

DOI:10.7522/j.issn.1000-0240.2022.0166

XIAO Yang, MAN Haoran, DONG Xingfeng, et al. Research advances in passive microwave remote sensing of surface freeze-thaw state [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2022, 44(6):1944-1957. [肖杨, 满浩然, 董星丰, 等. 地表冻融状态的被动微波遥感判别研究进展 [J]. 冰川冻土, 2022, 44(6):1944-1957.]

地表冻融状态的被动微波遥感判别研究进展

肖杨^{1,2}, 满浩然^{1,2}, 董星丰^{1,2}, 臧淑英^{1,2}, 李苗^{1,2}

(1. 哈尔滨师范大学地理科学学院, 黑龙江哈尔滨 150025; 2. 寒区地理环境监测与空间信息服务
黑龙江省重点实验室, 黑龙江哈尔滨 150025)

摘要: 地表土壤冻融循环过程对地表水分和能量平衡有重要影响, 进而影响植被生长、土壤含水量、碳循环和陆地生态系统。被动微波具有时间分辨率高、数据量丰富、对土壤水分敏感等特点, 在监测地表冻融过程中发挥了重要的作用。随着国内外被动微波传感器相继升空, 为冻土的年际变化、季节变化、日变化及长时序的近地表土壤冻融循环的研究提供了保障, 近年来利用被动微波数据进行地表冻融循环的研究逐渐增多。基于以往研究, 本文总结了被动微波遥感数据的类型和所含波段的特点; 阐述了被动微波数据用于冻融监测的原理, 重点介绍了被动微波数据在冻融监测研究中的五类算法, 包括双指标算法、决策树算法、冻融判别式算法、季节阈值算法和基于L波段相对冻结因子阈值判别算法, 并对五类算法进行了对比分析; 梳理了基于不同算法和被动微波数据的冻融产品; 研究中受传感器物理特性和地球形状及轨道等影响导致被动微波数据缺失的问题, 可利用前后两天被动微波数据平均值, 或者建立统计函数来补齐缺失数据。针对现有冻融判别算法对积雪覆盖地区的判别精度较低的问题, 可采用数据同化的方法, 或者从积雪辐射和冻土介电模型出发, 对算法进行优化来提高判别精度。此外, SMAP冻融产品时序较短, 在未来研究中可联合 SMOS 卫星扩展冻融产品的时间序列。

关键词: 冻融循环; 被动微波; 冻融产品

中图分类号: P642.14; TP722.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0240(2022)06-1944-14

0 引言

冻土一般指温度在 0℃及 0℃以下并含有冰的各种岩石和土壤^[1]。根据冻结持续时间可以分为短时冻土(冻结时间为数小时、数日至半月)、季节冻土(冻结时间为半月至数月)、隔年冻土(冻结时间超过一年但少于两年)及多年冻土(连续冻结时间在 2 年以上)四种类型^[2]。土壤冻融发生在季节冻土、短时冻土、隔年冻土及多年冻土的活动层上, 据统计在北半球超过一半的近地表土壤经历冻融循环过程^[3]。土壤冻融是近地表土壤中固态冰与液态水相变交替的过程^[4]。当温度降低时, 土壤中液态水通过放热相变为固态冰, 地-气间能量、水分交换等处于滞缓状态; 当温度升高时, 土壤中固态冰通

过吸热相变为液态水, 碳循环、水文过程、微生物活动等处于活跃状态。地表冻融循环对全球及区域范围内地气能量交换、植被生长、农业生产、地表径流、碳循环和陆地生态系统等均产生影响^[5-7]; 地表冻融循环是气候变化的重要指标, 地表冻结起始时间推迟、融化结束时间提前以及冻结持续天数缩短等能够反映全球及区域的气候变化^[8]。对冻融循环的深入研究是更好理解碳循环、陆面水文过程、植被生长周期、气候变化的前提。

目前, 判别地表冻融的方法主要可以分为基于地面台站观测资料^[9]、数值模拟^[10]和遥感方法^[11]三大类, 其中遥感方法又可依据探测的工作波段细分为可见光红外遥感^[12]和微波遥感^[13]。上述几种判别地表冻融的方法都存在各自的优势和局限性。

收稿日期: 2021-07-20; 修订日期: 2022-01-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(41901072; 41971151); 国家自然科学基金区域联合基金重点项目(U20A2082)资助

作者简介: 肖杨, 硕士研究生, 主要从事冻土学与寒区生态环境研究. E-mail: yangmongolia@163.com

通信作者: 李苗, 副教授, 主要从事冻土学与寒区生态环境研究. E-mail: mli@hrbnu.edu.cn

早期地表冻融判别结果主要基于地面台站观测资料获得,地面台站观测资料能够准确获得观测点附近的近地表土壤温度。近地表土壤温度变化,对土壤的物理性质、化学变化及微生物活动都有重要的影响,近地表土壤温度能够反映真实的近地表土壤冻融信息,是影响地表冻融循环天数的主要因素^[14-15]。相较于其他方法,地面台站观测可以获得更长时间序列的地温资料,能够描述我国从20世纪50年代以来土壤冻融变化趋势^[16]。地面台站观测数据不仅能够在点尺度上准确描述近地表土壤冻融的起止时间、持续时间和冻结深度,而且还能对数值模拟和遥感方法获得的冻融结果进行验证^[17-18]。但地面台站观测数据也具有一定的缺点,其空间连续性差,观测站点分布不均匀,观测站点数据仅能代表小范围地域,不能反映大尺度的连续地表冻融变化特征^[19]。此外,在自然条件恶劣的地区,布设观测站点的难度大且其过程耗时、耗力、花费高^[20]。数值模拟方法通过陆面过程模式对土壤温度进行模拟来判断地表冻融状况,可以模拟分析现在和预测未来土壤冻融过程中水热动态迁移规律,是研究地表冻融过程和机理的重要手段^[21-22]。众多学者利用陆面模式对土壤冻融过程进行了一系列的数值模拟研究,模拟出不同深度土层土壤的冻融变化过程中水热动态变化规律^[23-24]。但数值模拟所需的参数自身存在一定的不确定性,且模拟结果的空间分辨率较低,对于小区域的模拟可能存在较大误差^[10]。此外,由于冻融过程本身的复杂性,缺乏可靠的气象驱动资料和陆面特征数据集,使该方法的应用面临着挑战^[15,18]。遥感技术具有探测范围大、受地面条件限制少、获取资料速度快等特点^[25],使得大范围、连续、高时间分辨率的识别地表土壤冻融状态成为可能。可见光红外遥感虽然具有较高的空间分辨率,但冻土通常发育于地下,而可见光、红外传感器不能穿透地表,且受云层影响严重、时间分辨率较低,因此利用可见光红外遥感来判别冻融具有较大局限性。微波遥感波长较长,受日照及云层的影响相对较小,可以穿透土壤获得地下一定深度范围内的信息,其中高频波段W、K、Ka波段的穿透深度大约为1~2 cm,低频波段L、C、X波段的穿透深度约为2.5~15 cm^[26-28]。微波遥感对土壤冻融状态之间的介电变化十分敏感,当近地表土壤经历冻融循环时,土壤中的介电常数发生改变,致使被动微波的亮温值发生变化,进而识别出

近地表土壤冻融状况^[29-31]。被动微波遥感虽然适用于地表冻融判别,但也存在一定局限性,当前传感器空间分辨率较低,像元内的空间异质性较强,其应用仍然面临着挑战^[32]。尽管如此,截至目前微波遥感仍是监测全球及区域近地表土壤冻融循环的最有效手段。

1 地表冻融监测常用的被动微波数据

被动微波数据具有时间分辨率高、覆盖范围广、双极化观测模式和提供不同频率亮温的优势,主要包括多通道微波辐射计(Scanning Multi-channel Microwave Radiometer, SMMR)、专用微波成像仪(Special Sensor Microwave/Imager, SSM/I)、专用微波成像探测器(Special Sensor Microwave Imager/Sounder, SSMIS)、高级微波扫描辐射计(Advanced Microwave Scanning Radiometer-enhanced, AMSR-E)、高级微波扫描辐射计2(Advanced Microwave Scanning Radiometer-2, AMSR-2)、土壤水分与海洋盐度卫星(The Soil Moisture and Ocean Salinity, SMOS)、土壤水分的主动和被动卫星(Soil Moisture Active and Passive, SMAP)、微波辐射成像仪(Microwave Radiation Imager, MWRI)。这些数据是监测长时间序列和大尺度地表冻融的主要数据源^[33]。常用的传感器及其详细参数如表1所示。

