

제 출 문

극지연구소장 귀하

본 보고서를 “북극 빙권변화 정량 분석을 위한 원격탐사 연구” 과제의 위탁연구 “마이크로파 위성을 이용한 북극 해빙 거칠기와 해빙두께 변화 연구” 과제의 단계보고서로 제출합니다.



(본과제) 총괄연구책임자	:	김 현 철
위탁연구기관명	:	세종대학교산학협력단
위탁연구책임자	:	홍 성 욱
위탁참여연구원	:	류 수 민
“	:	조 선 아
“	:	박 정 은
“	:	유 한 솔
“	:	김 예 린
“	:	최 윤 정
“	:	한 경 훈
“	:	김 연 준

보고서 초록

위탁연구과제명	마이크로파 위성을 이용한 북극 해빙 거칠기와 해빙두께 변화 연구				
위탁연구책임자	홍성욱	해당단계 참여연구원수	1단계: 7 2단계: 7 3단계: 7	해당단계 연구비	1단계: 40,000,000 2단계: 40,000,000 3단계: 40,000,000
연구기관명 및 소속부서명	세종대학교 산학협력단		참여기업명		
국제공동연구	상대국명 :		상대국연구기관명 :		
요약(연구결과를 중심으로 개조식 500자 이내)				보고서 면수	49
<p>1. 북극 해빙 거칠기 알고리즘 개선</p> <ul style="list-style-type: none"> - 사전 연구에서 개발된 해빙 거칠기 알고리즘은 여름철 (5~9월) 사용이 불가능함 - 이는 해빙 영역 판단 자료의 시간 커버리지 한계를 이어받아 발생하는 문제임 - 해빙 영역 설정 시, AMSR2 해빙 농도로의 자료 변경을 통해 여름철 거칠기 산출 한계점 개선 <p>2. 북극 해빙 거칠기 변화 연구</p> <ul style="list-style-type: none"> - 전체 해빙과 얇은 해빙 영역에서의 해빙 거칠기 시계열 추세 분석 - Empirical Orthogonal Function 분석을 통한 해빙 거칠기 공간 변동성 이해 및 분석 결과 제시 - Time Lagged Cross Correlation을 이용한 해빙 거칠기 주성분과 기후 변수들 간의 선후행 관계 추론 <p>3. 가상의 L-band 위성 편광 밝기온도 자료 개발</p> <ul style="list-style-type: none"> - SMAP 해빙 거칠기의 장기 자료 확보를 위해 가상의 과거 SMAP 편광 밝기온도 자료 생성 - 이미지가 아닌 자료 값의 학습이 가능한 Conditional GAN 기반의 Data2Data 모델 사용 - SMAP (1.4GHz)과 AMSR2 6.9GHz 밝기온도 사이의 높은 상관성을 근거로 SMAP 밝기온도 생성에 AMSR2 6.9GHz 밝기온도 자료를 쌍으로 사용함 - 모델로 생성된 가상의 SMAP 밝기온도는 원자료와 일대일에 가까운 높은 정확도를 보였으며, 학습된 모델은 성능 평가에서 매우 우수한 수준을 보임 					
색 인 어 (각 5개 이상)	한 글	북극, 해빙 거칠기, SMAP, AMSR2, 딥러닝, CGAN			
	영 어	Arctic, Sea Ice Roughness, SMAP, AMSR2, Deep Learning, CGAN			

요 약 문

I. 제 목

마이크로파 위성을 이용한 북극 해빙 거칠기와 해빙두께 변화 연구

II. 연구개발의 목적 및 필요성

최근 북극 해빙이 빠르게 감소하면서 과거보다 얇고 깨지기 쉬워지고 있다. 이러한 북극 해빙의 변화는 지구 온난화의 가속과, 이상 기후 발생에 상당한 영향을 미치기 때문에 북극 해빙 정보의 수집과 이해가 중요하다. 해빙 특성 중 하나인 해빙 거칠기는 해빙 두께와 농도 추정, 감소 시기에 대한 정보를 제공한다. 이에 본 연구에서는 사전 연구에서 개발된 해빙 거칠기 알고리즘을 개선하고, 개선된 알고리즘 기반의 해빙 거칠기 산출물을 사용하여 북극 해빙의 시공간적 변화를 분석하는 연구를 진행하였다. 추가로, 장기간의 해빙 거칠기 변동성 분석을 위한 초석으로써 과거 위성 자료를 생성하는 딥러닝 모델을 개발하였다.

III. 연구개발의 내용 및 범위

○ 북극 해빙 거칠기 알고리즘 개선

겨울철에만 산출이 가능하던 기존 알고리즘을 자료 변경을 통하여 여름철에도 산출이 가능하도록 개선하였다. 변경된 자료는 해빙 영역 설정 단계에서 사용되던 것으로, SMAP과 Cryosat-2 자료에서 AMSR2 해빙 농도 자료로 변경되었다.

○ 북극 해빙 거칠기 변화 연구

SMAP 위성 자료 기반으로 산출된 월별 해빙 거칠기 자료를 사용하여 해빙 거칠기 변화를 분석하였다. 전체 해빙 영역과 0.5m 이하의 얇은 해빙 영역으로 나누어 시계열 패턴 분석을 실시하였고, Empirical Orthogonal Function을 통한 시공간적 변동성 분석과 Time Lagged Cross Correlation을 이용한 거칠기 관련 기후 변수 탐색 연구가 진행되었다.

○ 가상의 L-band 위성 편광 밝기온도 자료 개발

SMAP 거칠기 산출물의 장기간 자료를 확보하고자 Conditional Generative Adversarial Nets 기반의 딥러닝 모델인 Data2Data를 사용하여 SMAP이 운용되지 않은 기간에서의 과거 밝기온도 자료를 생성하는 연구를 진행하였다. 모델 학습과 검증, 평가에는 2015년부터 2020년까지의 AMSR2 6.9GHz 편광 밝기온도와 SMAP 편광 밝기온도 (1.4GHz) 쌍이 사용되었다.

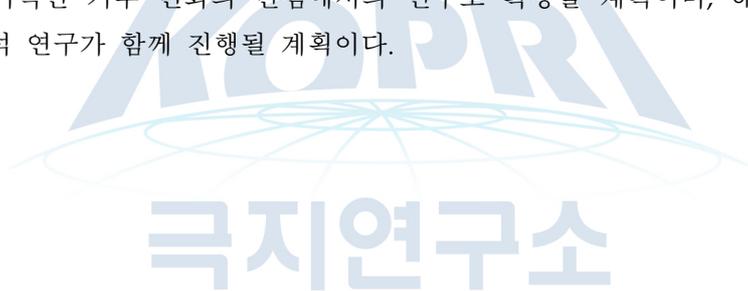
IV. 연구개발결과

○ 전체 해빙과 얇은 해빙 영역에서의 거칠기는 매년 겨울철에 증가하고 여름철에 감소하는 해빙의 변화 특성을 따르는 것으로 나타났다. 전체 해빙 영역에서는 해수면 온도, 얇은 해빙 영역에서는 해빙 면적을 거칠기 변화의 주요 영향 요소로 판단하여 시계열 추세 변화를 해석하였다. 해빙 거칠기는 3개의 모드로 83.2%가 설명되며, 세 번째 모드에서 북극권의 해류 순환 패턴을 확인할 수 있다. 해빙 거칠기의 첫 번째 주성분은 해수면 온도와, 두 번째 주성분은 8달 선행된 풍속의 역수 및 7달 지연된 대기압과, 세 번째 주성분은 2달 선행된 AMO 지수와 관련이 있는 것으로 분석되었다.

○ Data2Data 모델로 생성된 가상의 SMAP L-band 편광 밝기온도는 원자료와 거의 동일한 수준의 정확도로 생성되었다. 통계적 정확도는 수직 편광 밝기온도에서 CC가 0.99, Bias가 0.62K, RMSE가 5.76K이었고, 수평 편광 밝기온도에서는 CC가 0.99, Bias가 0.54K, RMSE가 7.38K였다. 모델 성능 평가 지표인 rMBE와 rRMSE는 각각 평균적으로 0.37%, 3.10%를 보여 학습된 모델의 성능이 매우 우수함이 확인되었다.

