

DOI:10.7522/j.issn.1000-0240.2023.0010

XIAO Yang, MAN Haoran, ZHAN Daqin, et al. Evaluation of classification accuracy in the frozen ground region of Northeast China of two soil freeze-thaw discrimination algorithms[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2023, 45(1):140-152. [肖杨, 满浩然, 战大庆, 等. 两种土壤冻融判别算法在东北冻土区的判别精度评价[J]. 冰川冻土, 2023, 45(1):140-152.]

两种土壤冻融判别算法在东北冻土区的 判别精度评价

肖 杨^{1,2}, 满浩然^{1,2}, 战大庆^{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: 本文基于 AMSR2 被动微波数据和 0 cm 地表温度数据, 对比分析冻融判别函数算法和双指标算法在东北冻土区的判别精度及适用性。结果表明: (1) 两种算法的 Kappa 系数都在 0.7 以上, 总体判别精度在 87% 以上, 具有较好的性能。(2) 两种算法在升轨时期的总体判别精度高于降轨时期。在使用升轨数据时, 双指标算法判别精度略高于冻融判别函数算法; 使用降轨数据时, 冻融判别函数算法判别精度更高。(3) 冻融判别函数算法对冻土的判别精度高, 双指标算法在识别融土方面具有优势。(4) 两种算法对多年冻土区的土壤冻融判别精度高于季节冻土区。本研究的评价结果可为东北冻土区制备高精度、长时序地表冻融数据集提供基础数据资料, 为选择合适的土壤冻融判别算法提供参考。

关键词: 东北冻土区; 土壤冻融; AMSR2; 判别精度

中图分类号: P642.14 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0240(2023)01-0140-13

0 引言

冻土一般指温度在 0℃ 或者 0℃ 以下含有冰的各种岩石和土壤, 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^[1]。我国是世界第三冻土大国, 多年冻土和季节冻土约占陆地总面积的 70%^[1-2], 主要分布于青藏高原和东北地区。其中东北冻土区是欧亚大陆多年冻土的南缘地带, 属于中高纬型多年冻土, 面积为 $39 \times 10^4 \text{ km}^2$ ^[1]。近年来, 有研究表明东北冻土区增温较为明显, 增温速率高于全国水平^[3]。在气温升高的背景下, 该区域多年冻土的退化较为明显, 多年冻土南界不断北移, 连续性多年冻土将会退化为非连续冻土, 进一步退化为季节冻土, 将会引起东北冻土区冻融循环过程发生变化^[4]。随着

季节融化的开始, 冻土融化、冰雪融水无法迅速下渗, 致使地表径流增加^[5]。土壤冻融状态与植被生长季的开始和结束密切相关^[6]。冻融作用引起土壤退化, 土地生产力降低, 对农业生产构成危害^[7]。地表升温会使冻土融化提前, 融化期变长, 增加土壤中碳氮及甲烷的释放量, 其中 CO_2 和 CH_4 释放量的增加还会引起气候不确定性变化^[8]。土壤冻融循环对全球及区域范围内地表径流、植被生长、农业生产和陆地生态系统等均产生影响^[9]。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, 为连续监测大范围 and 区域尺度的土壤冻融循环提供了有效技术手段^[10]。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^[11]。而微波遥感波长较长, 不受日照及云层的影响, 可以穿透土壤

收稿日期: 2022-04-01; 修订日期: 2022-07-31

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

获得地下一定深度范围内的信息。此外,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,进而可识别出近地表土壤冻融状况^[12]。目前,被动微波遥感已成为监测全球及区域近地表土壤冻融循环的有效手段。

基于微波数据进行地表冻融状态判别算法主要包括双指标算法^[13]、冻融判别函数算法^[14]、决策树算法^[15]、季节阈值算法^[16]四种,其中双指标算法和冻融判别函数算法应用较为广泛。双指标算法最早是基于 SMMR 亮温数据 37 GHz 垂直极化亮温和 10.7~37 GHz 的负亮温谱梯度作为判别地表冻融的指标^[17]。Jin 等^[13]利用双指标算法基于 SMMR 和 SSM/I 数据的 37 GHz 垂直极化亮度温度、37 GHz 和 18/19 GHz 负亮温谱梯度,对中国近地表土壤冻融进行冻融监测,并取得了可靠的结果。Zhao 等^[18]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微波辐射模型。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,并使用包含 18.7 GHz、36.5 GHz 的水平和垂直极化 4 个通道亮温的地基微波辐射计对基于模拟数据建立的判别方程进行优化,得到判别地表冻融的冻融判别函数算法。Kou 等^[14]结合我国森林生物量对 Zhao^[18]提出的冻融判别函数算法的方程系数进行调整,经过实测数据验证,改进后的算法在中国区域具有较好判别精度。随着研究的深入,众多研究人员在中国区域对不同的算法进行了对比分析,Shao 等^[19]以中国区域为研究区对判别地表冻融算法进行了评估,结果表明冻融判别函数算法对冻土的判别精度最高,双指标算法和季节阈值算法类似,决策树算法对冻土的判别精度最差。Wang 等^[20]根据季节阈值算法和冻融判别函数算法制备了中国区域的冻融产品,并进行对比分析,结果发现两种冻融产品在非干旱区的判别精度均高于干旱区,而冻融判别函数算法受干旱气候影响比季节阈值算法小。Chai 等^[21]采用冻融判别函数算法、双指标算法和决策树算法对中国区域冻融土进行判别,结果表明冻融判别函数算法

对冻土的判别更具有优势。刘源等^[22]以青藏高原为研究区对双指标算法、决策树算法、冻融判别函数算法进行对比分析,研究发现双指标算法在该区域具有较好的判别精度,其次是决策树算法和冻融判别函数算法。总体来看,冻融判别函数算法和双指标算法具有较好的判别结果。

以往对近地表土壤冻融判别的研究主要集中在我国全境以及青藏高原冻土区。针对我国全境的大尺度地表冻融判别研究,不能较好地反映东北冻土区整体土壤冻融判别情况。青藏高原冻土区和东北冻土区在冻土类型上有明显的差别,其中青藏高原冻土区属于高海拔冻土,东北冻土区为高纬度冻土。相较于青藏高原冻土区,东北冻土区积雪多、冬季辐射弱。为了探究适合东北冻土区冻融判别方法,本文选取 2020 年 1 月 1 日—2020 年 12 月 31 日的升轨和降轨的 AMSR2 亮温数据为数据源,采用双指标算法(Double Index Algorithm, DIA)^[13]和冻融判别函数算法(Discriminant Function Algorithm, DFA)^[14],判别东北冻土区地表土壤冻融状况,利用同时段的东北冻土区 0 cm 地温数据进行精度验证,对比分析这两种算法及在东北冻土区的判别精度及适用性,以期制备高精度、长时序地表冻融数据集提供基础。

1 研究区和数据

1.1 研究区概况

东北冻土区位于我国的东北部,包括黑龙江、吉林和辽宁三省以及内蒙古自治区东北部地区,经纬度范围为 115.08°~135.03° E, 38.67°~53.57° N,如图 1 所示。该区属于大陆性季风气候,区内年平均气温 0℃以下,年均降水量约 460 mm,每年降水主要集中在 7—8 月。降雪一般从 11 月上旬开始至次年 4 月上旬结束。受大陆及海洋季风交替影响,四季分明,夏季湿热多雨,冬季漫长寒冷。东北冻土区北部地貌多为山地,森林覆盖度高,西部有内蒙古典型草原及草甸草原分布,中部平原以草地、农田和湿地为主,此外分布着松花江、黑龙江、乌苏里江、牡丹江等诸多河流和湖泊^[23]。

