

引用格式:Chen He,Che Tao,Dai Liyun.Snow Identification Algorithm based on FY-MWRI in Western China [J].Remote Sensing Technology and Application,2018,33(6):1037-1045.[陈鹤,车涛,戴礼云.基于 FY-MWRI 的中国西部被动微波积雪判识算法[J].遥感技术与应用,2018,33(6):1037-1045.]
doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2018.6.1037

基于 FY-MWRI 的中国西部 被动微波积雪判识算法

陈 鹤^{1,2,3},车 涛^{1,3},戴礼云^{1,3}

(1.中国科学院西北生态环境资源研究院,甘肃 兰州 730000;
2.中国科学院大学,北京 100049;3.中国科学院黑河遥感试验研究站,甘肃 兰州 730000)

摘要:积雪是冰冻圈中分布最广泛的要素,在气候变化以及水文循环中扮演着重要角色。微波遥感因其全天时全天候工作、具有一定穿透性等优势,成为积雪监测的重要手段。利用 FY-3C 卫星同步观测获取的微波成像仪(MWRI)被动微波亮度温度数据、融合可见光红外扫描仪(VIRR)与中等分辨率成像光谱仪(MERSI)数据得到的积雪产品,结合 MODIS 地表分类数据、地表温度数据,发展了基于国产卫星数据的被动微波积雪判识算法。首先提取无云覆盖的不同地表类型被动微波数据像元样本,然后对各地表类型的微波特征进行分析,利用空间聚类的方法,得到 TB19V-TB19H、TB19V-TB37V、TB22V、TB22V-TB89V、(TB22V-TB89V) — (TB19V-TB37V)这五类可以较好地地区分积雪和其他类似积雪地表的指标。最后应用 MODIS 积雪产品为参考对该积雪判识算法进行精度评价,该算法在中国西部积雪判识总体精度为 87.1%,漏判率为 4.6%,误判率为 23.3%;Grody 算法判识总体精度为 78.6%,漏判率为 9.8%,误判率为 30.7%,该算法判识精度高于 Grody 算法;通过 Kappa 系数分析比较,该算法积雪判识结果的 Kappa 系数值为 47.3%,高于 Grody 算法判识结果的 Kappa 系数值 39.9%,表明该算法积雪判识结果与 MODIS 积雪产品判识结果一致性更好。

关 键 词:积雪范围;地表分类;FY-3C 卫星;被动微波亮度温度

中图分类号:TP79 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-0323(2018)06-1037-09

1 引 言

积雪作为冰冻圈的重要组成成分之一,在气候变化和水文水资源中扮演着重要角色^[1-3]。其高反射率、低导热率的特性影响气候系统的能量平衡^[4],积雪累积和消融影响水资源循环,对气候环境产生深刻影响^[5]。因此,有效监测积雪的时空变化对于气候变化预测、水资源管理等至关重要^[6]。

目前,积雪连续观测主要来自两个方面,传统的气象站点观测和遥感观测。我国气象站点积雪观测始于 1957 年,观测数据为我国的气候变化和水文研

究提供了大量宝贵资料^[7-8]。然而在我国西部地区积雪观测站点密度低,空间分布不均匀,观测时间不连续,不足以提供大尺度积雪分布特征信息^[9-10],遥感成为获取积雪参数的理想手段^[11]。积雪在可见光波段的高反射率,在近红外的低反射率特征能使其和其他地物很好地区分,随着高光谱遥感的发展,积雪光学遥感识别日趋成熟^[12],归一化积雪指数(NSIDC)已被广泛地应用于积雪面积反演^[13]。然而可见光遥感依赖于太阳光,受云层影响严重,在高纬度及多云天气下无法工作。被动微波遥感因其具有时间分辨率高、有一定穿透性及全天候工作、数据

收稿日期:2018-03-28;修订日期:2018-10-11
基金项目:科技部国家科技基础资源调查专项“中国积雪特性及分布调查”(2017FY100500)和国家自然科学基金项目(41771389)资助。
作者简介:陈 鹤(1993—),男,山东莱芜人,硕士研究生,主要从事积雪遥感研究。E-mail:chenhe@lzb.ac.cn。
通讯作者:车 涛(1976—),男,陕西西安人,研究员,主要从事冰冻圈遥感研究。E-mail:chetao@lzb.ac.cn。

丰富的特点成为目前雪深反演、雪水当量反演最有效的手段^[14]。

被动微波积雪反演的核心是积雪的散射作用。土壤辐射出的微波信号经过积雪层时,受到积雪颗粒的散射,其辐射能量减弱,且在高频波段减弱程度高于低频波段,因此低频和高频的亮度温度差大于 0 K 成为散射体和非散射体的区分标准^[15-17]。积雪是典型的散射体,该标准可以较好地地区分积雪和非散射体地表,但是仍然有一些类似积雪的弱散射体存在,如:寒漠、冻土、降水,使得该标准高估了积雪面积^[18]。20 世纪 90 年代 Grody^[19] 基于 SSM/I 数据发展的全球被动微波遥感数据积雪识别算法,将积雪和其他散射体(寒漠、冻土)以及降水区分开来,该算法被应用于长时间序列被动微波雪深数据集制作。但是此算法在中国尤其青藏高原地区的积雪判识误差较大^[14],因此有必要发展精度更高、更适合中国西部的被动微波积雪判识算法。

