久积雪像元每日平均NDSI值的变化范围为0.71~0.88,日际变化率的范围为9.07%~25.74%。非纯永久积雪像元的光谱性质更不稳定,NDSI值的动态变化更为剧烈,用固定的NDSI阈值进行积雪识别时,在一定程度上会造成判别误差。

本文在SNOMAP算法的基础上提出了采用动态NDSI阈值法进行每日积雪监测。在三江源地区,以纯永久积雪像元的平均NDSI值为参照系,通过动态调整积雪识别所用的NDSI阈值,削减每日影像光谱值波动对积雪识别的影响,从而形成时间一致、空间可比的数据产品。

2 研究区概况、数据来源与研究方法

2.1 研究区概况

本文研究区选定为青海省南部的三江源生态环境保护区(图1),位于青藏高原的东缘,面积为36.6万km²,是长江、黄河、澜沧江三条大河的发源地。区内丰富的积雪资源对于青藏高原乃至整个高亚洲地区的水和能量循环起着重要的反馈和调节作用,其季节变化还影响着融雪性河流流量,对下游水资源和经济活动具有重要影响。三江源地区在积雪覆盖期间下垫面多为裸地和枯草,几乎没有森林,可以不考虑植被对积雪覆盖监测结果的影响。

2.2 数据来源

2.2.1 Landsat-8 OLI数据

OLI数据可较为清晰地反映地表积雪的空间变化。本文从美国地质勘探局网站(<https://www.usgs.gov/>)下载了不同年份的50景OLI数据(表1)^[23],这些数据需要同时满足4个条件:①不同时相;②云量在10%以内;③积雪覆盖大于25%;④积雪区域对应的同期MODIS数据中没有被云覆盖。基于OLI数据的二值化分类结果,标定和验证基于MODIS数据进行积雪监测的结果。其中40景OLI数据用于标定实验,另外10景OLI数据用于MODIS数据积雪分类结果的精度验证。下载的OLI数据为Level1-TP级别,经过了系统辐射校正和地理几何纠正处理,下载后还需将其投影转换为Albers投影。

2.2.2 MODIS数据

选取与OLI数据同期的Terra MODIS 500 m分辨率的每日地表反射率产品MOD09GA^[24],数据来源于美国国家冰雪数据中心(<https://modis.gsfc.nasa.gov/data/>),用于每日积雪覆盖监测。通过MOD09GA获得积雪识别所用的NDSI指数及第2波段(0.841~0.876 μm)和第4波段(0.545~0.565 μm)的反射率。数据下载后通过MODIS Reprojection Tools(MRT)工具,对其进行拼接、重投影、重采样等预处理。

2.2.3 DEM数据

DEM数据选用美国航空航天局(NASA)、美国国家测绘局(NIMA)、德国及意大利航天局联合测量的数字高程模型产品SRTM(Shuttle Radar Topography Mission)^[25],空间分辨率为90 m,数据来源于美国地质勘探局(<https://www.usgs.gov/>),用于提取永久积雪。

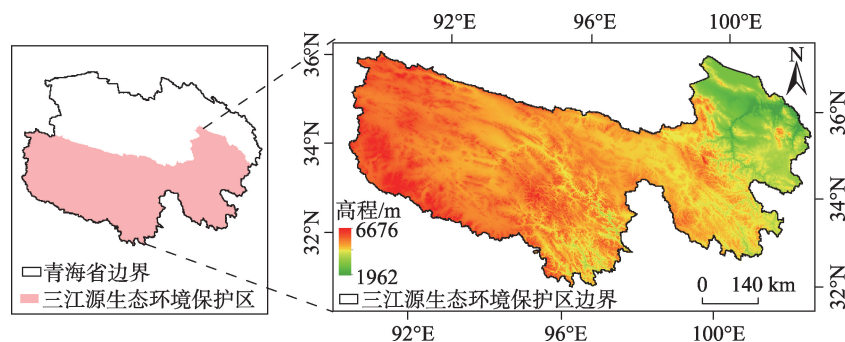


图1 三江源生态环境保护区位置及高程示意

Fig. 1 Location and elevation of the Sanjiangyuan eco-environmental protection zone