1.2 数据

1.2.1 气象站点数据

本文使用东北冻土区的 87 个国家气象站 2020 年每日 0 cm 地温(包括日最高地表温度和日最低地表温度)用于算法的验证,0 cm 地温数据来源于中

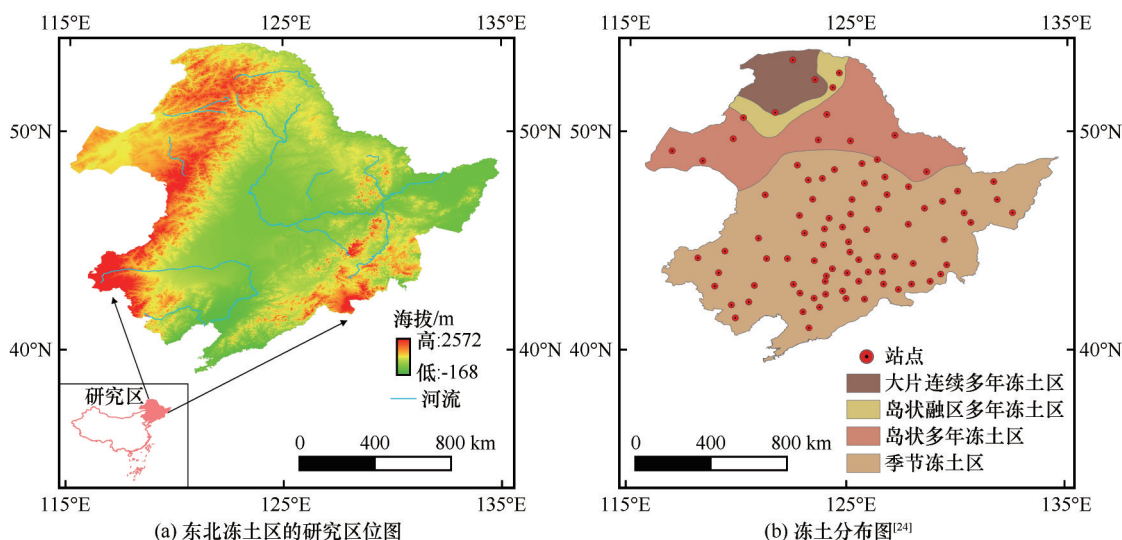


图1 研究区概况

Fig. 1 Location of the study area (a) and permafrost distribution (b)^[24] in the frozen ground region of northeast China

国国家气象科学数据中心(<http://data.cma.cn/>)的“中国地面气候资料日值数据集(V3.0)”。

1.2.2 AMSR2数据

本研究采用的是由JAXA官方网站(<https://gportal.jaxa.jp/gpr/>)提供的2020年全年每日被动微波AMSR2亮温数据,AMSR2亮温数据包含7个观测频率,分别是6.9 GHz、7.3 GHz、10.7 GHz、18.7 GHz、23.8 GHz、36.5 GHz和89 GHz,每个频率有水平(H)和垂直极化(V)两种观测方式,空间分辨率为10 km。AMSR2升轨过境时间为当地时间13:30,降轨过境时间为当地时间01:30,并将升轨(白天)和降轨(夜间)的数据分别用于白天和夜间的地表冻融循环监测。本研究选取的是DFA算法和DIA算法,所使用的数据波段分别为18.7 GHz水平极化亮温、18.7 GHz垂直极化亮温、36.5 GHz垂直极化亮温。

1.2.3 中国冻土分布图

中国1:1 000万冻土区划及类型图(2000年)来自国家青藏高原数据中心(<http://www.tpd.cn/>)。该数据是通过中国冻土区划及类型图(1:10 000 000)^[24-25]的数字化获得,利用ArcGIS软件裁剪得到东北冻土区冻土分布图。

2 方法

2.1 双指标算法(DIA算法)

DIA算法选取36.5 GHz垂直极化亮温($T_{B 36.5}^V$)、18.7 GHz垂直极化亮温($T_{B 18.7}^V$)和 $T_{B 36.5}^V$ 的负亮温谱梯度(S_G)两个指标对地表土壤冻融状况进

行判别^[13]。其中 $T_{B 36.5}^V$ 与地表温度和气温具有高度的相关性;负亮温谱梯度则可用于识别冻结土壤特有的体散射变暗特性。DIA算法的表达形式如式(1)、(2)所示:

$$T_{B 36.5}^V < T_{B0} \quad (1)$$

$$S_G < 0 \quad (2)$$

式中: $T_{B 36.5}^V$ 代表AMSR2数据36.5 GHz的垂直极化亮温; S_G 代表36.5 GHz垂直极化亮温和18.7 GHz垂直极化亮温的负亮温谱梯度; T_{B0} 代表 $T_{B 36.5}^V$ 的相应阈值,当 $T_{B 36.5}^V$ 值小于 T_{B0} 且负亮温谱梯度值小于0时,则地表土壤会被判定为冻结状态,反之则为融化状态。

其中,36.5 GHz和18.7 GHz的负亮温谱梯度计算如下所示:

$$SG = \frac{T_{B 36.5}^V - T_{B 18.7}^V}{36.5 - 18.7} \quad (3)$$

由于土壤温度在白天和夜间存在差异,因此根据升/降轨数据界定双指标算法中 $T_{B 36.5}^V$ 的判别阈值,记为 T_{B0} 。利用升/降轨数据分别对0 cm日最高地表温度、0 cm日最低地表温度、 $T_{B 36.5}^V$ 进行时间序列分析,采用迭代法在260~275 K间以1为增量确定出 $T_{B 36.5}^V$ 最优阈值。对于升轨和降轨数据,判别阈值 T_{B0} 分别为263和267 K。

2.2 冻融判别函数算法(DFA算法)

Kou等^[14]将冻结土壤中的有机质对微波辐射影响考虑在冻土介电模型中,并结合积雪辐射模型和面散射模型^[26],建立了针对寒区复杂地表环境的冻融判别模型。综合了AMSR-E亮温数据和全国气象站点0 cm日最高/低温度数据,利用 $T_{B 36.5}^V$ 和

$Q_{e18.7H/36.5V}(T_{B18.7}^H$ 与 $T_{B36.5}^V$ 的比值)指示地表温度和土壤发射率的变化,并基于 Fisher 判别分析,最终建立了 DFA 算法,DFA 算法表达式如式(4)、(5)所示:

$$D_F = 1.69T_{B36.5}^V + 70.435Q_{e18.7H/36.5V} - 246.523 \quad (4)$$

$$D_T = 1.948T_{B36.5}^V + 39.136Q_{e18.7H/36.5V} - 283.797 \quad (5)$$

式中: 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,否则地表土壤被判定为融化状态。

DFA 算法是基于 AMSR-E 亮温数据和实测数据发展而来的,本文所用的是 AMSR2 亮温数据,为了确保两者亮温数据的一致性,本文采用胡同喜根据观测值直接对比的方案分别对 AMSR2 和 AMSR-E 的 $T_{B18.7}^H$ 和 $T_{B36.5}^V$ 两个波段的亮温建立线性转换关系^[27],转换关系表达式如(6)、(7)所示,对 AMSR2 亮温数据校正之后,并应用到 DFA 算法中。

$$TB_{AMSR2_18.7H} = 1.0189TB_{AMSR2_18.7H} - 5.2717 \quad (6)$$

$$TB_{AMSR2_36.5V} = 1.0135TB_{AMSR2_36.5V} - 6.3914 \quad (7)$$

2.3 精度评价

2.3.1 总体判别精度

用 0 cm 地温数据验证地表冻融判别精度,当地表温度高于 0℃时,认为地表融化,否则地表冻结。本文使用总体判别精度 E_{acc} 分析两种算法判别精度,计算公式如下:

$$E_{acc} = \frac{FF + TT}{FF + TT + FT + TF} \quad (8)$$

式中:FF 表示判别为冻土实际也为冻土的数据;TT 表示判别为融土实际也为融土的数据;FT 表示判别为融土实际为冻土的数据;TF 表示判别为冻土实际为融土的数据。