V. 연구개발결과의 활용계획

본 연구결과를 바탕으로 과거의 SMAP 해빙 거칠기 자료를 생성하여 해빙 거칠기 변동성 분석을 장기적인 기후 변화의 관점에서의 연구로 확장할 계획이며, 해빙 두께 자료 산출과 변동성 분석 연구가 함께 진행될 계획이다.



S U M M A R Y

I. Title

A Study on variation of the Arctic sea-ice surface roughness and thickness using microwave satellite observations

II. Purpose and Necessity of R&D

Arctic sea ice has recently declined rapidly, making it thinner and more fragile than in the past. Understanding Arctic sea ice information is essential because these changes in Arctic sea ice have a significant impact on the acceleration of global warming and the occurrence of abnormal weather events. Sea ice roughness is one of the sea ice variables for providing information on sea ice thickness, concentration, and reduction timing. Therefore, in this study, we improved the sea ice roughness algorithm developed in the prior study and conducted a study to analyze the spatiotemporal variability of Arctic sea ice using the improved algorithm-based sea ice roughness output. Additionally, we developed a deep learning model that generates past satellite data as a cornerstone for long-term variability analysis on sea ice roughness.

III. Contents and Extent of R&D

○ Improving Arctic Sea Ice Roughness Algorithm

The sea ice roughness algorithm generated from the previous study, which could only be calculated in winter, was improved to be calculated in summer through data changes. The changed data were used in the sea ice region datasets, from SMAP and Cryosat-2 data to AMSR2 sea ice concentration data.

○ A Study on the Variation of Arctic Sea Ice Roughness

The change in sea ice roughness was analyzed using monthly sea ice roughness data calculated based on SMAP data. Time series pattern analysis was conducted by dividing it into the entire sea ice region and a thin sea ice region (<0.5m), and time-space variability analysis through Imperial Orthogonal Function analysis and roughness-related climate variable exploration research using Time Lagged Cross-Correlation were conducted.

○ Development of Virtual L-band Satellite Polarization Brightness Temperature

In order to secure long-term data on SMAP sea ice roughness, a study was conducted to generate past and inexistent brightness temperature data during the period when SMAP was not in operation using Data2Data, a deep learning model based on Conditional Generative Adversarial Nets. The D2D model learning, validation, and evaluation used the pairs of AMSR2 6.9GHz and SMAP brightness temperature (1.4GHz) from 2015 to 2020.

IV. R&D Results

○ The sea ice surface roughness of the total sea ice and thin sea ice regions was found to show the characteristics of sea ice changes that increase in winter and decrease in summer every year. The major influencing factors of the change in sea ice roughness were the surface temperature for the whole sea ice region, while the sea ice extent was for the thin sea ice region. The time series trend changes were analyzed. It was analyzed that the first principal component (PC) of sea ice roughness is related to sea surface temperature, the second PC is related to the reciprocal of wind speed and atmospheric pressure, and the third PC is related to the Atlantic Multidecadal Oscillation (AMO) index. Sea ice roughness is 83.2%, described as the sum of the three EOF modes, and the ocean current circulation pattern in the Arctic area can be confirmed in the third mode.

○ The virtual SMAP L-band polarization brightness temperature generated by the Data2Data model showed almost the same level of accuracy as the original data. Statistical accuracy resulted in 0.99 for CC, 0.62K of bias, 5.76K for RMSE at the vertical polarization brightness temperature, 0.99 for CC, 0.54K for Bias, and 7.38K for RMSE at the horizontal polarization brightness temperature. The model performance evaluation indicators rMBE and rRMSE showed 0.37% and 3.10%, respectively, confirming that the learned model performed very well.

V. Application Plans of R&D Results

Based on the results of this study, in terms of long-term climate change, we will analyze the sea ice roughness variability using a developed deep-learning model. Sea ice thickness retrieval and variability analysis will be conducted together..

목 차

제 1 장 서론	9
1. 연구개발의 목적	9
2. 연구개발의 필요성	9
3. 연구개발 범위	10
제 2 장 국내외 기술개발 현황	11
1. 해빙 거칠기 산출 기술	11
제 3 장 연구개발수행 내용 및 결과	13
제 1절 북극 해빙 거칠기 변화 연구	13
1. 이론적, 실험적 접근 방법	13
가. 편광 반사도 ($R_{R,P}$)	13
나. 해빙 거칠기 산출 알고리즘	13
다. 북극 해빙 거칠기-두께 변환관계식	14
라. Empirical Orthogonal Function (EOF)	15
2. 연구자료	15
가. SMAP 위성 자료	15
나. AMSR2 해빙 농도 위성 자료	16
다. ECMWF ERA5 자료	16
라. 자료 획득 경로	16
3. 연구내용	16
가. 해빙 거칠기 알고리즘 개선	17
나. 해빙 거칠기 변동성 분석	19
다. 해빙 거칠기 관련 기후 변수 탐색	20
4. 연구결과	20
가. 해빙 거칠기 변동성 분석	20

나. 해빙 거칠기 관련 기후 변수 탐색	23
제 2절 가상의 L-band 위성 편광 밝기온도 자료 개발	27
1. 이론적, 실험적 접근 방법	27
가. Data2Data	27
2. 연구자료	28
가. SMAP 위성 자료	28
나. AMSR2 위성 자료	28
다. 자료 획득 경로	28
3. 연구내용	28
가. 학습 모델	28
나. 학습 자료 선정	29
다. 모델 학습 및 검증 자료 구축	31
라. SMAP과 AMSR2 6.9GHz 밝기온도 간 선형 관계	31
4. 연구결과	33
가. 가상의 SMAP 수직 편광 밝기온도	33
나. 가상의 SMAP 수평 편광 밝기온도	38
제 4 장 연구개발목표 달성도 및 대외기여도	42
제 1절 연구개발목표 달성도	42
제 2절 대외기여도	42
제 5 장 연구개발결과의 활용계획	43
제 1절 활용계획	43
제 6 장 참고문헌	44

제 1 장 서론

1. 연구개발의 목적

수동형 마이크로파 위성 자료들을 이용하여 거칠기 알고리즘을 기반으로 산출된 북극 해빙 거칠기의 시공간적 변동성 및 기후 변수와의 인과관계를 알아보고자 하며, 딥러닝을 이용한 가상의 L-band 위성 밝기온도 자료를 생성하고자 한다.

2. 연구개발의 필요성

해빙은 기후 변화의 주요 지표로 1979년에 위성 기반의 해빙 관측이 이루어진 이래 2021년까지의 여름철 해빙 면적은 10년 당 평균 13%씩 감소하고 있다. 또한 여름철에 녹지 않고 유지되는 두꺼운 해빙의 비율이 1985년에는 전체 해빙 면적의 3분의 1을 차지하고 있었으나, 2020년에는 전체 면적의 5% 밖에 되지 않을 정도로 과거보다 얇고 깨지기 쉬워졌다. (Lindsey and Scott. 2019) 이러한 북극 해빙의 급격한 감소는 지구 에너지 균형, 해양과 대기 간의 열과 운동량 교환, 지구 온도 등에 영향을 미치게 되어 지구 온난화의 가속과, 한파, 폭염 등의 이상기후를 발생시키기 때문에 북극 해빙 정보의 수집과 이해의 중요성이 지속적으로 증가하고 있다.