针对我国积雪的特点,李晓静等^[18] 在参考 Grody 算法的基础上,利用气象台站观测数据与 SSM/I 数据进行匹配,结合光学遥感判识得到的积雪覆盖图对积雪进行判识,提出一个涉及 4 个通道亮度温度的判识因子,得到基于 SSM/I 数据的我国及周边地区积雪判识算法,在判识积雪的同时,可以初步判识积雪干湿、厚薄情况;张显峰等^[20] 考虑到数据空间连续性问题,同时使用升降轨微波数据,在 Grody 积雪判识方法基础上加入湿雪判识指标,同时考虑到 Grody 算法在新疆适应性问题的,对判识阈值进行了调整,将识别积雪范围作为 AMSR-2 数据反演新疆积雪深度的基础。总体上,已有算法都是基于国外的卫星传感器数据,将站点观测的积雪信息作为参考值,发展被动微波积雪判识方法。本研究基于国产 FY-3C 卫星平台微波成像仪数据,以可见光遥感的积雪数据为参考值,针对中国西部积雪特点,发展被动微波积雪判识算法,提高中国西部被动微波积雪识别能力。

2 研究区与研究数据

2.1 研究区概况

研究区经纬度范围为 25°~50°N、75°~100°E, 包含青藏高原、新疆两大积雪区(图 1)。其地表类型丰富,包括沙漠、草地、森林、农田和裸地等。青藏高原有“亚洲水塔”、“世界第三极”的美称,青藏高原水资源变化对全球气候变化有重要影响^[21]。积雪

融水是青藏高原水资源的重要来源之一,对青藏高原水文、生态平衡有重要意义。新疆是干旱半干旱气候,地表水资源匮乏,新疆积雪主要分布在北疆和天山地区,是新疆地区主要的淡水来源^[22],积雪融水在新疆水生态系统中极为重要^[23-24]。

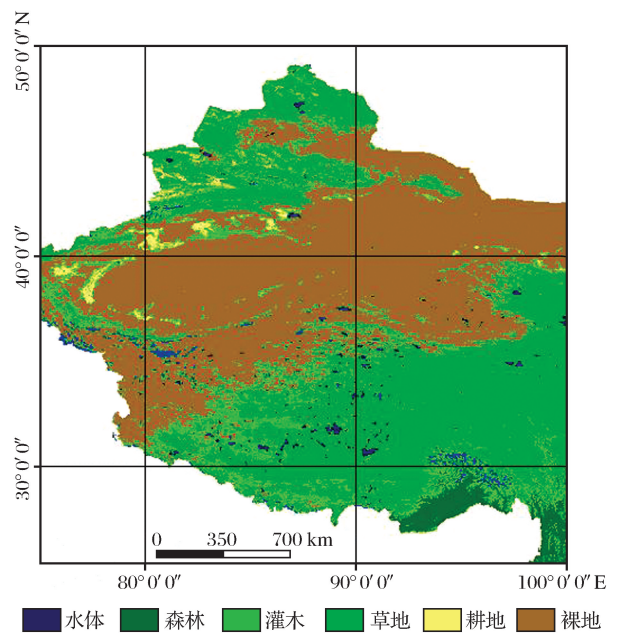


图 1 研究区地表类型示意图

Fig.1 Land surface types in the study area

2.2 数据介绍

应用 FY-3C 被动微波亮度温度数据、云检测产品(SNF_CDAILY)、积雪监测产品(SNF_SDAI-LY)、MODIS 地表温度产品(MOD11C1)及 MODIS 地表分类数据(MOD12C1)用于发展算法,MODIS 积雪产品(MOD10C1)用于算法的精度评价。

微波成像仪(Microwave-Radiometer, MWRI)是搭载在 FY-3 系列卫星上的全功率成像辐射计。MWRI 共设有 10.65、18.7、23.8、36.5、89 GHz 5 个频点,每个频点包括垂直和水平两种极化方式,共计 10 个通道,其足迹大小、极化方式、带宽、精度和入射角等信息见表 1。本研究选取 2016 年 10 月 1 日至 2017 年 3 月 31 日一个积雪季的 MWRI_L1B 级亮度温度数据应用于积雪识别算法的发展,包括 19 GHz 垂直极化亮温(TB19V)、19 GHz 水平极化亮温(TB19H)、22 GHz 垂直极化亮温(TB22V)、37 GHz 垂直极化亮温(TB37V)、89 GHz 垂直极化亮温(TB89V)波段亮度温度数据。

FY-3C 的云检测产品(SNF_CDAILY)与积雪检测产品(SNF_SDAI-LY)是融合 FY-3C 可见光红

外扫描辐射计 (Visible and InfraRed Radiometer, VIRR) 数据与中等分辨率光谱成像仪 (Medium Resolution Spectrum Imager, MERSI) 数据得到的逐日云覆盖面积比例数据与逐日积雪面积比例数据。产品包括日/旬/月 3 个尺度, 空间分辨率包括 0.01° 和 0.05° 两种, 文件格式为 HDF5 格式, 投影方式为等经纬度投影^[25]。选择 0.05° 分辨率的逐日积雪检测产品用于研究。

表 1 FY-3C 微波成像仪 (MWRI) 各波段足迹大小、极化方式、带宽、精度和入射角

Table 1 The footprint size, polarization mode, bandwidth, accuracy and incidence angle of each band of MWRI on FY-3C

频率/GHz	10.65	18.7	23.8	36.5	89
足迹大小/km	52×85	30×50	27×45	18×30	9×15
极化方式	V, H	V, H	V, H	V, H	V, H
带宽/MHz	180	200	400	900	2 300
精度/K	1.2	2	2	2	2.8
入射角/°	53				

