



# 利用风云3D微波成像仪数据估算北极海冰密集度的精度评价

刘婷婷<sup>1</sup> 杨子健<sup>1</sup> 王泽民<sup>1</sup> 高柯夫<sup>2</sup>

1 武汉大学中国南极测绘研究中心,湖北 武汉,430079

2 武汉大学卫星导航定位技术研究中心,湖北 武汉,430079

**摘要:**海冰密集度(sea ice concentration, SIC)是北极海冰及气候变化研究的重要参数。国产风云3D卫星搭载的微波成像仪(microwave radiation imager, MWRI)获得的被动微波数据可用于SIC的估算,但其精度评价没有得到足够的重视。围绕MWRI数据应用于北极SIC估算精度开展研究,研究对比了专用微波成像仪(special sensor microwave imager sounder, SSMIS)、MWRI和先进微波扫描辐射计2(advanced microwave scanning radiometer 2, AMSR2)3种被动微波数据和Bootstrap(BST)、NASA Team(NT)、基于全约束最小二乘(fully constrained least squares, FCLS)、Enhanced NASA Team(NT2)、ASI(Arctic radiation and turbulence interaction study (ARTIST) sea ice)和FCLS-P 6种方法估算的SIC,并与船测数据进行了比较。结果表明, MWRI数据在12.5 km和25 km空间分辨率下均获得较优的SIC估算精度(20.4%~24.4%)。此外, MWRI数据在夏季和冬季都表现较好(夏季为17.9%~23.0%,冬季为11.2%~17.8%)。因此, MWRI具有较稳定的性能,在北极海冰参数的监测研究中极具潜力。

**关键词:**风云3D;微波成像仪;北极;海冰密集度

**中图分类号:**TP7

**文献标志码:**A

北极海冰范围的变化对全球气候系统具有重要影响。首先,海冰表面具有较高的反照率,可反射大部分短波辐射,有助于保持极地地区的低温,减缓局地气候变化乃至全球气候变化<sup>[1]</sup>。随着海冰范围的减少,开阔水域吸收太阳能和热量,加速海冰融化<sup>[2]</sup>。此外,海冰对极地海洋生态系统也具有重要影响,海冰在夏季融化使水柱分层,产生最佳的光照条件刺激水华现象产生,进而引起极地生物(甲壳类动物、鱼类、海鸟和海洋哺乳动物)的活跃<sup>[3]</sup>。海冰密集度(sea ice concentration, SIC)指单位面积内海冰所占比例,是海冰研究(如海冰范围和海冰边缘线等)的重要参数,也是海洋-海冰模型的重要输入或边界条件<sup>[4]</sup>,可以反映区域性气候变化<sup>[5]</sup>,也能够指导和规划北极航道<sup>[6]</sup>,因此,获取高精度的SIC具有重要意义。

自1972年发射了电子扫描微波辐射计,被动微波传感器全天时、全天候地监测SIC已有40多

年历史<sup>[7]</sup>。目前,常用的被动微波传感器主要包括:(1)美国国防气象系列卫星(defense meteorological satellite program, DMSP)搭载的扫描式多通道微波辐射计、特种微波成像仪(special sensor microwave/imager, SSM/I)和专用微波成像仪(special sensor microwave imager sounder, SSMIS);(2)Aqua卫星搭载的先进微波扫描辐射计(advanced microwave scanning radiometer-E, AMSR-E)和后续地球水循环变动卫星1号(global change observation mission 1st-water, GCOM-W1)卫星搭载的先进微波扫描辐射计2(advanced microwave scanning radiometer 2, AMSR2)可提供更高空间分辨率数据(12.5 km);(3)中国的风云3号系列卫星(FY-3)搭载的微波成像仪(microwave radiation imager, MWRI)。基于被动微波数据估算SIC的算法可分为基于低频率波段(~19 GHz和~37 GHz)的方法和基于高频率波段(~89 GHz)的方法。基于低频率波段亮温数

收稿日期:2021-08-17

项目资助:国家重点研发计划(2018YFC1406102);国家自然科学基金(41941010);国家海洋局极地科学重点实验室开放基金(KP202004)。

第一作者:刘婷婷,博士,副教授,主要从事遥感影像处理和极地遥感应用研究。tliu23@whu.edu.cn

通讯作者:高柯夫,博士,讲师。gao@whu.edu.cn

据的估算方法包括 Bootstrap (BST)<sup>[8]</sup>、NASA Team (NT)<sup>[9]</sup>和基于全约束最小二乘 (fully constrained least squares, FCLS)<sup>[10]</sup>等,这些算法可获得 25 km 空间分辨率的 SIC 结果。基于高频率波段亮温数据的估算方法包括 ASI (Arctic radiation and turbulence interaction study (ARTIST) sea ice)<sup>[11]</sup>和 Enhanced NASA Team (NT2)<sup>[12]</sup>等,这些算法可获得 12.5 km 甚至更高空间分辨率的 SIC 结果。