해빙 특성 중 하나인 해빙 거칠기는 해빙 표면의 거친 정도를 나타내는 물성으로, 해빙 표면 반사에 영향을 미치며 해빙 두께와 농도 추정을 위한 물리적 매개변수로서 중요성을 갖는다. 또한 해빙이 녹는 시기를 유추할 수 있기 때문에 해빙 감소 시기에 대한 중요한 정보가 될 수 있다. 그러나 이러한 중요성에도 해빙 거칠기는 제공되는 자료의 수가 현저히 적으며 불확실성의 문제가 있다. 이에 본 연구의 사전 연구로 위성 자료를 이용한 겨울철 얇은 해빙 거칠기와 두께 산출 알고리즘이 개발된 바 있다. (Jo et al., 2019) 위성을 이용한 원격 탐사는 북극의 지리적 특성으로 인한 직접 관측의 어려움과 충분한 시공간적 해상도 자료 확보의 한계에 대한 효과적인 대안으로써, 충분한 광학적, 공간적, 시간적 커버리지 자료를 제공한다는 장점이 있고 실제로 지난 몇 십년간의 해빙 정보 수집에 중요한 역할을 해왔다. 따라서, 본 연구에서는 지난 연구에서 개발된 겨울철 해빙 거칠기 알고리즘을 여름철에도 사용할 수 있도록 개선하였고, 개선된 알고리즘을 기반으로 산출된 해빙 거칠기 자료를 사용하여 북극 해빙의 시공간적 변화를 분석하는 연구를 진행하였다. 추가로, 보다 더 장기간의 해빙 거칠기 변동성을 분석해 보고자 그에 대한 사전연구로써 과거 위성자료를 생성하는 딥러닝 모델을 개발하였다. 장기간의 북극 해빙 거칠기 변화 연구는 최근 빠르게 변화하는 해빙 변동성 이해에 중요한 정보를 제공하며, 생태계 및 북극항로 이용 여부와 어업, 관광, 천연자원 탐사와 같은 상업적 활동의 측면에 기여할 수 있을 것으로 생각된다.

3. 연구개발 범위

가. 북극 해빙 거칠기의 시공간적 변화 연구

나. 가상의 L-band 위성 편광 밝기온도 자료 개발



제 2 장 국내외 기술개발 현황

1. 해빙 거칠기 산출 기술

해빙 표면 거칠기는 충분한 시공간적 해상도를 가지는 위성 원격 탐사 자료를 기반으로 산출되고 있다. 따라서 원격 탐사 방법 자체에 포함되는 불확실성을 해빙 거칠기 자료에서 물려받기 때문에 거칠기 정보는 획득하기 까다로운 변수이다. 레이더나 레이저 고도계 또는 마이크로파 산란계를 이용한 표면 지형 측정 방법은 시공간적 해상도가 좋지 않아 지속적인 해빙 변화를 관찰하기에 어려움이 있고, 항공기 탑재형 라이다를 통한 해빙 상공에서의 관측은 시공간적으로 해상도는 더 세밀하나 제공되는 범위가 드물다는 한계가 있다. 해빙 거칠기 측정에 일반적으로 사용되는 레이저 고도계를 이용한 선행 연구들이 있으며 (Hibler, 1972; Dierking, 1995; Von Saldern et al., 2006) 측정은 70-170m의 상공에서 이루어진다. 이때 관측되는 거칠기는 기하학적 측면에서의 해빙 고도를 의미한다. Kurtz et al., 2008; Doble et al., 2011 등의 연구에서 Airborne Laser Scanner (ALS)를 이용한 거칠기 연구가 진행되었으며, 해빙의 잠긴 부분을 의미하는 Ice draft와 거칠기의 상관관계를 ALS를 이용해 연구하거나 (Doble et al., 2011), 레이저 고도계와 ALS의 차이를 비교한 연구 (Beckers et al., 2015)가 있다. 그 외에도 SMOSice2014 Campaign의 70m 저고도 비행 데이터를 기반으로 해빙면의 DEM을 제작하여 decimeter scale 단위의 거칠기를 산출하는 연구가 이루어졌다. (Miernecki et al., 2019) 레이더 고도계를 이용한 거칠기 자료로는 Cryosat-2에서 제공되는 L1B 자료가 있으며, 1650m x 380m의 높은 공간 해상도를 제공한다. 그러나 레이더 파형의 최소 제공 방법으로 산출되기 때문에 backscatter angle에 영향을 받아 교란될 수 있다는 한계가 존재한다.

수동형 마이크로파 위성을 이용해 산출된 해빙 거칠기는 6~25km의 높은 공간 해상도를 특징으로 하기 때문에 넓은 공간범위를 수용한다는 장점과 정밀한 해빙 거칠기 자료를 얻기 어렵다는 한계를 동시에 갖는다. 사전 연구로 Advanced Microwave Scanning Radiometer Earth Observing System (AMSR-E)의 6.9 GHz 채널을 사용하여, 남극과 북극 지역의 해빙에 대해 0.25~0.5cm의 small-scale에서의 해빙 거칠기 산출 연구가 진행된 바 있고 (Hong et al., 2010), 동일한 AMSR-E 위성에 대해 3개 채널 (6.9, 10.7, and 89 GHz)을 사용하여 6km×4km의 공간 해상도에서의 small-scale 해빙 거칠기 및 감소하는 거칠기의 시계열 변화 추세를 확인한 연구가 진행된 바 있다. (Haibo Bi et al., 2013) 국내에서는 국립기상연구소에서 SSMIS 위성 자료 기반의 해빙 표면 거칠기를 산출하여 제공하고 있다. 그 외에도 산란계 거칠기에 민감하다는 특징을 이용하여, C-band의 HH 편광 helicopter-borne HUT SCAT 산란계 자료를 통해 해빙면 거칠기에 대한 통계적 추론을 실시하거나 (Simila et al., 2001) Radarsat-2와 helicopter-borne 레이저 고도계의 거칠기 자료를 사용하여 늦여름 북극해의 해빙 표면 거칠기가 C-band SAR에 미치는 영향에 대한 연

구 (Fors et al., 2015)가 진행되었다. 또 Upward-looking sonar sensors(ULS)를 통해 해빙 밑면의 거칠기를 측정하거나, Ice Pic과 같은 fix mounted helicopter-borne electromagnetic (HEM) 시스템을 통해 해빙 거칠기를 측정하는 연구가 진행된 바 있다. (Peterson et al., 2008)



제 3 장 연구개발수행 내용 및 결과

제 1절 북극 해빙 거칠기 변화 연구

1. 이론적, 실험적 접근 방법

가. 편광 반사도 ($R_{R,P}$)

전자기학적 분석을 통한 파장별 편광 반사도와 상호 변환 관계식을 적용하였다. 입사되는 전자기파의 파장 (λ)과 거칠기 (σ)의 상대적 크기와 비율에 따라 반사각 (θ)을 중심으로 가우시안 분포를 갖는 높이 확률 밀도 함수로 표현할 수 있다. (Choudhury et al., 1979; Wu and Fung, 1972)

$$\chi(h) = \exp(-h \cdot \cos^2\theta) \quad (1)$$

where
$$h = 4\left(\frac{2\pi}{\lambda}\right)^2 \sigma^2 \quad (2)$$

비간섭적 접근을 기반으로 한 semi-empirical model에서 정반사성 표면의 편광 반사도 ($R_{S,P}$)로써 거친 표면의 편광 반사도 ($R_{R,P}$)를 표현할 수 있다. (Ulaby et al., 1982)

$$R_{R,P} = R_{S,P} \cdot \exp\left[-\left(\frac{4\pi}{\lambda}\sigma\cos\theta\right)^2\right] \quad (3)$$

나. 해빙 거칠기 산출 알고리즘

small-scale에서의 해빙 거칠기는 해빙 표면 반사도에 영향을 미치기 때문에 표면 편광 반사도인 식 (3)을 거칠기에 대해 정리하여 식 (4)와 같이 해빙 표면 거칠기를 산출할 수 있다.

$$\sigma = \frac{\lambda}{4\pi\cos\theta} \sqrt{\ln\left(\frac{R_{S,P}}{R_{R,P}}\right)} \quad (4)$$