早期研究主要使用的是1978年搭载在Nimbus-7卫星上的SMMR传感器,Zuerndorfer等^[34]首次将SMMR传感器所获取的37 GHz亮温和负亮温谱梯度两个指标引入到地表冻融这个领域,并根据这两个指标分析了美国中西部和北部地区的日冻融变化情况。SMMR在1987年停止运行,后由美国国防气象卫星计划(Defense Meteorological Satellite Program, DMSP)发射的卫星分别搭载SSM/I传感器和SSMIS传感器提供被动微波亮温数据。F08、F10、F11、F13、F14、F15卫星搭载的SSM/I传感器分别提供了1987—1991年、1990—1997年、1991—2000年、1995—2009年、1997—2008年、2000—2021年的数据。F16、F17、F18、F19卫星搭载的SSMIS传感器分别提供了2005年至今、2008年至今、2010年至今、2014—2016年的数据^[35]。与SMMR数据相比,SSM/I和SSMIS数据在空间分辨率和时间分辨率上都有所提高,频率范围从37 GHz分别扩展到85.5 GHz和91.7 GHz,其中22.3 GHz只具有垂直极化方式,其他频率都具有水平和垂直双极化方

表 1 被动微波传感器的特征参数

Table 1 Characteristic parameters of passive microwave sensor

传感器	卫星平台	运行时间	频率/ (GHz)	瞬时视场/ (km×km)	极化方式	视角/(°)	时间分 辨率/d	扫描方式	宽度/ km	过境时间 (当地时间)		
SMMR	Nimbus-7	1978年10月—1987年8月	6.6	136×89	水平和垂直	50.3	2	圆锥扫描	780	12:00 24:00		
			10.7	87×57								
			18.2	54×35								
			21.0	47×30								
			37.0	47×30								
SSM/I	F08	1987年9月—1991年12月	19.3	69×44	水平和垂直 (22.3 GHz 只有垂直)	53.1	1	圆锥扫描	1 400	06:00 18:00		
			F10	1990年12月—1997年11月							22.3	60×40
			F11	1991年12月—2000年5月							37.0	37×28
			F13	1995年5月—2009年11月							85.5	15×13
			F14	1997年5月—2008年8月							19.3	69×44
SSMIS	F15	2000年2月—2021年8月	22.3	60×40	水平和垂直 (22.3 GHz 只有垂直)	53.1	1	圆锥扫描	1 400	05:31 17:31		
			F16	2005年11月—							37.0	37×28
			F17	2008年3月—							91.7	38×30
			F18	2010年3月—							6.9	75×43
			F19	2014年11月—2016年2月							10.7	51×30
AMSR-E	Aqua	2002年6月—2011年10月	18.7	27×16	水平和垂直	55.0	1	圆锥扫描	1 450	01:30 13:30		
			23.8	31×18								
			36.5	14×8								
			89.0	6×4								
			6.9	62×35								
AMSR2	GCOM-W1	2012年5月—	7.3	62×35	水平和垂直	55.0	1	圆锥扫描	1 450	01:30 13:30		
			10.7	42×24								
			18.7	22×14								
			23.8	26×15								
			36.5	12×7								
SMOS	—	2009年11月—	89.0	5×3	水平和垂直	0~55.0	1~3	圆锥扫描	1 000	06:00 18:00		
			1.4	—								
SMAP	—	2015年1月—	1.4	—	水平和垂直	35.0~50.0	1	圆锥扫描	1 000	06:00 18:00		
			10.7	51×85								
MWRI	FY3A	2008年12月—2010年5月	18.7	50×30	水平和垂直	53.0	1	圆锥扫描	1 400	01:30 13:30		
			FY3B	2010年11月—2019年8月							23.8	27×45
			FY3C	2013年7月—2020年2月							36.5	18×30
			FY3D	2019年1月—							89.0	9×15

式^[36]。AMSR-E传感器搭乘Aqua卫星于2002年发射升空,AMSR-E比SSM/I提供了更多波段,空间分辨率也有较大的提高,尤其是AMSR-E数据的89 GHz具有高空间分辨率(4 km×6 km)。由于仪器故障,AMSR-E在2011年结束了长达9年的工作,随后搭载在卫星GCOM-W1上的AMSR2在2012年5月发射升空。AMSR2比AMSR-E新增了7.3 GHz,该传感器的技术参数和AMSR-E基本保持一致,如

相同的入射角,工作频率,轨道倾斜角等,它继承AMSR-E继续提供全球观测数据。进入21世纪,我国星载被动微波遥感技术进步令人瞩目,目前国家气象卫星中心陆续发射FY-3(A-D)系列并载有微波辐射成像仪MWRI的极轨卫星,其中FY-3A、FY-3B、FY-3C和FY-3D卫星搭载的MWRI微波辐射成像仪分别提供了2008—2010年、2010—2019年、2013—2020年、2019年至今的亮温数据。其中

FY-3B的升降轨过境时间与AMSR-E/AMSR2最相似,日变化差异最小,轨道倾角、轨道高度也最为接近,由此可以利用MWRI数据填补2011—2012年间AMSR-E/AMSR2缺少的亮温值^[37-38]。2009年11月欧洲航天局(ESA)在俄罗斯北部发射SMOS卫星和美国国家航空航天局(NASA)于2015年1月在戈达德航天飞行中心发射SMAP卫星都载有L波段(1.4 GHz)的辐射计,能够探测相对较深的土壤冻融状态,是监测地表冻融状况的最佳技术之一。

现有传感器中涵盖的探测波段,按频率由高至低的次序为W、Ka、K、X、C和L波段。其中W、Ka、K波段为高频波段,主要用于获取土壤表层冻融信息。W波段对降水的识别有显著优势,可用于区分与降水具有相似散射特性的冻土,但在识别冻融状态时受氧气和水汽影响较大,使用前需进行大气校正。Ka和K波段与地表温度均有相关性,Ka波段能最好地体现土壤冻融温度的变化特征;此外K、Ka波段还可有效获取雪深和雪水当量^[39-40]。X、C、L波段为低频波段,可用于探测深层土壤信息,识别区域的土壤水分和冻融状况。L波段的探测深度最大,能够较为准确的判别干雪与植被下土壤冻融状况,但其亮温值受射频干扰的影响较为严重,常用阈值法去除射频干扰的影响。此外,在X、C波段中也存在此问题^[41-42]。以上这些传感器所包含波段将为冻融循环判别提供更加有力的支持^[43]。

2 地表冻融判别算法的研究进展

2.1 被动微波遥感监测地表冻融状态的原理

被动微波遥感使用探测仪器接收并记录地球表面物体自身发射或反射的电磁波信息。地表物体的微波辐射特性与地物的介电特性密切相关,当近地表土壤冻结时,土壤中的大部分水转换为固态冰,土壤的物理温度降低、介电常数减少,导致土壤微波发射率增加;当近地表土壤融化时,土壤中大部分固态冰转化成水,土壤物理温度升高、土壤介电常数增加,导致土壤微波发射率减小。将土壤假设为均匀半空间的自由散射体,那么微波传感器所接收到的地表微波辐射亮温 T_b 可以近似表示为^[34]:

$$T_b = e \cdot T_{\text{eff}} \quad (1)$$

式中: T_b 为微波辐射亮温; e 为比辐射率; T_{eff} 为土壤有效温度。

式(1)表明地表的温度和比辐射率决定着冻土的亮温。冻土一般具有较低的物理温度和较高的

发射率。微波传感器所接收到的地表微波辐射亮温随着土壤含水量发生变化。在同样降温的状态下,对于较为干燥或者含水量比较少的土壤,土壤的比辐射率没有显著的变化,则亮温值降低;对于较为湿润或者含水量比较多的土壤,土壤的比辐射率发生显著的升高,因而亮温值增加。土壤冻结导致的辐射亮度变化可能是正的,也可能是负的,这取决于土壤含水量。因此仅仅利用含水量的不同而获得的亮温数据来判别土壤是否冻融,会存在较大的不确定性^[34-44]。为了降低这种不确定性,研究人员进行了多次实验和计算^[45-46],发现可以结合土壤冻融过程中引起的其他微波辐射变化特征来识别地表冻融状态。在微波高频波段由冻土的体散射效应引起的衰减比低频波段强,冻土的体散射效应显著降低了高频波段的微波辐射,使得高频波段亮温低于低频亮温,冻土呈现负亮温谱梯度,但是在融土中正好相反^[47]。随着土壤的冻结,微波低频波段的亮温比高频波段的亮温增加得快,使得各通道间的亮温差值变小^[48]。以上研究结论为基于被动微波遥感发展判别地表土壤冻融状态的算法提供了依据。

2.2 被动微波遥感监测地表冻融状态的算法

国内外学者依据土壤冻融过程中微波辐射差异性和研究区地表特点来发展监测地表冻融状态的算法。比较常见的判别地表冻融状态的算法主要包括双指标算法、决策树算法、冻融判别式算法、季节阈值算法、基于L波段相对冻结因子阈值判别算法五种。常用的监测地表冻融状态的算法及主要指标如表2所示。