2.3.2 冻土和融土判别精度

本文使用冻结土壤判别精度 F_{acc} 、融化土壤判别精度 T_{acc} 分析土壤冻融状态判别结果,计算公式

如下:

$$F_{acc} = \frac{FF}{FF + FT} \quad (9)$$

$$T_{acc} = \frac{TT}{TT + TF} \quad (10)$$

2.3.3 精度评估

为了避免两种算法总体判别精度分布不均匀,这里引入了 Kappa(K)进行评估,该系数用于衡量判别精度的一致性, K 的值定义为:

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (11)$$

式中: P_0 是指判别冻融土正确的样本数量之和除以总样本数,也就是总体判别精度 E_{acc} ; P_0 和 P_e 的计算公式如下:

$$P_0 = \frac{FF + TT}{FF + TT + FT + TF} \quad (12)$$

$$P_e = \frac{(FF + FT) \times (FT + TT) + (FT + TT) \times (TF + TT)}{(FF + TT + FT + TF)^2} \quad (13)$$

式中: K 值介于 -1~1 之间,当 $K < 0$ 时,总体判别精度不具有一致性; $0 \leq K < 0.2$ 时,总体判别精度具有极低的一致性; $0.2 \leq K < 0.4$ 时,总体判别精度具有一般的一致性; $0.4 \leq K < 0.6$ 时,总体判别精度具有中等的一致性; $0.6 \leq K < 0.8$ 时,总体判别精度具有高度的一致性; $0.8 \leq K \leq 1$ 时,总体判别精度具有几乎完全一致性。

3 结果

3.1 两种算法性能的评估

表 1 显示两种算法的 K 值在 0.7114~0.8018 之间,总体精度在 87.31%~92.89% 之间,总体判别精度具有高度的一致性。在使用升轨数据时,双指标算法的性能较好, K 和 E_{acc} 的值最高,分别为 0.7492、92.89%。在使用降轨数据时,冻融判别函数算法的性能较好, K 和 E_{acc} 的值最高,分别为 0.8018 和 88.86%。

表 1 基于被动微波数据的两种算法评估

Table 1 Evaluation of two algorithms based on passive microwave data

算法	DFA 算法				DIA 算法			
	升轨		降轨		升轨		降轨	
	E_{acc}	K	E_{acc}	K	E_{acc}	K	E_{acc}	K
总体精度	90.07%	0.7114	88.86%	0.8018	92.89%	0.7492	87.31%	0.7466

为了进一步对算法性能进行评估,分别对两种算法判别的冻结天数与年实际冻结天数进行相关性分析。如图 2 所示,在使用升轨数据 DFA 算法和 DIA 算法判别的冻结时间与年实际冻结天数相关系数 R^2 分别为 0.63 和 0.67。如图 3 所示,在使用降轨

数据 DFA 算法和 DIA 算法判别的冻结时间与年实际冻结天数相关系数 R^2 分别为 0.18 和 0.11。通过利用两种算法对升轨和降轨数据判别的冻结天数进行对比,结果发现,相较于降轨数据,两种算法在使用升轨数据判别冻结天数与年实际冻结天数相

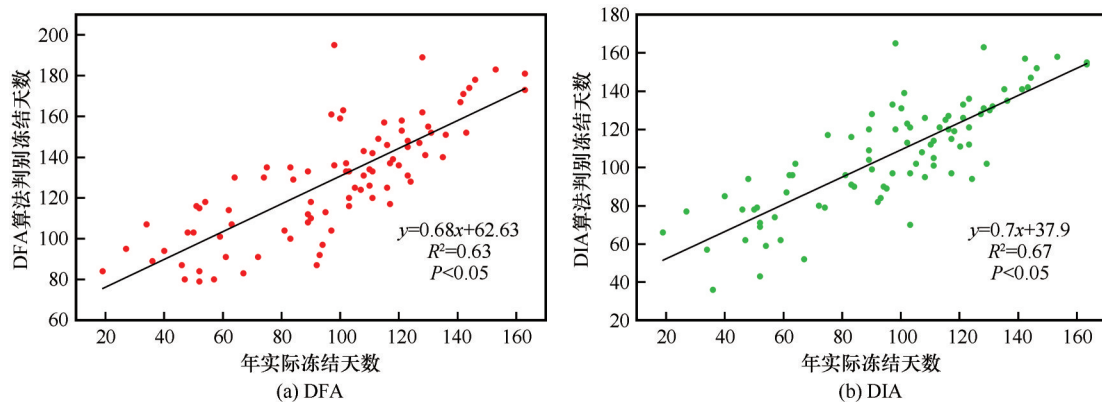


图2 两种算法判别冻结天数与年实际冻结天数的相关性分析(升轨)

Fig. 2 Relationship between the two algorithms for identifying freezing days and actual freezing days (ascending)

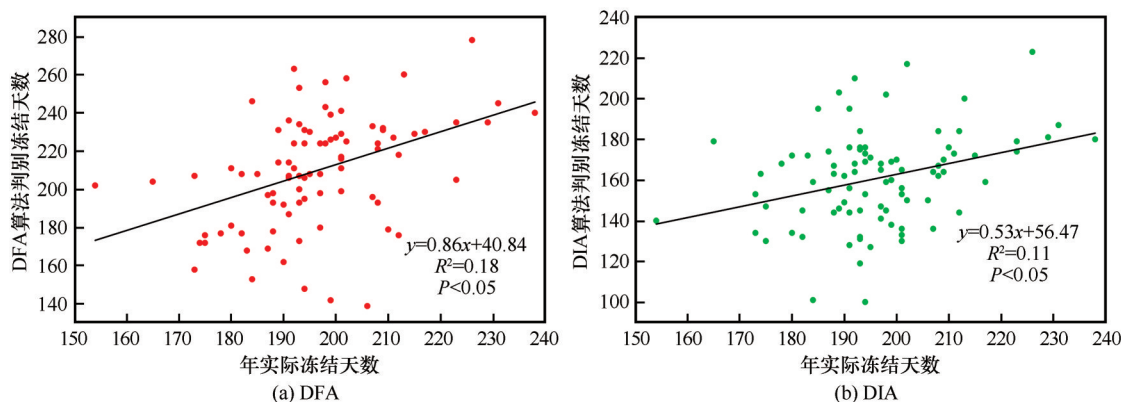


图3 两种算法判别冻结天数与年实际冻结天数的相关性分析(降轨)

Fig. 3 Relationship between the two algorithms for identifying freezing days and actual freezing days (descending)

关性更高。其中在使用升轨数据时 DIA 算法判别冻结天数优于 DFA 算法,而在使用降轨数据时,两种算法判别的冻结天数与年实际冻结天数虽然具有显著性,但相关系数较低,两种算法判别的冻结天数精度相对较差。

3.2 两种算法判别精度随时间的变化特征

3.2.1 总体判别精度随时间变化特征

图4显示2020年两种土壤冻融判别算法总体判别精度随时间的变化趋势。总体判别精度呈现出季节性变化,在冻融过渡期内(春季融化过渡期和秋季冻结过渡期),总体判别精度较低,而在解冻期,总体判别精度较高,两种算法的判别精度均接近1。然而在冻结期和冻融过渡期,在使用升轨数据时, DIA 算法总体判别精度略高于 DFA 算法;使用降轨数据时, DFA 算法的总体判别精度比 DIA 算法高。通过对比两种算法在升轨和降轨时期的总体判别精度随时间的变化情况,可以发现升轨时期的判别精度比降轨时期稳定。