MOD12C1 数据是土地覆盖类型产品, 其空间分辨率为 0.05° , 存储格式为 HDF4 格式, 数据投影方式为正弦地图投影。该产品包含采用 3 种分类方案得到 3 种土地覆盖类型数据, 并逐像元提供各类地表面积比例数据。本研究采用美国地质调查局为国际地圈—生物圈计划制定的全球土地覆盖 (IG-BP) 分类方案, 即 MOD12C1 中 Majority_Land_Type_1 数据层, 该数据层共定义的 17 个地表类别, 包括 11 个自然植被类别, 3 个人类改变类别和 3 个非植物类别。

MODIS 地表温度数据 (MOD11C1) 用于干湿雪的判别。MOD11C1 数据使用广义劈窗算法, 利用 7 个近红外波段的 MODIS 昼夜观测数据计算地表温度和发射率。MOD11C1 数据共包含 16 个数据层, 包括昼夜陆表温度数据、视场角、观测时间、各数据层的质量评价及发射率数据。MOD11C1 为 L3 级数据, 空间分辨率为 0.05° , 投影方式为等经纬度投影, 可提供全球逐日地表温度数据与地表发射率数据。

MOD10C1 可提供 0.05° 分辨率的逐日积雪面积比例数据。MOD10C1 数据包含积雪面积比例数据、云覆盖面积比例数据、数据可信度数据。本研究将 MOD10C1 的积雪面积比例数据用于被动微波积雪判别算法的精度评价。

3 数据处理与研究方法

为发展被动微波遥感积雪识别算法, 首先将微波亮度温度数据重投影为等经纬度投影, 将 MOD12C1 地表分类数据重分类, 并与积雪产品等辅助数据按经纬度匹配。利用 SNF_CDAILY 数据剔除云覆盖像元后, 提取典型地表各波段亮度温度值、亮度温度极化差及各波段间亮度温度差, 应用空间聚类分析的方法, 选取合适判别指标及阈值, 剔除面积比例较大的植被与裸地, 再对与积雪散射特征相似的沙漠、冻土、降雨地表进行剔除, 得到积雪地表。其总体流程见图 3, 下面将详细介绍数据处理过程和被动微波积雪识别算法的发展方法。

3.1 数据处理

(1) MWRI 数据重投影: L1B 级 MWRI 数据为基于地理经纬度的轨道数据, 轨道数据间有缝隙、重叠。将 2016 年 10 月至 2017 年 3 月 MWRI 轨道数据重投影为分辨率 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 的等经纬度投影数据, 采用最邻近法重采样, 轨道缝隙不补值, 得到等经纬度投影的逐日全球亮度温度数据。

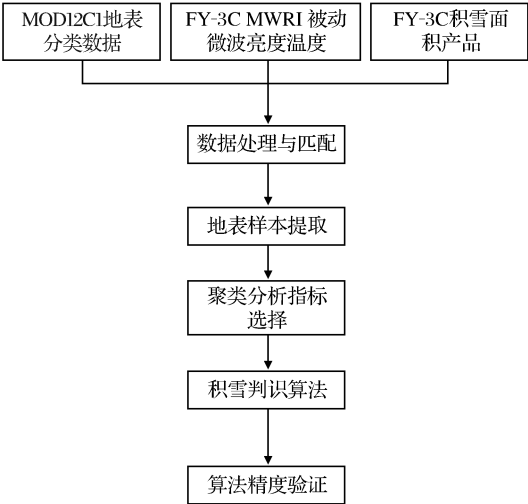


图 2 研究总体流程图

Fig.2 The overall flow chart of this study

(2) MOD12C1 数据重分类: 研究采用美国地质调查局为国际地圈—生物圈计划 (LGBP) 制定的全球土地覆盖数据集, 将地表划分为 17 种土地覆盖类型。根据我国西部实际地理状况, 将地表类型归整为 7 类: 水体、森林、灌木、草地、裸地、雪冰及其他, 图 1 为重分类后研究区地表类型图。

(3) 数据匹配。根据像元经纬度, 以被动微波成像仪的低空间分辨率像元为目标, 将其他辅助数据根据像元经纬度逐像元与重投影后的逐日微波亮度

温度数据进行匹配。积雪产品包含云覆盖比例数据、积雪面积比例数据,积雪产品与微波亮度温度数据匹配后可根据每个微波像元对应的 25 个积雪产品数据像元计算研究区内每个微波像元云覆盖面积比例、积雪面积比例,再将 MOD12C1、MOD11C1 根据像元经纬度与微波数据匹配。

3.2 研究方法

研究采用空间聚类分析方法发展被动微波积雪识别算法,首先选择合适的分析样本并提取各样本的识别指标,然后对各指标进行聚类分析,得到积雪和各类非积雪地表识别指标的分类阈值。

(1)选取样本。云层对 VIRR、MESRI 等光学遥感器影响很大,因此需去除云覆盖对研究的影响。经试验,当像元云覆盖比例小于 10%时,云的存在对判识结果影响在可接受范围内且能保证合适的样本数据量。计算微波数据像元对应的云覆盖面积比例,剔除云覆盖面积比例大于 10%的像元,以消除云对判识的影响。

利用 MOD12C1 数据完成地表类型重分类后,计算微波像元对应的 25 个 MOD12C1 像元各地表类型面积比例,并求其平均,得到各重分类地表类型面积比例。微波数据像元 $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$ 分辨率所对应地理空间大小约为 $25\text{ km}\times 25\text{ km}$,在此空间尺度下基本不存在某种地表类型纯像元,难以满足统计后聚类分析方法所需要大量样本数据需求。本研究参考蒋玲梅等^[26]利用 FY3B-MWRI 数据对中国区域雪深反演算法改进研究中的地表分类方法,在