2.2.1 双指标算法

双指标算法理论基础由England^[69]在1974年提出,他指出冻土和融土的介电常数具有显著的差异,冻土的体散射作用导致冻结土壤在微波波段的有效发射深度比融土深,使得冻土和融土发射的微波信号明显不同。Zuerndorfer等^[34,49]基于SMMR微波数据提出双指标算法,认为37 GHz垂直极化亮温和10.7~37 GHz的负亮温谱梯度可以作为判别地表冻融的指标,其中37 GHz垂直极化亮温对水分含量变化不敏感,能够反映地表温度变化情况,冻土在体散射作用下使得10.7~37 GHz的亮温谱梯度为负值,基于站点验证数据统计分析确定37 GHz垂直极化亮温和负亮温谱梯度在地表冻融状态下的阈值,即能判别地表冻融状态。此方法一经提出,便

表2 地表冻融状态的算法

Table 2 Algorithm of surface freeze-thaw state

算法	判定指标	参考文献
双指标算法	37 GHz垂直极化亮温及18/19 GHz和37 GHz的负亮温谱梯度; 36.5 GHz垂直极化亮温及各个波段的水平极化亮温标准偏差值SDI。	[34]、[49]、[54]
决策树算法	37 GHz垂直极化亮温数据、19 GHz极化差和散射指数SI。 $D_F = A \cdot T_b 36.5V + B \cdot \frac{T_b 18.7H}{T_b 36.5V} - C$	[55]
冻融判别式算法	$D_T = A \cdot T_b 36.5V + B \cdot \frac{T_b 18.7H}{T_b 36.5V} - C$ 其中: D_F 和 D_T 分别代表冻土和融土的判别方程函数值。当 $D_F > D_T$ 时,地表土壤被判定为冻结状态;当 $D_F < D_T$ 时,地表土壤被判定为融化状态。	[8]、[56]、[59]
季节阈值算法	$\nabla(t) = \frac{\sigma(t) - \sigma_{frozen}}{\sigma_{thawed} - \sigma_{frozen}}$ 其中: $\nabla(t)$ 为季节比例系数; σ_{thawed} 为土壤融化状态下微波信号参考值, σ_{frozen} 为土壤冻结状态下微波信号参考值。	[60]
基于L波段相对冻结因子阈值判别算法	$FF_{rel}(t) = \frac{FF_x(t) - FF_{summer_x}}{FF_{winter_x} - FF_{summer_x}} \cdot 100\%$ 其中: t 为时间, $FF_{rel}(t)$ 为 t 时刻相对冻结因子指数, $FF_x(t)$ 为 t 时刻基于L波段亮温数据得到的冻结因子, FF_{summer_x} 和 FF_{winter_x} 分别为融化和冻结状态所对应的冻结因子。	[61-68]

在全球不同区域得到广泛应用,但由于不同学者使用的被动微波数据和研究区域存在差异,在具体应用时都在原方法的基础上进行调整和优化,并取得了可靠的结果。如 Judge 等^[50]使用 SSM/I 数据的 37 GHz 垂直极化亮温和 19 GHz、37 GHz 的负亮温谱梯度作为判别土壤冻融的依据,识别了北美大草原冻融状态。为了进一步验证 Judge 提出算法的适用性,Zhang 等^[51]使用该算法对美国中部大平原近地表土壤冻融状态进行分类,发现双指标算法不适用于积雪覆盖的地区,这是因为积雪和冻结地表具有类似的体散射特性。同样基于 SSM/I 数据,Han 等^[52]考虑一天内地表冻融状态可能会发生变化,针对 SSM/I 升轨和降轨数据,分别采用不同的判别阈值,从而判断中国北方及蒙古国地区一日之内土壤冻融循环特征。双指标算法在研究区应用时,整个研究区通常采用相同的阈值,为了提高判别精度,有研究针对不同地表类型对该算法指标的阈值分别进行了修订^[53]。负亮温谱梯度是以上研究使用的指标之一,但通过对地基实验数据分析发现冻土的负亮温谱梯度不是一直表现为负值。在此基础上,Han 等^[54]根据土壤在冻结时,微波低频的亮温比高频亮温增加得快,高低频之间的亮温差值变小的原理,提出了将 AMSR-E 数据的各个波段的水平极化亮温标准偏差值 SDI 作为判别土壤冻融的指标,同时采取 36.5 GHz 垂直极化亮温反映地表温度,从而发展了双指标算法。

2.2.2 决策树算法

Jin 等^[55]考虑到双指标算法中负亮温谱梯度不能把与冻土具有类似散射特性的沙漠、降水等区分开,他们分析了沙漠、积雪、冻结地表和融化地表的辐射亮温特征,提出了用散射指数(scattering index, SI)区分强散射体、弱散射体和非散射体,用 19 GHz 极化差来识别沙漠,用 85 GHz 垂直极化亮温和 22 GHz 垂直极化亮温识别散射较强的降雨,用 37 GHz 垂直极化亮温来判别地表热状况,最终建立了一种判别土壤冻融状态的决策树算法。基于该算法判别了中国境内地表冻融状态,利用国际协同加强观测期(CEOP)在青藏高原地区获取的 4 cm 地温数据验证该算法判别结果,该算法判别精度达 87%。

2.2.3 冻融判别式算法

赵天杰等^[56,70]则结合积雪辐射模型、冻土介电模型和面散射模型,建立了针对寒区复杂地表环境的冻融判别模型。经过模型模拟分析选择 AMSR-E 数据的 36.5 GHz 垂直极化亮温指示地表温度变化,选择低频波段(6.29 GHz、10.65 GHz、18.7 GHz)的水平极化亮温与 36.5 GHz 垂直极化亮温的比值作为衡量地表发射率的变化,通过 Fisher 线性判别方法来构建判别地表冻融状态的方程。并使用实测数据对该判别方程进行优化,得到了高精度的判别地表冻融的冻融判别式算法。该方法在不同区域进行使用,如 Chai 等^[8]引入全国 756 个气象站的地

表温度数据对该算法进行评估,结果表明冻融判别式算法总体分类精度很高,但是冻融判别式算法对冻结土壤的识别精度低于融化土壤。对此,胡文星等^[57]将该算法对冻土的识别度低归因于冻土介电模型的精度所限,引入赵少杰^[71]提出的冻土介电模型对赵天杰等^[56]提出的冻融判别方法进行改进,改进后的算法精度有所提升。为了进一步提高该算法的土壤冻融分类精度,越来越多的土壤因素被考虑,Kou等^[58]针对冻结土壤中的有机质会对微波辐射产生影响,从而将此影响考虑在土壤介电模型内,并对赵天杰提出的冻融判别式算法进行改进,经过验证该算法总体判别精度比赵天杰提出的冻融判别式算法高。以上研究都没有考虑升降轨数据对土壤判别精度的影响,基于此,Wang等^[59]依据升降轨差异并利用中国、美国、芬兰、加拿大地区 AMSR-E 亮温数据和 5 cm 的土壤温度对赵天杰提出的冻融判别式算法的系数进行调整,总体精度达到了 90%。

2.2.4 季节阈值算法

季节阈值算法是依据被动微波信号在不同季节的特点对土壤冻融状态进行判别,分别采用土壤完全冻结和融化的被动微波信号作为冻结和融化状态下的参考值。然后通过计算此刻土壤的微波辐射与冻结时微波辐射参考值的差、土壤冻结与融化时微波辐射参考值的差,将两个差值的比值作为季节比例系数。然后利用实测数据或半经验数据选取阈值作为土壤冻融的界限,将季节比例系数与阈值进行比较来判断此刻土壤冻融状态^[72]。Kim等^[60]应用该方法和 SSM/I 数据的 37 GHz 垂直极化亮温,并结合全球气温场再分析资料确定了阈值,分析了全球近地表土壤冻融变化情况。

2.2.5 基于 L 波段相对冻结因子阈值判别算法

早期,Schwank等^[61]和 Rautiainen等^[62]基于地基微波辐射计 ELBARA 观测的 L 波段亮温数据在苏黎世东北部草原和北方草原进行冻融实验,一致认为 L 波段对土壤冻融的敏感性,尤其是 L 波段垂直极化的亮温数据在判别土壤冻融方面具有潜力。随后 Rautiainen等^[63]根据地基微波辐射计 ELBARA-II 观测的 L 波段亮温数据建立相对冻结因子阈值判别算法判别地表冻融状态,具体公式如下:

$$FF_{rel}(t) = \frac{FF_x(t) - FF_{summer_x}}{FF_{winter_x} - FF_{summer_x}} \quad (2)$$

式中: t 为时间; $FF_{rel}(t)$ 为 t 时刻相对冻结因子指数; $FF_x(t)$ 为 t 时刻基于 L 波段亮温数据得到的冻结因子; FF_{winter_x} 和 FF_{summer_x} 分别为冻结和融化状态所对