그러나 위성에서 관측되는 해빙 표면은 정반사성 표면이 아니므로 다음의 과정을 거쳐 거친 표면에서의 해빙 거칠기를 산출한다. Brewster angle 근처에서의 거친 표면의 편광 반사도와 정반사성 표면의 편광 반사도는 다음과 같은 관계를 가진다. (Hong, 2009, 2010, 2013)

$$R_{S,V} > R_{R,V} \quad (5)$$

$$R_{S,H} \approx R_{R,H} \quad (6)$$

식 (4)에 식 (5)를 적용하여 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\sigma = \frac{\lambda}{4\pi \cos\theta} \sqrt{\ln\left(\frac{R_{S,V}}{R_{R,V}}\right)} \quad (7)$$

식 (7)에 식 (6)과 Hong approximation (식 (8))을 적용하여, 정반사성 표면의 수직 편광 반사도 ($R_{S,V}$)를 거친 표면의 편광 수직 편광 반사도 ($R_{R,V}$)로 변환한다. (식 (9)) (Hong et al., 2014) 해당 식은 녹고 있는 해빙 거칠기 산출에 효과적이다.

$$R_{S,V} = (R_{S,H})^{\sec^2\theta} \quad (8)$$

$$\sigma = \frac{\lambda}{4\pi \cos\theta} \cdot \sqrt{\ln\left(\frac{R_{R,V}^{\cos^2\theta}}{R_{R,H}}\right)} \quad (9)$$

편광 반사도는 식 (10)과 같이 수직 및 수평 편광 밝기온도 ($T_{B,V}$, $T_{B,H}$)와 표면 온도 (T_S)로 표현이 가능하므로 (Comiso et al., 2003), 최종적으로 거친 표면에서의 해빙 거칠기는 식 (11)과 같이 작성할 수 있다.

$$R_{R,P} = 1 - \frac{T_{B,P}}{T_S} \quad (P = V \text{ or } H) \quad (10)$$

$$\sigma = \frac{\lambda}{4\pi \cos\theta} \cdot \sqrt{\ln\left[\frac{\left(1 - \frac{T_{B,H}}{T_S}\right)^{\sec^2\theta}}{\left(1 - \frac{T_{B,V}}{T_S}\right)}\right]} \quad (11)$$

다. 북극 해빙 거칠기-두께 변환관계식

0.5m 이하의 얇은 초년생 해빙의 두께 (D_{ice})와 해빙 거칠기 (σ_{ice})의 겨울철 (10월~4월) 동안의 상관성은 다음의 관계식으로 표현될 수 있다. (Jo et al., 2019)

$$D_{ice} = a \cdot \sigma_{ice}^b \quad (a = 13.27, b = 4) \quad (12)$$

변환관계식은 수동형 마이크로파 위성인 Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS)와 Soil Moisture Active Passive (SMAP)의 해빙 두께와 거칠기 자료를 기반으로 생성되었다. 식 (12)는 식 (13)과 식 (14)와 같이 SMAP 위성 기반 해빙 두께와 SMOS 위성 기반 해빙 거칠기 산출식으로 나타낼 수 있고, 각각 8.034cm, -0.139cm만큼의 오차 보정을 포함한다.

$$D_{ice,SMAP} = a \cdot \sigma_{SMAP}^b + 8.034 \quad (a = 13.27, b = 4) \quad (13)$$

$$\sigma_{SMOS} = \left(\frac{D_{ice,SMOS}}{a} \right)^{\frac{1}{b}} - 0.139 \quad (14)$$

라. Empirical Orthogonal Function (EOF)

EOF 분석은 시간에 따라 변화하는 연속적인 고차원의 공간 자료로부터 여러 개의 독립적인 성분을 분산이 큰 순서로 추출하는 방법으로 시공간 변동성을 동시에 제시할 수 있다. 통계학에서 많이 사용되는 주성분 분석 (Principal Component Analysis, PCA)과 동일한 개념으로 기후 연구에서는 변화하는 공간 패턴과 패턴의 시간에 따른 변화를 연구하는 데 사용된다. 분해되는 EOF의 분산을 모두 더하면 원자료의 총 분산과 동일해지며, 일반적으로는 원자료 분산의 대부분을 설명하는 몇 개의 EOF를 통해 원자료를 재현한다. EOF 분석에는 특이값 분해 (Singular Value Decomposition, SVD)와 같은 방법이 주로 사용된다.

$$A = U \times S \times V^T \quad (15)$$

식 (15)의 원자료 A는 세 개의 행렬로 분해 가능하며, 행렬 U의 열이 EOF이고 S의 대각 요소가 각 성분의 분산 설명력을 의미하는 고유값, V의 열이 EOF의 시간적 변화를 나타내는 EOF 시계열에 해당한다. (Hannachi et al., 2022; 조은샘 and 유철상, 2020)

2. 연구자료

가. SMAP 위성 자료

L-band (1.41GHz, $\lambda = 21.41\text{cm}$) 마이크로파 Soil Moisture Active Passive (SMAP) 위성의 Enhanced L3 Radiometer Global Daily 9km EASE-Grid Soil Moisture, Version 4 (SPL3SMP_E) 자료를 사용하였다. SMAP은 수동형 센서와 능동형

센서를 모두 탑재하고 있으며 본 연구에서는 수동형 센서로 관측된 Level-3 자료가 사용되었다. 해당 자료는 SMAP Level-1C의 밝기온도 기반의 Level-2 지구 표면 일일 추정치를 합성한 토양수분 일자료로 9km×9km의 공간 해상도와 일일 시간 해상도를 가진다. 자료는 2015년 3월 31일 이후부터 현재까지 HDF5 형식으로 제공되고 있고, 연구에는 2015년 4월 1일부터 2019년 12월 31일까지의 수직, 수평 편광 밝기 온도($T_{B,V}$, $T_{B,H}$)와 표면온도(T_s) 자료가 사용되었다.

나. AMSR2 해빙 농도 위성 자료

수동형 마이크로파 위성인 Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 (AMSR 2)의 Unified L3 Daily 12.5km Brightness Temperatures, Sea Ice Concentration, Motion & Snow Depth Polar Grids, Version 1 (AU_SI12) 자료에서 제공되는 해빙 농도 자료를 사용하였다. 해당 자료는 12.5km×12.5km의 공간 해상도와 일일 시간 해상도로 2012년 7월 2일 이후부터 현재까지 HDF-EOS5 형식으로 제공되고 있다. 연구에는 2015년 4월 1일부터 2019년 12월 31일 기간의 자료가 사용되었다.

다. ECMWF ERA5 자료

유럽중기예보센터 (ECMWF)에서 제공하는 ECMWF re-analysis 5th generation (ERA5) 월평균 재분석 자료가 사용되었다. 해당 자료는 관측자료 기반의 자료동화 기법을 통해 산출되며, 1959년부터 현재까지 매달 6일경 최신 기간의 자료가 업데이트된다. 연구에는 2015년 4월부터 2019년 12월의 해수면 온도, 10m 고도에서의 풍속, 대기압 등의 자료가 사용되었다.

라. 자료 획득 경로

위에서 언급된 자료들은 아래의 경로를 통해 수집 가능하다.

- SMAP: https://nsidc.org/data/spl3smp_e/versions/4
- AMSR2: https://nsidc.org/data/au_si12/versions/1
- ERA5: <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/reanalysis-era5-single-levels-monthly-means?tab=form>

3. 연구내용

본 연구에서는 사전 연구로 진행되었던 해빙 거칠기 산출 알고리즘을 개선하고자 하였다. 겨울철에만 산출 가능하던 기존 알고리즘을 자료 변경을 통하여

여름철에도 산출될 수 있도록 개선하였고, 이후 개선된 알고리즘을 바탕으로 해빙 거칠기의 변동성 분석 및 거칠기와 관련된 기후 변수를 탐색하고 인과관계를 살펴보는 연구를 진행하였다. 해빙 거칠기 산출 알고리즘에는 SMAP 위성 자료가 사용되었다. SMAP은 40°의 고정된 입사각의 수동형 라디오미터와 능동형 레이더 센서를 모두 탑재하고 있기 때문에 라디오미터와 레이더 자료의 결합을 통해 최대 9km 공간 해상도로 높은 정확도의 수동형 라디오미터 자료를 제공한다. 또한 준극궤도(near-polar) 및 태양동기궤도 위성이기 때문에 거의 일정한 시각의 고위도 지상 정보를 제공하고 있어 극지역의 변화 정보를 추적하기에 용이하다. 이러한 이유로 해빙 거칠기 산출에 SMAP 위성의 수동형 라디오미터 밝기온도 및 표면온도 자료가 사용되었다.