某种地表类型占微波数据像元面积比例的 85%以上时,即认为该像元为此地表类型的样本像元。按此标准提取研究需要区分的无积雪覆盖的森林、草原等植被像元作为植被样本,提取无积雪覆盖的裸地像元作为裸地样本,选取云覆盖面积比例小于 10%,积雪面积比例大于 85%的微波数据像元作为积雪样本。

冻土地表样本区选取北麓河多年冻土区,沙漠地表样本区选取塔克拉玛干沙漠,降雨地表样本区根据中国气象局提供的每日降雨范围数据进行选择。选取样本区内云覆盖面积比例小于 10%且无积雪覆盖的像元作为相应的样本并提取。

(2)判识指标选取及阈值确定。根据样本信息,对不同地表类型、不同判识指标进行分析,通过空间聚类等方法,选取合适指标并确定阈值。最终选取 TB19V-TB19H、TB19V-TB37V、TB22V、TB22V-TB89V、(TB22V-TB89V)-(TB19V-TB37V)为判识指标。

根据 MOD12C1 数据计算得,重分类后森林占研究区面积比例 8.4%,草地占 44.1%,裸地占 44.5%,其他占 3%。这几类地表占研究区面积比例 90%以上,首先对这几类地表进行判识。提取积雪和无雪的裸地和森林三种地表类型不同组合的亮度温度差或极化差,每种地表类型各有 50 个样本(图 3)。积雪是散射体,与水体、森林、裸地等非散射体微波散射特性差别较大。TB19V-TB37V 可较好地反映散射体与非散射体之间的差异。经统计,

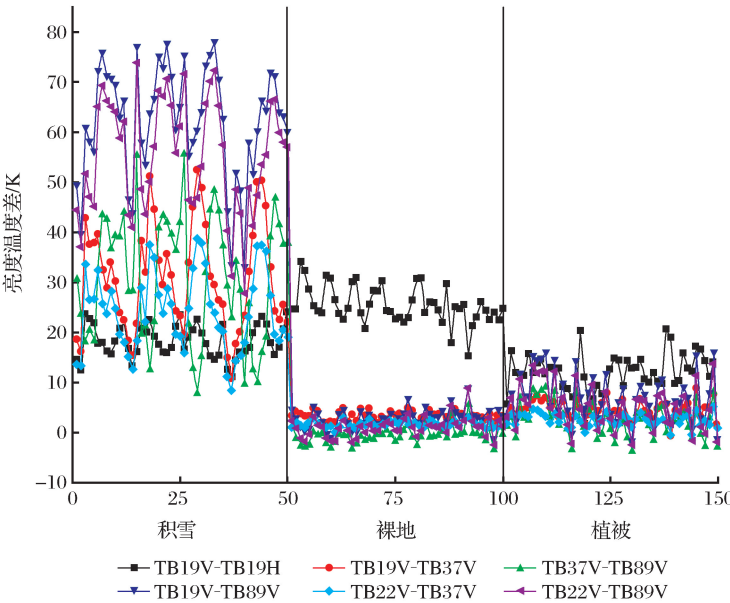


图 3 FY-3C MWRI 在积雪、裸地与植被环境下不同波段间亮度温度极化差

Fig.3 FY-3C MWRI brightness temperature polarization difference in different bands of snow cover、bare land and vegetation

积雪等散射体 TB19V-TB37V 的值大于水体、植被、裸地等非散射体。根据此指标剔除水体、植被、裸地(不包括寒漠、冻土地表)等非散射体。从图 3 可以看出:研究区内植被、裸地 TB19V-TB37V 的值小于 8;积雪地表 TB19V-TB19H 值较小,其他波段间亮度温度差均显著大于裸地、植被;无雪植被 TB19V-TB19H 值较小,可在散射体与非散射体区分后用于

植被与裸地的区分。

冻土、沙漠及降雨地表与积雪地表具有相似的散射特征或地表特征,更易与积雪地表混淆。为区分积雪与其他散射体,本研究对冻土、沙漠、降雨和积雪的亮度温度特征做空间聚类分析,其结果见图 4。由图 4 可知:沙漠 TB19V-TB19H 的值远大于冻土地表与积雪, TB19V-TB19H 与陆表粗糙性