表1 选用的Landsat8-OLI影像数据
Tab. 1 Landsat8-OLI images used for this study

编号	成像日期	行列号	编号	成像日期	行列号
01	2013-11-04	139036	02	2013-11-06	137035
03	2013-11-15	136035	04	2013-11-22	137036
05	2013-11-29	138036	06	2013-12-01	136037
07	2013-12-03	134036	08	2013-12-08	137035
09	2013-12-28	133036	10	2014-10-31	138036
11	2014-11-09	137035	12	2014-11-13	133036
13	2014-11-16	138035	14	2014-12-02	138035
15	2014-12-29	135037	16	2014-12-31	133036
17	2015-01-09	132036	18	2015-02-06	136037
19	2015-01-21	136037	20	2015-03-21	133036
21	2015-04-22	133035	22	2015-11-16	133036
23	2015-11-28	137036	24	2016-01-08	136036
25	2016-01-17	135037	26	2016-02-04	133036
27	2016-10-17	133036	28	2016-10-22	136037
29	2016-10-31	135037	30	2016-12-04	133037
31	2017-01-01	137036	32	2017-01-05	133036
33	2017-02-04	135037	34	2017-04-30	138036
35	2017-10-27	134036	36	2017-11-01	137036
37	2017-11-05	133036	38	2017-11-08	138036
39	2017-11-12	134036	40	2017-11-19	135036
41	2017-12-30	134035	42	2018-01-01	132036
43	2018-03-29	133036	44	2018-11-07	133037
45	2018-11-21	135037	46	2018-11-23	133036
47	2018-12-25	133036	48	2018-11-30	134036
49	2018-12-16	134035	50	2019-01-01	134036

2.3 研究方法

通过动态NDSI阈值的方法改进SNOMAP算法的积雪监测结果(图2)。先选取同期、无云、多雪的OLI和MODIS数据,通过人机交互的方法确定最佳积雪覆盖识别的OLI NDSI阈值;再以OLI数据监测出的积雪面积作为“地面真值”标定基于同日MODIS数据进行积雪覆盖监测最佳的NDSI阈值;然后统计整个三江源研究区内纯永久积雪像元同日的平均NDSI值,将每日基于MODIS数据进行积雪监测最佳的NDSI阈值与纯永久积雪像元的平均NDSI值作回归分析,建立二者的函数关系;最后根据函数关系以及纯永久积雪像元每日的平均NDSI值,获取对MODIS数据进行每日积雪监测最佳的NDSI阈值,该阈值随着纯永久积雪像元平均NDSI值的时相变化而动态变化。

2.3.1 基于OLI样本数据的积雪覆盖监测

面向对象的分类方法具备多尺度分析能力,可

以消除影像中的“椒盐”现象,保持多尺度分析具有可比性。由于OLI数据与MODIS数据分辨率的尺度相差较大,在OLI影像上能识别的细小的积雪斑块,在MODIS影像上无法识别,所以先在面向对象

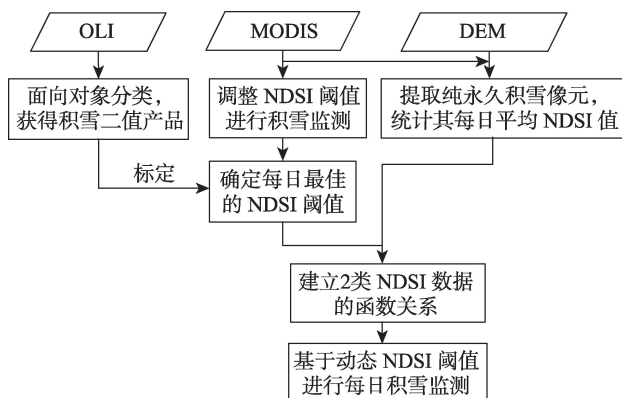


图2 动态NDSI阈值积雪监测技术路线
Fig. 2 Flowchart for snow monitoring by dynamic NDSI thresholds

软件 eCognition 中对 OLI 影像进行最佳尺度分割,由像元生成对象,然后进行积雪覆盖面积的提取。在提取积雪覆盖面积时,通过人机交互试错的方法,以 0.01 为间隔,不断调整 NDSI 阈值,并比较不同 NDSI 阈值下的积雪监测结果,来确定最佳的 OLI NDSI 阈值,使得积雪的监测精度最高,并将其监测结果作为“地面真值”,来标定和验证基于 MODIS 数据的积雪监测结果。对 OLI 数据来说,NDSI 的计算公式如下:

$$NDSI = \frac{(b3 - b6)}{(b3 + b6)} \quad (1)$$

式中: $b3$ 、 $b6$ 分别代表 OLI 数据中第 3 波段(0.525~0.600 μm)和第 6 波段(1.560~1.651 μm)的反射率。

此外,还需要确定 OLI 第 3 波段反射率的阈值来排除易被错分为积雪的暗目标,以及第 5 波段(0.845~0.885 μm)反射率的阈值来排除水体对积雪识别的影响。确定了上述 3 个指标的阈值后,通过 eCognition 的 Hierarchical Classification 工具将影像分为积雪和非雪 2 类。