가. 해빙 거칠기 알고리즘 개선

해빙 거칠기는 해빙 영역뿐만 아니라 바다와 육지 등 표면 전체의 거칠기 산출이 가능한 알고리즘 (식 (11))의 산출 영역을 해빙으로 제한하여 산출하게 된다. 따라서 해빙 영역을 설정하는 과정이 중요하며, 이때 사용되는 자료의 제공 시기가 해빙 거칠기 산출물의 시간 커버리지에 영향을 미치게 된다. 본 연구의 사전 연구에서는 SMAP 위성의 수직 및 수평 편광 밝기온도와 표면 온도를 알고리즘에 적용하여 해빙 거칠기를 산출하였고, 이때 개방 구역과 해안 연안을 제외하여 해빙 영역을 설정하기 위해 SMAP surface_flag의 model frozen ground flag 자료와 Cryosat-2의 해빙 두께 자료를 사용하였다. 그러나 model frozen ground flag 자료는 영구동토층의 freeze/thaw 영역 탐지 알고리즘을 기반으로 하기 때문에 정확한 해빙 영역을 제공하고 있다고 보기에에는 어려움이 있고, 특히 여름철인 5~9월의 경우, 해빙 영역을 거의 잡아내지 못하고 있다. (그림 2) Cryosat-2의 해빙 두께 자료 역시 5~9월에는 제공되지 않으며, 시간 해상도 또한 28일인 월자료이기 때문에 일일 해빙 거칠기 자료를 산출하기엔 해빙 영역의 시간적 변화를 반영하지 못한다는 한계가 있었다.

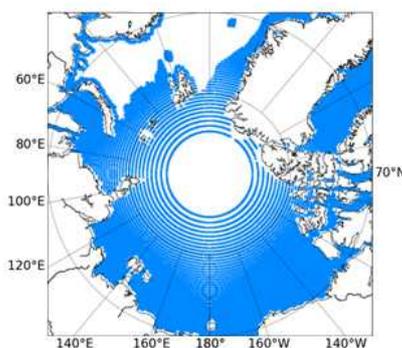


그림 1 SMAP 9km model frozen ground flag 자료

따라서 계절에 영향을 받지 않고 일일 해빙 영역을 설정하기 위하여 기존에 사용하던 두 자료 대신 AMSR2의 해빙 농도 자료로 변경하였다. AMSR2의 해빙 농도는 마이크로파 주파수의 밝기 온도가 100% 해빙과 100% 해수에서의 값을 중심으로 군집하는 경향에 기반하여 선형 혼합 방정식 (식 (16))을 통해 산출된다. (Zwally et al., 1983) T_i 는 100% 해빙의 밝기온도, T_o 는 100% 개빙 구역에서의 밝기온도, C_i 는 해빙 농도를 의미한다.

$$T_B = T_i C_i + T_o (1 - C_i) \quad (16)$$

일반적으로 해빙 면적 계산 시, 해빙 농도 15%를 임계값으로 설정하여 그 이상의 값이면 바다가 해빙으로 덮여 있다고 간주한다. (Meier et al., 2019) 따라서 AMSR2 해빙 농도 자료가 15% 이상인 영역을 해빙으로 판단, 해당 영역의 SMAP 자료를 거칠기 알고리즘에 적용하여 해빙 거칠기를 산출하였다.

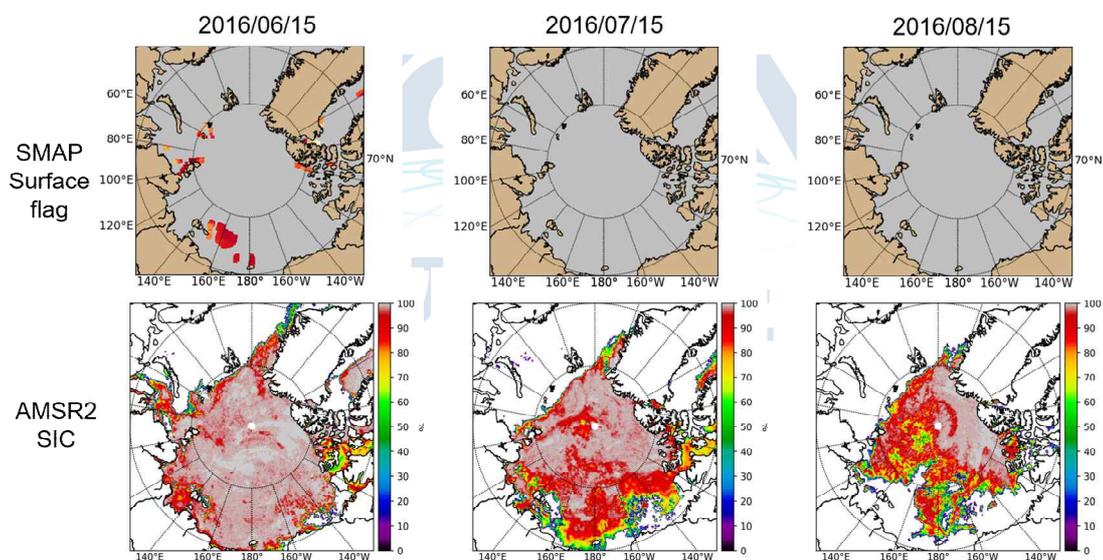


그림 2 개선 전후 해빙 거칠기 알고리즘에 적용된 여름철 해빙 영역 판단 일자료
 ((상) SMAP surface flag (하) AMSR2 해빙 농도)

자료 개선을 통하여 여름철을 포함한 전 계절에서의 해빙 거칠기를 산출할 수 있게 되었으며, 해빙 변동성 분석 및 기후 변수 탐색 연구에 개선된 알고리즘으로 산출된 해빙 거칠기가 사용되었다.

나. 해빙 거칠기 변동성 분석

(1) 시계열 변화 분석

개선된 알고리즘으로 산출된 SMAP 해빙 거칠기를 사용하여, 여름철을 포함한 전체 계절 해빙 거칠기의 시계열적 변화 추세를 확인하고 월별, 연도별 패턴을 분석해 보고자 하였다. 분석은 전체 해빙 영역과 0.5m 이하의 얇은 해빙 영역으로 나누어 진행하였다. 이때 0.5m 이하의 얇은 해빙 영역 설정에는 식 (13)의 거칠기 기반 해빙 두께 변환관계식을 통해 얻어진 SMAP 해빙 두께 자료가 사용되었다. 해당 변환식은 SMOS 해빙 두께 자료를 기반으로 생성되었기 때문에 일반적으로 0.5m 이하의 해빙 영역이 SMOS에서의 0.5m 이하 해빙 영역과 거의 일치하나, 해빙이 두꺼워지기 시작하는 10월 경에는 SMAP 해빙 두께가 SMOS 해빙 두께 보다 과대 추정하는 경향이 있어 그림 3과 같이 0.5m 이하 해빙 영역이 상대적으로 넓게 추정될 수 있다. 그러나 SMOS 자료의 경우, 10월 중순부터 4월 중순 기간의 자료만을 제공하기 때문에 여름철 해빙 두께 자료를 획득할 수 없다는 한계가 있지만, SMAP 해빙 두께는 해빙 거칠기를 기반으로 산출되기 때문에 여름철에도 획득이 가능하다는 이점이 있다. 시계열 및 월별, 연도별 변화 패턴 분석에는 일일 SMAP 해빙 거칠기 자료를 평균한 월자료가 사용되었다.