上述方法的建立主要针对 DMSP 系列卫星、AMSR-E 和 AMSR2。文献[13-16]分别将 NT2 算法、ASI 算法和机器学习等方法引入基于 MWRI 数据的 SIC 估算。针对这 3 种传感器数据应用于 SIC 估算的差异,部分学者开展了对比研究。文献[17]将多种主流算法(如 ASI、BST、NT 和 NT2 等)应用于 AMSR-E 和 SSM/I 数据估算了南极 SIC,并与船测数据进行了对比,结果显示 AMSR-E 与船测数据的相关系数较 SSM/I 高(分别为 0.85 和 0.82)。文献[14]利用中分辨率成像光谱仪 (moderate-resolution imaging spectroradiometer, MODIS) 数据验证了基于 MWRI 和 AMSR-E 数据生产的北极 SIC 产品,当  $SIC < 95\%$  时,AMSR-E 更接近 MODIS,当  $SIC \geq 95\%$  时, MWRI 结果更好。文献[16]将 2016 年风云 3C 的 MWRI 亮温数据和美国国家冰雪数据中心 (National Snow and Ice Data Center, NSIDC) 的 SIC 产品作为训练集,建立了反演 SIC 的神经网络模型,该模型的反演结果和 NSIDC 产品在影像上趋势基本一致,但整体结果偏低。文献[15]利用 2016 年 1 月 MWRI 亮温数据估算了北极 SIC,并与 NSIDC 和德国不莱梅大学的 SIC 产品进行对比,结果显示基于 MWRI 获取的 SIC 精度介于 NSIDC 和德国不莱梅大学的 SIC 产品之间。文献[13]使用 ASI 算法结合动态系数值估算 SIC,与已发布的其他 SIC 产品进行比较,通过与基于 MODIS 获得的 SIC 数据比较发现,在相同空间分辨率下,基于动态系数值的 MWRI-ASI 结果优于 MWRI-NT2、AMSR2-BST 和 AMSR2-NT2 的 SIC。

目前,基于 MWRI 的 SIC 估算研究使用的算法比较单一,综合的比较分析较有限,因此本文将围绕 MWRI 数据应用于北极 SIC 估算精度开展评估,主要对比 BST、NT、FCLS、NT2 和 ASI 算法,并对比 SSMIS 和 AMSR2 数据应用于这 5 种方法估算 SIC 的精度。此外,由于 FCLS 算法

仅针对被动微波数据的低频率波段,本文通过引入极化差异建立了一种针对高频率波段的全约束最小二乘海冰密度估算方法 (FCLS-P),使其可用于被动微波数据的高频率波段,以获得较高空间分辨率的 SIC。

## 1 实验数据

### 1.1 被动微波数据

本文使用的被动微波数据包括 SSMIS、MWRI 和 AMSR2,具体参数见表 1。为保证数据和评价指标在时间分布上的统一,仅使用了各卫星 2019 年的数据进行对比研究。

1) SSMIS。SSMIS 传感器搭载于 DMSP 的 F17 卫星,其重访周期为 2~3 d,在极区的时间分辨率为 1 d。该传感器包括 19.35、22.235、37.0 和 91.655 GHz 4 个频率,其中 19.35、22.235、37.0 GHz 数据的空间分辨率为 25 km,91.655 GHz 数据的空间分辨率为 12.5 km。本文使用的北极地区的 SSMIS 数据来自 NSIDC (<https://nsidc.org/data/nsidc-0032>)。

2) MWRI。FY3D 卫星是风云 3 号气象卫星中的第 4 颗,于 2017 年 11 月发射成功,为近极地太阳同步轨道卫星,其搭载的 MWRI 在极地的重访周期为 1 d。MWRI 提供 10.65、18.7、23.8、36.5 和 89 GHz 5 种频率 10 个通道的数据,其中 18.7、23.8 和 36.5 GHz 数据的空间分辨率为 25 km,89 GHz 数据的空间分辨率为 12.5 km。本文使用的 MWRI 亮温数据和基于 NT2 算法的 SIC 产品下载自中国国家卫星气象中心 (National Satellite Meteorological Centre, NSMC) 官方网站 (<http://data.nsmc.org.cn>)。

3) AMSR2。AMSR2 传感器搭载于 GCOM-W1 卫星。该卫星发射于 2012 年 5 月。AMSR2 传感器在极区的时间分辨率为 1 d。AMSR2 传感器提供 6.925、7.3、10.65、18.7、23.8、36.5 和 89 GHz 这 7 个频率段 14 个通道数据,空间分辨率从 3 km×5 km (89 GHz) 到 35 km×62 km (6.925 GHz)。本文使用的北极地区的 AMSR2 数据来自 NSIDC,包含了 18.7、23.8、36.5 GHz 的亮温数据和基于 NT2 算法的 SIC 产品,空间分辨率为 12.5 km。

### 1.2 船测 SIC 数据

本文使用的北极实测 SIC 来自于北极船测数据 (Arctic Shipborne Sea Ice Standardization Tool, ASSIST) (<https://icewatch.met.no/cruises>)。该

数据集是通过人工目视判别的方式,每小时获取船舶附近约 1 km 的 SIC、海冰厚度、海冰类型(一年冰、多年冰等)等数据。由于观测者的经验、船舶的航行速度和能见度问题,观测结果会有一定

误差。但是,这类船测数据从南极发展到北极,多项研究也使用该数据验证了极区 SIC 的精度<sup>[10,17-18]</sup>,因此该数据可以被当成一个可靠的评价参考。

表 1 SSMIS、MWRI 和 AMSR2 传感器的基本参数  
Tab.1 Basic Specifics of SSMIS, MWRI and AMSR2

卫星平台	传感器	时间范围	频率/GHz	覆盖范围/km <sup>2</sup>	采样间隔/d	幅宽/km	空间分辨率/km
DMSP-F17	SSMIS	2006 年至今	19.35/22.235	42×70	1	1 700	12.5/25
			37.0	28×44			
			91.655	13×14			
			10.65	51×85			
			18.7	30×50			
FY3D	MWRI	2019 年至今	23.8	27×45	1	1 400	12.5/25
			36.5	18×30			
			89	9×15			
			6.925/7.3	35×62			
			10.65	24×42			
GCOM-W1	AMSR2	2012 年至今	18.7	14×22	1	1 450	12.5
			23.8	15×26			
			36.5	7×12			
			89	3×5			