3.2.2 冻土和融土的判别精度随时间变化特征

图5和图6分别显示了两种算法对冻土和融土的判别精度随时间变化趋势。如图5所示,在冻结期和冻融过渡时期, DFA 算法对冻土的判别精度高于 DIA 算法。如图6所示,在融化期两种算法对融土的判别精度接近或等于1,而在冻结期和冻融过渡时期 DIA 算法对融土的判别精度较高, DFA 算法较低。

由式(9)和式(10)可知,冻土判别精度低即为实际地表土壤为冻土而判别为融土的情况较多;而融土判别精度低即为实际地表土壤为融土而判别为冻土的情况较多。由图5和图6可知, DFA 算法在判别冻土方面具有较好精度,而 DIA 算法在识别融土上具有优势。

3.3 两种算法判别精度的空间分布特征

3.3.1 总体判别精度的空间分布特征

在研究区内大片连续多年冻土区和岛状融区多年冻土区观测站点较少,所以将这两块冻土区与岛状多年冻土区合为一个区域,称为多年冻土区。

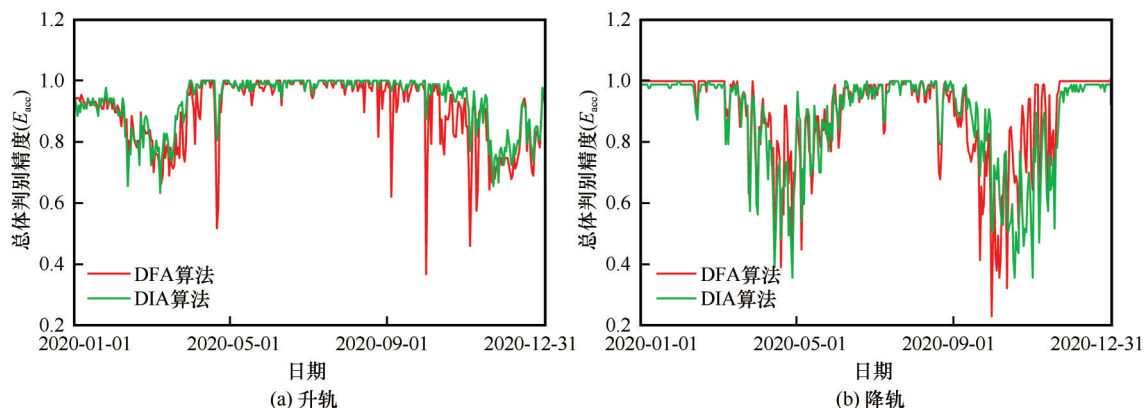


图4 两种算法总体判别精度随时间的变化趋势

Fig. 4 Temporal variation of the overall classification accuracy of the two algorithms

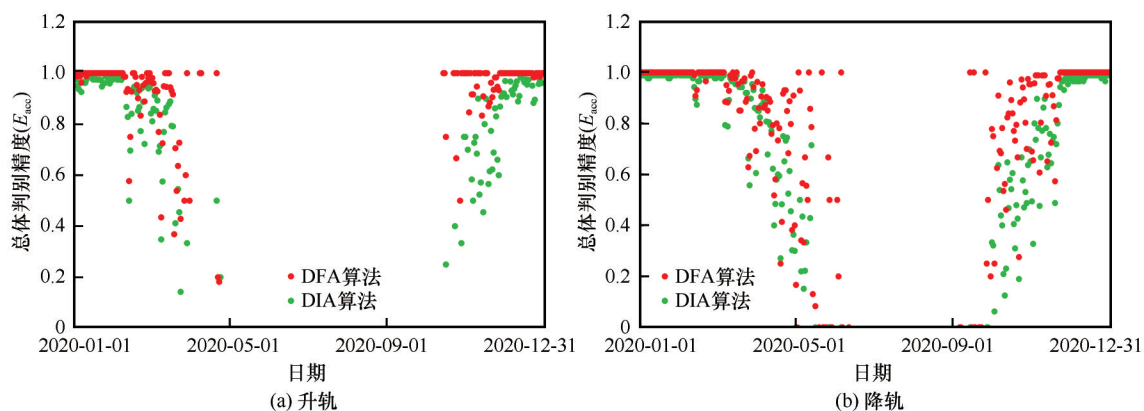


图5 两种算法对冻土的判别精度随时间变化趋势

Fig. 5 Temporal variation of the frozen soil classification accuracy of the two algorithms

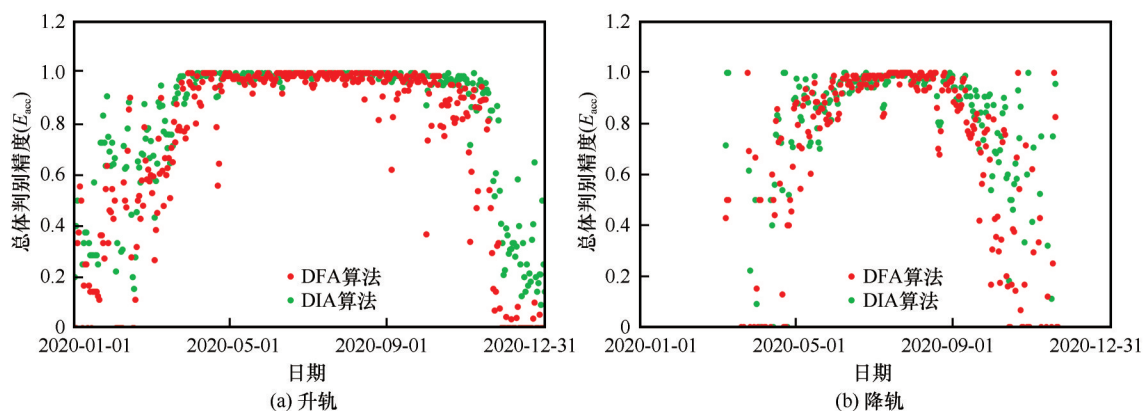


图6 两种算法对融土的判别精度随时间变化趋势

Fig. 6 Temporal variation of the thawed soil classification accuracy of the two algorithms

图7为两种算法在不同冻土分区总体判别精度的空间分布状况。总体来看,DFA算法和DIA算法总体判别精度主要在80%以上,其中在多年冻土区对地表土壤总体判别精度高于季节冻土区。两种算法在使用升轨数据时,在季节冻土区的东南区域以及在 $43^{\circ}\sim 48^{\circ}\text{N}$ 地区的判别精度略低于其他地区,大部分在80%~90%之间。季节冻土区的东南区域判

别精度略低可能是因为该区域纬度较低、气温高,长期处于由冻土(融土)向融土(冻土)转化阶段。在 $43^{\circ}\sim 48^{\circ}\text{N}$ 范围以 120°E 为界, 120°E 以西为内蒙古高原,气候较为干旱; 120°E 以东湿地分布广泛,这些都可能造成判别精度的准确率低。两种算法在使用降轨数据时,双指标算法在东北冻土区 122°E 以东的区域的判别精度大于 122°E 以西的地区,冻融