2.3.2 基于 OLI 标定的 MODIS 积雪覆盖监测

当 NDSI 小于 0.25 时,像元内的积雪覆盖度较小,可将其判别为非积雪像元。当 NDSI 大于 0.45 时,积雪覆盖度较高的像元会被遗漏^[19]。所以,本文以 NDSI 等于 0.25 为起点,以 NDSI 等于 0.45 为终点,以 0.01 为间隔,不断增大 NDSI 阈值,对 MODIS 数据进行积雪识别。为排除水体和暗目标对积雪识别的影响,还需 MODIS 第 2 波段(0.841~0.876 μm)的反射率大于 0.11,第 4 波段(0.545~0.565 μm)的反射率大于 0.10。将 MODIS 数据在不同 NDSI 阈值下的积雪监测结果与 OLI 数据面向对象的积雪分类结果进行对比,通过总体分类精度(A)确定 MODIS 积雪识别最佳的 NDSI 阈值,计算公式如下。

$$A = \frac{a+b}{a+b+c+d} \times 100 \quad (2)$$

式中: a 代表 MODIS 和 OLI 共同识别出的积雪面积; b 代表 MODIS 和 OLI 共同识别出的非积雪面积; c 代表 MODIS 识别为积雪但 OLI 识别为非积雪的面积; d 代表 MODIS 识别为非积雪但 OLI 识别为积雪的面积。当 A 达到最大值时,表示 MODIS 的分类效果最佳,此时对应的 NDSI 阈值即为基于当日 MODIS 数据进行积雪监测最佳的 NDSI 阈值。

2.3.3 纯永久积雪像元的选取

在青藏高原地区,通过结合已发布的青藏高原“年度最小雪冰覆盖”,对比分布形态和细节较为丰富的 Google Earth 高清晰度无云卫星图片,统计分

析 DEM 分布情况,确定高程大于 5800 m 的区域可被识别为永久积雪^[26-27]。本研究选取整个三江源研究区内每景 MODIS 影像中高程大于 5800 m 且积雪覆盖度(Fractional Snow Cover, FSC)为 100% 的像元为纯永久积雪像元,并将纯永久积雪像元每日的平均 NDSI 值作为参照系来调整积雪识别所用的 NDSI 阈值。式(3)是从 MODIS 和 Landsat 数据发展而来的经验关系^[28],积雪覆盖度随着 NDSI 值的增大而增大。

$$FSC = [-0.01 + (1.45 \times NDSI)] \times 100 \quad (3)$$

式中: FSC 的单位为%; $0 \leq NDSI \leq 1.0$ 。 $FSC < 0$,需将其重新赋值为 0; $FSC \geq 0$ 且 ≤ 100 ,不需对其重新赋值; $FSC > 100$,需将其重新赋值为 100。

2.3.4 MODIS NDSI 阈值与纯永久积雪像元平均 NDSI 值的函数关系

研究发现,不同时相内,三江源地区纯永久积雪像元的平均 NDSI 值会在 0.71~0.88 之间动态变化。纯永久积雪像元的积雪覆盖度为 100%,其 NDSI 值的变化是由外界因素及积雪自身物理性质的变化造成的,而不是因融雪出现混合像元造成的,所以选用纯永久积雪像元的平均 NDSI 值作为参照系,来间接反映上述 2 个因素对该地区其他积雪 NDSI 值波动造成的影响。

建立每日基于 OLI 标定的 MODIS 数据进行积雪判定的最佳 NDSI 阈值与同日纯永久积雪像元平均 NDSI 值的相关函数关系。基于该函数关系,利用纯永久积雪像元每日的平均 NDSI 值,来获取同日基于 MODIS 数据进行积雪监测最佳的 NDSI 阈值,该 NDSI 阈值随着纯永久积雪像元平均 NDSI 值的动态变化而变化,可以削减时相光谱值波动对积雪识别的影响,提高积雪覆盖监测的精度。

3 结果及分析

3.1 动态 MODIS NDSI 阈值的回归模型

在不同时相的 40 期 OLI 数据中,通过人机交互试错方法确定的 OLI NDSI 阈值的范围为 0.29~0.36,将基于该 OLI NDSI 阈值对 OLI 数据进行积雪分类的结果作为“地面真值”,来标定基于同期 MODIS 数据进行积雪覆盖监测的结果,得到同期 MODIS 数据进行积雪监测最佳的 NDSI 阈值。40 期 MODIS 数据中,最佳 MODIS NDSI 阈值的范围为 0.29~0.37,将其与同日纯永久积雪像元的平均 NDSI 值进行线性回归(图 3),得到二者的函数关