应的冻结因子。

随着载有 L 波段 SMOS 和 SMAP 相继升空,很多学者依据 Rautiainen等^[63]提出的相对冻结因子阈值判别算法,以及基于陆基微波辐射计观测的 L 波段亮温数据提出 7 种不同指标,并将这 7 种指标分别代入式(2)得到相对冻结因子指数,通过站点数据或半经验、经验数据选取阈值作为土壤冻融的界限,通过对比冻结因子指数和阈值来判断土壤冻融特征。这 7 种指标如式(3)~(9)所示:

$$FF_{ratio} = \frac{T_B^V - T_B^H}{T_B^V + T_B^H} \quad (3)$$

$$FF_{diff} = T_B^V - T_B^H \quad (4)$$

$$FF_{Hpol} = 300 - T_B^H \quad (5)$$

$$FF_{Vpol} = 300 - T_B^V \quad (6)$$

$$FF_{STI} = 600 - (T_B^V + T_B^H) \quad (7)$$

$$FF_{combH} = (T_B^V - T_B^H) \cdot (270 - T_B^H) \quad (8)$$

$$FF_{combV} = (T_B^V - T_B^H) \cdot (300 - T_B^V) \quad (9)$$

式中: FF_{ratio} 为双极化归一化指数; FF_{diff} 为双极化差指数; FF_{Hpol} 为水平极化指数; FF_{Vpol} 为垂直极化指数; FF_{STI} 为标准差异冻融指数; FF_{combH} 为水平极化下亮温加权极化差指数; FF_{combV} 为垂直极化下亮温加权极化差指数。此外,Rautiainen等^[63]还指出利用这七种指标得到的相对冻结因子指数与冻结深度之间呈现指标关系。基于此,Roy等^[73]使用 FF_{ratio} 指标发现探测深度在 2.5 cm 时 L 波段亮温与地温具有较好的一致性。Escorihuelae等^[74]和 Zheng等^[75]的研究也表明,无论在冻结还是融化状态下,L 波段的有效探测深度为 2.5 cm。

Roy等^[64]在加拿大地区采用 SMOS 的 L 波段亮温数据,分别采用 FF_{diff} 、 FF_{ratio} 、 FF_{combH} 、 FF_{combV} 这四种反映土壤微波辐射冻结因子判别地表冻融状态,采用迭代法在 0~1 之间以 0.01 为增量确定最优阈值,结果表明采用 FF_{ratio} 这一指标判别精度最高。Rautiainen等^[65]利用 SMOS 的 L 波段亮温数据研究了芬兰地区的秋季地表冻融状况,并通过选取 FF_{ratio} 、 FF_{Vpol} 这两个反映土壤的微波辐射冻结因子分别计算相对冻结因子,并与芬兰环境研究所土壤冻结网络提供土壤冻结深度数据进行对比分析,将地表土壤划分为三种状态:融化(冻结因子指数<0.5)、部分冻结(0.5≤冻结因子指数≤0.8)、冻结(冻结因子指数>0.8),通过在芬兰、北美洲和西伯利亚等地验证取得较好结果。Derksen等^[66]和 Simon等^[67]利用 SMAP 卫星携带 L 波段亮温采用 FF_{ratio} 计算相对冻结因子指数,并使用阈值 0.5 作为地表冻

融界限,根据相对冻结因子指数和阈值来识别全球和美国地表冻融状态。

以上基于L波段相对冻结因子阈值判别算法大多是以 FF_{ratio} 指标来判别地表冻融,认为该指标具有代表性。而席家驹等^[68]基于SMAP卫星携带的L波段的亮温数据和地温数据监测青藏高原地表冻融状况时,其中冻结因子选用 FF_{ratio} 、 FF_{Vpol} 、 FF_{STI} 和 FF_{combV} 四种指标来计算相对冻结因子指数,并在0~1之间分别选取这四种指标对应算法的最佳阈值,结果显示广泛使用的 FF_{ratio} 指标对地表冻融的分类精度仅为75%, FF_{Vpol} 冻结因子在青藏高原冻土区判别精度可达到92%。这表明广泛采用的 FF_{ratio} 指标并不适用判别青藏高原地表冻融状况。

2.2.6 算法的对比与分析

以上各类判别地表冻融算法的对比如表3所示,不同算法因其原理、所需波段数据等差别而各有特点。双指标算法较为简单,便于理解,已在全球诸多区域得到应用,但该方法在应用时仅适用没有积雪覆盖的地表。决策树算法选取多种指标判别地表冻融状态,并剔除与冻土具有类似散射作用,如沙漠、降水等强散射体的影响,但该方法中37 GHz垂直极化亮温的判别阈值是根据青藏高原4 cm地温数据统计分析得到的,而青藏高原年平均气温较低,导致该方法在其他地区应用会明显低估土壤冻结时间,因此,该方法适用于与青藏高原具有类似气候特征的研究区域^[76],此外决策树算法使用过程也较为复杂,缺少对该算法的不断改进和运用,限制其发展。冻融判别式算法简单易实现,使

用的冻融判别式方程属于半经验方程,该方程仅需亮温数据即可实现判别地表冻融状况,不需要任何实测数据来确定阈值,但该算法忽略了不同气候类型和地形等条件下土壤冻融时的地表辐射和温度特征,在具体应用时,所使用的冻融判别式方程系数要与训练数据集具有相似的地表条件,才会取得更好的判别结果,因此在该算法应用于其他区域之前进行参数校准,才能更准确判别地表冻融状态^[8,76]。此外,冻融判别式算法所采用的介电常数模型与真实的介电常数机制有一定的差距,会导致误差的产生。季节阈值算法和基于L波段相对冻结因子阈值判别算法只需要利用单频亮温数据就可以判别土壤冻融状态,在识别大规模、长时间地表冻融变化的方面具有优势,但需要完整冻融周期才能确定土壤完全冻结和融化状态下的参考值。这两种算法的不同之处在于前者是基于垂直极化亮温区分冻融状态,后者是基于L波段水平和垂直极化之间的亮温变化来推导介电信息判别冻融状态。其中基于L波段相对冻结因子阈值判别算法可以较为准确的探测干雪和植被下土壤冻融状况,但该方法使用的L波段探测深度较深,对表层土壤冻融的识别不敏感。此外,它受土壤水分影响较大,在干旱地区进行冻融判别时具有较大误差^[77]。限于地表环境复杂多变,双指标算法、决策树算法、季节阈值算法和基于L波段相对冻结因子阈值判别算法的阈值选取具有一定难度;冻融判别式算法的方程系数需要结合地面实测数据和模型模拟数据进行修改。综合来看,这五类判别地表冻融的方法都各有

表3 判别地表冻融状态算法对比

Table 3 Comparison of algorithms for discriminating surface freeze-thaw state

算法	优点	缺点	适用范围
双指标算法	①方法较为简单; ②便于理解	①存在使用条件限制; ②阈值选取较为困难	非积雪覆盖陆地 区域
决策树算法	①剔除了沙漠、降水等强散射体的影响	①使用判别指标较多; ②阈值选取较为复杂; ③该方法仅适合与青藏高原具有类似气候特征的研究区域	所有陆地区域
冻融判别式算法	①方法简单、易实现; ②普适性强	①忽略不同气候类型和地形等条件下土壤冻融时的地表辐射和温度特征; ②该方法方程系数随训练数据发生变化,因此对数据的代表性要求较高	所有陆地区域
季节阈值算法	①利用单频亮温就可以判别土壤冻融状态	①阈值选取困难; ②确定冻结、融化状态的参考值耗时长	所有陆地区域
基于L波段相对冻结因子 阈值判别算法	①利用单频亮温就可以判别土壤冻融状态; ②较为准确地探测干雪和植被下土壤冻融状况	①确定冻结、融化状态的参考值工作量大; ②对表层土壤冻结不敏感土壤	所有陆地区域

优点与缺点,需要根据研究区的地形、气候、季节和地物类型等特点选取最合适的研究方法。

3 基于不同算法和被动微波数据的冻融产品

国内外学者基于被动微波数据利用双指标算法、决策树算法、冻融判别式算法、季节阈值算法和基于L波段相对冻结因子阈值判别算法在不同空间

尺度上共享了多个长时序的冻融产品。表4展示了利用不同算法和被动微波数据发布冻融产品的基本信息。冻融产品可用于分析冻土的年际变化、季节变化、发生范围以及冻结天数等指标的时空分布和变化趋势,为冰冻圈、生态、水文、气候等变化分析提供数据基础。因此,评估冻融产品的准确性和适用性至关重要。