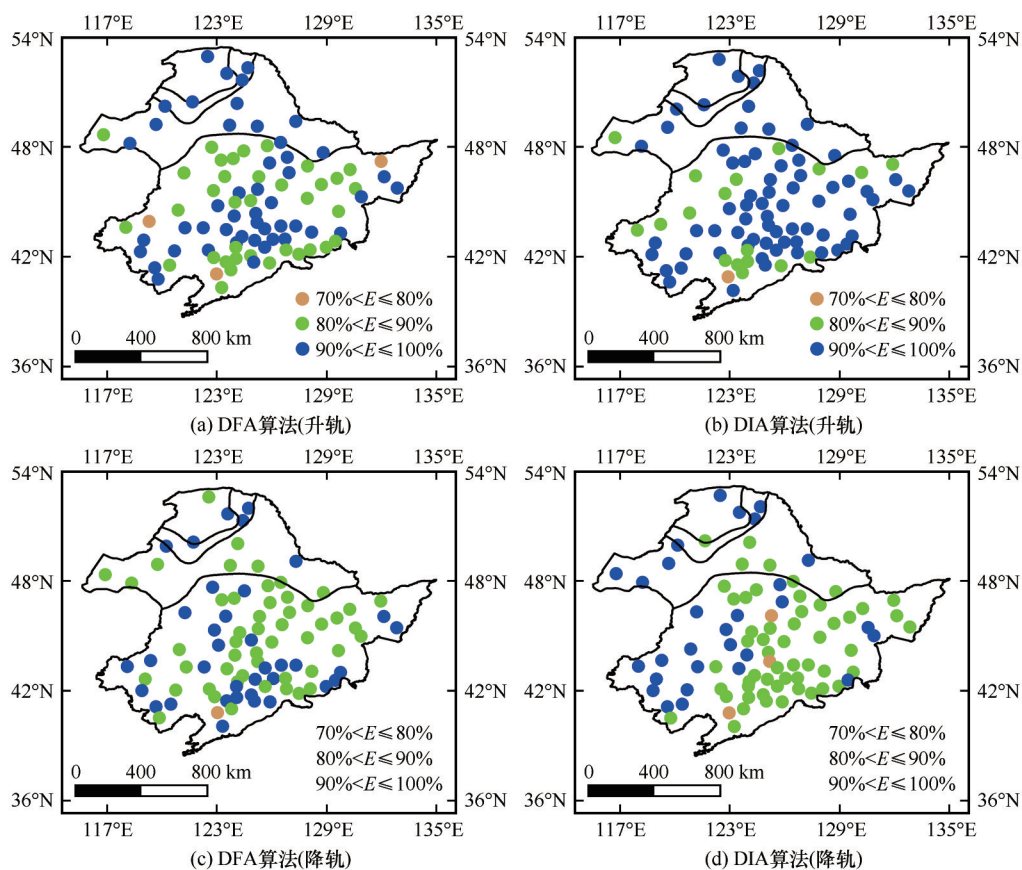


图7 两种算法年判别精度的空间分布

Fig. 7 Spatial distribution of the overall classification accuracy of the two algorithms

判别函数算法判别精度较低的站点在东北冻土区呈分散型分布。通过对比冻融判别函数算法和双指标算法在升轨和降轨时期的空间分布,发现两种算法在降轨时期判别精度均低于升轨时期的判别精度。这可能由于利用降轨数据 $T_{B,36.5}^V$ 反演地温数据的效果比升轨数据 $T_{B,36.5}^V$ 差^[28],而地温数据是判别地表冻融算法的一个重要参数,所以导致在使用降轨数据判别时精度低于升轨数据。 $T_{B,36.5}^V$ 与地表温度相关性较高,大量研究仍用 $T_{B,36.5}^V$ 来识别地表的热状况^[17,26],并将其作为双指标算法和冻融判别函数算法的关键指标。

3.3.2 对冻土和融土判别精度的空间分布特征

图8和图9分别显示了两种算法在不同冻土分区对冻土和融土判别精度的空间分布状况。整体来看,DIA算法和DFA算法在多年冻土区对冻土和融土的判别精度均优于在季节冻土区的判别精度。两种算法在使用升轨数据时对冻土和融土的判别精度均优于使用降轨数据时的判别精度。DFA算法对冻土的判别精度高于DIA算法,而DIA算法对融土的判别精度更好。如图8所示,两种算法在对

冻土进行精度判别时,发现两种算法在多年冻土区的判别精度明显优于在季节冻土区的判别精度,两种算法在多年冻土区的判别精度大部分都在90%以上,在季节冻土区的东南和西南部分DIA算法的判别精度略低于DFA算法。如图9所示,DIA算法和DFA算法在对融土进行精度判别时,两种算法在多年冻土区的判别精度略优于在季节冻土区的判别精度,在多年冻土区DIA算法的判别精度略高于DFA算法。

4 讨论

4.1 两种算法的比较分析

两种算法在判别东北冻土区冻融状态时,都有较好的性能,总体判别精度都在87%以上, K 值在0.7114~0.8018之间。DIA算法较为简单,便于理解,仅需要两个指标就可完成冻融的判别,在使用升轨数据时具有较好的判别精度,但该方法中 $T_{B,36.5}^V$ 判别阈值的选取较为复杂,需要与地温数据进行大量拟合,才能选取最优阈值。此外,东北冻土区地形复杂,地表覆被类型多样,而DIA算中 $T_{B,36.5}^V$ 的判

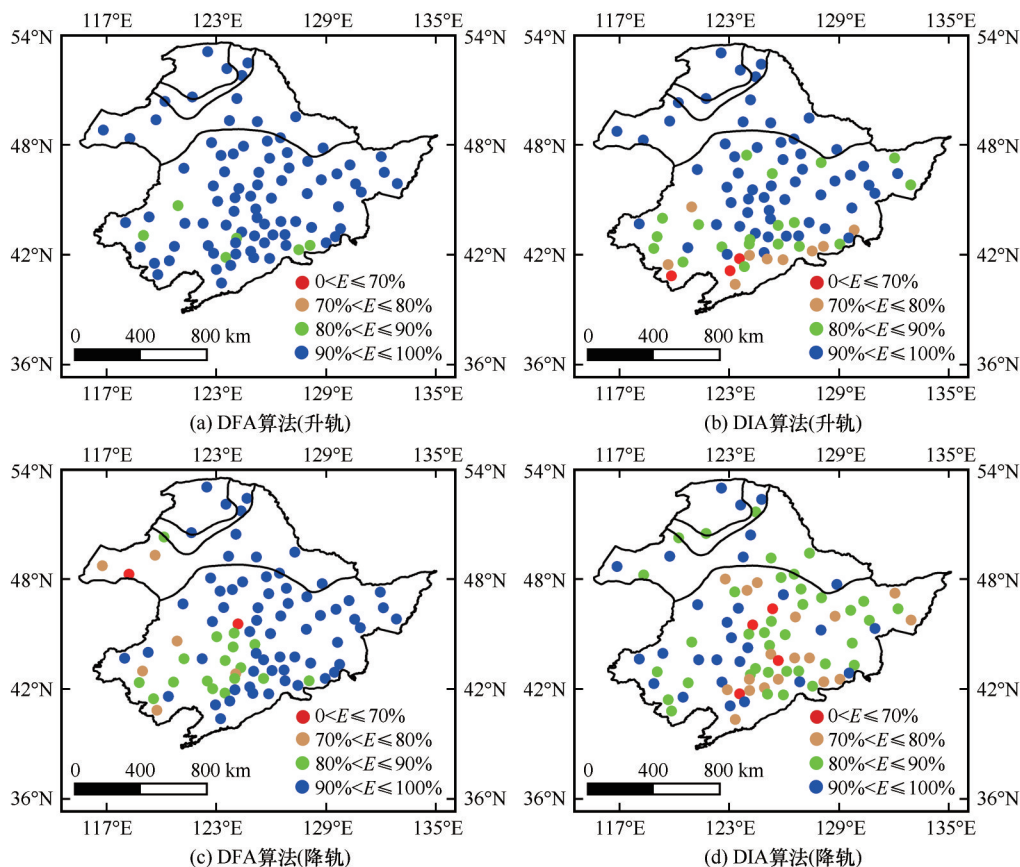


图8 两种算法对冻土判别精度的空间分布

Fig. 8 Spatial distribution of the frozen soil classification accuracy of the two algorithms