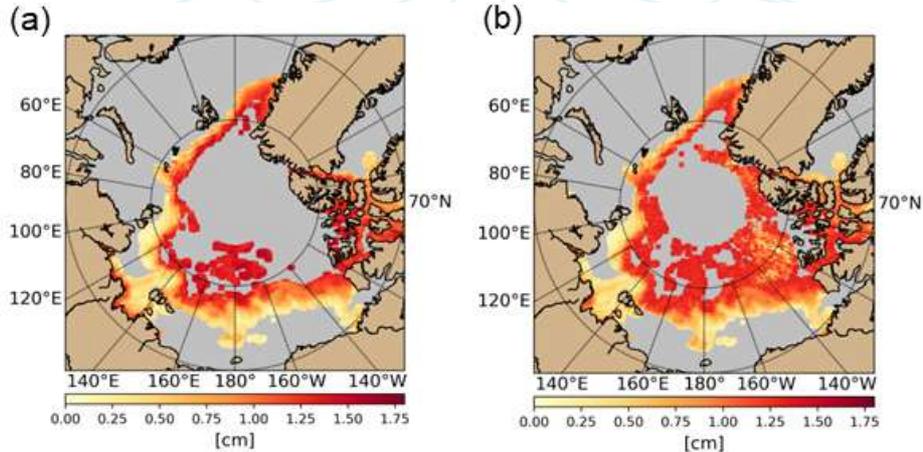


그림 3 0.5m 이하의 얇은 해빙 영역에서의 거칠기 ((a) SMOS 영역 (b) SMAP 영역)

(2) EOF 분석

해빙 거칠기의 시공간적 패턴의 변동성을 확인하고자 EOF 분석을 실시하였다. 0.5 m 이하의 얇은 해빙 분포는 그림 3-(b)와 같이 띠 형태의 좁은 영역에 해당되므로 EOF 분석은 전체 해빙 영역에 대해서만 진행하였다. EOF의 각 모드는 분산의 크기에 비례하여 원자료의 시공간적 변동성의 설명력을 가진다. 따라서 해빙 거칠기의 80% 이상을 설명할 수 있는 상위 3개 모드에 대해서 분석이 진행되었다.

EOF 분석 시, 프로그램은 python 라이브러리인 eofs를 활용하였으며, (<https://ajdawson.github.io/eofs/latest/api/eofs.standard.html>) 시계열의 변동성에 초점을 맞추어 해석하기 위해 해빙 거칠기 자료에서 장기 경향성인 선형 추세를 제거하였다. 이를 통해 해빙 거칠기의 주기적 패턴 및 다른 기후 변수들과의 시계열 패턴 분석을 실시할 수 있었다.

다. 해빙 거칠기 관련 기후 변수 탐색

EOF 분석을 통해 얻어진 상위 3개의 해빙 거칠기 주성분 (Principal Component; PC)을 다양한 기후 변수들과의 시간에 따른 패턴 분석을 통해 해빙 거칠기와 관련성을 갖는 기후 변수들을 찾고자 하였다. 분석에는 ERA5의 해수면 온도와 10m 고도에서의 풍속, 대기압 자료 및 Arctic Oscillation (AO), Pacific-North American (PNA), Atlantic Multidecadal Oscillation (AMO) Index 자료가 비교 변수로 사용되었다.

해빙 거칠기 주성분들과 기후 변수들 사이의 선후행 관계는 Time Lagged Cross Correlation (TLCC)을 통하여 추정하였으며, TLCC는 Pearson CC를 기반으로 계산된다. 일반적으로 변수 간의 상관성 분석에 사용하는 Pearson CC는 두 변수간의 선형 상관관계를 나타내는 정보이기 때문에 변수들 간의 인과관계는 설명이 불가능하다. 또한 두 변수가 시계열 자료일 경우, 자료 간의 상관성 비교를 위해서는 시차가 정보가 고려되어야 하기 때문에 해빙 거칠기와 관련된 기후 변수 탐색에는 pearson CC의 사용이 적합하지 않다. 따라서 하나의 자료를 시간에 따라 이동시키면서 시차마다 전체 자료의 pearson CC를 계산하는 방식인 TCLL을 사용하여 두 자료가 어느 정도의 시차를 가질 때 상관성이 최대가 되는지 알아보려고 하였다. 시차가 양의 값이면 움직이는 자료가 상관관계를 주도, 즉, 선행되는 것을 의미하며, 음의 값이면 후행된다고 해석할 수 있다.

4. 연구결과

가. 해빙 거칠기 변동성 분석

(1) 시계열 변화 분석

그림 4는 각각 전체 해빙 영역과 0.5 m 이하의 얇은 해빙 영역에서의 해빙 거칠기 변화 추세에 대한 결과 그래프이다. 해빙 거칠기는 해빙 표면의 거친 정도를 나타내는 것으로, 해빙이 녹는 정도에 영향을 받기 때문에 감소 시기와 관련 있기고, 그림 4의 (c)와 (d)에서 전체 해빙과 얇은 해빙에서의 거칠기가 공통적으로 겨울에 증가하고 여름에 감소하는 패턴은 이러한 측면에서 해석이 가능하다.

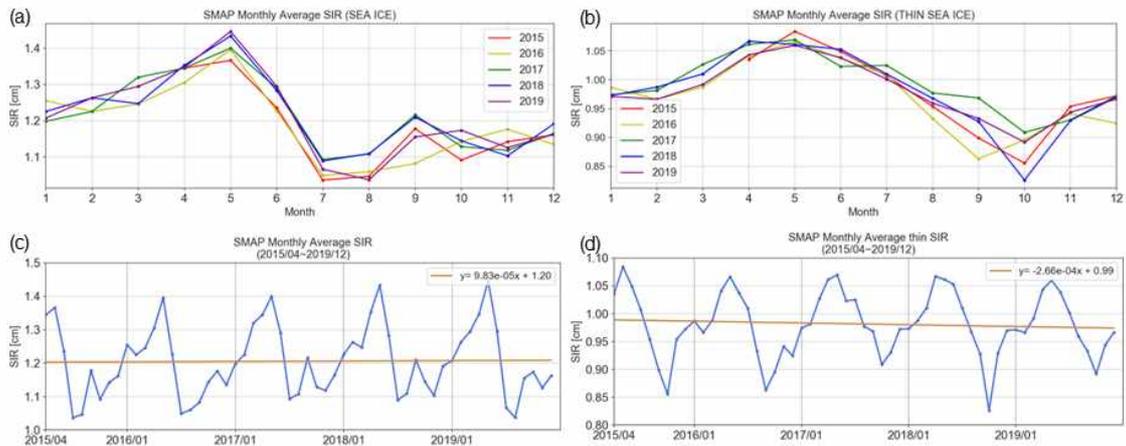


그림 4 해빙 거칠기 변화 추세 및 연도별 변동 패턴 ((a), (c)는 전체 해빙, (b), (d)는 얇은 해빙)

겨울철은 기온의 감소로 해빙이 동결되는 기간이기 때문에 단년생과 다년생 해빙의 면적이 증가하고 두께가 두꺼워지면서 해빙 표면이 점차 더 거칠어지게 되고, 여름철은 해수면 온도 상승하면서 단년생 해빙은 거의 사라지고 다년생 해빙은 녹으면서 해빙 표면이 매끄러워져 거칠기가 감소하게 된다. 그러나 전체 해빙과 얇은 해빙 영역에서의 유사한 거칠기 패턴은 최소가 되는 시기에 차이를 보인다. 전체 해빙 영역의 거칠기는 7, 8월에 최소가 되는데, 이때는 태양에너지와 해수면 온도가 최대가 되는 시기이기 때문에 급격히 해빙이 녹게 되어 표면의 거칠기 역시 짧은 기간 안에 급격히 감소하는 것으로 이해할 수 있다. 반면 얇은 해빙은 9, 10월에 거칠기가 최소가 되는데, 이 시기는 해빙의 면적이 최소가 되는 시기로 얇은 해빙은 대부분 녹아 사라지고, 남아있는 해빙의 표면마저 녹아 매끄럽게 되어 거칠기가 감소한 것으로 보인다. 이러한 해빙 면적과의 연관성은 서서히 감소하고 증가하는 패턴에서도 확인이 가능하다. 특이한 점은 전체 해빙 영역에서의 거칠기가 가장 더운 9월에 증가하고 있다는 점인데, 이는 태양에너지에 의해 해빙 표면이 녹아내리면서 매끄러워지긴 하나 이 시기에는 대부분의 얇은 해빙은 녹아 사라지고 두꺼운 해빙만 남게 되기 때문에 오히려 해빙 거칠기가 증가한 것으로 생각된다. 전체 해빙과 얇은 해빙에서의 연도별 거칠기 변화는 다른 해와 다르게 2016년에 다른 양상을 보이는데, 이는 2016년에 발생한 강한 엘니뇨 현상에 의해 해빙이 이른 시기에 더 많이 녹았기 때문으로 추정된다.