表4 各算法冻融产品的基本信息

Table 4 Essential information of freeze-thaw products with different algorithms

时间序列	研究区	算法	空间分辨率/km	数据	数据来源	参考文献
1978—2015年	中国	双指标算法	25	SMMR/SSM/I/SSMIS	http://data.tpdc.ac.cn/zh-hans/	[13]、[78]
1987—2009年	中国	决策树算法	25	SSM/I	http://data.tpdc.ac.cn/zh-hans/	[13]、[53]、[55]
1979—2020年	全球	季节阈值算法	25	SMMR/SSM/I/SSMIS/ MWRI/AMSR-E/AMSR2	https://nsidc.org/data/NSIDC-0477/versions/5	[79—80]
2015年—	全球、 北半球	基于L波段相对冻结因子 阈值判别算法	9或36	SMAP	https://nsidc.org/data/SPL3FTP_E	[81—82]
2002—2019年	全球	冻融判别式算法	25	AMSR-E/AMSR2	http://data.tpdc.ac.cn/zh-hans/	[83]
2002—2018年	全球	冻融判别式算法	5	AMSR-E/AMSR2/MODIS	http://data.tpdc.ac.cn/zh-hans/	[84—85]

Jin等^[53,55,78]根据双指标算法和决策数算法分别制备中国区域的冻融产品时间跨度为1978—2015年和1987—2009年,并对这两种方法制备的冻融产品进行了分析,两种产品的在中国境内均呈现土壤融化时间提前、冻结时间延后的特点,且两种产品整体精度都在80%以上。基于季节阈值算法的冻融产品记录着全球时间跨度最长的冻融分类记录,时间从1979年扩展至2020年, Kim等^[79-80]对该算法的冻融产品在全球进行研究,结果表明降轨和升轨精度分别为90.3%和84.3%,并且发现全球冻土区植物生长季延长。SMAP冻融产品是基于L波段相对冻结因子阈值判别算法产生,其中空间分辨率为36 km的SMAP冻融产品使用的是最接近原始亮温数据,而9 km空间分辨率的SMAP冻融产品将亮温数据进行最优插值获取,利用5 000个全球气象站的地温数据,对空间分辨率为36 km、9 km的SMAP冻融产品进行评估,结果显示:36 km空间分辨率的SMAP冻融产品的降轨和升轨精度分别为78%和90%,而9 km空间分辨率的SMAP冻融产品精度略低于36 km的SMAP冻融产品精度^[81-82]。Hu等^[83]在全球范围内对基于冻融判别式算法、分辨率为25 km的冻融产品进行验证,该冻融产品的降轨和升轨的精度分别为79%和85%。此外,得出全球

7.7%的地表温度出现明显的变暖趋势。以上冻融产品所用亮温数据分辨率都较粗,为了进一步提高冻融产品的精度。Hu等^[84]利用冻融判别式算法,及2013—2014年的MODIS数据和AMSR2亮温数据,生成空间分辨率为5 km的冻融状态图,并在中国进行评估取得了较好的结果。在此基础上,通过利用AMSR-E、AMSR2和MODIS数据,制备全球冻融数据产品时间跨度为2002—2018年^[85]。以上冻融产品都是不同地区、不同时间范围进行验证评估的,为了进一步对比不同冻融产品在同一地区的优劣,邵婉婉等^[86]基于双指标算法、决策数算法和季节阈值算法发布的三种冻融产品对1978—2008年中国近地表土壤冻融状况进行对比分析,并利用0 cm站点数据进行验证,结果表明季节阈值算法冻融产品历年的冻结时间与站点数据最为接近,而双指标算法冻融数据产品整体上都高估了土壤冻结时间,决策数算法冻融产品低估了土壤冻结时间。Wang等^[77]对基于季节阈值算法发布的冻融产品和基于L波段相对冻结因子阈值判别算法产生的SMAP冻融产品在中国地区的效果进行评估,结果发现基于季节阈值算法的冻融产品,受气候因素的影响较小,且与0 cm地表土壤相关性较好,而SMAP冻融产品受干旱气候影响明显,且该冻融产

品可以较好地指示 5 cm 土壤冻融状态,此外该冻融产品受积雪影响较少。

总而言之,这些冻融产品所用的数据涵盖了 SMMR、SSM/I、AMSR-E 和 AMSR2 等类型,虽然所共享的冻融产品使用的算法、数据来源、时间范围以及产品性能不同,但是大体上呈现出冻结时间推迟、解冻时间提前以及冻结天数缩短的趋势。

4 结论

本文总结了被动微波遥感数据的类型和所含波段的特点;阐述了被动微波数据用于冻融监测的原理及方法;梳理了基于不同算法和被动微波数据的冻融产品;被动微波遥感在地表冻融监测中主要存在的问题和发展趋势总结如下:

(1)从获取的被动微波数据上看,被动微波传感器由于受地球形状及其运行轨道的影响,被动微波数据存在着部分区域缺失现象。为了减少被动微波亮温数据的缺失对监测冻融循环产生影响,需要对缺失数据进行填补,从而覆盖整个研究区域。当前主要的方法是通过编程取前后两天被动微波数据平均值填补亮温数据的缺失值^[87]。或者利用两景不同时间的影像建立统计函数来进行缺失补齐^[88]。怎样建立更加合理的数据的补齐方法将是未来一个研究重点。此外被动微波数据空间分辨率较低,像元内存在混合因子,现有的发展趋势则是在利用被动微波数据的基础上,联合多个数据产品,如地温、主动微波数据等数据进行降尺度,或者对像元内的地表冻融状态进行概率判别,以更好地描述地表冻融状态^[88-92]。

(2)从现有判别地表冻融的算法上看,双指标算法、决策树算法、冻融判别式算法、季节阈值算法这四类算法都不能准确判别积雪覆盖下土壤冻融状态,积雪与冻土具有类似的微波辐射特性,在已有的研究中一般认为积雪覆盖的地表被判别为是冻结状态,而由于积雪具有隔热保温作用,延缓土壤冻结的效果,致使初冬季节积雪覆盖下的融化地表被误判为冻结状态^[93]。Bateni 等^[94]提出利用 18.7 GHz、36.5 GHz 频率的地基被动微波观测数据和 L 波段(1.4 GHz)、Ku 波段(15.5 GHz)的主动观测数据提出的数据同化方法能够识别点尺度范围内积雪覆盖下地表冻融状况。目前这方面研究较少,未来研究中应侧重利用星载被动微波和主动微波将该方法应用于大规模领域,此外结合积雪辐射模型和冻

土介电模型,进一步研究积雪类型、深度和密度等条件对地表微波辐射产生的影响,针对积雪覆盖的地表对算法进行优化有可能提高现有的冻融判别算法的精度。此外,L 波段可以探测积雪下的地表冻融状态,可使用基于 L 波段相对冻结因子阈值判别算法针对常年有积雪覆盖地区进行探测。或者未来综合研发一套针对不同地表环境的冻融算法,新算法应在机理模型基础上融合地表覆被类型、气候类型、高程、积雪等要素,对地表冻融状态进行细化分析,使算法不仅局限于判别地表冻融的二值状态,还能够评价单位像元内冻融的比例、冻融相变水量、冻结深度、冻结速率等。

(3)随着冻融产品的制备与应用,以及被动微波数据的积累,为长期生态变化研究提供基础数据。目前,时间序列最长的冻融产品(1979—2020 年)是通过季节阈值算法而制备的,研究人员继续根据该算法将获取的最新亮温数据用于延长冻融产品时间序列。基于 L 波段相对冻结因子阈值判别算法的冻融产品随着 SMAP 卫星的运行,该冻融产品持续进行更新,但该冻融产品时间跨度较短(2015 年至今),在未来研究中可结合 SMOS 卫星提供的 L 波段数据扩展该算法冻融产品的时间跨度,此外其他三种算法的冻融产品时间跨度也可随亮温数据的更新继续扩展冻融产品的时间序列。

致谢:感谢哈尔滨师范大学研究生学术论坛的支持;感谢粤港澳大湾区地理科学数据中心提供相关数据;感谢国家青藏高原科学数据中心、美国国家冰雪数据中心提供冻融数据产品。

参考文献(References):

- [1] Zhou Youwu, Guo Dongxin, Qiu Guoqing, et al. Geocryology in China[M]. Beijing: Science Press, 2018. [周幼吾, 郭东信, 邱国庆, 等. 中国冻土[M]. 北京: 科学出版社, 2018.]
- [2] Qin Dahe. Introduction to cryospheric science[M]. Beijing: Science Press, 2018. [秦大河. 冰冻圈科学概论[M]. 北京: 科学出版社, 2018.]
- [3] Kou Xiaokang, Jiang Lingmei, Yan Shuang, et al. Detection of land surface freeze-thaw status on the Tibetan Plateau using passive microwave and thermal infrared remote sensing data[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 199: 291-301.
- [4] Zhang Ziqian, Zhao Tianjie, Shi Jiancheng, et al. Near-surface freeze-thaw state mapping over Tibetan Plateau[J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(7): 904-916. [张子谦, 赵天杰, 施建成, 等. 青藏高原地区近地表冻融状态判别算法研究[J]. 遥感学报, 2020, 24(7): 904-916.]
- [5] Wang Genxu, Hu Hongchang, Li Taibin. The influence of freeze-thaw cycles of active soil layer on surface runoff in a permafrost watershed[J]. Journal of Hydrology, 2009, 375(3/4): 438-449.