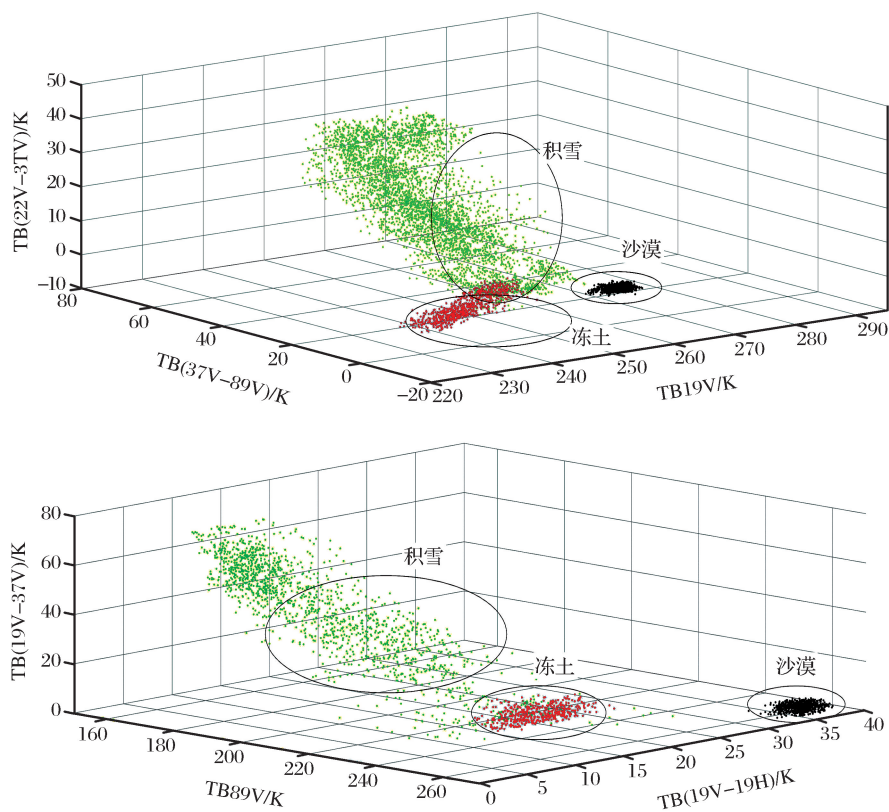


图 4 冻土、沙漠、积雪地表样本不同波段空间聚类特征

Fig.4 Spatial clustering features in different bands of frozen ground、desert and snow cover

相关性强,可区分陆表粗糙度较低的沙漠,沙漠表面较为光滑,因此沙漠 TB19V-TB19H 的值大于其他地表。积雪 TB89V 的值小于其他地表,冻土地表 TB22V-TB89V 的值小于沙漠与积雪地表,选择上述指标作为区分冻土、沙漠与积雪的指标。

利用 MOD11C1 陆表温度数据,计算每个积雪样本像元内的陆表平均温度。若该像元陆表平均温度大于 0℃认为该像元为湿雪像元,否则为干雪像元。经统计分析, (TB22V-TB89V) — (TB19V-TB37V)可较好指示干湿雪像元间差异。由图 5 可知干雪像元 (TB22V-TB89V) — (TB19V-TB37V) 值基本大于 19,而湿雪像元基本小于 19。图 5 为干湿雪像元 (TB22V-TB89V) — (TB19V-TB37V) 值的箱式图。

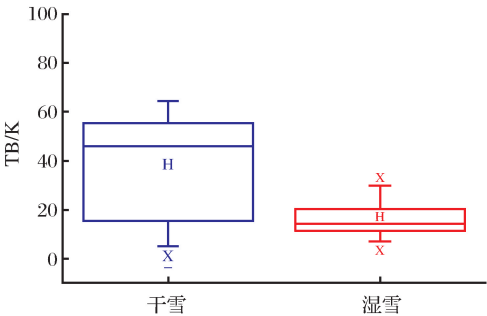


图 5 干湿雪像元 (TB22V-TB89V) — (TB19V-TB37V) 值的箱式图

Fig.5 Box plot of (TB22V-TB89V) — (TB19V-TB37V) of dry snow pixels and wet snow pixel

通过对裸地植被等散射体的识别,剔除散射体地表,再对冻土、沙漠、降雨地表识别,及对于湿雪的

区分,最终得到中国西部积雪判识算法(图 6)。

4 结果验证

算法完成后需要对算法判识结果进行评价。本研究应用 MODIS 积雪产品为参考对算法精度进行评价,通过建立误差矩阵,使用总体精度、误判率、漏判率及 Kappa 系数等指标对算法精度进行评价。

4.1 分类精度

MODIS 积雪产品具有较高时、空间分辨率,数

据可靠性较高,数据可免费获取等优点,广泛应用于积雪遥感研究^[25]。以 2016 年 12 月至 2017 年 3 月 MOD10C1 逐日积雪面积比例数据作为真值,将 MOD10C1 数据与 MWRI 数据进行匹配后,若该 MWRI 像元所对应 25 个 MOD10C1 像元积雪面积比例大于 85%,认为该像元为积雪像元;否则为无雪像元。

在误差矩阵中,将 MODIS 积雪产品显示有雪且算法判识为有雪像元数记为 NA,MODIS 积雪产

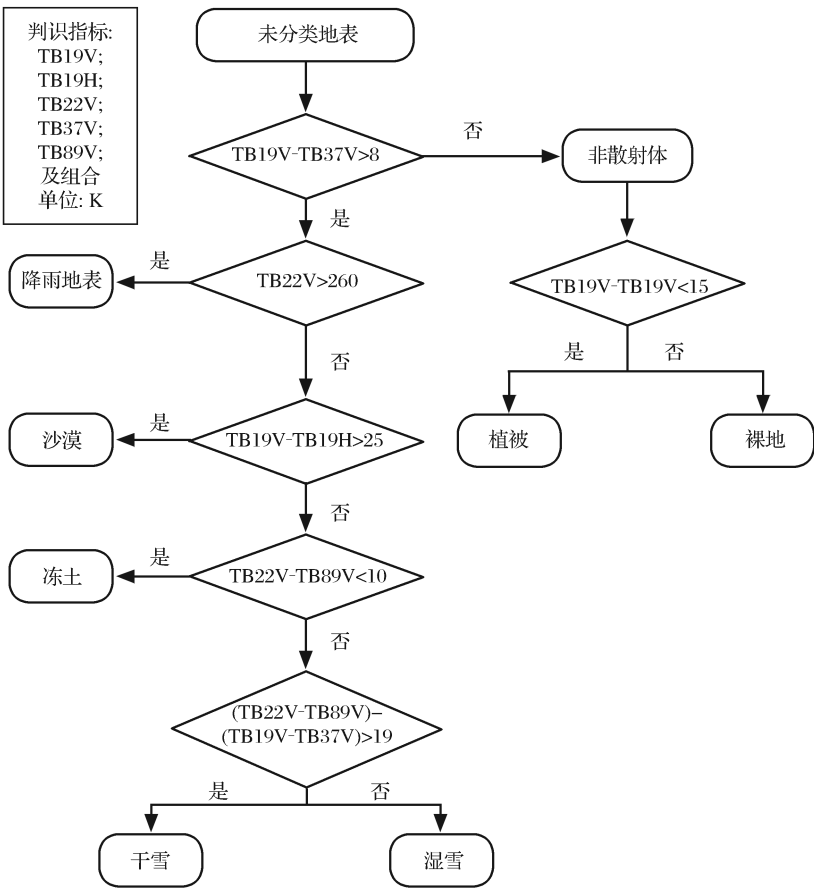


图 6 基于 FY-3C MWRI 的研究区积雪判识决策树

Fig.6 Decision tree of snow cove identification in western China based on FY-3C MWRI