이러한 해석은 그림 4 (a)와 (b)의 시계열 변화 추세와도 관련지어 생각해 볼 수 있다. 얇은 해빙 거칠기의 감소 추세는 얇은 해빙 면적 지속적으로 더 많이 사라지고 있는 것으로 이해할 수 있으며, 전체 해빙 거칠기의 증가 추세는 해빙이 동결되면서 거칠어진다기보다 얇은 해빙이 빠르게 녹아 사라지면서 상대적으로 두꺼운 해빙만 남게 되어 오히려 해빙 거칠기가 증가하는 것으로 이해할 수 있다.

(2) EOF 분석

해빙 거칠기는 그림 5와 같이 3개의 모드로 83.2%를 설명할 수 있다. 첫 번째 모드는 가장 지배적인 추세로 해빙 거칠기의 53.5%를 설명하며 보퍼트 해와 러시아 근방의 해역에서 음의 상관성을 보인다. 그림 6-(a)는 첫 번째 주성분으로 계절적 변동성이 뚜렷하게 반복되며 전 기간에 걸쳐 거의 일정한 강도로 패턴이 나타나는 것을 확인할 수 있다. 여름철에 증가하고 겨울철에 감소하는 이러한 형태의 패턴은 해수면 온도의 변화 주기와 유사하며, 이후 진행된 기후 변수 탐색 연구를 통해 해수면과 연관이 있음을 확인하였다.

그림 5-(b)의 두 번째 모드는 해빙 거칠기의 22.5%를 설명하며 해빙의 내부와 경계면에서 음의 상관성을 보였고, 비교적 내부에서 강한 변동성이 나타났다. 두 번째 주성분 (그림 6-(b))에서는 첫 번째 주성분과 마찬가지로 일정한 계절적 주기를 갖는 패턴을 확인할 수 있었으며, 시간이 지날수록 점차 강하게 진동하는 형태를 보였다.

그림 5-(c)는 세 번째 모드로 해빙 거칠기의 7.6%를 설명하며, 전체적으로 약한 변동성을 보인다. 흥미로운 점은 북극권 해양에서 나타나는 해류 순환 패턴이 분명하게 관찰된다는 것인데, 해빙 영역에서의 EOF 분석이므로 고위도 일부 영역의 공간 변동성만 확인이 가능하여 광범위한 해류 순환 패턴까지는 확인이 어렵다는 한계가 있다. 북극권에서는 그림 7-(a)의 파란색 화살표 흐름에 해당하는 해빙수와 같은 차가운 담수 해류의 유출과 빨간색 화살표 흐름에 해당하는 따뜻한 북대서양 해류의 유입이 발생하며, 특히 그린란드와 스피츠베르겐 간 깊은 해협인 프람 해협 (Fram strait)을 통해 따뜻한 해수가 북극해 중앙으로 유입되면서 빙하를 녹이게 된다. (그림 7-(b)) 해빙 거칠기의 세 번째 모드에서 이와 같은 흐름이 나타나며, 프람 해협 근방에서는 담수와 북대서양 해류의 반대되는 변동성을, 북극 제도 (Arctic Archipelago)에서는 차가운 담수의 흐름을 확인할 수 있다.

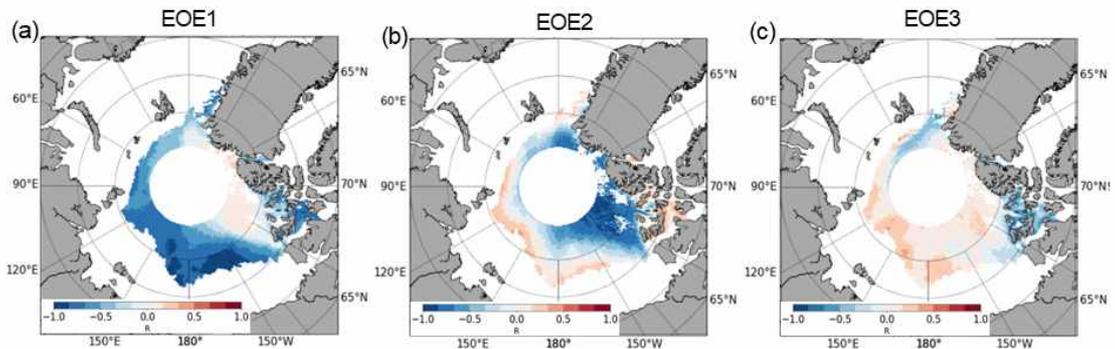


그림 5 해빙 거칠기 EOF 모드 (상위 3개)

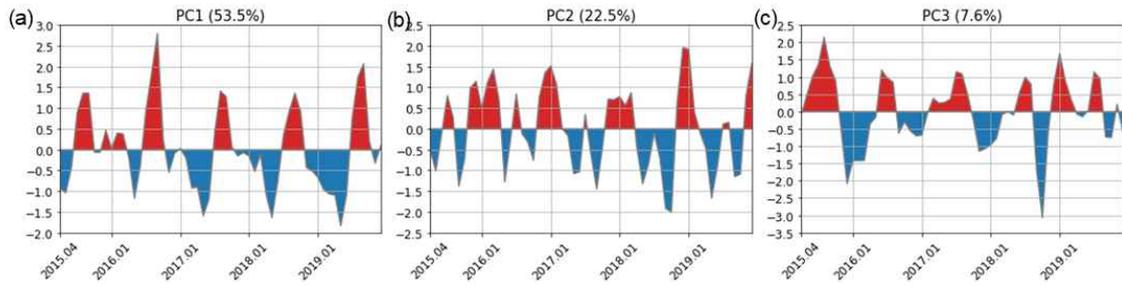


그림 6 해빙 거칠기 주성분 (상위 3개)

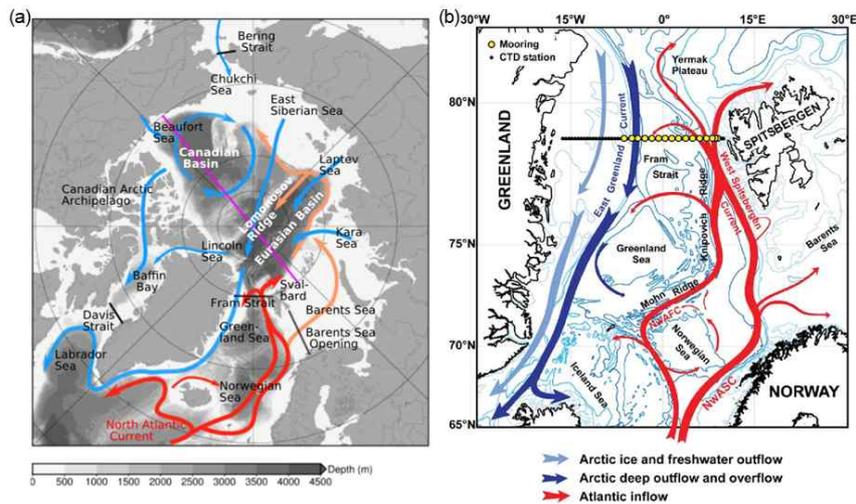


그림 7 (a) 북극권에서의 해양 순환 (Wang, Q et al., 2018),
 (b) 프람 해협에서의 해류 순환 (Beszczynska-Moller et al., 2012)

나. 해빙 거칠기 관련 기후 변수 탐색

그림 8은 EOF 분석을 통해 얻은 3개의 해빙 거칠기 주성분 (PC) (그림 (6)) 과 기후 변수들과의 TCLL을 통해 얻어진 결과이다. 그림 8의 첫 번째 열은 해빙 거칠기와 변수들 사이의 선후행에 따른 TCLL을 나타낸 그래프이고, 두 번째 열은 TCLL의 절댓값이 가장 클 때의 시차만큼 이동시켜 해빙 거칠기 PC와 변수를 중첩한 시계열 결과 그래프이다. 시차는 1달을 기준으로 이동시켜 분석되었다.