- [6] Martens J, Wild B, Muschitiello F, et al. Remobilization of dormant carbon from Siberian-Arctic permafrost during three past warming events [J]. *Science Advances*, 2020, 6(42): eabb6546.
- [7] Cherkauer K A, Lettenmaier D P. Hydrologic effects of frozen soils in the upper Mississippi River Basin [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1999, 104(D16): 19599-19610.
- [8] Chai Linna, Zhang Lixin, Zhang Yuanyuan, et al. Comparison of the classification accuracy of three soil freeze-thaw discrimination algorithms in China using SSMIS and AMSR-E passive microwave imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(22): 7631-7649.
- [9] Peng Xiaoqing, Frauenfeld O W, Cao Bin, et al. Response of changes in seasonal soil freeze-thaw state to climate change from 1950 to 2010 across China [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2016, 121(11): 1984-2000.
- [10] Wang Chenghai, Dong Wenjie, Wei Zhigang. The development of study on the soil freezing-thaw process in land surface model [J]. *Advance in Earth Sciences*, 2002, 17(1): 44-52. [王澄海, 董文杰, 韦志刚. 陆面模式中土壤冻融过程参数化研究进展 [J]. *地球科学进展*, 2002, 17(1): 44-52.]
- [11] Zhang Tingjun, Jin Rui, Gao Feng, et al. Overview of the satellite remote sensing of frozen ground: Visible-thermal infrared and radar sensor [J]. *Advances in Earth Science*, 2009, 24(9): 963-972. [张廷军, 晋锐, 高峰, 等. 冻土遥感研究进展: 可见光、红外及主动微波卫星遥感方法 [J]. *地球科学进展*, 2009, 24(9): 963-972.]
- [12] Morrissey L, Strong L, Card D H. Mapping permafrost in the boreal forest with Thematic Mapper satellite data [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1986, 52: 1513-1520.
- [13] Xie Yanmei, Jin Rui, Yang Xingguo. Algorithm development of monitoring daily near surface freeze-thaw cycles using AMSR-E brightness temperatures [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2013, 28(2): 182-191. [谢燕梅, 晋锐, 杨兴国. AMSR-E 亮温监测中国近地表冻融循环算法研究 [J]. *遥感技术与应用*, 2013, 28(2): 182-191.]
- [14] Zhou Xin, Ye Tianyi, Shen Fangyuan. Soil respiration response to seasonal freezing-thawing interference [J]. *Journal of Temperate Forestry Research*, 2018, 1(1): 48-52. [周鑫, 叶天一, 申方圆. 土壤呼吸对季节性冻融干扰的响应 [J]. *温带林业研究*, 2018, 1(1): 48-52.]
- [15] Wang Ming, Liu Xingtu, Li Xiujun, et al. Soil respiration dynamics and its controlling factors of typical vegetation communities on meadow steppes in the western Songnen Plain [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2014, 25(1): 45-52. [王铭, 刘兴土, 李秀军, 等. 松嫩平原西部草甸草原典型植物群落土壤呼吸动态及影响因素 [J]. *应用生态学报*, 2014, 25(1): 45-52.]
- [16] Lu Xiaobo, Xu Haiming, Sun Chenghu, et al. Characteristics of soil temperature variations in China in recent 50 years [J]. *Journal of Nanjing Institute of Meteorology*, 2006, 29(5): 706-712. [陆晓波, 徐海明, 孙丞虎, 等. 中国近 50 年地温的变化特征 [J]. *南京气象学院学报*, 2006, 29(5): 706-712.]
- [17] Liu Huolin, Hu Zeyong, Yang Yaoxian, et al. Simulation of the freezing-thawing processes at Nagqu area over Qinghai-Xizang Plateau [J]. *Plateau Meteorology*, 2015, 34(3): 676-683. [刘火霖, 胡泽勇, 杨耀先, 等. 青藏高原那曲地区冻融过程的数值模拟研究 [J]. *高原气象*, 2015, 34(3): 676-683.]
- [18] Yang Shuhua, Wu Tonghua, Li Ren, et al. Spatial-temporal changes of the near-surface soil freeze-thaw status over the Qinghai-Tibetan Plateau [J]. *Plateau Meteorology*, 2018, 37(1): 43-53. [杨淑华, 吴通华, 李韧, 等. 青藏高原近地表土壤冻融状况的时空变化特征 [J]. *高原气象*, 2018, 37(1): 43-53.]
- [19] Peng Jian, Loew A, Zhang Shiqiang, et al. Spatial downscaling of satellite soil moisture data using a vegetation temperature condition index [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(1): 558-566.
- [20] Karl T, Bretherton F, Easterling W, et al. Long-term climate monitoring by the global climate observing system (GCOS) [M]//Long-term climate monitoring by the global climate observing system. Dordrecht: Springer Netherlands, 1996: 5-17.
- [21] Guo Donglin, Yang Meixue, Wang Huijun. Characteristics of land surface heat and water exchange under different soil freeze-thaw conditions over the central Tibetan Plateau [J]. *Hydrological Processes*, 2011, 25(16): 2531-2541.
- [22] Meng Han, Jin Jiming. Effect of different atmospheric forcing data sets on simulation of basin land surface temperature [J]. *Yangtze River*, 2021, 52(1): 49-55, 95. [孟含, 金继明. 不同大气强迫数据集对流域地表温度模拟的影响 [J]. *人民长江*, 2021, 52(1): 49-55, 95.]
- [23] Chen Boli, Lü Shihua, Luo Siqiong. Simulation analysis on land surface process at Maqu Station in the Qinghai-Xizang Plateau using community land model [J]. *Plateau Meteorology*, 2012, 31(6): 1511-1522. [陈渤黎, 吕世华, 罗斯琼. CLM3.5 模式对青藏高原玛曲站陆面过程的数值模拟研究 [J]. *高原气象*, 2012, 31(6): 1511-1522.]
- [24] Chen Boli, Luo Siqiong, Lü Shihua, et al. Validation and comparison of the simulation at Zoigê station during freezing and thawing with land surface model CLM [J]. *Climatic and Environmental Research*, 2014, 19(5): 649-658. [陈渤黎, 罗斯琼, 吕世华, 等. 陆面模式 CLM 对若尔盖站冻融期模拟性能的检验与对比 [J]. *气候与环境研究*, 2014, 19(5): 649-658.]
- [25] Wu Zhiyi, Hansachurila, Bai Yang. Study of the application and of remote sensing technology in environment monitoring [J]. *Northern Environment*, 2013, 25(5): 150-151. [吴志毅, 韩萨出日拉, 白杨. 遥感技术在环境监测中的应用研究 [J]. *北方环境*, 2013, 25(5): 150-151.]
- [26] Bergstedt H, Zwieback S, Bartsch A, et al. Dependence of C-band backscatter on ground temperature, air temperature and snow depth in arctic permafrost regions [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(1): 142.
- [27] Kou Xiaokang, Zhang Yuzhi, Jin Mengjie, et al. Verification and analysis of land surface freeze-thaw change by passive microwave remote sensing technique based on multi-layer soil temperature [J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2020, 36(3): 49-55. [寇晓康, 张玉芝, 靳梦杰, 等. 基于多层土壤温度的地表冻融变化被动微波遥感验证分析 [J]. *地理与地理信息科学*, 2020, 36(3): 49-55.]
- [28] Cohen J, Rautiainen K, Lemmetyinen J, et al. Sentinel-1 based soil freeze-thaw estimation in boreal forest environments [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 254: 112267.
- [29] England A W. Radiobrightness of diurnally heated, freezing soil [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, 28(4): 464-476.
- [30] Wegmüller U. The effect of freezing and thawing on the microwave signatures of bare soil [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1990, 33(2): 123-135.