品显示无雪且算法判识为有雪像元数记为 NB,MODIS 积雪产品显示有雪且算法判识为无雪像元数记为 NC,MODIS 积雪产品显示无雪且算法判识为有雪像元数记为 ND。则判识精度计算公式为:

总体精度= (NA+ND)/(NA+NB+NC+ND) × 100% (1)

漏判率= NC/(NA+NC) × 100% (2)

误判率= NB/(NA+NB) × 100% (3)

通过对研究区内像元逐个对比检验,得到以 MOD10C1 为参考的被动微波积雪识别算法积雪识别误差矩阵(表 2),根据误差矩阵计算各判识精度,其中本研究算法总体精度为 87.1%,漏判率为 4.6%,误判率为 23.3%;Grody 算法总体精度为 78.6%,漏判率为 9.8%,误判率为 30.7%。对两种算法逐日判识结果总体精度进行比较(图 7),本研究算法积雪判识精度除少数天数外均高于 Grody 算法判识精度。由此可见,相较于 Grody 算法判识结果,本研究算法在中国西部积雪判识精度总体上

更高,判识精度波动较小。

表 2 以 MOD10C1 为参考的被动微波积雪
识别算法积雪识别误差矩阵(2017 年 1 月)

Table 2 Error matrix of snow cover identified from snow
cover identification algorithm,based on MOD10C1
(January 2017)

	MOD10C1 像元为积雪	MOD10C1 像元为非积雪
判识为积雪	9 4684(36.8%)	28 699(11.1%)
判识为无雪	4 569(1.8%)	129 639(50.3%)

4.2 Kappa 系数分析

总体精度代表分类结果与真实地表类型的一致程度。除总体精度外,利用 Kappa 系数评价分类结

果与 MODIS 积雪产品之间的吻合度。Kappa 系数是基于误差矩阵的用于一致性检验与分类精度的评价方法。Kappa 系数的计算公式为:

Kappa 系数 =

$$\frac{N \times \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})} \times 100\% \quad (4)$$

其中: N 为总样本数; r 为总列数; x_{ji} 为误差矩阵第 i 行、 j 列的像元数; x_{i+} 为误差矩阵第 i 列的像元数; x_{+i} 为误差矩阵第 i 行的像元数。分别利用此算法与 Grody 算法的判识结果和 MODIS 学该产品进行 Kappa 分析,结果显示此算法 Kappa 系数为 47.3%,Grody 算法为 39.9%,与 MODIS 积雪产品

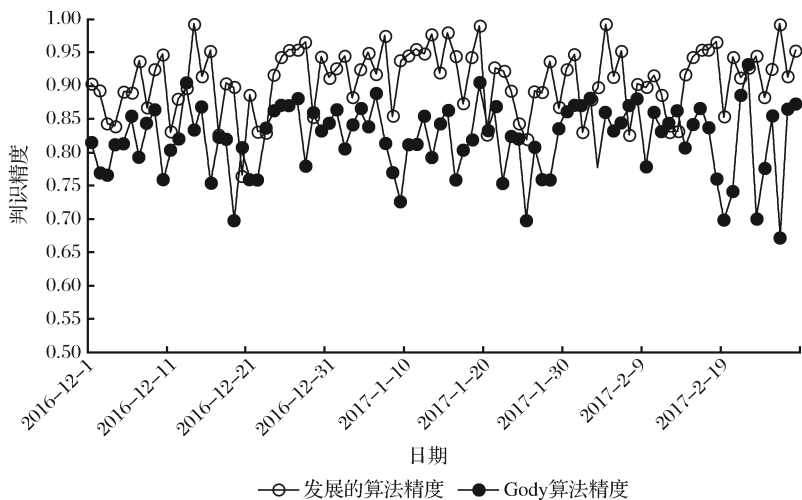


图 7 基于 FY-3C MWRI 的中国西部积雪判识算法与 Grody 算法总体精度对比图

Fig.7 Comparison of overall accuracy of snow cove identification in western china
based on FY-3C MWRI and Grody algorithm

积雪判识结果的一致性高于 Grody 算法。

5 结 语

利用 FY-3C 卫星的 MWRI 微波亮度温度数据对我国西部积雪地表进行判识。首先利用 MOD12C1 地表分类数据对微波数据像元的地表类型进行重分类,剔除云覆盖像元后提取各地表类型的典型像元,对样本像元亮度温度特征进行聚类分析,选取合适判识表达式及阈值。先对植被、裸地与积雪进行区分,再对容易与积雪混淆的冻土、沙漠、降雨地表进行区分,最后对干湿雪进行区分,发展了适用于中国西部的被动微波积雪判识算法。

以 MOD10C1 逐日积雪面积产品为参考对本算法判识精度进行评价,并与 Grody 算法判识精度进行对比。通过误差矩阵分析,该算法在中国西部积

雪判识总体精度为 87.1%,漏判率为 4.6%,误判率为 23.3%;Grody 算法总体精度为 78.6%,漏判率为 9.8%,误判率为 30.7%,该算法精度高于 Grody 算法。通过 Kappa 系数分析,该算法积雪判识结果 Kappa 系数值 47.3%同样高于 Grody 算法积雪判识结果的 Kappa 系数值(39.9%),积雪判识结果与 MODIS 积雪产品判识结果一致性更好。综上,该积雪判识算法在中国西部积雪判识精度较高,可提供更高精度的积雪范围信息,有助于提高雪深反演、雪水当量反演精度。

参考文献(References):

[1] Cohen J, Rind D. The Effect of Snow Cover on The Climate [J]. Journal of Climate, 1991, 4: 689-706.