使用 2019 年 ASSIST 船测数据中的多类别海冰的密集度数据作为 SIC 真值,验证 AMSR2、SSMIS 和 MWRI 数据估算 SIC 的精度,该数据包含总体 SIC、一年冰密集度和多年冰密集度等信息。受到船舶破冰能力和航行安全的限制,这些数据的获取时间集中在 7、8、9、11 和 12 月,涵盖了北极的夏季(海冰融化季)和冬季(海冰生长季)。被动微波数据的空间分辨率为 12.5~25 km,而船测数据的空间分辨率较高,因此,被动微波数据某一个像素点中包括多条船测记录。将这几条船测记录通过求均值进行合并,保证两种数据空间分辨率的一致性。合并前使用的原始船测数据共计 651 条,合并后为 552 条,其在北极海域的分布情况如图 1 所示。

2 SIC 估算方法

本文主要利用 NT、BST、FCLS、ASI 和 FCLS-P 算法获取基于 SSMIS、MWRI 和 AMSR2 数据的 SIC 结果。其中 NT、BST、FCLS、NT2 和 ASI 算法详见文献[8-11],本节详解 FCLS-P 算法。

极化差异  $P$  为海冰和海水在 ~90 GHz 的亮温差异,研究表明  $P$  通常较大。因此,ASI 算法利用了 ~90 GHz 频段的这种差异估算 SIC<sup>[11]</sup>,计算式为:

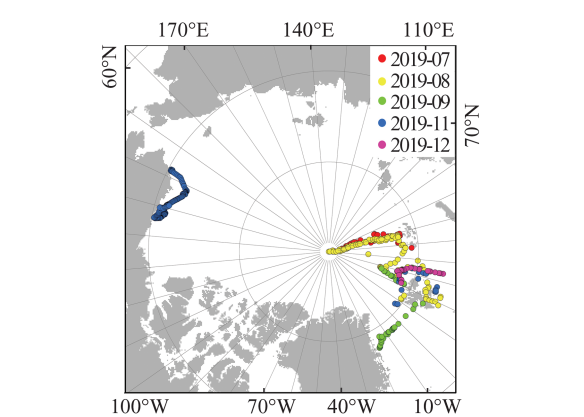


图 1 ASSIST 船测数据空间分布  
Fig.1 Distribution of ASSIST Ship Survey Data

$$P = P_i C + P_w (1 - C)$$
 (1)

式中, $P$  为极化差异, $P = T_v - T_h$ ;  $T_v$  为垂直极化亮温;  $T_h$  为水平极化亮温;  $P_i$ 、 $P_w$  分别为海冰和开阔水域极化差异的参考值;  $C$  为海冰密集度。

然而式(1)的建立是基于较理想的情况,实际中被动微波数据的亮温值易受到多种因素的干扰,如辐射计自身的误差、辐射传输过程中的误差和影像成像的误差等。因此,将误差项  $n$  引入式(1):

$$P = P_i C + P_w (1 - C) + n = N\beta + n$$
 (2)

其中,  $N = [P_i, P_w]$ ;  $\beta = [C, 1 - C]^T$ 。利用最小二乘求解式(2)的详细过程见文献[10]。高频数

据比低频数据更容易受到大气条件干扰,本文采用大气滤波器 GR(37V/19V)和 GR(23V/19V)分别去除云中液态水和海水表面水蒸气的影响<sup>[19]</sup>,假设得到某像素的光谱梯度率大于等于设定的阈值时,该像素受到大气的影响, $C=0$ ,即:

$$\text{GR}(37\text{V}/19\text{V})\geqslant 0.045\rightarrow C=0\quad (3)$$

$$\text{GR}(23\text{V}/19\text{V})\geqslant 0.04\rightarrow C=0\quad (4)$$

3 实验与分析

3.1 系点值获取

系点值是 SIC 求解的关键参数,获取系点值主要通过实地观测或者从遥感影像中提取。由于系点值并不是本文的主要内容,因此选用全年固定的系点值<sup>[20]</sup>。本文的系点数据是来自于 SSMIS 数据,通过选择一年冰、多年冰和开阔水域的感兴趣区域,对比 MWRI、AMSR2 和 SSMIS 数据的差异,拟合出可用于 MWRI 和 AMSR2 数据的系点值,该方法也被文献<sup>[20]</sup>用于 SSMI 和 SSMIS 的系点值校准。首先根据 2018 年北极海冰的最小范围选择了北极海域一年冰和多年冰的感兴趣区域,根据历年的海冰最大范围选择了开阔水域的感兴趣区域,这 3 个感兴趣区域分别位于加拿大北极群岛西北部、格陵兰岛北部和格

陵兰岛东南方向的海域(如图 2 所示)。然后以 19V 通道为例,统计并对比 2019 年每日 MWRI、AMSR2 和 SSMIS 数据中这 3 个区域各频段的亮温,结果如图 3 所示。通过分析发现,MWRI 和 AMSR2 数据各频段各地物均与 SSMIS 数据有较强的相关性,因此利用线性回归的方式构建了 MWRI、AMSR2 与 SSMIS 的拟合方程,拟合精度( $R^2$ )为 0.72~0.98。最后,将该方程用于 SSMIS 的系点值计算获得 MWRI 和 AMSR2 数据的系点值和极化差异值,结果见表 2。

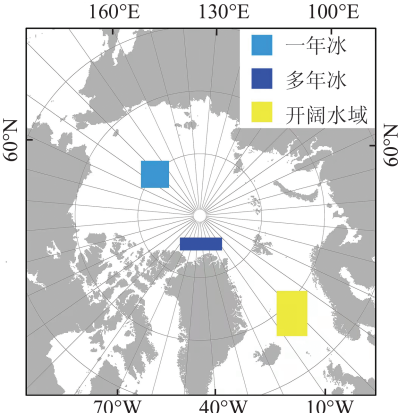


图2 一年冰、多年冰和开阔水域数据采样区域  
Fig.2 Sampling Regions of First-year Ice, Multi-year Ice and Open Water