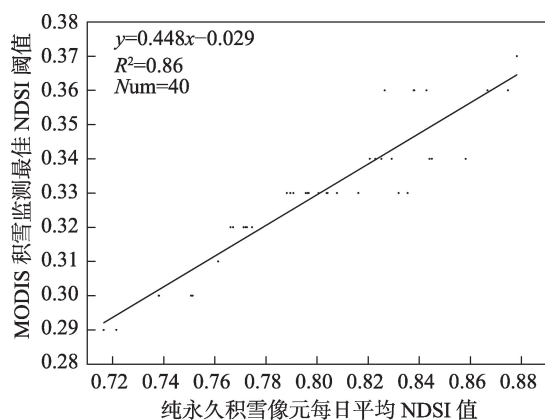


图3 MODIS NDSI 阈值与纯永久积雪像元平均NDSI值回归分析

Fig. 3 Regression analysis between MODIS NDSI thresholds and average NDSI of pure permanent snow

系,如式(4)所示。

$$y = 0.448x - 0.029 \quad (4)$$

式中: x 为纯永久积雪像元每日的平均NDSI值; y 为基于同期MODIS数据进行积雪监测最佳的NDSI阈值。

纯永久积雪像元的地理位置和40期OLI数据所在的区域相距较近,导致纯永久积雪和其它积雪的物理性质具有空间一致性,进一步提高了回归模型的相关性。回归模型的决定系数 R^2 达到0.86,代表模型具有较好的拟合度,能解释每日基于MODIS数据进行积雪监测最佳的NDSI阈值86%以上的变化。在模型的显著性检验中,回归模型的 F 值为272.01,远大于 $F_{0.005}(1, 38)$ 在 F 检验临界值分布表中的值8.88,代表回归模型在置信水平0.005下是显著的, Sig 值远小于0.01,说明实验数据之间具有显著差异性。

从图3发现,三江源地区基于MODIS数据进行积雪识别的动态NDSI阈值的平均值在0.33左右,说明MODIS全球积雪产品MOD10A1、MOD10A2中将NDSI阈值取为0.40并不适合三江源地区,会低估三江源地区的积雪覆盖面积。

3.2 动态NDSI阈值与固定NDSI阈值0.33监测

结果的对比

另外,选取10期OLI和MDOIS数据,将基于OLI数据的积雪分类结果作为地面真值,分析比较基于MODIS数据用动态NDSI阈值方法和固定NDSI阈值0.33监测结果的差异,精度评价指标包

括近似率(E)、总体分类精度(A)和 F 值(F),评价结果如表2所示。其中:近似率表示基于MODIS数据识别出的积雪面积与基于OLI数据识别出的积雪面积的近似程度;总体分类精度表示MODIS数据中每个像元被正确分成积雪或非雪的概率; F 值是积雪分类精度(P ,基于MODIS数据正确分类出的积雪面积与基于MODIS数据分类出的所有积雪面积的比值)和召回率(R ,基于MODIS数据正确分类出的积雪面积与基于OLI数据分类出的积雪面积的

表2 动态NDSI阈值和固定NDSI阈值0.33监测精度的对比

Tab. 2 Monitoring accuracies based on dynamic NDSI thresholds versus the fixed NDSI threshold 0.33 (%)

时间	精度指标	监测方法		动态比固定 NDSI 阈值 提高精度
		动态NDSI 阈值	固定NDSI 阈值0.33	
2013-11-04	近似率	97.58	82.45	15.13
	总体分类精度	94.59	93.71	0.88
	F 值	87.05	83.30	3.75
2013-11-22	近似率	85.79	71.42	14.37
	总体分类精度	90.95	88.33	2.62
	F 值	79.23	74.18	5.05
2013-12-03	近似率	96.66	93.94	2.72
	总体分类精度	92.07	91.75	0.32
	F 值	87.85	87.55	0.30
2014-12-02	近似率	97.42	97.42	0.00
	总体分类精度	95.85	95.85	0.00
	F 值	92.57	92.57	0.00
2015-11-16	近似率	98.01	94.64	3.37
	总体分类精度	95.10	94.63	0.47
	F 值	96.58	96.32	0.26
2016-10-31	近似率	98.68	94.35	4.33
	总体分类精度	98.83	98.15	0.68
	F 值	99.31	98.90	0.41
2017-10-27	近似率	94.59	92.55	2.04
	总体分类精度	93.58	93.12	0.46
	F 值	93.23	92.67	0.56
2017-11-01	近似率	99.35	92.31	7.04
	总体分类精度	92.30	91.85	0.45
	F 值	89.33	89.00	0.33
2017-11-12	近似率	98.56	97.98	0.58
	总体分类精度	96.84	96.70	0.14
	F 值	96.93	96.80	0.13
2018-11-23	近似率	99.49	97.34	2.15
	总体分类精度	96.13	95.15	0.98
	F 值	97.84	97.25	0.59