[2] Barnett T P, Dumenil L, Schlese U, et al. The Effect of Eura-

- sian Snow Cover on Global Climate[J]. Science, 1988, 239 (4839): 504-507.
- [3] Dressler K A, Leavesley G H, Bales R C, *et al.* Evaluation of Gridded Snow Water Equivalent and Satellite Snow Cover Products for Mountain Basins in A Hydrologic Model[J]. Hydrological Processes, 2006, 20: 673-688.
 - [4] Groisman P Y, Karl T R, Knight R W. Observed Impact of Snow Cover on The Heat Balance and The Rise of Continental Spring Temperatures[J]. Science, 1994, 263(5144): 198-200.
 - [5] Barnett T P, Adam J C, Lettenmaier D P. Potential Impacts of A Warming Climate on Water Availability in Snow-Dominated Regions[J]. Nature, 2005, 438: 303-309.
 - [6] Chang A T C, Foster J L, Hall D K. Nimbus-7 SMMR Derived Global Snow Cover Parameters[J]. Annals of Glaciology, 1987, 9: 23-44.
 - [7] Wang Jian, Che Tao, Li Zhen, *et al.* Investigation on Snow Characteristics and Their Distribution in China[J]. Advances in Earth Science, 2018, 33(1): 12-26. [王建, 车涛, 李震, 等. 中国积雪特性及分布调查[J]. 地球科学进展, 2018, 33(1): 12-26.]
 - [8] Sun Kaijun, Hu Zhongming. Studying Snow Characteristics By Combined Using of Satellite Products and In-situ Observations in Jilin Province[J]. Jilin Qixiang, 2008, 2: 2-4. [孙凯军, 胡中明. 利用卫星遥感和常规观测的积雪资料分析吉林省积雪特征[J]. 吉林气象, 2008, 2: 2-4.]
 - [9] Zhou Shengnan, Che Tao, Dai Liyun. Based on The Type of Ground Site Remote Sensing Products Precision Evaluation [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(2): 228-237. [周胜男, 车涛, 戴礼云. 基于地面站点类型代表性的积雪遥感产品精度评价[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(2): 228-237.]
 - [10] Yu Xiaoqi, Qiu Yubao, Ruan Yongjian, *et al.* Validation and Comparison of Binary Cloudless Snow Products in High Asia [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(1): 37-48. [于小淇, 邱玉宝, 阮永俭, 等. 高亚洲地区无云积雪遥感二值产品对比和精度验证分析[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(1): 37-48.]
 - [11] Cao Meisheng, Li Peiji, Robinson D A, *et al.* Evaluation and Primary Application of Microwave Remote Sensing SMMR Derived Snow Cover in Western China[J]. Remote Sensing of Environment China, 1993, 8(4): 260-269. [曹梅盛, 李培基, Robinson D A, 等. 中国西部积雪 SMMR 微波遥感的评价与初步应用[J]. 环境遥感, 1993, 8(4): 260-269.]
 - [12] Liang T G, Huang X D, Wu C X, *et al.* An Application of MODIS Data to Snow Cover Monitoring in A Pastoral Area: A Case Study in Northern Xinjiang, China[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(4): 1514-1526.
 - [13] Liu Liangming, Xu Qi, Hu Yue, *et al.* Estimating Fractional Snow Cover based on Nonlinear NDSI Model[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012, 37(5): 534-536. [刘良明, 徐琪, 胡玥, 等. 利用非线性 NDSI 模型进行积雪覆盖率反演研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2012, 37(5): 534-536.]
 - [14] Che Tao, Li Xin, Gao Feng. Estimation of Snow Water Equivalent in The Tibetan Plateau Using Passive Microwave Remote Sensing Data (SSM/I) [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2004, 26(3): 363-368. [车涛, 李新, 高峰. 青藏高原积雪深度和雪水当量的被动微波遥感反演[J]. 冰川冻土, 2004, 26(3): 363-368.]
 - [15] Jiang Lingmei, Shi Jiancheng, Zhang Lixin. Comparison of Dry Snow Emission Model with Experimental Measurements[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(4): 515-522. [蒋玲梅, 施建成, 张立新. 积雪辐射模型验证[J]. 遥感学报, 2006, 10(4): 515-522.]
 - [16] Che Tao, Li Xin. Retrieval of Snow Depth in China by Passive Microwave Remote Sensing Data and Its Accuracy Assessment[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2004, 19(5): 301-306. [车涛, 李新. 利用被动微波遥感数据反演我国积雪深度及其精度评价[J]. 遥感技术与应用, 2004, 19(5): 301-306.]
 - [17] Jin Rui, Li Xin. A Decision Tree Algorithm for Surface Freeze/Thaw Classification Using SSM/I [J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 13(1): 152-161. [晋锐, 李新, 车涛. SSM/I 监测地表冻融状态的决策树算法[J]. 遥感学报, 2009, 13(1): 152-161.]
 - [18] Li Xiaojing, Liu Yujie, Zhu Xiaoxiang, *et al.* Snow Cover Identification with SSM/ I Data in China[J]. Journal of Application Meteorological Science, 2007, 18(1): 12-20. [李晓静, 刘玉洁, 朱小祥, 等. 利用 SSM/I 数据判识我国及周边地区雪盖[J]. 应用气象学报, 2007, 18(1): 12-20.]
 - [19] Grody N C, Basist A N. Global Identification of Snowcover Using SSM/I Measurements[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, 34(1): 237-249.
 - [20] Zhang Xianfeng, Bao Huiyi, Liu Yu, *et al.* Snow Parameter Estimation from Microwave Remote Sensing Data[J]. Mountain Research, 2014, 32(3): 307-313. [张显峰, 包慧漪, 刘羽, 等. 基于微波遥感数据的雪情参数反演方法[J]. 山地学报, 2014, 32(3): 307-313.]
 - [21] Lu Chuanxia, Xie Gaodi, Chen Shengkui, *et al.* The Tibet Plateau as Water Tower[J]. Journal of Mountain Science, 2004, 22(4): 428-432. [鲁春霞, 谢高地, 成升魁, 等. 青藏高原的水塔功能[J]. 山地学报, 2004, 22(4): 428-432.]
 - [22] Hu Liequn, Huang Weijun, Yin Keqin, *et al.* Estimation of Snow Water Resources and Its Distribution in Xinjiang[J]. Advance in Water Science, 2013, 24(3): 326-332. [胡列群, 黄慰军, 殷克勤, 等. 新疆冬季雪水资源估算及分布特征[J]. 水科学进展, 2013, 24(3): 326-332.]
 - [23] Shen Yongping, Su Hongchao, Wang Guoya, *et al.* The Response of Glaciers and Snow Cover to Climate Change in Xinjing (I): Hydrological Effect[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2013, 35(3): 513-527. [沈永平, 苏宏超, 王国亚, 等. 新疆冰川、积雪对气候变化的响应(I): 水文效应[J]. 冰川冻土, 2013, 35(3): 513-527.]
 - [24] Shen Yongping, Su Hongchao, Wang Guoya, *et al.* The Response of Glaciers and Snow Cover to Climate Change in Xinjing (II): Hazards Effect[J]. Journal of Glaciology and Geo-

