

DOI:10.7522/j.issn.1000-0240.2018.1146

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):1135-1144. [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):1135-1144.]

# 基于 FY-3 MWRI 数据的北极海冰密集度反演研究

吴展开<sup>1</sup>, 王星东<sup>1,2</sup>, 王 峰<sup>1</sup>

(1. 河南工业大学 信息科学与工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 中国科学院 遥感与数字地球研究所, 北京 100094)

**摘 要:** 以 ASI 算法 (ARTIST sea ice algorithm) 为基础, 得到基于风云 3C 气象卫星 (FY-3C) 微波辐射计 (MWRI) 数据的纯水与纯冰系数值, 利用插值方法确定基于 FY-3 MWRI 数据的 ASI 海冰密集度计算公式, 采用大津法 (Otsu 算法) 得到基于 MWRI 数据的天气滤波器阈值。以 2016 年 1 月数据为例, 对北极海冰密集度进行反演, 并与美国国家冰雪数据中心 (NSIDC) 以及德国不莱梅大学提供的海冰密集度产品进行对比验证。结果表明: 基于 MWRI 数据得到的 1 月平均海冰面积以及平均密集度均介于二者之间, 其中平均密集度与不莱梅产品更接近, 仅相差 1.310%。与风云卫星空间分辨率为 250 m 的中分辨率光谱成像仪 (MERSI) 数据得到的结果进行对比, 发现二者的海冰外缘线基本一致, MERSI 数据得到的海冰密集度以及海冰面积比 MWRI 数据得到的结果分别高出 5.029%、9.318%。因此, 应用该方法可有效推进 MWRI 数据反演北极海冰密集度, 进而监测北极海冰分布和变化。

**关键词:** FY-3; MWRI; 海冰密集度; ASI 算法; 北极

**中图分类号:** TP79; P731.15 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0240(2020)04-1135-10

## 0 引言

近年来北极海冰面积和体积均急剧减少<sup>[1-2]</sup>, 北极海冰的消融已成为地球变暖的重要证据之一, 是全球生态系统中重要的指示和衡量标志<sup>[3]</sup>。通过大量的反馈机制与气候系统的相互作用, 北极海冰对北极地区以及全球气候都有显著影响<sup>[4-6]</sup>。此外, 准确了解北极海冰的状态对天气预报以及北极相关作业 (钻探和导航) 也至关重要<sup>[7]</sup>。其中, 海冰密集度是研究海冰变化的重要参量, 它是指单位区域内海冰覆盖率的百分比<sup>[8]</sup>。探测北冰洋海冰密集度及分布状况, 可为开拓北冰洋航路和全球气候的研究提供可靠的基础数据和科学依据。

目前比较成熟的利用星载微波辐射计亮温数据来反演海冰密集度的方法主要有: Cavalieri 等<sup>[9]</sup>利用微波辐射计 (Special Sensor Microwave/Image,

SSM/I) 19.4 GHz 垂直和水平方向极化, 以及 37 GHz 垂直方向极化的亮温数据, 提出 NASA Team 算法, 该算法可用于一年冰以及多年冰密集度的反演; Comiso<sup>[10-11]</sup>利用基本能量运输方程和海冰发射率在不同频段的不同特征, 提出 Bootstrap 算法来计算海冰密集度, 该算法主要利用 19(18.7) GHz 和 37(36.5) GHz 两个频段的亮温数据来反演, 最终得到空间分辨率为 25 km 的海冰密集度产品; Markus 等<sup>[12]</sup>在 NASA Team 的基础上, 加上 89 GHz 垂直和水平极化亮温数据, 提出 NASA Team 2 算法; Hao<sup>[13]</sup>通过引入 AMSR-E 6.9 GHz 数据, 对已有的 NASA Team 算法进行改进, 提高了多年冰结果的计算精度; Lomax 等<sup>[14]</sup>利用 SSM/I 85.5 GHz 数据, 提出 Lomax 算法来计算海冰密集度, Lomax 算法是基于 Spencer 等<sup>[15]</sup>在 1989 年提出的极化纠正亮温 PCT (polarization corrected temperature) 概念的基础

收稿日期: 2018-09-13; 修订日期: 2019-03-04

基金项目: 冰冻圈科学国家重点实验室开放基金项目 (SKLCS-OP-2020-6); 河南省教育厅自然科学研究项目 (19B420001); 河南省重点研发与推广专项 (202102310334); 中国科学院数字地球重点实验室开放基金项目 (2018LDE005) 资助

作者简介: 吴展开 (1993 -), 男, 河南兰考人, 2017 年在河南工业大学获学士学位, 现为河南工业大学在读硕士研究生, 从事极地海冰研究. E-mail: spreadwu@126.com

通信作者: 王星东, 副教授, 从事基于主被动微波的极地冰盖/海冰研究. E-mail: zkywxd@163.com.

上得到的。而近年来又有学者基于其他不同层面或其他数据对海冰密集度算法做出新的研究,如 Kern 等<sup>[16]</sup>通过对熔池的研究进而分析其对夏季微波亮温数据以及海冰密集度结果的影响,并改善海冰密集度的反演精度;Korosov 等<sup>[17]</sup>提出一种基于欧拉平流方案对不同冰龄的海冰分布进行估算的算法;Gabarro 等<sup>[18]</sup>提出一种用最大似然估计法结合亮度温差的 SMOS 估算北极海冰密集度的新方法;Ye 等<sup>[19]</sup>通过引入再分析空气温度数据提高海冰密集度反演结果精度;王欢欢<sup>[20]</sup>根据 89 GHz 频段亮温数据针对一年冰、多年冰以及海水的不同特性,提出了一种反演多年密集度的方法;Karvonen<sup>[21]</sup>提出一种使用神经网络框架内的双极化 SAR 数据来估算海冰密集度;Kasapoğlu<sup>[22]</sup>的一项研究中,针对每个入射角范围选择 SAR 图像特征,并使用线性混合模型通过被动微波成像来反演海冰密集度;ASI 算法 (ARTIST sea ice algorithm) 产生于 1998 年“北极辐射和湍流交换的研究”项目中,该算法是 Kaleschke 等<sup>[23]</sup>在 Svendsen 等<sup>[24]</sup>提出的接近 90 GHz 频段海冰反演算法的基础上改进而来的,最初用于对北极海冰边缘的大气边界层做中尺度数值模拟,它的一个优势在于相比于其他使用 85 GHz 频段数据的算法,并不需要另外的数据输入,可以直接根据测得的亮温数据进行结果反演<sup>[25]</sup>,且与利用其他通道的海冰密集度算法有相似的结果<sup>[26]</sup>。ASI 算法最初应用于 SSM/I 数据,随着 AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer for the Earth Observing System) 数据的产生,Spren 等<sup>[27]</sup>将 ASI 算法应用到 AMSR-E 数据,并得到相应的海冰密集度计算公式;苏洁等<sup>[28]</sup>对基于 AMSR-E 89 GHz 频段微波数据的 ASI 算法中北极纯冰和纯水代表区域的  $P_i$  和  $P_0$  年平均值进行插值推算,并对海冰密集度反演公式进行了修正。Lu 等<sup>[29]</sup>通过辐射传输模型,评估了风、水蒸气以及液态水对地表亮温的影响,进而对原有的 ASI 算法进行改进,改进后的算法大大提高了冰水混合区域的海冰密集度的精度。张翔等<sup>[30]</sup>提出一种利用 HY-2 卫星扫描微波辐射计数据反演极地海冰密集度的算法;石立坚等<sup>[31]</sup>利用 HY-2 卫星微波辐射计数据,基于 NASA Team 算法反演了北极区域海冰密集度。罗丽程等<sup>[32]</sup>利用高分辨率 SAR 数据,并采用 k 均值聚类算法提取海冰信息,其与传统的海冰密集度产品结合,可构造信息更丰富的多尺度