比值)的调和平均,能更好地反映积雪漏分或错分情况^[29]。 E 、 P 、 R 和 F 的计算公式如下。

$$E = \left(1 - \left| \frac{a+c}{a+d} - 1 \right| \right) \times 100 = \left(1 - \left| \frac{c-d}{a+d} \right| \right) \times 100 \quad (5)$$

$$P = \frac{a}{a+c} \times 100 \quad (6)$$

$$R = \frac{a}{a+d} \times 100 \quad (7)$$

$$F = \frac{2PR}{P+R} = \frac{2a}{2a+c+d} \times 100 \quad (8)$$

式中: E 、 P 、 R 和 F 的单位均为%; a 、 b 、 c 、 d 的含义同式(2)中各字母的含义一致。

结果表明,动态NDSI阈值法近似率、总体分类精度、 F 值的平均值分别为96.61%、94.62%、91.99%,相比采用固定NDSI阈值为0.33的积雪监测方法,分别提高了5.17%、0.70%、1.14%。同一期数据中,从总体分类精度和 F 值2个评价指标来看,动态NDSI阈值法提高的精度并不大。因为利用NDSI阈值提取积雪时得到的是二值化的分类结果,同一样本区,当NDSI阈值减小(增大)时,正确分出的积雪面积会增多(减少),正确分出的非雪面积会减少(增多),而正确分出的地物总面积的变化并不是很大。同一样本区,当NDSI阈值减小(增大)时,错分的积雪面积会增多(减少),漏分的积雪面积会减少(增多),而二者的调和平均变化也不是很大。所以,同一样本区,总体分类精度和 F 值对NDSI阈值变化对分类结果造成影响的响应范围并不大,总体分类精度和 F 值的小幅提高,也是对动态NDSI阈值法的肯定。相比而言,当NDSI动态变化时,基于MODIS数据识别出的积雪面积变化幅度较大,在总体分类精度和 F 值提高不大的情况下,近似率更有参考价值。在无地形影响且积雪分布集中时,监测精度较高,动态NDSI阈值法的近似率最高可达99.49%,总体分类精度最高可达98.83%, F 值最高可达99.31%。而在山区阴坡地带和积雪分布零散的区域,监测精度相对较低,动态NDSI阈值法的近似率最低为85.79%,总体分类精度最低为90.95%, F 值最低为79.23%。阴坡处积雪像元的NDSI值较低而不能被有效地提取出来,需要结合其他指标来提高积雪判别的精度。积雪分布零散的区域混合像元较多,错分和漏分现象严重。

以2017年10月27日和2017年11月1日的2期数据为例,动态NDSI阈值分别取值为0.30和0.36。图4(a)和图4(b)分别展现了当动态NDSI阈值小于固定NDSI阈值0.33和当动态NDSI阈值大

于固定NDSI阈值0.33时,不同监测方法监测结果的空间差异。差异主要集中在积雪区与非积雪区的过渡地带,这些位置的像元多为混合像元,性质不稳定,且更容易受到光照条件、大气条件、传感器不稳定性等外界环境因素的影响,致使其NDSI值动态变化更为剧烈。动态NDSI阈值法通过以每日纯永久积雪像元的平均NDSI值为参照系,适当地调整每日用于积雪监测的NDSI阈值,得到与地表积雪范围最接近的监测结果。而固定NDSI阈值0.33的积雪监测方法并没有充分考虑像元NDSI值的动态变化,导致积雪监测精度偏低。