cryology,2013,35(6),1355-1370.[沈永平,苏宏超,王国亚,等.新疆冰川、积雪对气候变化的响应(Ⅱ):灾害效应[J].冰川冻土,2013,35(6):1355-1370.]

[25] Yang Jun,Dong Chaohua,*et al.*Business Products and Applications of New Generation of FY Polar Orbit Meteorological Satellite[M].Beijing:Science Press,2011.[杨军,董超华.新一代风云极轨气象卫星业务产品及应用[M].北京:科学出版社,2011.]

[26] Jiang Lingmei,Wang Pei,Zhang Lixin,*et al.*Improvement of

FY3B-MWRI Snow Depth Inversion Algorithm in China[J].Scientia Sinica(Terra),2014,44(3):531-547.[蒋玲梅,王培,张立新,等.FY3B-MWRI 中国区域雪深反演算法改进[J].中国科学:地球科学,2014,44(3):531-547.]

[27] Che Tao.Impacts on Passive Microwave Remote Sensing of Snow from Heterogeneities of Snow Properties[J].Remote Sensing Technology and Application,2013,28(1):27-33.[车涛.积雪属性非均匀性对被动微波遥感积雪的影响[J].遥感技术与应用,2013,28(1):27-33.]

Snow Identification Algorithm based on FY-MWRI in Western China

Chen He^{1,2,3},Che Tao^{1,3},Dai Liyun^{1,3}

(1.Northwest Institute of Eco-Environment and Research,Chinese Academic of Sciences,
Lanzhou 730000,China;
2.University of Chinese Academic of Sciences,Beijing 100049,China;
3.Heihe Remote Sensing Experimental Research Station,Chinese Academic of Sciences,
Lanzhou 730000,China)

Abstract: Snow cover,as the most widely distributed element in the cryosphere,plays a critical role in the climate change and hydrological cycle.Microwave remote sensing is an important technique to monitor snow cover,because of its all-weather,all-time capability and ability to penetrate.In this study,FY-3C satellite's passive microwave brightness temperature data acquired by FY-3C MWRI,snow cover products obtained by MERSI and VIRR,MOD10C1 and MOD11C1,are used to develop a new Snow identification algorithm in western China.In this algorithm,the passive microwave brightness temperature of different land types are firstly extracted,and then they are analyzed using cluster analysis.The analysis results exhibit that TB19V-TB19H,TB19V-TB37V,TB22V,TB22V-TB89V,(TB22V-TB89V)-(TB19V-TB37V) can be used as the criterion for identifying snow cover from other scatters.Finally,MODIS snow cover products are used to validate the identification accuracy as a reference,and the results show that the overall accuracy of this algorithm in western China is 87.1%,the omission rate is 4.6%,the commission rate is 23.3%.The overall accuracy of Grody algorithm is 78.6%,the omission rate is 9.8%,and the commission rate is 30.7%.The accuracy of this algorithm is higher than the Grody algorithm.The Kappa coefficient of this algorithm is 47.3%,which is higher than the Grody algorithm's Kappa coefficient of 39.9%,indicates that the algorithm's snow identification results are more consistent with the MODIS snow product identification results.

Key words: Snow cover;Surface classification;FY-3C satellite;Microwave brightness temperature data