- [31] Liou Y A, England A W. Annual temperature and radiobrightness signatures for bare soils[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(4): 981-990.
- [32] Xiao Yao, Ma Mingguo, Wen Jianguang, et al. Progress in land surface temperature retrieval over complex surface[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2021, 36(1): 33-43. [肖尧, 马明国, 闻建光, 等. 复杂地表地表温度反演研究进展[J]. *遥感技术与应用*, 2021, 36(1): 33-43.]
- [33] Wu Shengli, Liu Jian. Comparison of Arctic Sea ice concentration datasets[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2018, 40(11): 64-72. [武胜利, 刘健. 长序列北极海冰覆盖数据集对比分析[J]. *海洋学报*, 2018, 40(11): 64-72.]
- [34] Zuerndorfer B W, England A W, Dobson M C, et al. Mapping freeze-thaw boundaries with SMMR data[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1990, 52(1/2): 199-225.
- [35] Brodzik M J, Long D G, Hardman M A, et al. MEaSUREs calibrated enhanced-resolution passive microwave daily EASE-Grid 2.0 brightness temperature ESDR, Version1 [EB/OL]. [2022-06-08]. <https://nsidc.org/data/nsidc-0630/versions/1>.
- [36] Ren Yanqun, Liu Hailong, Bao Anming, et al. Spatial and temporal characteristics of snow depth in the Tianshan Mountains derived from SSM/I and MODIS data[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2015, 37(5): 1178-1187. [任艳群, 刘海隆, 包安明, 等. 基于 SSM/I 和 MODIS 数据的天山山区积雪深度时空特征分析[J]. *冰川冻土*, 2015, 37(5): 1178-1187.]
- [37] Du Jinyang, Kimball J, Shi Jiancheng, et al. Inter-calibration of satellite passive microwave land observations from AMSR-E and AMSR2 using overlapping FY3B-MWRI sensor measurements[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(9): 8594-8616.
- [38] Kim Y, Kimball J S, Du J, et al. Polar enhanced resolution freeze-thaw data record from AMSR-E and AMSR2 version1 [EB/OL]. [2022-06-08]. <https://doi.org/10.5067/WM9R9LQ2SA85>.
- [39] Li Xin, Liu Qiang, Liu Qinhuo, et al. The progresses on the watershed allied telemetry experimental research (WATER): Remote sensing of key hydrological and ecological parameters [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2012, 27(5): 650-662. [李新, 刘强, 柳钦火, 等. 黑河综合遥感联合试验研究进展: 水文与生态参量遥感反演与估算[J]. *遥感技术与应用*, 2012, 27(5): 650-662.]
- [40] Zhang Wei, Chen Quan, Zeng Jianguan, et al. A new algorithm for soil moisture retrieval using C and K-band Radiometer channels of ocean salinity satellite[C]//2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Beijing, China. Piscataway, NJ: IEEE, 2016, 2997-3000.
- [41] Johnston J, Maggioni V, Houser P. Comparing global passive microwave freeze-thaw records: Investigating differences between Ka- and L-band products[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 247: 111936.
- [42] Zhang Lixin, Zhao Tianjie, Jiang Lingmei, et al. Estimate of phase transition water content in freeze-thaw process using microwave radiometer[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(12): 4248-4255.
- [43] O'Neill P, Entekhabi D, Njoku E, et al. The NASA soil moisture active passive (SMAP) mission: Overview [C]//2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Honolulu, HI, USA. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 3236-3239.
- [44] Hoekstra P, Delaney A. Dielectric properties of soils at UHF and microwave frequencies [J]. *Journal of Geophysical Research*, 1974, 79(11): 1699-1708.
- [45] England A W, Galantowicz J F, Zuerndorfer B W. A volume scattering explanation for the negative spectral gradient of frozen soil[C]//IGARSS'91 Remote Sensing: Global Monitoring for Earth Management. Espoo, Finland. Piscataway, NJ: IEEE, 1991, 3: 1175-1177.
- [46] England A W. Thermal microwave emission from a scattering layer [J]. *Journal of Geophysical Research*, 1975, 80(32): 4484-4496.
- [47] Wang Baogang, Jin Rui, Zhao Zebin, et al. Recently research progresses in detecting surface soil freeze-thaw cycles with passive microwave remote sensing[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018, 33(2): 193-201. [王宝刚, 晋锐, 赵泽斌, 等. 被动微波遥感在地表冻融监测中的应用研究进展[J]. *遥感技术与应用*, 2018, 33(2): 193-201.]
- [48] Savi P, Ivan A, Ferraris S. Time-domain reflectometry (TDR) technique for the estimation of soil permittivity[M]//Principles, Application and Assessment in Soil Science. London: IntechOpen, 2011: 351-370.
- [49] Zuerndorfer B, England A W. Radiobrightness decision criteria for freeze-thaw boundaries [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(1): 89-102.
- [50] Judge J, Galantowicz J F, England A W, et al. Freeze-thaw classification for prairie soils using SSM/I radio brightnesses [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(4): 827-832.
- [51] Zhang T, Armstrong R L. Soil freeze-thaw cycles over snow-free land detected by passive microwave remote sensing [J]. *Geophysical Research Letters*, 2001, 28(5): 763-766.
- [52] Han Lijian, Tsunekawa A, Tsubo M. Monitoring near-surface soil freeze-thaw cycles in Northern China and Mongolia from 1998 to 2007[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2010, 12(5): 375-384.
- [53] Jin Rui. Long-term land surface freeze-thaw status datasets of China [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2016, 31(4): 820-826. [晋锐. 中国长时间序列地表冻融状态数据集[J]. *遥感技术与应用*, 2016, 31(4): 820-826.]
- [54] Han Menglei, Yang Kun, Qin Jun, et al. An algorithm based on the standard deviation of passive microwave brightness temperatures for monitoring soil surface freeze-thaw state on the Tibetan Plateau [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(5): 2775-2783.
- [55] Jin Rui, Li Xin, Che Tao. A decision tree algorithm for surface soil freeze-thaw classification over China using SSM/I brightness temperature [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(12): 2651-2660.
- [56] Zhao Tianjie, Zhang Lixin, Jiang Lingmei, et al. Microwave radiation of frozen and thawed soils under complicated surface condition: Simulation and discrimination analysis [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2009, 31(2): 220-226. [赵天杰, 张立新, 蒋玲梅, 等. 复杂地表条件下冻融土的微波辐射特性模拟及判别分析[J]. *冰川冻土*, 2009, 31(2): 220-226.]
- [57] Hu Wenxing, Chai Linna, Zhao Shaojie, et al. Improvement soil freeze-thaw discriminant algorithm under complex surface conditions in cold regions [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(3): 395-405. [胡文星, 柴琳娜, 赵少杰, 等. 寒区复杂地表冻融状态判别式算法改进[J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(3): 395-405.]
- [58] Kou Xiaokang, Jiang Lingmei, Yan Shuang, et al. Research on the improvement of passive microwave freezing and thawing