别阈值是针对整个研究区选取的唯一值,也可能引起阈值选取不当而产生误差。DFA算法无论在使用升轨还是降轨数据时,都有较好的判别精度,是因为方法发展时使用了模型和实验数据,对多种冻融土情况有较好的覆盖。此外,该方法使用的冻融判别函数方程属于半经验方程,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。但该算法判别函数方程系数随训练数据发生一定的变化,因此对于数据的代表性要求较高。在具体应用时,所使用的冻融判别函数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。

4.2 不确定性分析

4.2.1 影像空间分辨率对判别精度的影响分析

本文使用 AMSR2 被动微波数据的空间分辨率为 0.1° , 空间分辨率较低, 在地表覆被类型复杂的微波像元内, 像元亮温值为多种地物类型的平均辐射亮温值, 而点观测的地温数据代表的是点尺度范围内地表土壤冻融状态, 以站点数据去验证整个像

元区域内的地表土壤冻融变化, 使得点尺度的观测数据无法与卫星产品准确匹配, 导致判别结果不确定性增加。如图 10(a)~10(f) 表示每个站点所在的像元, 不同站点所在的像元内包含多种土地类型, 而不同地表类型对太阳辐射吸收能力不同, 会导致不同土地覆盖类型的亮温值存在差异^[29]。如图 10(a) 和 10(d) 所示, 该站点所在的像元包含多种地表类型, 并通过查看验证数据, 两种算法在地表完全融化时对该站点判别时普遍出现了较低的判别精度, 这可能是由于像元内水体亮温值较其他地物类型最低, 在水体占比较大的像元内, 水体的存在会对像元内的亮温值产生较大影响。有研究表明, 相较于像元内完全是水体或者完全是陆地的区域, 水体和陆地混合像元的地区引起的辐射亮温值误差更大^[30-31], 所以导致河流分布广泛的像元内判别精度较差。

4.2.2 土壤冻融交替引起的误差分析

虽然利用被动微波传感器亮温数据结合 DFA 算法和 DIA 算法能够较好的判别地表土壤的冻融状态, 但通过查看验证数据发现两种算法都无法准

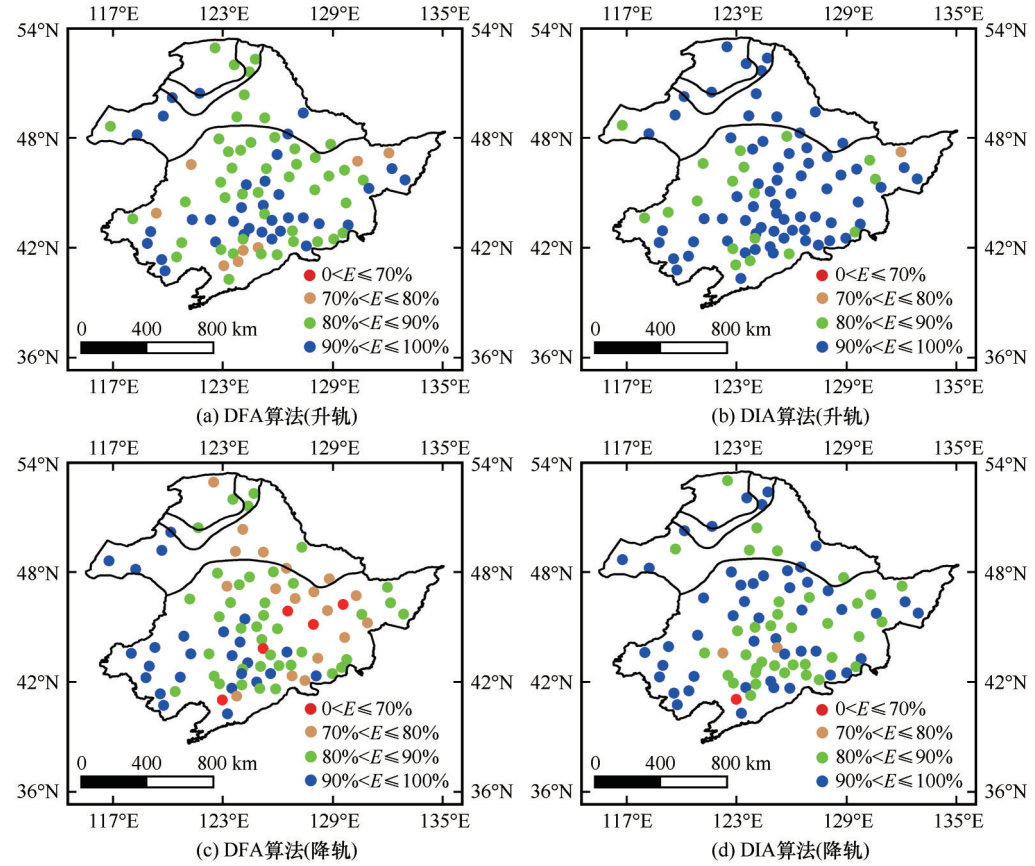


图9 两种算法对融土判别精度的空间分布

Fig. 9 Spatial distribution of the thawed soil classification accuracy of the two algorithms

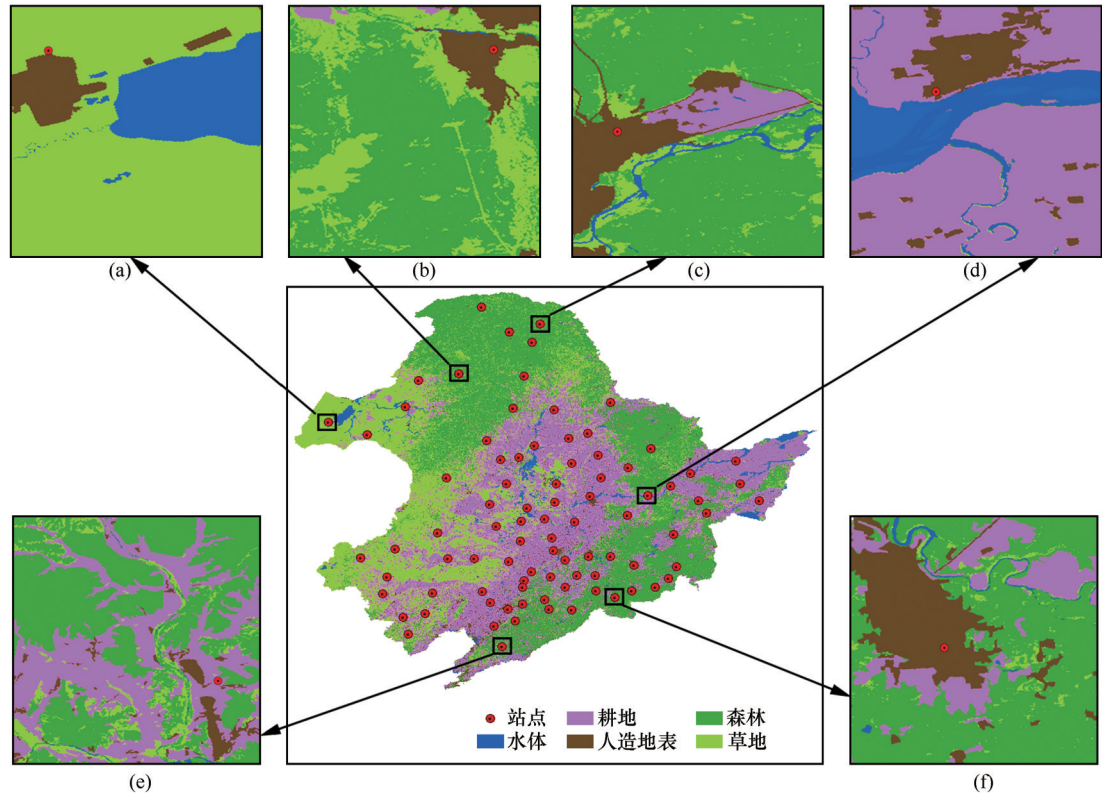


图10 东北冻土区土地覆盖类型及站点所在像元分布图

Fig. 10 Land cover types and location of sites over a pixel in the frozen ground region of Northeast China