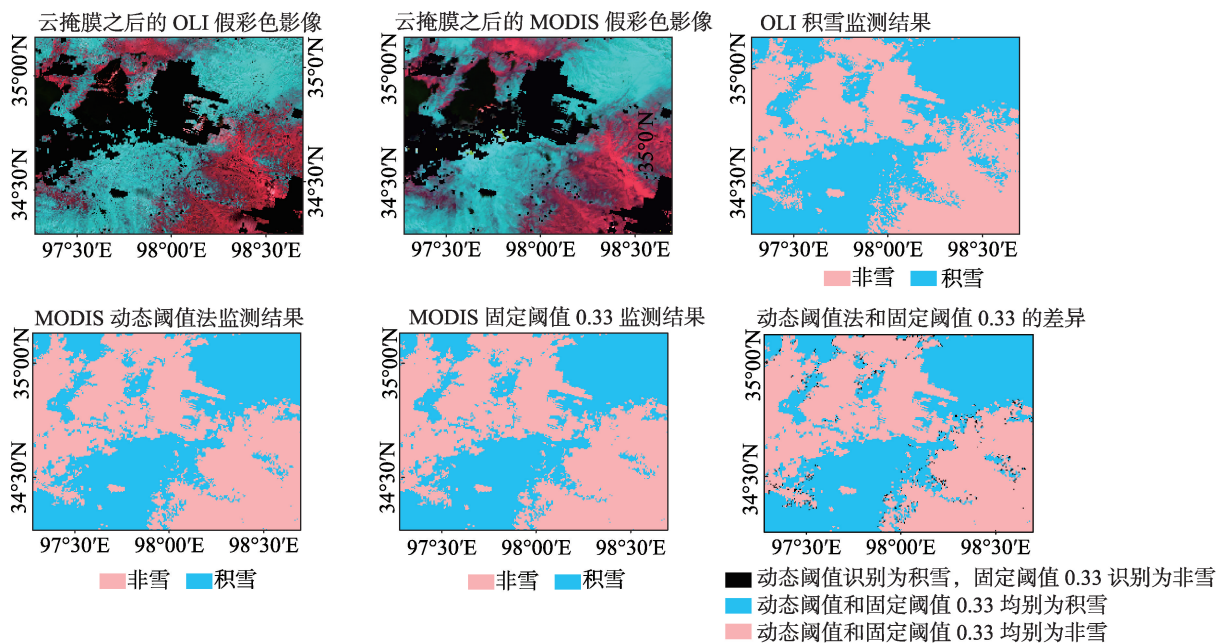
4 结论与讨论

现有的SNOMAP算法以一个固定的NDSI阈值进行积雪识别与监测,由于忽略了积雪光谱信息的时相变化,导致积雪监测产生一定的误差。本文考虑到外界因素及积雪自身物理性质的变化都会影响积雪反照率,以三江源地区为研究区,提出以纯永久积雪像元的平均NDSI值为参照系,用每日动态变化的NDSI阈值进行积雪识别与监测,改进了SNOMAP算法。具体结论如下:

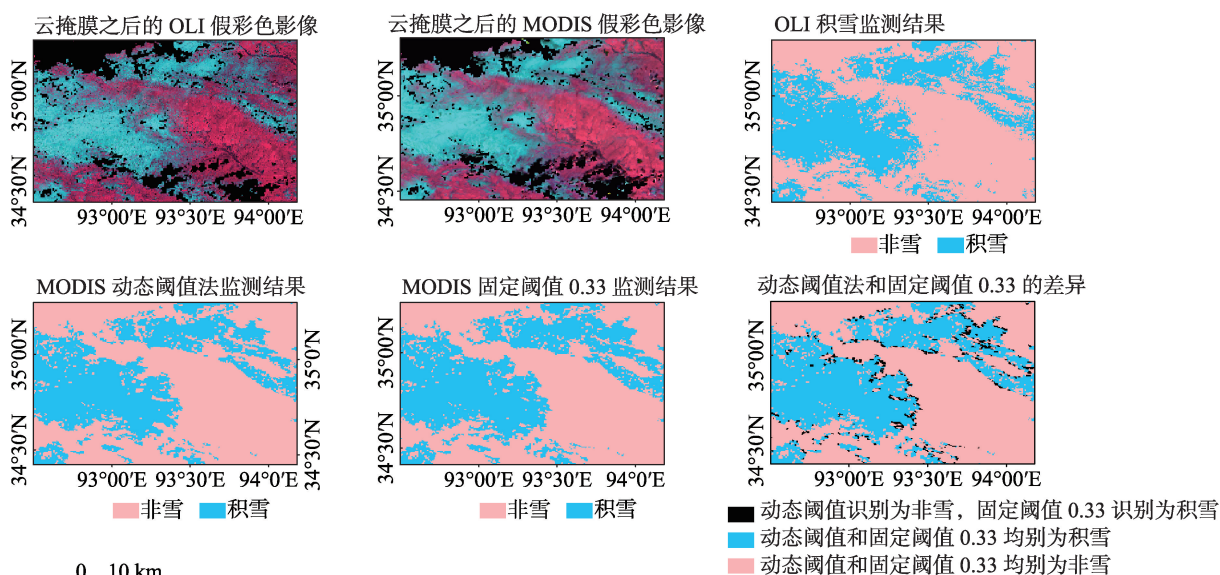
(1)基于每日MODIS数据进行积雪覆盖监测最佳的NDSI阈值与纯永久积雪像元同日的平均NDSI值之间存在较好的线性关系,决定系数 R^2 达到0.86。根据线性回归模型,纯永久积雪像元每日的平均NDSI值,就可以确定每日动态变化的NDSI阈值,进行积雪监测。