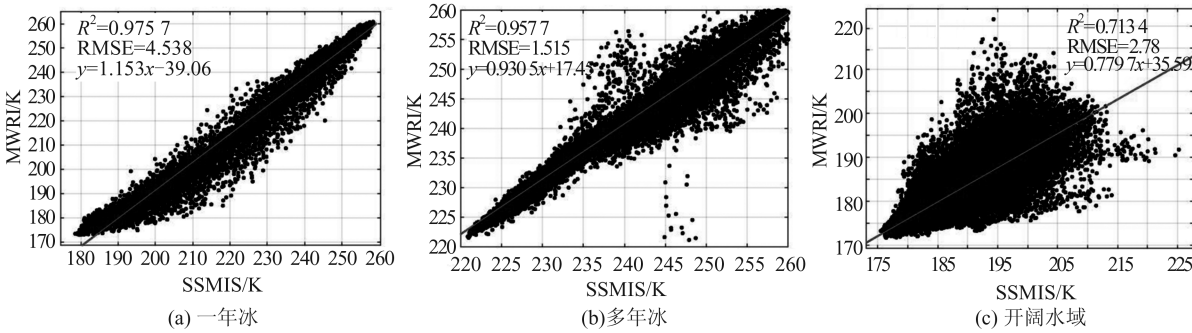


图3 MWRI和SSMIS数据感兴趣区域中像素的亮温分布图  
Fig.3 Pixel Brightness Temperature Distribution in Interest Area of SSMIS and MWRI

表2 SSMIS、MWRI和AMSR2数据各频段系点值  
Tab.2 Tie Points Values of SSMIS, MWRI and AMSR2 in Each Frequency

通道	SSMIS			MWRI			AMSR2		
	海冰/K		开阔水域 /K	海冰/K		开阔水域 /K	海冰/K		开阔水域 /K
	一年冰	多年冰		一年冰	多年冰		一年冰	多年冰	
19H	232.0	196.0	113.4	230.7	197.2	108.2	232.8	201.1	112.2
19V	248.4	220.7	184.9	247.3	222.8	179.7	252.4	228.2	191.0
37V	242.3	188.5	207.1	236.9	186.2	197.4	244.3	194.1	212.2
P(~90 GHz)	10.0		46.3	10.7		47.5	11.7		47.0

3.2 SIC 估算

基于 2019 年北极地区 MWRI、AMSR2 和

SSMIS 数据,利用 NT、BST、FCLS、ASI 和 FCLS-P 方法分别估算 SIC 结果。NT2 算法是利

用样本建立不同条件下的计算模型,通过误差匹配寻找最佳 SIC 结果。由于本文使用的数据时间跨度较小,影响模型的精度,因此利用 NT2 算法估算的 SIC 使用相关网站提供的产品,包括基于 MWRI 数据获得的 SIC 产品(MWRI-NT2)和基于 AMSR2 数据获得的 SIC 产品(AMSR2-NT2)。目前国际上没有基于 SSMIS 数据利用 NT2 算法获得的 SIC 产品,因此 SSMIS-NT2 密集度将不进行比较。

此外,由于 MWRI 和 SSMIS 数据不同频段的空间分辨率不一致,因此将 NT、FCLS 和 BST 算

法用于 MWRI 和 SSMIS 传感器的低频段数据,获得空间分辨率为 25 km 的 SIC,其中 NT 和 FCLS 算法还可以估算获得一年冰和多年冰密集度;将 ASI 和 FCLS-P 算法用于 MWRI 和 SSMIS 传感器的高频段数据,获得空间分辨率为 12.5 km 的 SIC。由于 AMSR2 数据各频段的空间分辨率均为 12.5 km,因此基于该数据获得的 SIC 的分辨率均为 12.5 km。图 4 展示了 2019-10-01 多个数据和方法分别获得的 SIC 结果。从图 4 可以看出, SIC 结果间存在差异,且数据等差异导致 SIC 结果图中北极点数据缺失范围不一致。