确获取冻融过渡时期地表土壤的冻融状态。在春、秋季冻融过渡期间,地表温度变化缓慢时,土壤中水分相变过程相对缓慢,土壤中的水或者冰无法快速完全冻结或者融化,地表温度长时间在 0℃ 附近,土壤处于由融化(冻结)向冻结(融化)过渡的阶段,尤其是在季节冻土区,随着气温变暖季节冻土区地表土壤冻结时间缩短融化时间增加,将会出现更频繁的冻融循环现象^[32]。仅用冻结或融化来描述土壤状态将导致判别精度低的状况出现。此外,在温度一天之内变化较大区域,地表土壤可能在日内发生多次冻融循环的现象,有研究表明在季节冻土区发生日内冻融循环的次数多于多年冻土区^[33],而被动微波传感器可能在过境时刻没有捕捉到地表土壤的冻融状况,使得两种算法在季节冻土区比在多年冻土区更容易产生误判。

4.2.3 潜在误差分析

本研究对两种算法的判别结果进行验证时,由于观测数据的有限性,最终选取了 0 cm 地温数据作为判定标准。但实际上被动微波传感器对土壤具有一定穿透力,穿透深度可能受地表土壤特征,如土壤含水量、地表粗糙度和植被覆盖度等因素影响^[34]。因此,亮温和地温可能并不来自同一深度,这是本研究判别精度出现误差的因素之一。以往研究也有选择 0 cm 地温^[21]、4 cm 地温^[15]、5 cm 地温^[21]、0~5 cm 平均地温等数据进行精度验证^[35],但不同深度下的土壤冻融状况不同,最后对于冻融判别结果的精度评价也不同。因此,为了提高被动微波遥感判别土壤冻融状态的分类精度,需分析被动微波探测深度的差异、土壤温度在垂直剖面内的差异以及同步大规模的地面观测数据。

5 结论

本文利用 0 cm 地温数据和 AMSR2 升降轨的亮温数据,对现有的两种土壤冻融判别算法在东北冻土区进行了精度验证和分析。结果显示这两种算法都具有较好的性能,当使用升轨数据时,DIA 算法最好;当使用下降轨道数据时,DFA 算法最优。考虑到冻融土判别精度时,可以得出:当土壤以冻土为主时,DFA 算法判别精度较好;当以融土为主时,DFA 算法和 DIA 算法的判别精度接近 1。从空间分布上可以看出,两种算法在使用升轨数据时的总体判别精度高于使用降轨数据,其中 DFA 算法和 DIA 算法在多年冻土区对地表土壤总体判别精度、对冻

土和融土的判别精度均优于在季节冻土区。

参考文献(References):

- [1] Qin Dahe. Introduction to cryosphere science [M]. Beijing: Science Press, 2018: 35-37. [秦大河. 冰冻圈科学概论. [M]. 北京:科学出版社, 2018: 35-37.]
- [2] Jin Huijun, Li Shuxun. Impacts of climatic change on permafrost and cold regions environments in China [J]. Acta Geographica Sinica, 2000, 55(2): 161-173. [金会军, 李述训. 气候变化对中国多年冻土和寒区环境的影响[J]. 地理学报, 2000, 55(2): 161-173.]
- [3] Zhao C Y, Ren G Y, Zhang Y F, et al. Climate change in northeast China over the past 50 years [J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2009, 23(7): 25-30.
- [4] Man Haoran. Discrimination of Freezing and Thawing State of Surface Soils in Northeast China Based on AMSR-E Data [D]. Harbin: Harbin Normal University, 2020. [满浩然. 基于 AMSR-E 数据的东北三省地表土壤冻融状态判别研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨师范大学, 2020.]
- [5] Gao Shuang, Jia Yanfeng, Fan Haoming, et al. Effect of freezing and thawing on soil Anti-scourability under different land use types in the black soil region of northeast China [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2015, 29(6): 69-73. [高双, 贾燕峰, 范昊明, 等. 冻融作用下东北黑土区不同土地利用类型土壤抗冲性研究[J]. 水土保持学报, 2015, 29(6): 69-73.]
- [6] Wang H, Ma M, Wang X, et al. Seasonal variation of vegetation productivity over an alpine meadow in the Qinghai-Tibet Plateau in China: modeling the interactions of vegetation productivity, phenology, and the soil freeze-thaw process [J]. Ecological research, 2013, 28(2): 271-282.
- [7] Ran Hongwu, Fan Jihui, Huang Jing. Review of the coupling of water and heat in the freeze-thaw process and its model of frozen soil [J]. Pratacultural Science, 2019, 36(4): 991-999. [冉洪伍, 范继辉, 黄菁. 冻融过程土壤水热力耦合作用及其模型研究进展[J]. 草业科学, 2019, 36(4): 991-999.]
- [8] Watanabe T, Tateno R, Imada S, et al. The effect of a freeze-thaw cycle on dissolved nitrogen dynamics and its relation to dissolved organic matter and soil microbial biomass in the soil of a northern hardwood forest [J]. Biogeochemistry, 2019, 142(3): 319-338.
- [9] Zhang D, Shijie W. Mechanism of freeze-thaw action in the process of soil salinization in Northeast China [J]. Environmental Geology, 2001, 41(1): 96-100.
- [10] Lei R, Gui D, Yuan Z, et al. Characterization of the unprecedented polynya events north of Greenland in 2017/2018 using remote sensing and reanalysis data [J]. Acta Oceanologica Sinica, 2020, 39(9): 5-17.
- [11] Morrissey L A, Strong L L, Card D H. Mapping permafrost in the boreal forest with thematic mapper satellite data [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1986, 52.
- [12] 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.
- [13] Jin R, Zhang T, Li X, 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.
- [14] Kou X, Jiang L, Yan S, et al. Research on the improvement of passive microwave freezing and thawing discriminant algo-