(2)三江源地区的动态NDSI阈值在0.29~0.37之间,说明MODIS全球积雪产品中NDSI阈值取为0.40会低估三江源地区的积雪覆盖面积。这主要是由于对固定NDSI阈值取0.40的合理性进行验证时,样本大都集中在北美和欧洲地区,在中国并没有进行验证。但是,积雪具有明显的空间异质性,北美和欧洲的积雪属于海洋性积雪,三江源地区代表干旱区的积雪类型,2个地区的积雪在密度、含水量、粒径等方面都有所不同。

(3)动态NDSI阈值法削减了影像光谱值波动对积雪监测的影响,与基于OLI数据面向对象的监测结果相比,近似率、总体分类精度和 F 值的平均值分别为96.61%、94.62%、91.99%。与采用固定NDSI阈值0.33的监测结果相比,3个评价指标的平均值分别提高了5.17%、0.70%、1.14%。动态NDSI阈值法和固定NDSI阈值0.33监测结果的空间差异主要集中在



(a) 2017年10月27日不同监测方法监测结果的空间差异



(b) 2017年11月1日不同监测方法监测结果的空间差异

图4 2期数据中不同监测方法监测结果的空间差异

Fig. 4 Spatial differences of monitoring results by different monitoring methods based on the two-period data

在积雪边缘区域的混合像元内,这些像元的NDSI值要小于纯积雪像元,光谱特性更容易发生动态变化。

由于同期的 OLI 和 MODIS 数据中,无云多雪的共同区域较少,本研究中只选取了 50 景不同时相的 OLI 数据用于标定与验证试验,下一步将增加样本量,进一步提高回归模型的可靠性。另外,由于不同地区积雪的空间异质性较大,基于三江源地区

得出的线性回归模型,在大规模推广应用上会造成一定的误差,下一步将在青藏高原其它地区进行实验,进一步提高回归模型的稳定性。

参考文献(References):

[1] 李弘毅,王建.积雪水文模拟中的关键问题及其研究进展[J].冰川冻土,2013,35(2):430-437. [Li H Y, Wang J. Key

- research topics and their advances on modeling snow hydrological processes[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2013,35(2):430-437.]
- [2] Vavrus S. The role of terrestrial snow cover in the climate system[J]. *Climate Dynamics*, 2007,29(1):73-88.
- [3] 汪箫悦,王思远,尹航,等. 2002-2012年青藏高原积雪物候变化及其对气候的响应[J].*地球信息科学学报*,2016,18(11):1573-1580. [Wang X Y, Wang S Y, Yin H, et al. Snow phenology variability in the Qinghai-Tibetan Plateau and its response to climate change during 2002-2012 [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2016,18(11): 1573-1580.]
- [4] Wang J, Li H X, Hao X H, et al. Remote sensing for snow hydrology in China: challenges and perspectives[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014,8(1):1-25.
- [5] Bouron G, Mimoun D, Graillot D, et al. Analysis of mechanisms and effects of snow-melting on the groundwater recharge downstream mountainous watershed in a climate-changing context. Example: The Lignon du Forez watershed, Massif Central, France[J]. *Biofactors*, 2012,36(1):25-32.
- [6] 张学通.青海省积雪监测与青南牧区雪灾预警研究[D]. 兰州:兰州大学,2010. [Zhang X T. Snow monitoring of Qinghai province and snow disaster early warning in pastoral areas of southern Qinghai province[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2010.]
- [7] 隋琦,王瑛,李婷,等.多源信息结合的雪灾交通风险评估研究[J].*地球信息科学学报*,2018,20(11):1571-1578. [Sui Q, Wang Y, Li T, et al. Application of multi-source information fusion in the traffic risk assessment of snow disaster[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2018,20(11):1571-1578.]
- [8] 肖雄新,张廷军.基于被动微波遥感的积雪深度和雪水当量反演研究进展[J].*地球科学进展*,2018,33(6):590-605. [Xiao X X, Zhang T J. Passive microwave remote sensing of snow depth and snow water equivalent: overview [J]. *Advances in Earth Sciences*, 2018,33(6):590-605.]
- [9] 吴晓晨,孟令奎,张东映,等.冰雪遥感监测方法综述[J].*水利信息化*,2013,27(1):35-39. [Wu X C, Meng L K, Zhang D Y, et al. Overview of ice and snow remote sensing monitoring methods[J]. *Water Resources and Information Science*, 2013,27(1):35-39.]
- [10] 王建.卫星遥感制图方法对比与分析[J].*遥感技术与应用*,1999,14(4):29-36. [Wang J. Comparison and analysis on methods of snow cover mapping by using satellite remote sensing data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 1999,14(4):29-36.]
- [11] Hall D K, Riggs G A, Salomonson V V, et al. Development of methods for mapping global snow cover using moderate resolution imaging spectroradiometer data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995,54(2):127-140.
- [12] Hall D K, Riggs G A, Salomonson V V, et al. MODIS snow cover products[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002,83(1):181-194.
- [13] Hall D K, Riggs G A. In: National Snow and Ice Data Center (NSIDC) (Ed.), MODIS/Terra snow cover daily L3 global 500m grid, version 6. NASA, Boulder, Colorado USA[J]. *Quaternary Science Reviews*, 2016,32(1):6-15.
- [14] 刘畅,李震,张平等.基于 Google Earth Engine 评估新疆西南部 MODIS 积雪产品[J].*遥感技术与应用*,2018,33(4):584-592. [Liu C, Li Z, Zhang P, et al. Evaluation of MODIS snow products in southwestern Xinjiang using the Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018,33(4):584-592.]
- [15] 王轩,郝晓华,王建,等.中国地区 AVHRR 长时间序列积雪范围产品精度评估[J].*遥感技术与应用*,2018,33(6):994-1003. [Wang X, Hao X H, Wang J, et al. Accuracy evaluation of long time series AVHRR snow cover area products in China[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018,33(6):994-1003.]
- [16] Masahiro H, Konosuke S, Kazufumi K, et al. A 38-year (1978-2015) northern hemisphere daily snow cover extent product derived using consistent objective criteria from satellite-borne optical sensors[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017,191:402-418.
- [17] 魏文寿,秦大河,刘明哲.中国西北地区季节性积雪的性质与结构[J].*干旱区地理*,2001,24(4):310-313. [Wei W S, Qin D H, Liu M Z. The nature and structure of seasonal snow cover in northwest china[J]. *Arid Land Geography*, 2001,24(4):310-313.]
- [18] 郝晓华,王建,李弘毅.MODIS 雪盖制图中 NDSI 阈值的检验——以祁连山中部山区为例[J].*冰川冻土*,2008,30(1):132-138. [Hao X H, Wang J, Li H Y. Evaluation of the NDSI threshold value in mapping snow cover of MODIS: A case study of snow in the middle Qilian mountains [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2008,30(1): 132-138.]
- [19] 王玮.青藏高原牧区积雪监测研究[D].兰州:兰州大学,2010. [Wang W. Study on snow monitoring in pastoral areas of the Tibet Plateau[D]. Lanzhou: Lanzhou University,