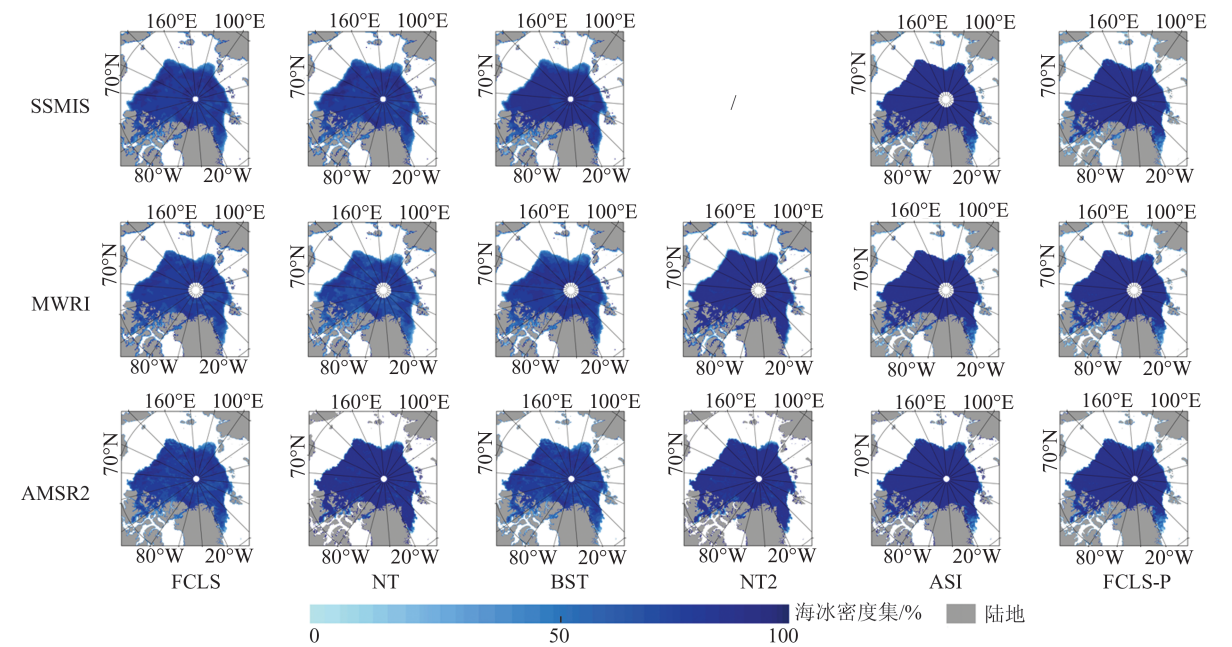


图 4 基于 SSMIS、MWRI 和 AMSR2 数据的北极 SIC(2019-10-01)

Fig.4 Arctic SIC Based on SSMIS, MWRI and AMSR2(2019-10-01)

3.3 SIC 精度验证

3.3.1 总体 SIC 精度分析

利用均方根误差 (root mean square error, RMSE) 来评价各传感器数据和各算法估算 SIC 与 552 条 ASSIST 船测数据对比的精度,结果见表 3。

表 3 2019 年北极海冰密集度的精度/%  
Tab.3 RMSE of Arctic SIC in 2019/%

数据	FCLS	NT	BST	NT2	ASI	FCLS-P
SSMIS	21.8	25.0	22.6	—	22.1	21.7
MWRI	21.7	24.4	22.1	21.8	20.9	20.4
AMSR2	18.6	21.6	19.3	20.3	22.3	22.0

从表 3 可以看出,基于低频段数据获得空间分辨率为 25 km 的 SIC 结果中,基于 FCLS 算法的 MWRI 的精度最高 (RMSE 最小,为 21.7%),而基于 NT 算法的 SSMIS 的精度最低

(RMSE 最大,为 25.0%); 同样,基于 AMSR2 低频段数据获得空间分辨率为 12.5 km 的 SIC 结果精度相对较高,其中 AMSR2-FCLS 的精度最高 (RMSE 最小,为 18.6%)。由此可见, FCLS 算法相比 NT 和 BST 算法性能更好,主要是因为该算法考虑了误差项,并利用数值优化方法进行 SIC 的求解<sup>[10]</sup>。基于 AMSR2 低频段数据获得的 SIC 精度较好的原因主要是其空间分辨率高,混合像元影响比 MWRI 和 SSMIS 数据小;在同一空间分辨率的情况下,基于 MWRI 数据获得的 SIC 精度比 SSMIS 数据高,可能是因为两个传感器在入射角、扫描周期、覆盖范围和采样间隔等方面的不同导致了亮温数据的差异<sup>[13]</sup>。基于高频段数据获得空间分辨率为 12.5 km 的 SIC 结果中,基于 AMSR2-ASI 获得的 SIC 精度最低 (RMSE 最大,为

22.3%), MWRI-FCLS-P 和 AMSR2-NT2 获得的 SIC 精度最高(RMSE 分别为 20.4% 和 20.3%)。

对比表 3 中的 RMSE 还可以发现,基于 NT2 算法的 SIC 精度比 NT 算法精度高,因为 NT2 算法是在 NT 算法基础上进行的改进提升,适用于不同的气候条件,且 NT2 获得的 SIC 结果空间分辨率更高。基于 BST 算法的 SSMIS 和 AMSR2 数据的 SIC 精度比基于 NT 或 NT2 算法要高,这与文献[17]研究中 SSM/I 和 AMSR-E 用于 SIC 估算的结果一致,具体原因将在后续分季节讨论。此外,利用 FCLS 算法和 FCLS-P 算法针对 3 种数据获得的 SIC 相对 NT 和 ASI 算法的精度较高。NT 和 ASI 算法在求解后将大于 1 的 SIC 解赋值为 1,而小于 0 的解赋值为 0。相比之下,FCLS 和 FCLS-P 算法考虑了反演过程中的误差因素,且对 SIC 结果进行了非负约束,并利用全约束最小二乘的数值优化方法进行求解,因此可获得更高精度的 SIC 结果。

表 3 中的 SIC 精度仍存在其他误差来源。首先,系点值为各类型海冰真实的亮温的假设将引起误差。由于海冰形态结构的多样性、海冰表面积雪的影响、不同季节和不同气候条件等都将导致实际情况中系点值与真实亮温的差异,从而引起求解过程的误差。不同类型海冰和开阔水域

的系点值来自平均大气状态下的卫星观测数据<sup>[20]</sup>,这将产生误差。开阔水域的系点值通常受到大气变化的影响,而海冰的系点值则受到海冰表面状态改变(如融化、积雪等)而引起的辐射改变的影响。因此,低 SIC 区域的精度对开阔水域的系点值最敏感,而高 SIC 区域对海冰表面状态变化最敏感<sup>[21]</sup>。在不同的大气条件下,固定系点值也将导致 SIC 的估算出现偏差,因此部分研究采用动态系点值以削弱大气条件的影响<sup>[22]</sup>。相同时间和相同空间尺度的 SIC 之间相关性最高,不同时间不同尺度则较弱<sup>[23]</sup>。由于船测数据的时空分辨率与被动微波数据差异较大,也对 SIC 精度评估存在影响。船测数据的空间分辨率为 1 km,每条数据为 1 h 内的海冰状态,被动微波数据的空间分辨率为 25 km 或 12.5 km,数据为日均亮温值,两者的时空分辨率的差异对结果造成不确定性。此外,船测数据具有约 10% 的观测误差<sup>[17]</sup>。可见,基于被动微波数据获取的 SIC 和船测数据比较出现差异是不可避免的。