冰情图。闻斌等<sup>[33]</sup>基于 SMAP 卫星雷达数据,分析 L 波段雷达后向散射系数、极化比和归一化极化差与海冰密集度之间的相关性,并建立人工神经网络算法对海冰密集度进行反演研究,结果表明 SMAP 海冰密集度产品与现有业务化海冰密集度产品具有很好的一致性。宋翔宇等<sup>[34]</sup>将亮温极化梯度率和光谱梯度率引入基于全约束最小二乘法 (fully constrained least squares, FCLS) 的海冰密集度估算方法,结果表明改进的 FCLS 算法具有较高的精确度,且对多年冰的估算优于一年冰。周颖等<sup>[35]</sup>利用 FY-3 MERSI 数据提出一种提取北极海冰分布信息的算法。

但目前应用 FY-3 MWRI 数据反演得到的海冰密集度产品较少,更没有将 ASI 海冰密集度算法应用到 MWRI 数据上的研究。与 SSM/I 数据相比, MWRI 数据拥有更宽的频率域;与 AMSR-E 数据相比, MWRI 在频率分布与空间分辨率上与前者相差不大。随着我国极地战略的推进以及冰上丝绸之路的提出,将目前比较成熟的海冰密集度算法应用到国产卫星数据中具有极其重要的意义。本研究为利用国产 FY-3 MWRI 数据反演北极海冰密集度做出部分工作,可为我国极地战略的推进以及北极航道的研究提供技术保障和数据支持。

## 1 数据来源

本文使用 2016 年 1 月 FY-3 卫星 MWRI 数据对北极地区的海冰密集度进行分析研究。FY-3 卫星能够获取全球范围内全天时间段多光谱通道的大气、地表和海表特性参数。MWRI 是装载于 FY-3 卫星上的传感器,该仪器为全功率双极化微波成像仪器<sup>[36]</sup>。MWRI 主要探测地表的热辐射,对地表参数比较敏感<sup>[37]</sup>,在多个特定的频率上接收来自地球表面与大气的水平和垂直两个极化的电磁辐射,提供全球性信息资料,主要用于反演降雨、云和大气中水汽含量、地表植被、海冰、雪覆盖及海面油污等分布情况,为天气预报和环境监测等提供资料<sup>[38]</sup>。FY-3 MWRI 数据相对于 SSM/I 数据拥有更多的通道数,同样满足 ASI 算法的应用需求,用于极地海冰密集度反演 (<http://satellite.nsmc.org.cn/PortalSite/Data/Satellite.aspx#>)。表 1 比较了 MWRI、SSM/I (搭载卫星 Defense Meteorological Satellite Program, DMSP) 以及 AMSR-E (搭载卫星 Aqua) 三种传感器参数。

表1 微波传感器MWRI、SSM/I及AMSR-E部分参数比较

Table 1 Some parameters of microwave sensor MWRI, SSM/I and AMSR-E

传感器	搭载卫星	频率/GHz	地面分辨率/(km×km)	极化方式	轨道高度/km	幅宽/km
MWRI	FY-3C	10.6	51×85	V/H	836	1 400
MWRI	FY-3C	18.7	30×50	V/H	836	1 400
MWRI	FY-3C	23.8	27×45	V/H	836	1 400
MWRI	FY-3C	36.5	18×30	V/H	836	1 400
MWRI	FY-3C	89	9×15	V/H	836	1 400
SSM/I	DMSP	19.3	69×43	V/H	833	1 394
SSM/I	DMSP	22.3	60×40	V	833	1 394
SSM/I	DMSP	37	37×29	V/H	833	1 394
SSM/I	DMSP	85.5	15×13	V/H	833	1 394
AMSR-E	Aqua	6.9	43×75	V/H	705	1 445
AMSR-E	Aqua	10.65	29×51	V/H	705	1 445
AMSR-E	Aqua	18.7	16×27	V/H	705	1 445
AMSR-E	Aqua	23.8	18×32	V/H	705	1 445
AMSR-E	Aqua	36.5	8×14	V/H	705	1 445
AMSR-E	Aqua	89	9×10	V/H	705	1 445

2 算法

2.1 ASI算法

ASI算法是在1998年“北极辐射和湍流交换的研究”项目中产生的，最开始提出这个算法的目的是为了更好地利用更高分辨率的SSM/I 85 GHz数据，对北极海冰边缘的大气边界层做中尺度数值模拟<sup>[24]</sup>。ASI算法根据极化差异(polarization difference)来计算海冰密集度。

$$P=T_{bv}-T_{bh}$$
 (1)

式中： $T_{bv}$ 为垂向极化的亮温； $T_{bh}$ 为水平极化的亮温。考虑到大气对极化差异的影响 $a_c$ ， $P$ 可以写为

$$P=P_s e^{-\tau}(1.1e^{-\tau}-0.11)=P_s a_c$$
 (2)

式中： $\tau$ 为大气的不透明度； $P_s$ 为被观测物体表面的极化差异。

$$P_s=CP_{s,i}+(1-C)P_{s,w}$$
 (3)

式中： $P_{s,i}$ 和 $P_{s,w}$ 分别为海冰表面和海水面的极化差异； $C$ 为海冰密集度。对于开阔水面， $C=0$ ，极化差异 $P_0=a_0P_{s,w}$ ；对于100%海冰覆盖区域， $C=1$ ，极化差异 $P_1=a_1P_{s,i}$ 。对式 $P=[CP_{s,i}+(1-C)P_{s,w}]a_c$ 在 $C=0$ 和 $C=1$ 处做泰勒展开，并忽略高阶项可得

$$P=a_0C(P_{s,i}-P_{s,w})+P_0 \quad (C \rightarrow 0)$$
 (4)

$$P=a_1(C-1)(P_{s,i}-P_{s,w})+P_1 \quad (C \rightarrow 1)$$
 (5)