- ty, 2010]
- [20] 何咏琪,黄晓东,方金,等.基于HJ-1B卫星遥感数据的积雪面积制图算法研究[J].冰川冻土,2013,35(1):65-73. [He Y Q, Huang X D, Fang J, et al. Snow cover mapping algorithm based on HJ-1B satellite data[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2013,35(1):65-73.]
- [21] 蒋熹.冰雪反照率研究进展[J].冰川冻土,2006,28(5):728-738. [Jiang X. Research progress on ice and snow albedo [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2006,28(5): 728-738.]
- [22] 王剑庚,冯学智,肖鹏峰,等.雪粒径对积雪双向反射率的影响[J].红外与毫米波学报,2013,32(3):283-288. [Wang J G, Feng X Z, Xiao P F, et al. The influence of snow grain size on snow bidirectional reflectance[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2013,32(3): 283-288.]
- [23] Woodcock C E, Allen R, Anderson M, et al. Free access to Landsat imagery[J]. *Science*, 2008,320(5879):1011a.
- [24] Vermote E F, Wolfe R. MOD09GA MODIS/Terra Surface Reflectance Daily L2G Global 1km and 500m SIN Grid V006[Z]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC, 2015.
- [25] ZYL J J V. The Shuttle Radar Topography Mission (SRTM): A breakthrough in remote sensing of topography[J]. *Acta Astronautica*, 2001,48(5):559-565.
- [26] Painter T H, Brodzik M J, Racoviteanu A, et al. Automated mapping of earth's annual minimum exposed snow and ice with MODIS[J]. *Geophysical Research Letters*, 2012,39(20):L20501.
- [27] 邱玉宝,张欢,除多,等.基于MODIS的青藏高原逐日无云积雪产品算法[J].冰川冻土,2017,39(3):515-526. [Qiu Y B, Zhang H, Chu D, et al. Cloud removing algorithm for the daily cloud free MODIS-based snow cover product over the Tibet Plateau[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2017,39(3):515-526.]
- [28] Salomonson V, Appel I. Estimation fractional snow cover from MODIS using the normalized difference snow index [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004,89(3):351-360.
- [29] Rittger K, Painter T H, Dozier J. Assessment of methods for mapping snow cover from MODIS[J]. *Advances in Water Resources*, 2013,51:367-380.