- rithms for complicated surface conditions[C]//IGARSS 2018—2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2018: 7161-7164.
- [15] Jin R, Li X, Che T. 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.
- [16] 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*, 2010, 49(3): 949-960.
- [17] 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.
- [18] Zhao T, Zhang L, Jiang L, et al. A new soil freeze-thaw discriminant algorithm using AMSR-E passive microwave imagery[J]. *Hydrological Processes*, 2011, 25(11): 1704-1716.
- [19] Shao W, Zhang T. 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.
- [20] Wang J, Jiang L, Cui H, et al. Evaluation and analysis of SMAP, AMSR2 and MEaSUREs freeze-thaw products in China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 242: 111734.
- [21] Chai L, Zhang L, Zhang Y, 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.
- [22] Li Yuan, Qin Jun, Yang Kun, et al. Evaluation of classification accuracy in Tibetan Plateau of three soil freeze-thaw discrimination algorithms[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2018, 20(8): 1178-1189. [刘源, 秦军, 阳坤, 等. 3种土壤冻融判别算法在青藏高原的分类精度评价[J]. *地球信息科学*, 2018, 20(8): 1178-1189.]
- [23] Liu Shibao, Zang Shuying, Zhang Lijuan, et al. Analyzing the spatial-temporal variations of snow depth in the Northeast China by means of remote sensing in consideration of frozen ground zonation[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2018, 40(2): 261-269. [刘世博, 臧淑英, 张丽娟, 等. 东北冻土区积雪深度时空变化遥感分析[J]. *冰川冻土*, 2018, 40(2): 261-269.]
- [24] Zhou Youwu, Guo Dongxin, Qiu Guoqin. Geocryological regionalization and classification map of the frozen soil in China (1:10,000,000) (2000). National Tibetan Plateau Data Center, 2011. DOI: 10.11888/Geocry. tpdc. 270037. CSTR: 18406. 11. Geocry. tpdc. 270037. [周幼吾, 郭东信, 邱国庆. 中国1:1 000万冻土区划及类型图(2000). 国家青藏高原科学数据中心, 2011. DOI: 10.11888/Geocry. tpdc. 270037. CSTR: 18406. 11. Geocry. tpdc. 270037.]
- [25] Li X, Cheng G, Jin H, et al. Cryospheric change in China[J]. *Global and Planetary Change*, 2008, 62(3/4): 210-218.
- [26] 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.]
- [27] Hu Tongxi, Zhao Tianjie, Shi Jiancheng, et al. Inter-calibration of AMSR-E and AMSR2 brightness temperature[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2016, 31(5): 919-924. [胡同喜, 赵天杰, 施建成, 等. AMSR-E与AMSR2被动微波亮温数据交叉定标[J]. *遥感技术与应用*, 2016, 31(5): 919-924.]
- [28] 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.]
- [29] Pang Xinkun, Sun Ranhao. Diurnal variations of landscape thermal effect in city parks from the later autumn to early winter[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2015, 35(12): 4196-4202. [庞新坤, 孙然好. 城市公园景观秋冬季动态热效应[J]. *生态学报*, 2015, 35(12): 4196-4202.]
- [30] Gu L, Zhao K, Zhang S, et al. Comparative analysis of microwave brightness temperature data in Northeast China using AMSR-E and MWRI products[J]. *Chinese Geographical Science*, 2011, 21(1): 84-93.
- [31] Gu Lingjia, Zhao Kai, Sun Jian, et al. Review on the super resolution enhancement and unmixing method for passive microwave remote sensing data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2012, 27(1): 1-7. [顾玲嘉, 赵凯, 孙健, 等. 被动微波遥感数据超分辨率增强与混合像元分解研究综述[J]. *遥感技术与应用*, 2012, 27(1): 1-7.]
- [32] Yue Shuping, Yan Yechao, Zhang Shuwen, et al. Spatiotemporal variations of soil freeze-thaw state in Northeast China based on the ERA5-LAND dataset[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2021, 76(11): 2765-2779. [岳书平, 闫业超, 张树文, 等. 基于ERA5-LAND的中国东北地区近地表土壤冻融状态时空变化特征[J]. *地理学报*, 2021, 76(11): 2765-2779.]
- [33] Wang Xuejia, Yang Meixue, Wan Guoning. Processes of soil thawing freezing and features of ground temperature and moisture at D105 on the northern Tibetan Plateau[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2012, 34(1): 56-63. [王学佳, 杨梅学, 万国宁. 藏北高原D105点土壤冻融状况与温湿特征分析[J]. *冰川冻土*, 2012, 34(1): 56-63.]
- [34] Zheng D, Li X, Wang X, 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.
- [35] Chang A T C, Cao M S. Monitoring soil condition in the northern Tibetan Plateau using SSM/I data[J]. *Hydrology Research*, 1996, 27(3): 175-184.

Evaluation of classification accuracy in the frozen ground region of Northeast China of two soil freeze-thaw discrimination algorithms

XIAO Yang^{1,2}, MAN Haoran^{1,2}, ZHAN Daqin^{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: During the soil freeze-thaw process, near-surface soil has a significant impact on the land-air exchange and releases a large amount of CH₄ and CO₂, which further intensifies the process of climate warming and has a significant impact on the environment and human activities. The frozen ground of Northeast China is a typical high-latitude permafrost, which is located in the southern margin of Eurasia. It is mainly composed of Xing'an-Baikal permafrost. The permafrost layer is relatively thin, which is extremely sensitive to temperature rise and external changes. In the context of climate warming, the permafrost degradation in Northeast China has been significant in the past 40 years. The permafrost degradation is mainly manifested by the rise of ground temperature, which leads to changes in the freeze-thaw cycle, namely, the start time of surface freezing is delayed, the end time of thawing is advanced, and the duration of freezing is shortened. In addition, it will affect the global and regional gas-energy exchange, vegetation growth, agricultural production, surface runoff, carbon cycle and terrestrial ecosystems. Remote sensing technology has the characteristics of large detection range, less limited by ground conditions and fast data acquisition, providing an effective technical means for continuous monitoring of soil freeze-thaw cycles at large and regional scales. Although visible infrared remote sensing has high spatial resolution, frozen soil is usually developed underground, while visible and infrared sensors cannot penetrate the surface, and are seriously affected by clouds, and the temporal resolution is low. Therefore, it has great limitations to distinguish freeze-thaw using visible infrared remote sensing. However, microwave remote sensing has a long wavelength and is not affected by sunlight and clouds, so it can penetrate the soil to obtain information within a certain depth of underground. In addition, microwave remote sensing is very sensitive to the dielectric changes between soil freeze-thaw states. When near-surface soil undergoes freeze-thaw cycle, the dielectric constant in soil changes, resulting in the change of bright temperature of passive microwave, and then the near-surface soil freeze-thaw state is identified. At present, passive microwave remote sensing has become an effective method to monitor global and regional near-surface soil freeze-thaw cycles. The surface freeze-thaw status discrimination algorithms based on microwave data mainly include double index algorithm, discriminant function algorithm, decision tree algorithm and seasonal threshold algorithm, among which the double index algorithm and the freeze-thaw discriminant function algorithm are widely used. Discriminant index algorithm 36.5 GHz vertical polarization brightness temperature ($T_{B\ 36.5}^V$), and 18.7 GHz vertical polarization brightness temperature ($T_{B\ 18.7}^V$) and $T_{B\ 36.5}^V$ negative bright temperature spectrum gradient (S_G) was used to distinguish the freeze-thaw status of soil surface. There is a high correlation between surface temperature and air temperature. Negative brightness temperature spectrum gradient can be used to identify the characteristic volume scattering darkening of frozen soil. Kou et. al. considered the effect of organic matter in frozen soil on microwave radiation in the frozen soil dielectric model, combined with snow radiation model and surface scattering model, and established a freeze-thaw discrimination model for the complex surface environment in cold regions.

Based on AMSR-E brightness temperature data and daily maximum/low temperature at 0 cm from meteorological stations in China, use $T_{B\ 36.5}^V$ and $Q_{e18.7H/36.5V}$ (the ratio of $T_{B\ 18.7}^V$ and $T_{B\ 36.5}^V$) indicating the change of surface temperature and emissivity of soil, and based on fisher discriminant analysis. Finally, the algorithm of freeze-thaw discriminant function is established. Based on this, based on AMSR2 passive microwave data and 0 cm surface temperature data, this paper compared and analyzed the classification accuracy and applicability of the freeze-thaw discriminant function algorithm and the dual-index algorithm in the northeast frozen region. The results show that : (1) the Kappa coefficients of the two algorithms are above 0.7, and the overall classification accuracy is above 87%, which has good performance. (2) The overall classification accuracy of the two algorithms is higher in ascending period than in descending period. The classification accuracy of the two-index algorithm is slightly higher than that of the freeze-thaw discriminant function algorithm when using the rail ascending data. The accuracy of the freeze-thaw discriminant function algorithm is higher when using descent data. (3) The discriminant function algorithm of freezing and thawing has high classification accuracy on frozen soil, and the double index algorithm has advantages in recognizing the thawing soil. (4) The classification accuracy of the two algorithms for freezing and thaw of soil in permafrost region is higher than that in seasonal permafrost region, Northeast China. The evaluation results of this study can be used for the preparation of high precision, long time series surface freeze-thaw data set provides basic data, and provides reference for selecting suitable soil freeze-thaw discrimination algorithm.

Key words: frozen ground of Northeast China; soil freeze-thaw; AMSR2; classification accuracy

(责任编辑: 江利明)