- discriminant algorithms for complicated surface conditions [C]// IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia, Spain. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 7161-7164.
- [59] Wang Pingkai, Zhao Tianjie, Shi Jiancheng, et al. Parameterization of the freeze-thaw discriminant function algorithm using dense *in situ* observation network data [J]. *International Journal of Digital Earth*, 2019, 12(8): 980-994.
- [60] Kim Y, Kimball J S, McDonald K C, et al. Developing a global data record of daily landscape freeze-thaw status using satellite passive microwave remote sensing [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(3): 949-960.
- [61] Schwank M, Stahl M, Wydler H, et al. Microwave L-band emission of freezing soil [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(6): 1252-1261.
- [62] Rautiainen K, Lemmetyinen J, Pulliainen J, et al. L-band radiometer observations of soil processes in boreal and subarctic environments [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(5): 1483-1497.
- [63] Rautiainen K, Lemmetyinen J, Schwank M, et al. Detection of soil freezing from L-band passive microwave observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 147: 206-218.
- [64] Roy A, Royer A, Derksen C, et al. Evaluation of spaceborne L-band radiometer measurements for terrestrial freeze-thaw retrievals in Canada [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(9): 4442-4459.
- [65] Rautiainen K, Parkkinen T, Lemmetyinen J, et al. SMOS prototype algorithm for detecting autumn soil freezing [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 180: 346-360.
- [66] Derksen C, Xu Xiaolan, Dunbar R S, et al. Retrieving landscape freeze-thaw state from Soil Moisture Active Passive (SMAP) radar and radiometer measurements [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 194: 48-62.
- [67] Kraatz S, Jacobs J M, Schröder R, et al. Improving SMAP freeze-thaw retrievals for pavements using effective soil temperature from GEOS-5: Evaluation against *in situ* road temperature data over the US [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 237: 111545.
- [68] Xi Jiaju, Zhao Shiqiang, Wang Mingshi, et al. Based on a relative frost factor algorithm retrieving landscape freeze-thaw state by ground-based L-Band radiometer [J]. *Advances in Geosciences (Hans)*, 2020, 10(5): 10: 437-446. [席家驹, 赵士强, 王铭实, 等. 基于陆基L波段辐射计的青藏高原地表冻融反演研究 [J]. *地球科学前沿 (汉斯)*, 2020, 10(5): 10: 437-446.]
- [69] England A. The Effect upon Microwave Emissivity of Volume Scattering in snow, in ice, and in frozen Soil [C]//Specialist Meeting on Microwave Scattering and Emission from the Earth, Berne, Switzerland, 1974: 273-287.
- [70] Zhao Tianjie, Zhang Lixin, Jiang Lingmei, et al. A new soil freeze-thaw discriminant algorithm using AMSR-E passive microwave imagery [J]. *Hydrological Processes*, 2011, 25(11): 1704-1716.
- [71] Zhao Shaojie. Study on microwave radiation characteristics of frozen soil [D]. Beijing: Beijing Normal University, 2011. [赵少杰. 冻土微波辐射特征研究 [D]. 北京: 北京师范大学, 2011.]
- [72] Wang Pingkai. Study on near-surface freeze-thaw monitoring method based on multi-source satellite remote sensing data [D]. Beijing: Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences University of Chinese Academy of Sciences, 2018. [王平凯. 基于多源卫星遥感数据的近地表冻融状态监测方法研究 [D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2018.]
- [73] Roy A, Toose P, Williamson M, et al. Response of L-Band brightness temperatures to freeze-thaw and snow dynamics in a prairie environment from ground-based radiometer measurements [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 191: 67-80.
- [74] Escorihuela M J, Chanzy A, Wigneron J P, et al. Effective soil moisture sampling depth of L-band radiometry: a case study [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(5): 995-1001.
- [75] Zheng Donghai, Li Xin, Wang Xin, et al. Sampling depth of L-band radiometer measurements of soil moisture and freeze-thaw dynamics on the Tibetan Plateau [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 226: 16-25.
- [76] Shao Wanwan, Zhang Tingjun. Assessment of four near-surface soil freeze-thaw detection algorithms based on calibrated passive microwave remote sensing data over China [J]. *Earth and Space Science*, 2020, 7(7): e2019EA000807.
- [77] Wang Jian, Jiang Lingmei, Cui Huizhen, et al. Evaluation and analysis of SMAP, AMSR2 and MEaSUREs freeze-thaw products in China [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 242: 111734.
- [78] Jin Rui, Zhang Tingjun, Li Xin, et al. Mapping surface soil freeze-thaw cycles in China based on SMMR and SSM/I brightness temperatures from 1978 to 2008 [J]. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, 2015, 47(2): 213-229.
- [79] Kim Y, Kimball J S, Glassy J, et al. An extended global Earth system data record on daily landscape freeze-thaw status determined from satellite passive microwave remote sensing [J]. *Earth System Science Data*, 2017, 9(1): 133-147.
- [80] Kim Y, Kimball J S, Glassy J. A global record of daily landscape freeze-thaw status, version5 [EB/OL]. [2022-06-08]. http://files.ntsg.umt.edu/data/FT_V4/DOCS_v5/FT_ESDR_ReadMe_v5_FINAL.pdf.
- [81] Xu X, Dunbar R S, Derksen C, et al. SMAP L3 radiometer global and northern hemisphere daily 36 km EASE-grid freeze-thaw state, Version3 [EB/OL]. [2022-06-08]. <https://nsidc.org/data/spl3ftp/versions/3>.
- [82] Kim Y, Kimball J S, Xu Xiaolan, et al. Global assessment of the SMAP freeze-thaw data record and regional applications for detecting spring onset and frost events [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(11): 1317.
- [83] Hu Tongxi, Zhao Tianjie, Zhao Kaiguang, et al. A continuous global record of near-surface soil freeze-thaw status from AMSR-E and AMSR2 data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(18): 6993-7016.
- [84] Hu Tongxi, Zhao Tianjie, Shi Jiancheng, et al. High-resolution mapping of freeze-thaw status in China via fusion of MODIS and AMSR2 data [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(12): 1339.
- [85] Zhao Tianjie, Shi Jiancheng, Hu Tongxi, et al. Estimation of high-resolution near-surface freeze-thaw state by the integration of microwave and thermal infrared remote sensing data on the Tibetan Plateau [J]. *Earth and Space Science*, 2017, 4(8): 472-484.
- [86] Shao Wanwan, Zhang Tingjun. Comparison and analysis of the near-surface soil freeze-thaw status datasets obtained by passive microwave remote sensing [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2021, 43(1): 285-295. [邵婉婉, 张廷军. 被动微波遥感近地表土壤冻融状态数据产品对比及分析 [J]. *冰川冻*

- 土, 2021, 43(1): 285-295.]
- [87] Wang Jian, Jiang Lingmei, Kou Xiaokang, et al. Downscaling method for near-surface freeze-thaw state monitoring in Genhe area of China [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2019, 23(6): 1209-1222. [王健, 蒋玲梅, 寇晓康, 等. 根河地区冻融监测和降尺度算法的验证分析[J]. *遥感学报*, 2019, 23(6): 1209-1222.]
- [88] Yu Wenjun, Wu Tonghua, Nan Zhuotong, et al. A novel interpolation method for MODIS land surface temperature data on the Tibetan Plateau [C]//*SPIE Asia-Pacific Remote Sensing. Proc SPIE 9260, Land Surface Remote Sensing II*, Beijing, China. 2014, 9260: 189-198.
- [89] Zhao Tianjie, Shi Jiancheng, Hu Tongxi, et al. High Resolution Freeze/Thaw States Detection Using Combination of Passive Microwave and Thermal Infrared Observations [C]//*IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, 2018: 8555-8558.
- [90] Montzka C, Jagdhuber T, Horn R, et al. Investigation of SMAP fusion algorithms with airborne active and passive L-band microwave remote sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(7): 3878-3889.
- [91] Johnston J M, Houser P R, Maggioni V, et al. Informing improvements in freeze-thaw state classification using subpixel temperature[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 1-19.
- [92] Gao H R, Zhang Z J, Zhang W C, et al. Spatial downscaling based on spectrum analysis for soil freeze-thaw status retrieved from passive microwave[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-11.
- [93] Jiang Huiru, Zheng Guanheng, Yi Yonghong, et al. Progress and challenges in studying regional permafrost in the Tibetan Plateau using satellite remote sensing and models[J]. *Frontiers in Earth Science*, 2020, 8: 560403.
- [94] Bateni S M, Huang Chunlin, Margulis S A, et al. Feasibility of characterizing snowpack and the freeze-thaw state of underlying soil using multifrequency active/passive microwave data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(7): 4085-4102.

Research advances in passive microwave remote sensing of surface freeze-thaw state

XIAO Yang^{1,2}, MAN Haoran^{1,2}, DONG Xingfeng^{1,2}, ZANG Shuying^{1,2}, LI Miao^{1,2}

(1. *College of Geographical Science, Harbin Normal University, Harbin 150025, China*; 2. *Heilongjiang Province Key Laboratory of Geographical Environment Monitoring and Spatial Information Service in Cold Regions, Harbin 150025, China*)

Abstract: Soil freeze-thaw cycles have important effects on surface water and energy balance, and then affect vegetation growth, soil water content, carbon cycle and terrestrial ecosystem. Passive microwave plays an important role in monitoring global and regional surface freeze-thaw processes due to its high temporal resolution, abundant data and sensitivity to soil moisture. With the launch of passive microwave sensors at home and abroad, it provides conditions for the study of permafrost interannual variation, seasonal variation, diurnal variation and long time series of near-surface soil freeze-thaw cycle. In recent years, the study of surface freeze-thaw cycle using passive microwave data has gradually increased. Based on previous studies, this paper summarizes the types of passive microwave remote sensing data and the characteristics of the bands contained in them. Expounded the principle of passive microwave monitoring data used for freezing and thawing, focus on passive microwave data in five categories in the study of freezing and thawing monitoring algorithms, including double index algorithm, the decision tree algorithm, freeze-thaw discriminant algorithm, seasonal threshold algorithm and based on the freezing L-band relative factors discriminant algorithm threshold, and analysis of 5 kinds of algorithms are compared; The freeze-thaw products based on different algorithms and passive microwave data were combed. Finally, the problems and future research directions of passive microwave remote sensing in surface freeze-thaw applications are summarized. In the acquisition of passive microwave data, it is found that the passive microwave data is missing due to the physical characteristics of the sensor, the shape and orbit of the earth, and the low resolution of passive microwave data leads to the low precision of freeze-thaw discrimination. For the problem of missing passive microwave data, it is proposed to use the average value of passive microwave data before and after two days to fill the missing brightness temperature data, or establish statistical function to complement the missing data. For the problem of low passive microwave resolution, the current development trend is to scale down based on passive microwave data and combine with multiple data products, such as ground

temperature and active microwave data, or perform probability discrimination on surface freezing-thawing state in pixels, so as to better describe surface freeze-thaw state. In terms of the algorithm for discriminating surface freezing-thawing, based on the problem that dual-index algorithm, decision tree algorithm, freezing-thawing discriminant algorithm and seasonal threshold algorithm cannot accurately distinguish snow and frozen soil, this paper proposes to adopt the method of data assimilation or start from the snow radiation and frozen soil dielectric model. Optimization of the algorithm for the snow covered surface can further improve the accuracy of freeze-thaw classification. Based on existing freeze-thaw products, Although SMAP freeze-thaw products continue to be updated, SAMP satellite was launched late, and SAMP freeze-thaw products have a short time series. In the future, the time span of this algorithm for freezing-thawing products can be extended by combining L-band data provided by SMOS satellite. The problems mentioned above and the direction of further research are of great significance for improving the accuracy of freezing and thawing discrimination and improving the understanding of the variation law of freezing and thawing cycles, and also have certain research space.

Key words: freeze-thaw cycle; passive microwave; freeze-thaw products

(责任编辑: 吴通华)