3.3.2 SIC精度的季节性差异分析

从 552 条 ASSIST 船测数据中选择 172 条夏季数据和 165 条冬季数据,讨论各种数据及各种方法在不同季节获得的 SIC 差异,结果见表 4。

表 4 2019 年北极不同季节 SIC 的精度/%  
Tab.4 RMSE of Arctic SIC in Different Seasons in 2019/%

数据	FCLS		NT		BST		NT2		ASI		FCLS-P	
	夏季	冬季	夏季	冬季	夏季	冬季	夏季	冬季	夏季	冬季	夏季	冬季
SSMIS	19.0	12.8	20.7	24.4	20.7	14.4	—	—	23.9	23.5	23.4	15.6
MWRI	17.9	13.4	19.1	17.8	19.4	12.2	21.4	15.5	23.0	13.7	21.1	11.2
AMSR2	17.2	15.2	19.6	19.3	17.3	13.9	22.0	15.2	23.1	15.4	22.1	14.6

对比不同季节的 SIC 精度可以发现,基于相同的算法,夏季利用 MWRI 和 AMSR2 数据获得的 SIC 精度普遍高于 SSMIS;而冬季 MWRI 的精度通常高于 AMSR2 和 SSMIS。由此可见,MWRI 数据更稳定。

表 4 中,冬季 SIC 的精度总体优于夏季,主要是因为夏季海冰表面容易受表面融化、融池等影响,被动微波数据受含水量影响较大,导致反演精度低<sup>[24]</sup>。此外,融化和融池还将增加使用的系点值和实际系点值的差异,而冬季海冰表面较稳定,因此 SIC 精度较高。

由于算法的差异,基于各算法获得的 SIC 结果在夏季和冬季的精度可能不同,文献[18]的研

究结果也表明冬季 SIC 精度较优。基于 NT 算法获得的 3 种数据的 SIC 在夏季和冬季相差不大,主要因为极化差异和光谱梯度率对季节变化引起的系点值差异不敏感<sup>[9]</sup>。总体看,FCLS 和 FCLS-P 算法获得的 SIC 结果精度在冬季和夏季均较高,主要是由于它们考虑了误差因素和对 SIC 结果进行了非负约束,并利用全约束最小二乘的数值优化方法进行求解。ASI 算法基于 3 种数据获得的 SIC 精度低于 BST 算法,尤其是冬季的 SSMIS 数据,SSMIS-ASI 和 SSMIS-BST 的 RMSE 分别为 23.5% 和 14.4%。这一差异与文献[18]关于 SSM/I 数据的研究结果较一致,该结果中冬季基于 ASI 算法的 RMSE 为 17.4%,而基

于 BST 算法的精度为 10.9%。船舶在航行受到船只的破冰能力和冰情影响,通常在较薄冰区航行,导致船测数据中低 SIC 的记录偏多。BST 算法的 FM 模式适于较低 SIC 区域的估算<sup>[12]</sup>,这可能是造成 BST 算法精度较高的原因之一。

尽管获得的 SIC 结果空间分辨率较高,但是 NT2、ASI 和 FCLS-P 算法在夏季的精度较 FCLS、NT 和 BST 算法低,而在冬季则没有这种趋势,主要影响可能来自于 NT2、ASI 和 FCLS-P 算法使用的大气滤波器。大气滤波器的使用是为了减少大气水汽等对地表辐射的影响,但是大气滤波器在过滤云雾的同时,也可能过滤掉了新冰,引起较大的误差<sup>[21]</sup>。

### 3.3.3 不同类型海冰的密集度精度评估

NT 和 FCLS 算法可以估算一年冰和多年冰的密集度,因此本文还分析了这两种算法应用于不同数据后获得的多类型海冰密集度的精度,结果见表 5。

表 5 2019 年北极不同类型海冰密集度的精度/%

Tab.5 RMSE of First-year Ice and Multi-year Ice in Arctic SIC in 2019/%

数据	一年冰		多年冰	
	NT	FCLS	NT	FCLS
SSMIS	29.0	24.1	20.5	14.8
MWRI	30.6	24.4	19.3	16.8
AMSR2	29.8	25.0	22.6	16.7

由表 5 可知,不论是一年冰还是多年冰,SSMIS-NT 和 SSMIS-FCLS 均获得略优的精度(14.8%~29.0%),这表明 SSMIS 数据在估算多类型海冰的密集度时具有优势。原因可能是 MWRI 和 AMSR2 数据对应于一年冰和多年冰的系点值是基于 SSMIS 数据的系点值拟合而成的,在进行一年冰和多年冰密集度提取时,精度相比 SSMIS 略有降低。此外,FCLS 算法应用于每一种数据估算一年冰和多年冰的精度均比 NT 算法高,原因是 FCLS 算法相比 NT 算法增加了误差项的改正,可以有效地提升精度<sup>[10]</sup>。

在相同算法相同数据的情况下,多年冰的密集度精度均优于一年冰,这主要是由一年冰和多年冰表面物理特性等决定的。由于盐度、粗糙度和表面变形,一年冰表面特征变化大;多年冰的盐度较低,虽然表面呈波浪状,但通常是光滑的,因此,在被动微波数据中,一年冰亮温值的分布范围比多年冰更宽,导致一年冰的提取或识别比多年冰更难,从而引起 SIC 估算精度的下降<sup>[25]</sup>。