于是得到

$$C=(\frac{P}{P_0}-1)(\frac{P_{s,w}}{P_{s,i}-P_{s,w}}) \quad (C \rightarrow 0)$$
 (6)

$$C=\frac{P}{P_1}+(\frac{P}{P_1}-1)(\frac{P_{s,w}}{P_{s,i}-P_{s,w}}) \quad (C \rightarrow 1)$$
 (7)

对于北极地区而言， $\frac{P_{s,w}}{P_{s,i}-P_{s,w}}$ 的典型取值

为-1.14<sup>[23]</sup>。

为了更详细地反演从0到100%所有的海冰密集度，需要对式(6)~(7)的解进行合理插值。因此，选择一个三阶的多项式来拟合从0到100%的海冰密集度。

$$C=d_3p^3+d_2p^2+d_1p+d_0$$
 (8)

利用式(6)~(7)以及两式对 $P$ 的一阶导数，计算得到 $d_0, d_1, d_2, d_3$ 。

$$\begin{bmatrix} P_0^3 & P_0^2 & P_0 & 1 \\ P_1^3 & P_1^2 & P_1 & 1 \\ 3P_0^2 & P_1 & 1 & 0 \\ 3P_1^2 & 2P_1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_3 \\ d_2 \\ d_1 \\ d_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1.14 \\ -0.14 \end{bmatrix}$$
 (9)

所以，如果已知无冰海面和100%海冰覆盖区域的特征点的 $P_0$ 和 $P_1$ ，就可以得到 $d_0, d_1, d_2, d_3$ ，最终得到海冰密集度 $C$ 。

2.2 基于FY-3 MWRI数据的ASI算法

ASI算法针对不同的数据核心参数会有所变化，将ASI算法应用到MWRI数据中需要重新确定海冰密集度计算公式中的相关参数。通过选取典型海域的样本点，获取纯水与纯冰的系数点值，进而确定海冰密集度的计算公式，其中确定纯水系点值的典型区域须满足该区域全年均为开阔水域，确定纯冰系数点值的典型区域须满足该区域全年均为海冰。因此选取图1中两个矩形区域，其中海冰区域位于加拿大北极群岛以北的区域，海水区域位于格陵兰海冰外缘线以南区域。



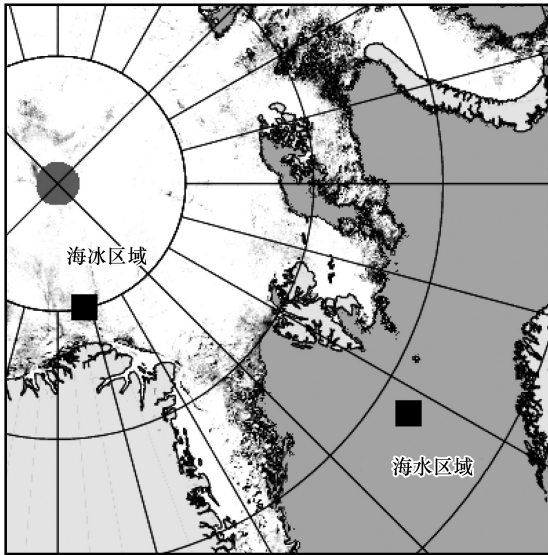


图1 样本点区域位置选取(来源: <https://seai.uni-bremen.de/start/>)

Fig. 1 Location of the sample points (source: <https://seai.uni-bremen.de/start/>)

所选样本点会受到天气、数据本身以及选取区域的影响,因此在整个选取样本点的过程中,对2016年全年的MWRI日数据89 GHz频段极化差进行样本点统计。通过分别计算两个区域内所有样本点的极化差异、进行概率分布统计,选取逐日最大概率发生的值作为当天的极化差异值,再对全年的极化差异值进行求均值,得到如图2~3所示的统计图。最终确定基于FY-3 MWRI数据89 GHz的纯水( $P_0$ )系点值平均结果为47.6 K,纯冰( $P_1$ )系点值平均结果为10.8 K。对式(9)进行插值计算,得到基于FY-3 MWRI数据的ASI海冰密集度 $C$ 的表达式为

$$C = 1.29 \times 10^{-5} p^3 - 1.28 \times 10^{-3} p^2 + 1.01 \times 10^{-2} p + 1.02 \quad (10)$$

使用高频数据时,大气中云层液态水和海面水蒸气对亮温的影响较为严重。特别是无冰海面上的气旋会减弱海水表面的极化差异,使这部分海

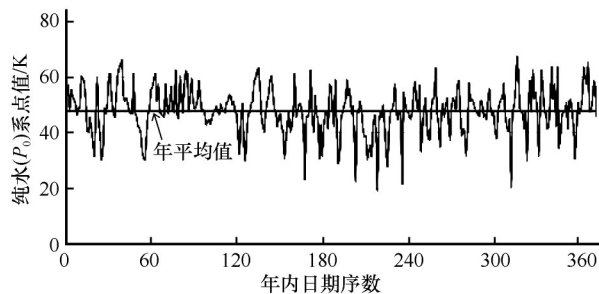


图2 海水样本点统计结果

Fig. 2 The statistical results of seawater sample points

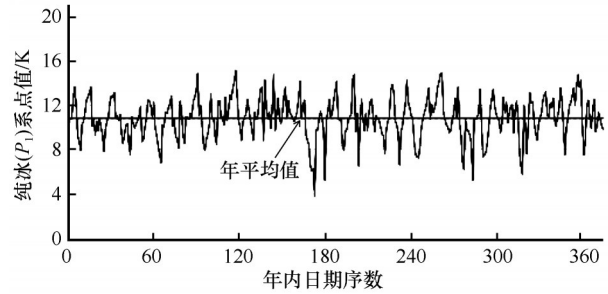


图3 海冰样本点统计结果

Fig. 3 The statistical results of sea ice sample points

水像元接近海冰的极化差异,可能导致该部分海水被误认为海冰。因此,使用天气滤波器来去除在水面因误差计算出的海冰是非常有必要的。截至目前,所有的天气滤波器基本上都是利用了低分辨率的低频段数据。Comiso<sup>[10]</sup>在1986年提出通过使用36.5 GHz和18.7 GHz两个频段的梯度率GR (gradient ratio)来减弱天气的影响,因为在水面上GR(37/19)大于0,而在冰面上GR(37/19)接近0或者小于0。1995年,Comiso<sup>[11]</sup>对这个天气滤波器进行了改进,除了应用原来的GR(37/19)外,又增加了GR(23/19),因为23与19频段的梯度率对大气中的水蒸气更为敏感,而GR(37/19)可以弱化海冰的边缘由于表面温度的变化而造成的影响。步骤如下:

①利用36.5 GHz以及18.7 GHz的梯度率GR过滤掉云中液态水的影响。

$$GR(37/19) = [T_b(37V) - T_b(19V)] / [T_b(37V) + T_b(19V)] \quad (11)$$

$$GR(37/19) \geq 0.045 \quad (C \rightarrow 0) \quad (12)$$

②使用23.8 GHz以及18.7 GHz频段的梯度率GR去除海水表面大量水蒸气的影响。

$$GR(23/19) = [T_b(23V) - T_b(19V)] / [T_b(23V) + T_b(19V)] \quad (13)$$

$$GR(23/19) \geq 0.04 \quad (C \rightarrow 0) \quad (14)$$

经过以上两次过滤,天气对海冰造成误判的影响大部分已经消除掉,此时只有某些特别极端的天气因素才会造成小部分影响。

天气滤波器的阈值也会随数据的变化而改变,使用Otsu算法来确定FY-3 MWRI数据的天气滤波器阈值。Otsu算法,又被称为大津法,该方法是根据图像数据值之间的方差选取阈值。其原理如下:

首先假设阈值具有 $L$ 级数据的图像划分为两类,即 $C_0 \in [0, T]$ 及 $C_1 \in [T+1, L-1]$ 。图像各数据级对应的概率为

$$p_i = \frac{n_i}{N} \quad (15)$$

式中:  $N$  为原图的总像素个数;  $n_i$  为数据级为  $i$  的像素个数; 且有  $p_i \geq 0$ ,  $\sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1$ 。  $C_0$  和  $C_1$  类的概率分别为

$$w_0 = p_r(C_0) = \sum_{i=0}^T w(T) \quad (16)$$

$$w_1 = p_r(C_1) = \sum_{i=T+1}^{L-1} p_i = 1 - w(T) \quad (17)$$

$C_0$  和  $C_1$  类的均值分别为

$$u_0 = \frac{\sum_{i=0}^T ip_i}{\sum_{i=0}^T w_0} = \frac{u(T)}{w(T)} \quad (18)$$

$$u_1 = \frac{\sum_{i=T+1}^{L-1} ip_i}{\sum_{i=T+1}^{L-1} w_1} = \frac{\bar{u} - u(T)}{1 - w(T)} \quad (19)$$

其中,  $\bar{u} = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i$ , 为图像的均值。  $C_0$  和  $C_1$  的类间方差为

$$\sigma_g^2 = w_0 w_1 (u_1 - u_0)^2 \quad (20)$$

海冰和海水的最佳分类阈值  $T^*$  应使类间方差最大, 即

$$T^* = \arg \max_{0 \leq T \leq L-1} \sigma_g^2 \quad (21)$$

通过运算, 得出 GR(37/19) 天气滤波器的阈值为 0.05, 即当 GR(37/19)  $\geq 0.05$  时, 令其海冰密集

度为 0; GR(23/19) 天气滤波器的阈值为 0.045, 即当 GR(23/19)  $\geq 0.045$  时, 令其海冰密集度为 0。通过天气滤波器处理, 绝大部分受天气影响而导致计算错误的海冰都被过滤掉了, 被纠正为海水。

### 3 结果与验证

以 2016 年 1 月 FY-3 MWRI 数据为例对北极海冰密集度进行结果反演, 并经过天气滤波器的处理, 去除掉受天气影响的无效海冰像元, 得到每日平均海冰密集度结果。通过对 1 月 31 天每日海冰密集度结果进行累加并求取平均结果, 最终得到如图 4(c) 所示的月平均海冰密集度结果。为了充分验证本文结果的精度以及基于 FY-3 MWRI 数据提取的海冰与海水系点值的准确性, 分别从美国国家冰雪数据中心 (National Snow and Ice Data Center, NSIDC, <https://nsidc.org/data>) 以及德国不莱梅大学 (University Bremen, Germany, <https://seaice.uni-bremen.de/start/>) 获取同期的海冰密集度产品。其中, 图 4(b) 为 NSIDC 提供的由 SSM/I 数据基于 NASA TEAM 算法反演出的结果; 图 4(a) 为不莱梅提供的由 AMSR-E 数据基于 ASI 算法反演出的结果。

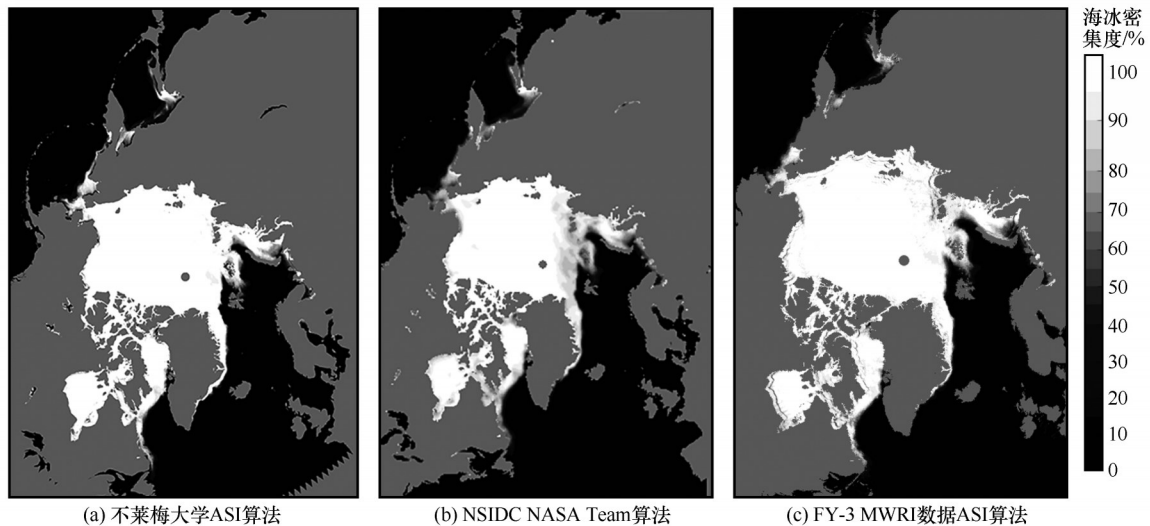


图4 三种算法下2016年1月北极平均海冰密集度

Fig. 4 Averaged monthly sea ice concentration in Arctic in January, 2016: ASI algorithm based on University Bremen (a), NASA Team algorithm based on NSIDC (b), ASI algorithm based on FY-3 MWRI (c)

MWRI 数据得到的结果与不莱梅提供的结果均使用了 ASI 算法, 二者的海冰密集度分布状况基本一致, 北冰洋中心区域均为高密度海冰; NSIDC 提供的结果基于 NASA Team 算法使用 SSM/I 数据反演得到, 而 NASA Team 算法使用的