## 4 结 语

本文以 ASSIST 船测数据和 MODIS-AMSR2 产品为实测数据,通过评估 MWRI、SSMIS 和 AMSR2 应用于 2019 年间北极 SIC 的精度,分析 MWRI 应用于北极海冰参数观测的可靠性。结果表明,MWRI 数据在 12.5 km 和 25 km 空间分辨率下均获得较优的 SIC 估算精度(20.4%~24.4%)。由于 AMSR2 低频率波段数据的空间分辨率相比 MWRI 和 SSMIS 的低频率波段较高(12.5 km),因此它能利用低频率波段数据获得最优的 SIC 反演精度,其中 AMSR2-FCLS 的精度最高(18.6%)。对比 6 种反演方法,FCLS 和 FCLS-P 算法应用于 3 种数据均获得最优的精度。这两种 SIC 反演方法考虑了反演过程中的误差因素( $n$ ),且对 SIC 结果进行了非负约束,并利用数值优化方法进行求解,因此可获得更高精度的 SIC 结果。研究 SIC 精度的季节性变化发现,MWRI 数据在夏季和冬季都表现较好,而 SSMIS 数据获得的精度最低。但是,SSMIS 数据估算的多类型海冰的密集度相比 MWRI 和 AMSR2 更好,精度高约 0.9%~2.1%。

综上所述,MWRI 具有较稳定的性能,可应用于北极海冰密集度的监测研究。然而,整个评估过程也受到一些不确定因素的影响,如船测数据的精度、系点值的精度、多源数据间的尺度差异引起的不确定性等,可在进一步研究中通过引入多种实测数据、动态亮温数据集等减少这些因素的影响。另外,FY-3D 的 MWRI 与其他 FY 系列的 MWRI 之间会存在几何与辐射差异,将来在用于极地海冰研究时要做好数据一致性处理。

## 参 考 文 献

- [1] Jaiser R, Dethloff K, Handorf D, et al. Impact of Sea Ice Cover Changes on the Northern Hemisphere Atmospheric Winter Circulation[J]. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, 2012, 64(1): 53-66
- [2] Liu Tingting, Liu Yijun, Wang Zemin, et al. Time Series Analysis of Arctic New Ice Extent by Using Multi-Source Remotely Sensed Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(11): 1 473-1 478 (刘婷婷, 刘一君, 王泽民, 等. 基于多源遥感数据的北极新冰提取及范围时序变化分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2015, 40(11): 1 473-1 478)
- [3] Park M G, Yang S R, Kang S H, et al. Phytoplank-

- ton Biomass and Primary Production in the Marginal Ice Zone of the Northwestern Weddell Sea During Austral Summer[J]. *Polar Biology*, 1999, 21(4): 251-261
- [4] Overpeck J T, Otto-Bliesner B L, Miller G H, et al. Paleoclimatic Evidence for Future Ice-Sheet Instability and Rapid Sea-Level Rise [J]. *Science*, 2006, 311(5 768): 1 747-1 750
- [5] Wouters B, Martin-Español A, Helm V, et al. Dynamic Thinning of Glaciers on the Southern Antarctic Peninsula [J]. *Science*, 2015, 348 (6237): 899-903
- [6] Haas C, Howell S E L. Ice Thickness in the Northwest Passage [J]. *Geophysical Research Letters*, 2015, 42(18): 7 673-7 680
- [7] Parkinson C L. Arctic Sea Ice, 1973-1976; Satellite Passive-Microwave Observations [M]. Washington DC: Scientific and Technical Information Branch, NASA, 1987
- [8] Comiso J C. Characteristics of Arctic Winter Sea Ice from Satellite Multispectral Microwave Observations [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 1986, 91(C1): 975-994
- [9] Cavalieri D J, Gloersen P, Campbell W J. Determination of Sea Ice Parameters with the NIMBUS 7 SMMR [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1984, 89(D4): 5 355-5 369
- [10] Liu T T, Liu Y X, Huang X, et al. Fully Constrained Least Squares for Antarctic Sea Ice Concentration Estimation Utilizing Passive Microwave Data [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(11): 2 291-2 295
- [11] Kaleschke L, Lüpkes C, Vihma T, et al. SSM/I Sea Ice Remote Sensing for Mesoscale Ocean-Atmosphere Interaction Analysis[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2001, 27(5): 526-537
- [12] Markus T, Cavalieri D J. An Enhancement of the NASA Team Sea Ice Algorithm[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38 (3): 1 387-1 398
- [13] Zhao X, Chen Y, Kern S, et al. Sea Ice Concentration Derived from FY-3D MWRI and Its Accuracy Assessment [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 3272(99): 1-18
- [14] Wang Xiaoyu, Guan Lei, Li Lele. Comparison and Validation of Sea Ice Concentration from FY-3B/MWRI and Aqua/AMSR-E Observations[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2018, 22(5): 723-736 (王 晓雨, 管磊, 李乐乐. FY-3B/MWRI和Aqua/AMSR-E海冰密集度比较及印证[J]. 遥感学报, 2018, 22(5): 723-736)
- [15] Wu Zhankai, Wang Xingdong, Wang Feng. Inversion of Arctic Sea Ice Concentration Based on FY-3 MWRI Data[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2020, 42(4): 1 135-1 144 (吴展开, 王星东, 王峰. 基于FY-3 MWRI数据的北极海冰密集度反演研究[J]. 冰川冻土, 2020, 42(4): 1 135-1 144)
- [16] Liu Sen. Polar Sea Ice Concentration Retrieval Based on FY-3C Microwave Radiation Imager Data [D]. Beijing: National Marine Environmental Forecasting Center, 2019 (刘森. 基于FY-3C微波辐射计数据的极区海冰密集度反演方法研究[D]. 北京: 国家海洋环境预报中心, 2019)
- [17] Beitsch A, Kern S, Kaleschke L. Comparison of SSM/I and AMSR-E Sea Ice Concentrations with ASPeCt Ship Observations around Antarctica [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(4): 1 985-1 996
- [18] Kern S, Laverigne T, Notz D, et al. Satellite Passive Microwave Sea-Ice Concentration Data Set Intercomparison: Closed Ice and Ship-Based Observations [J]. *The Cryosphere*, 2019, 13(12): 3 261-3 307
- [19] Yu Q L, Wang H, Wan L Y, et al. Retrieving the Antarctic Sea-Ice Concentration Based on AMSR-E 89 GHz Data [J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2013, 32(9): 38-43
- [20] Cavalieri D J, Parkinson C L, DiGirolamo N, et al. Intersensor Calibration Between F13 SSMI and F17 SSMIS for Global Sea Ice Data Records [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9 (2): 233-236
- [21] Andersen S, Tonboe R, Kern S, et al. Improved Retrieval of Sea Ice Total Concentration from Spaceborne Passive Microwave Observations Using Numerical Weather Prediction Model Fields: An Intercomparison of Nine Algorithms [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 104(4): 374-392
- [22] Hao Guanghua, Su Jie. A Study on the Dynamic Tie Points ASI Algorithm in the Arctic Ocean [J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2015, 34(11): 126-135 (郝光华, 苏洁. 北极海冰密集度动态系点值ASI反演算法研究[J]. 海洋学报(中文版), 2015, 34 (11): 126-135)
- [23] Zhao Xi, Su Haoyue, Shi Zhongyu, et al. Intercomparison of Multi-Sources Sea Ice Concentration Data in Antarctic [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(11): 1 460-1 466 (赵羲, 苏昊月, 石中玉, 等. 南极海冰密集度多源数据的交叉检验[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2015, 40(11): 1 460-1 466)