是低频数据, 明显低于 ASI 算法, 海冰边缘区域的低密集度海冰分布较多。为了更加明确地对比分析以上结果, 以及更为直观地对比三种海冰面积结果在 1 月的变化趋势以及差异, 制作了海冰面积变化趋势图 (图 5) 和统计表 (表 2)。

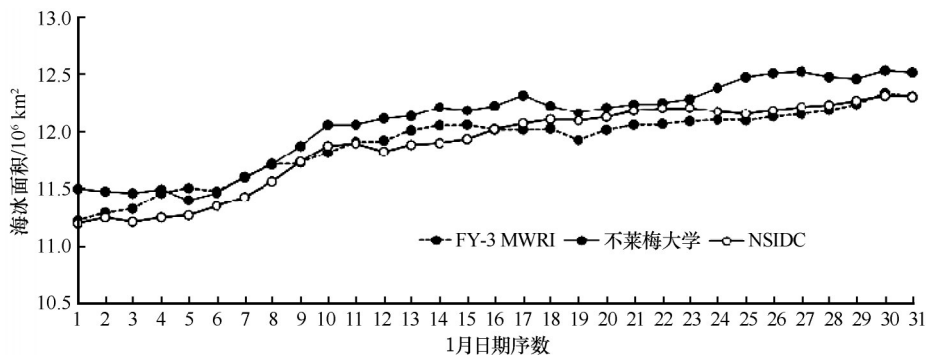


图5 三种算法下2016年1月北极海冰面积日变化

Fig. 5 Daily variations of sea ice area in January, 2016, quoted from FY-3 MWRI, University Bremen, and NSIDC

表2 三种算法下日平均海冰面积和海冰密集度

Table 2 Daily sea ice area and sea ice concentration resulted from three algorithms

日期 (年-月-日)	海冰面积/10 <sup>6</sup> km <sup>2</sup>			海冰密集度			FY-3 与不莱梅海冰 面积同比差值/%	FY-3 与 NSIDC 海冰 面积同比差值/%
	FY-3	不莱梅	NSIDC	FY-3	不莱梅	NSIDC		
2016-01-01	11.215	11.493	11.191	0.926	0.927	0.855	-2.480	0.210
2016-01-02	11.285	11.470	11.243	0.923	0.927	0.851	-1.641	0.369
2016-01-03	11.318	11.454	11.205	0.922	0.927	0.853	-1.195	1.000
2016-01-04	11.454	11.487	11.243	0.916	0.929	0.855	-0.281	1.843
2016-01-05	11.499	11.394	11.262	0.912	0.924	0.852	0.912	2.060
2016-01-06	11.472	11.455	11.342	0.914	0.921	0.847	0.148	1.130
2016-01-07	11.592	11.598	11.421	0.919	0.923	0.848	-0.054	1.470
2016-01-08	11.712	11.704	11.558	0.925	0.927	0.856	0.068	1.313
2016-01-09	11.723	11.867	11.729	0.912	0.931	0.862	-1.226	-0.057
2016-01-10	11.810	12.049	11.868	0.913	0.930	0.860	-2.025	-0.495
2016-01-11	11.905	12.051	11.890	0.912	0.929	0.856	-1.226	0.128
2016-01-12	11.916	12.108	11.819	0.915	0.931	0.857	-1.608	0.818
2016-01-13	12.004	12.128	11.878	0.924	0.928	0.850	-1.033	1.055
2016-01-14	12.048	12.206	11.894	0.913	0.934	0.857	-1.310	1.280
2016-01-15	12.054	12.179	11.929	0.919	0.932	0.858	-1.033	1.034
2016-01-16	12.011	12.219	12.016	0.923	0.932	0.859	-1.729	-0.045
2016-01-17	12.012	12.311	12.065	0.919	0.934	0.863	-2.488	-0.443
2016-01-18	12.020	12.219	12.100	0.914	0.931	0.861	-1.652	-0.666
2016-01-19	11.921	12.157	12.089	0.914	0.927	0.862	-1.987	-1.410
2016-01-20	12.010	12.203	12.121	0.910	0.925	0.862	-1.606	-0.928
2016-01-21	12.054	12.233	12.177	0.908	0.927	0.862	-1.484	-1.021
2016-01-22	12.061	12.244	12.197	0.913	0.926	0.864	-1.520	-1.131
2016-01-23	12.084	12.279	12.200	0.920	0.929	0.866	-1.617	-0.960
2016-01-24	12.098	12.376	12.169	0.918	0.925	0.859	-2.297	-0.581
2016-01-25	12.091	12.466	12.148	0.918	0.928	0.857	-3.100	-0.470
2016-01-26	12.125	12.501	12.178	0.913	0.927	0.850	-3.097	-0.434
2016-01-27	12.146	12.515	12.210	0.915	0.932	0.854	-3.036	-0.526
2016-01-28	12.181	12.467	12.227	0.910	0.927	0.854	-2.349	-0.383
2016-01-29	12.235	12.451	12.264	0.917	0.924	0.850	-1.768	-0.239
2016-01-30	12.331	12.525	12.309	0.915	0.926	0.854	-1.575	0.177
2016-01-31	12.303	12.507	12.298	0.911	0.926	0.855	-1.659	0.039
平均值	11.894	12.075	11.749	0.916	0.928	0.856	-1.521	1.219
极大值	12.331	12.525	12.309	0.926	0.934	0.866	-1.573	0.178

由表2可知:

#### (1) 平均海冰面积

MWRI 数据得到的 1 月平均海冰面积为  $11.894 \times 10^6 \text{ km}^2$ , 与 NSIDC 的  $11.749 \times 10^6 \text{ km}^2$  同比差值为 1.219%, 与不莱梅的  $12.508 \times 10^6 \text{ km}^2$  同比差值为 -1.521%。

#### (2) 单日最大海冰面积

MWRI 数据得到的 1 月单日海冰面积最大为  $12.331 \times 10^6 \text{ km}^2$ , 与 NSIDC 的  $12.309 \times 10^6 \text{ km}^2$  同比差值为 0.178%, 与不莱梅的  $12.525 \times 10^6 \text{ km}^2$  同比差值为 -1.573%。海冰极大值日均为 1 月 30 日。

#### (3) 单日最小海冰面积

MWRI 数据得到的 1 月单日海冰面积最小为  $11.215 \times 10^6 \text{ km}^2$ , 与 NSIDC 的  $11.191 \times 10^6 \text{ km}^2$  同比差值为 0.213%, 与不莱梅的  $11.394 \times 10^6 \text{ km}^2$  同比差值为 -1.596%。MWRI 结果与 NSIDC 结果海冰极小值日均为 1 月 1 日, 不莱梅结果极小值日为 1 月 5 日。

#### (4) 平均海冰密集度

MWRI 数据得到的 1 月平均海冰密集度为 0.916, 与 NSIDC 的 0.856 同比差值为 6.553%, 与不莱梅的 0.928 同比差值为 -1.310%。MWRI 结果更接近不莱梅的结果, 平均海冰面积三者基本一致。

由图5看出, 本文基于 FY-3 MWRI 数据并使用 ASI 算法反演得到的结果, 与 NSIDC 以及不莱梅提供的结果都比较接近。从 1 月 31 天的海冰面积变化趋势来看, 三种结果均呈现出平稳增加的趋势。MWRI 结果显示, 海冰面积平均以  $0.0313 \times 10^6 \text{ km}^2 \cdot \text{d}^{-1}$  的速度增加, NSIDC 与不莱梅的结果分别以  $0.0389 \times 10^6 \text{ km}^2 \cdot \text{d}^{-1}$ 、 $0.0388 \times 10^6 \text{ km}^2 \cdot \text{d}^{-1}$  的速度增加。

为进一步验证本文结果反演精度, 引用空间分辨率为 250 m 的风云卫星中分辨率光谱成像仪 (MERSI) 数据进行结果对比。基于本文方法得到的 2018 年 6 月 10 日北极地区的海冰密集度结果如图 6 所示, 选取大利亚霍夫岛附近海域 (图中矩形区域) 作为研究样本, 用 MERSI 数据进行对比验证。

从风云气象卫星中心获取 2018 年 6 月 10 日 MERSI 数据, 经预处理后并进行研究区域裁剪, 得到如图 7(a) 所示的可见光原始图像。本文采用目前较为普遍使用的单通道系点法反演海冰密集度

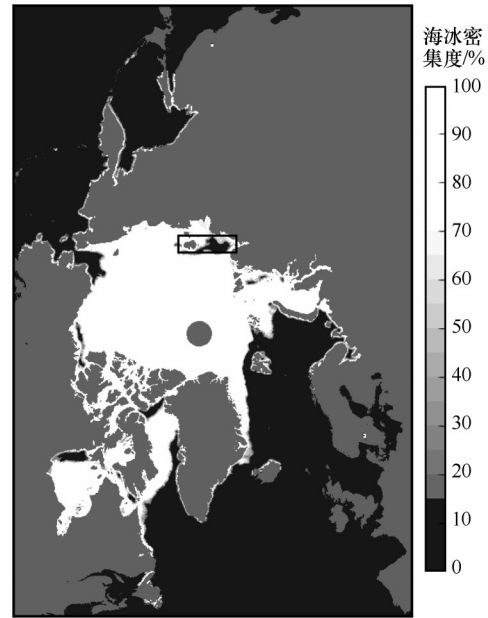


图6 基于 FY-3 MWRI 数据得到的 2018 年 6 月 10 日  
北极海冰密集度

Fig. 6 Sea ice concentration in Arctic on June 10, 2018,  
based on FY-3 MWRI data

信息, 算法公式<sup>[39]</sup>为

$$C = \begin{cases} 0 & A \leq A_w \\ (A - A_w) / (A_i - A_w) & A_w < A < A_i \\ 100\% & A \geq A_i \end{cases} \quad (22)$$

式中:  $C$  为海冰密集度;  $A$  为像元的实际反照率;  $A_i$  和  $A_w$  分别为纯冰与纯水的反照率。

通过对 MERSI 波段 1 的数据进行处理, 得到如图 7(b) 所示的海冰密集度结果。并对基于 MWRI 数据的 2018 年 6 月 10 日的海冰密集度结果进行裁剪, 得到如图 7(c) 所示的研究区域的海冰密集度结果。

对比图 7(b) 与图 7(c) 可知, 两者的海冰外缘线基本一致, 其中由光学数据得到的结果, 在陆地以及海岛边缘区域反演得更为精确, 而 MWRI 数据得到的结果对于浮冰、流冰的识别较弱。经统计, 基于 MWRI 得到的平均海冰密集度为 0.678, 海冰面积为  $160\,929 \text{ km}^2$ ; 基于 MERSI 得到的平均海冰密集度为 0.714, 海冰面积为  $177\,465 \text{ km}^2$ 。二者海冰密集度相差 5.029%, 海冰面积相差 9.318%。综上所述可知, 本文基于 MWRI 数据运用 ASI 算法得到的海冰密集度结果, 其海冰边缘线与光学数据得到的结果基本一致, 海冰密集度以及海冰面积略低于光学数据得到的结果。