- 2015, 40(11): 1 460–1 466)
- [24] Worby A P, Comiso J C. Studies of the Antarctic Sea Ice Edge and Ice Extent from Satellite and Ship Observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 92(1): 98–111
- [25] Liu T T, Wang M J, Wang Z M, et al. Joint Total Variation with Nonnegative Constrained Least Square for Sea Ice Concentration Estimation in Low Concentration Areas of Antarctica [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 99: 1–5

## Evaluation of Arctic Sea Ice Concentration Estimated by Fengyun-3D Microwave Radiation Imager

LIU Tingting<sup>1</sup> YANG Zijian<sup>1</sup> WANG Zemin<sup>1</sup> GAO Kefu<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Chinese Antarctic Center of Surveying and Mapping, Wuhan University, Wuhan 430079, China

<sup>2</sup> GNSS Research Center, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract: Objectives:** Sea ice concentration (SIC), which is defined as the proportion of a given area of ocean that is covered by ice, is a significant parameter for Arctic sea ice and climate change, an important input for regional climate model and numerical weather prediction model. The passive microwave sensors are able to penetrate the atmosphere and clouds, regardless of observation time, and their data is commonly used to retrieve SIC. Passive microwave obtained from the microwave radiation imager (MWRI) aboard on the Chinese Fengyun-3 (FY-3) series satellites can be used to extract polar SIC. However, the study on its accuracy is limited. **Methods:** This paper focuses on the application of MWRI to Arctic SIC estimation accuracy, and compares the SIC obtained using special sensor microwave imager sounder (SSMIS), MWRI and advanced microwave scanning radiometer 2 (AMSR2) data, and utilizes Bootstrap, NASA Team (NT), fully constrained least squares (FCLS), Enhanced NASA Team (NT2) and Arctic radiation and turbulence interaction study (ARTIST) sea ice (ASI) methods with the in-situ data. **Results:** Validation results show that MWRI has the smallest root mean square error (RMSE) at different spatial resolution (20.4%–24.4%). FCLS performed better than the other five algorithms for three passive microwave data because the error was considered during the SIC retrieve, the SIC was constrained with non-negative constrain, and numerical optimization was used to solved the SICs. In addition, MWRI performs well in summer (17.9%–23.0%) and winter (11.2%–17.8%). **Conclusions:** MWRI has relatively stable performance and a great potential for sea ice monitoring. Uncertainty also exists in evaluation, such as the uncertainty of accuracy of in-situ data in Arctic and tie points. Furthermore, scale difference between multi-source data could also induce the uncertainty of validation.

**Key words:** Fengyun-3D; microwave radiation imager; Arctic; sea ice concentration(SIC)

**First author:** LIU Tingting, PhD, associate professor, specializes in the satellite image processing and polar remote sensing. E-mail: ttliu23@whu.edu.cn

**Corresponding author:** GAO Kefu, PhD, lecturer. E-mail: gao@whu.edu.cn

**Foundation support:** The National Key Research and Development Program of China(2018YFC1406102); the National Natural Science Foundation of China(41941010); the Key Laboratory for Polar Science of the MNR (KP202004).

**引文格式:** LIU Tingting, YANG Zijian, WANG Zemin, et al. Evaluation of Arctic Sea Ice Concentration Estimated by Fengyun-3D Microwave Radiation Imager[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(12): 1843–1851. DOI: 10.13203/j.whugis20210449(刘婷婷, 杨子健, 王泽民, 等. 利用风云 3D 微波成像仪数据估算北极海冰密集度的精度评价[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2021, 46(12): 1843–1851. DOI: 10.13203/j.whugis20210449)