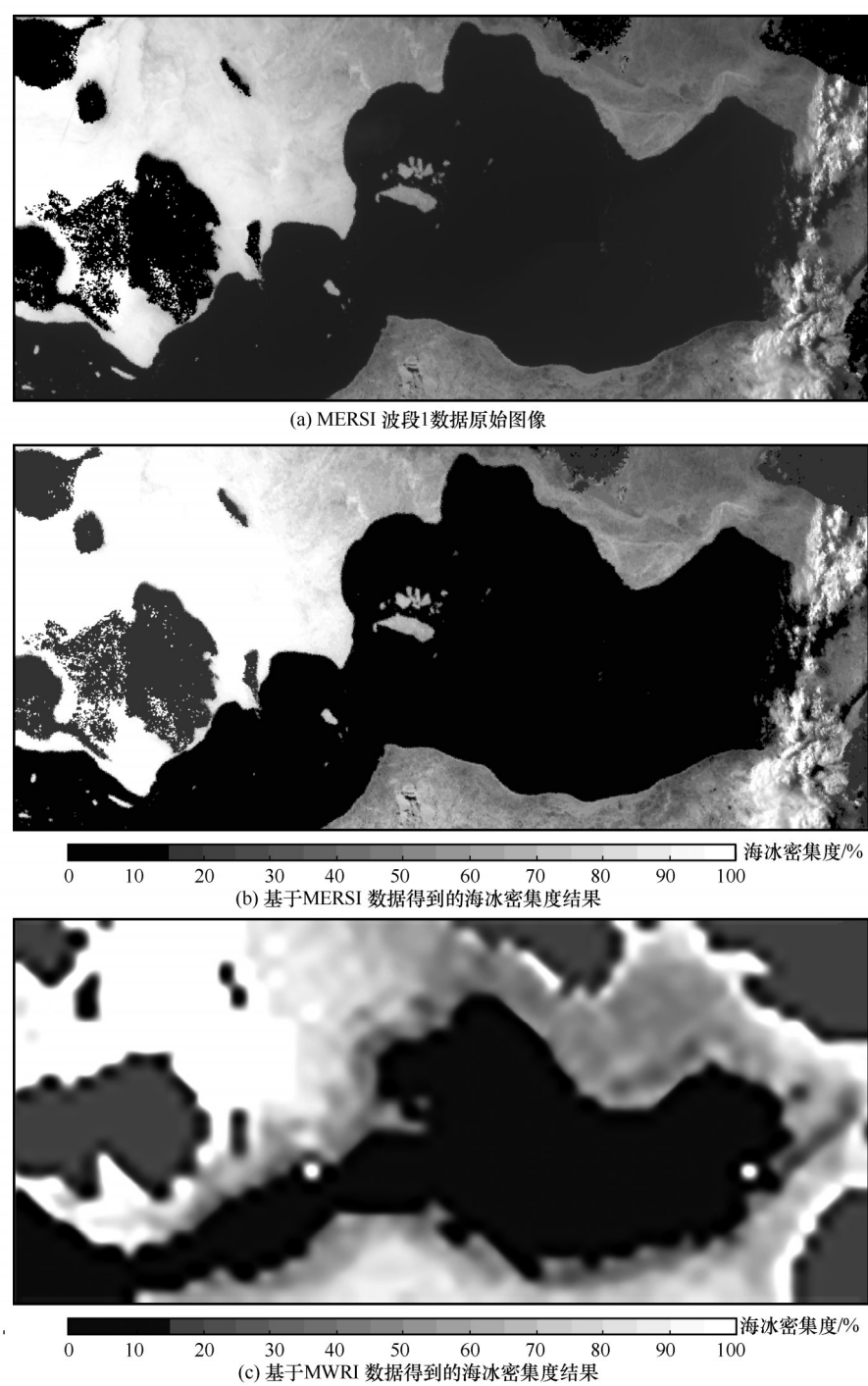


图7 北极大利亚霍夫岛附近海域光学验证结果

Fig. 7 Optical verification results of sea area near Daliahov Island, Arctic: original image of MERSI data band 1 (a), sea ice concentration based on MERSI data (b), and sea ice concentration based on MWRI data (c)

4 结论

以2016年1月共31天的FY-3 MWRI数据为例,通过选取典型区域的样本点进行筛选统计得到基于MWRI数据的海冰与海水的系数点值,进而确定基于ASI算法的海冰密集度计算公式。再引入Otsu算法确定基于MWRI数据的天气滤波器阈值,最终

得到2016年1月北极海冰密集度以及海冰面积结果。利用美国国家冰雪数据中心(NSIDC)与德国不莱梅大学业务化海冰密集度产品进行对比验证,发现不莱梅月平均海冰密集度以及海冰面积均最高,NSIDC结果均最低,MWRI结果介于两者之间。但三种结果的月平均海冰面积差别均不大,而



MWRI 结果与不莱梅较为接近。此外, 以 2018 年 6 月 10 日数据为例, 截取大利亚霍夫岛附近海域为研究区域, 引入 MERSI 光学数据反演了海冰密集度。结果表明, 两者海冰外缘线基本一致, MWRI 数据得到的海冰密集度以及海冰面积略低于光学数据结果。因此, 基于 FY-3 MWRI 数据所得到的 ASI 海冰密集度算法计算公式以及结果是可信的, 将国产 FY-3 MWRI 数据应用于 ASI 算法进行海冰密集度反演是可行的。

### 参考文献(References):

- [1] Comiso J C. Large decadal decline of the Arctic multiyear ice cover[J]. *Journal of Climate*, 2011, 25(4): 1176–1193.
- [2] Stroeve J C, Serreze M C, Holland M M, et al. The Arctic's rapidly shrinking sea ice cover: a research synthesis[J]. *Climatic Change*, 2012, 110(3/4): 1005–1027.
- [3] Budikovan D. Role of Arctic sea ice in global atmospheric circulation: a review[J]. *Global and Planetary Change*, 2009, 68(3): 149–163.
- [4] Holland M M, Bitz C M. Polar amplification of climate change in coupled models[J]. *Climate Dynamics*, 2003, 21(3/4): 221–232.
- [5] Cohen J, Screen J A, Furtado J C, et al. Recent Arctic amplification and extreme mid-latitude weather[J]. *Nature Geoscience*, 2017, 7(9): 627–637.
- [6] Vihma T. Effects of Arctic sea ice decline on weather and climate: a review[J]. *Surveys in Geophysics*, 2014, 35(5): 1175–1214.
- [7] Thomas D N, Dieckmann G S. Sea ice[M]. 2nd ed. Hoboken, New Jersey, USA: Wiley-Blackwell Publishing, 2010.
- [8] Ulaby F. Microwave remote sensing: active and passive; microwave remote sensing fundamentals and radiometry[J]. *Remote Sensing A*, 1981, 2(5): 1223–1227.
- [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): 5355–5369.
- [10] 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.
- [11] Comiso J C. SSM/I sea ice concentrations using the Bootstrap algorithm; NASA RP-1380[R]. Washington, D. C.: National Aeronautics and Space Administration, 1995.
- [12] Markus T, Cavalieri D. An enhancement of the NASA Team sea ice algorithm[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38: 1387–1398.
- [13] Hao Guanghua. A study of multiyear ice concentration retrieval algorithms using AMSR-E data[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2015, 34(9): 102–109.
- [14] Lomax A S, Lubin D, Whritner R H. The potential for interpreting total and multiyear ice concentrations in SSM/I 85.5 GHz imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 54: 13–26.
- [15] Spencer R W, Goodman H M, Hood R E. Precipitation retrieval over land and ocean with SSM/I: identification and characteristics of the scattering signal[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1989, 6: 254–273.
- [16] Kern S, Rösel A, Pedersen L T, et al. The impact of melt ponds on summertime microwave brightness temperatures and sea-ice concentrations[J]. *Cryosphere Discussions*, 2016, 10(5): 2217–2239.
- [17] Korosov A A, Rampal P, Pedersen L T, et al. A new tracking algorithm for sea ice age distribution estimation[J]. *Cryosphere Discussions*, 2018, 12(6): 2073–2085.
- [18] Gabarro C, Turiel A, Elosegui P, et al. New methodology to estimate Arctic sea ice concentration from SMOS combining brightness temperature differences in a maximum-likelihood estimator[J]. *Cryosphere Discussions*, 2017, 11(4): 1987–2002.
- [19] Ye Y, Heygster G, Shokr M. Improving multiyear ice concentration estimates with reanalysis air temperatures[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(5): 2602–2614.
- [20] Wang Huanhuan. Multiyear ice retrieval using passive microwave remote sensing radiometer AMSR-E 89 GHz data[D]. Qingdao, Shandong: Ocean University of China, 2009. [王欢欢. 利用遥感卫星 AMSR-E 89 GHz 频段的数据反演北极多年冰密集度[D]. 山东青岛: 中国海洋大学, 2009.]
- [21] Karvonen J. Baltic sea ice concentration estimation based on C-band HH-polarized SAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 5(6): 1874–1884.
- [22] Kasapoglu N G. Sea ice concentration retrieval using composite scan SAR features in a SAR data assimilation process[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(12): 2085–2089.
- [23] Kaleschke L, Liipkes 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.
- [24] Svendsen E, Mauler C, Grenfell T C. A model for retrieving total sea ice concentration from a spaceborne dual-polarization passive microwave instrument operating near 90 GHz[J]. *International Journal on Remote Sensing*, 1987, 8(10): 1479–1487.
- [25] Kern S. A new method for medium-resolution sea ice analysis using weather-influence corrected special sensor microwave/imager 85 GHz data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(21): 4555–4582.
- [26] Kem S, Kaleschke L, Clausi D A. A comparison of two 85 GHz SSM/I ice concentration algorithm with AVHRR and ERS-2SAR imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(10): 2294–2306.
- [27] Spreen G, Kaleschke L, Heygster G. Sea ice remote sensing using AMSR-E 89-GHz channels[J/OL]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2008, 113(C2) [2019-03-04]. <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/2005JC003384>.
- [28] Su Jie, Hao Guanghua, Ye Xinxin, et al. The experiment and validation of sea ice concentration AMSR-E retrieval algorithm in polar region[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2013, 17(3): 495–513. [苏洁, 郝光华, 叶鑫欣, 等. 极区海冰密集度 AMSR-E 数据反演算法的试验与验证[J]. *遥感学报*, 2013, 17(3): 495–513.]
- [29] Lu J, Heygster G, Spreen G. Atmospheric correction of sea ice concentration retrieval for 89 GHz AMSR-E observations[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(5): 1442–1457.
- [30] Zhang Xiang, Wang Zhenzhan, Chen Hua. A sea ice concentration algorithm based on HY-2 scanning radiometer data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2012, 27(6): 912–918. [张翔, 王振占, 谌华. 一种利用 HY-2 卫星扫描

- 微波辐射计数据反演极地海冰密集度的算法[J]. 遥感技术与应用, 2012, 27(6): 912–918. ]
- [31] Shi Lijian, Wang Qimao, Zou Bin, et al. Arctic sea ice concentration retrieval using HY-2 radiometer data [J]. Chinese Journal of Polar Research, 2014(4): 410–417. [石立坚, 王其茂, 邹斌, 等. 利用海洋(HY-2)卫星微波辐射计数据反演北极区域海冰密集度[J]. 极地研究, 2014(4): 410–417. ]
- [32] Luo Licheng, Zhang Wenqi, Hu Yong, et al. Information extraction of arctic sea ice based on Sentinel-1 satellite[J]. Aerospace Shanghai, 2018(3): 16–22. [罗丽程, 张文奇, 胡勇, 等. 基于 Sentinel-1 卫星的北冰洋海冰信息提取[J]. 上海航天, 2018(3): 16–22. ]
- [33] Wen Bin, Zhou Xuan, Zhong Jinsong, et al. Sea ice concentration retrieval based on SMAP radar data[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2018, 40(6): 29–39. [闻斌, 周旋, 种劲松, 等. 基于 SMAP 卫星雷达资料的海冰密集度反演技术研究[J]. 海洋学报, 2018, 40(6): 29–39. ]
- [34] Song Xiangyu, Liu Tingting, Wang Zemin, et al. Estimation of Antarctic sea ice concentration based on an improved FCLS algorithm[J]. Chinese Journal of Polar Research, 2018(1): 67–76. [宋翔宇, 刘婷婷, 王泽民, 等. 基于改进 FCLS 算法的南极海冰密集度估算及算法比较[J]. 极地研究, 2018(1): 67–76. ]
- [35] Zhou Ying, Gong Cailan, Hu Yong, et al. Extraction of sea ice information in the Arctic Ocean by using FY-3/MERSI data [J]. Journal of Atmospheric and Environmental Optics, 2013, 8(1): 54–59. [周颖, 巩彩兰, 胡勇, 等. 风云三号 MERSI 数据提取北冰洋海冰信息方法研究[J]. 大气与环境光学学报, 2013, 8(1): 54–59. ]
- [36] Yang Hu, Li Xiaoqing, You Ran, et al. Environmental data records from FengYun-3B microwave radiation imager[J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2013, 3(4): 136–143. [杨虎, 李小青, 游然, 等. 风云三号微波成像仪定标精度评价及业务产品介绍[J]. 气象科技进展, 2013, 3(4): 136–143. ]
- [37] Zou Xiaolei. Introduction to microwave imager radiance observations from polar-orbiting meteorological satellites [J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2012, 2(3): 45–50. [邹晓蕾. 极轨气象卫星微波成像仪资料[J]. 气象科技进展, 2012, 2(3): 45–50. ]
- [38] Guan Min, Yang Zhongdong. Research on remote sensing image location method based on FY-3 microwave imager [J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 13(3): 469–474. [关敏, 杨忠东. FY-3 微波成像仪遥感图像地理定位方法研究[J]. 遥感学报, 2009, 13(3): 469–474. ]
- [39] Steffen K, Maslanik J A. Comparison of Nimbus 7 scanning multichannel microwave radiometer radiance and derived sea ice concentrations with Landsat imagery for the north water area of Baffin Bay [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1988, 93(C9): 10769–10781.

## Inversion of Arctic sea ice concentration based on FY-3 MWRI data

WU Zhankai<sup>1</sup>, WANG Xingdong<sup>1,2</sup>, WANG Feng<sup>1</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China; 2. Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

**Abstract:** Based on the ASI (ARTIST sea ice) algorithm, the pure water and pure ice point values of the FengYun-3C meteorological satellite (FY-3C) microwave radiometer (MWRI) data are obtained. The ASI sea ice concentration calculation formula based on FY-3 MWRI data is determined by interpolation method, and the weather filter threshold is obtained by Otsu method. Taking the January, 2016 data as an example, the inversion results of the Arctic sea ice concentration were obtained. It was compared with sea ice concentration products provided by National Snow and Ice Data Center (NSIDC), USA, and University Bremen, Germany. The results show that the average sea ice area and average concentration in January based on MWRI data are between the two products, with a discrepancy of average concentration of only 1.310% different with Bremen products. The results are compared with those obtained from MERSI (medium resolution spectral imaging) data with 250 m spatial resolution of FengYun satellite. The results show that the outer line of sea ice is basically the same. The sea ice concentration and area obtained from optical data are 5.029% and 9.318% higher than those from MWRI data, respectively. Therefore, this method can effectively promote the inversion of Arctic sea ice concentration by MWRI data, and can be effectively used to monitor Arctic sea ice distribution and changes.

**Key words:** FY-3; MWRI; sea ice concentration; ASI algorithm; Arctic

(责任编辑: 杨清华; 编辑: 武俊杰)