PC1은 앞서 EOF 분석 시, 일관된 계절 변동을 보이는 것을 확인하였고 해수면 온도의 변동 주기와 유사하다고 판단하여 해수면 온도와 비교를 실시하였다. 그 결과 그림 8-(a)에서 확인되듯이 시차가 없거나 12달일 때 Pearson CC가 최대가 되었으며, 이는 PC1과 해수면 온도 사이의 시계열적 시차는 없고 두 자료 모두 일년 주기의 반복되는 변동성을 갖는다는 것으로 해석할 수 있다. PC1과 해수면 온도를 중첩한 결과 (그림 8-(b)), CC는 0.803으로 매우 높은 양의 상관성을 보였다. 겨울보다 여름철에서 패턴이 매우 유사했는데, 이는 여름철 해수면 온도의

상승과 해빙 거칠기가 상당한 영향을 갖는 것으로 볼 수 있다.

PC2는 풍속의 역수를 취한 값과 높은 상관성을 보였다. 그림 8-(c)를 통해 알 수 있듯이 풍속의 역수가 해빙 거칠기보다 8달 선행될 때 Pearson CC가 0.596으로 최대가 되었고, 시차가 없거나 12달일 때 CC가 동일해지는 패턴이 PC1에서와 동일하게 나타났다. 이를 통해 PC2 역시 일 년 주기의 변동성을 갖는 것으로 이해할 수 있다. 8달 시차를 주어 두 시계열을 중첩해 본 결과, 전반적인 증감 패턴이 거의 유사하게 나타났다. PC2는 여러 기후 변수들과의 비교 분석 시, 풍속의 역수와 상관성이 가장 높긴 하였으나, 앞의 EOF 두 번째 모드를 통해 확인된 공간 변동성이 해빙의 내부와 경계에서 발생한다는 점에 착안하여 유사한 패턴의 index인 AO와도 연관 지어 분석해보았다.

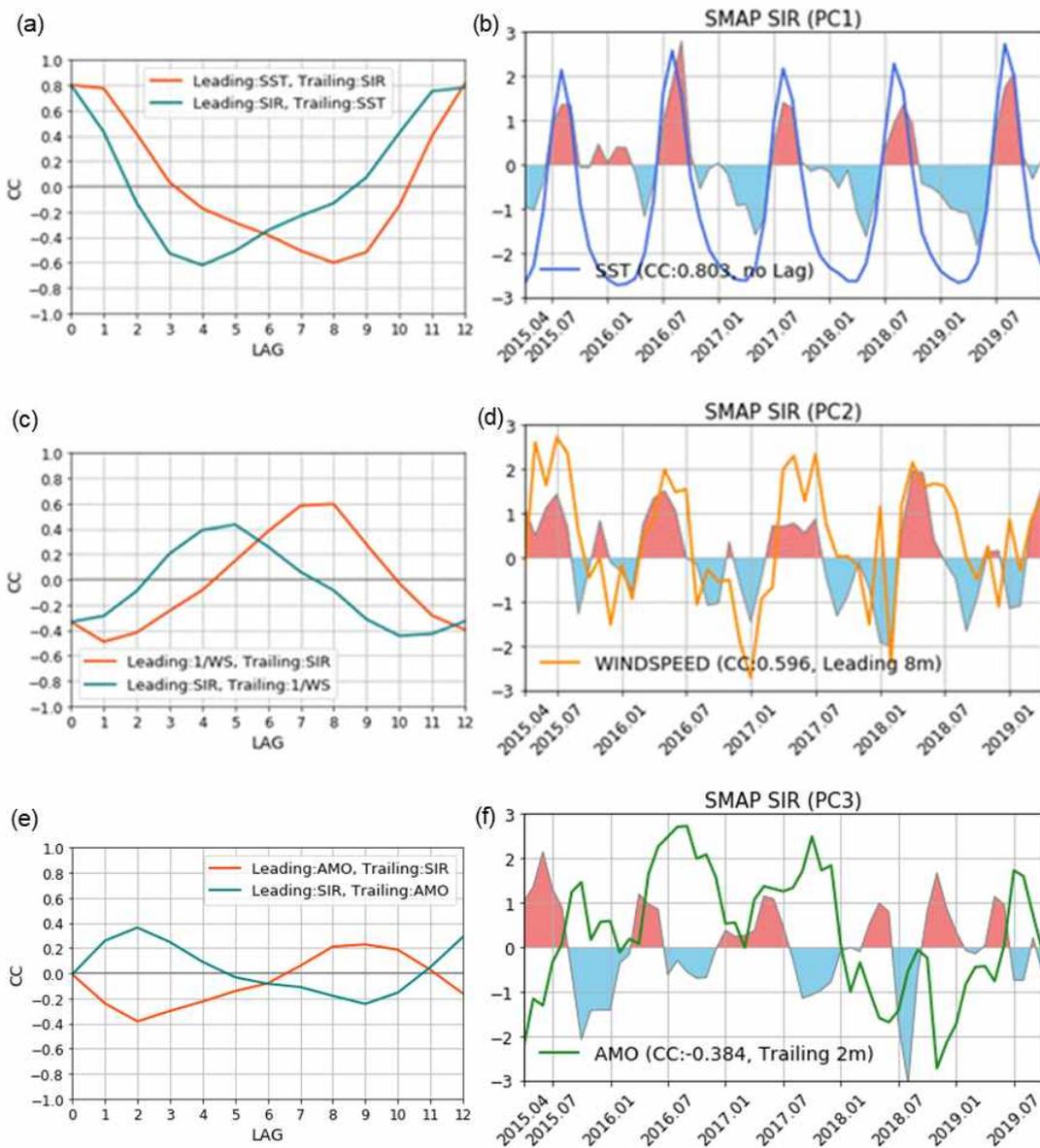


그림 8 해빙 거칠기 PC와 기후 변수 사이의 TLCC (좌) 및 시계열 중첩 (우)

((a), (b)는 PC1&SST, (c), (d)는 PC2&1/풍속, (e), (f)는 PC3&AMO)

확인 결과, PC2와 AO의 직접 분석에서는 TCLL에서의 CC가 평균 0.1로 유의한 상관성이 나타나지는 않았다. AO는 북극 대기 순환을 나타내는 기후 지수로 1000 hPa의 지위고도 (geopotential height)를 기반으로 계산되며, 본 연구의 관심 영역에서 대기압과 -0.7 이상의 강한 음의 상관성을 갖는다. (그림 10) 따라서, PC 2를 AO와 상관성이 높은 대기압과 비교 분석해 보았고, 그 결과, 그림 11과 같은 결과를 확인할 수 있었다. 그림 11-(a)를 통해 대기압이 PC2보다 7달 후행될 때 상관성이 -0.342로 가장 높은 것을 알 수 있으며, 이러한 음의 상관성 결과는 그림 10의 사전 연구도 일치한다. 7달의 시차를 주어 두 변수를 중첩한 그림 11-(b)에서는 두 시계열이 반전되어 일치하는, 즉, 음의 상관 패턴을 보였으며, 따라서 해빙 변동의 영향으로 거칠기가 변화하게 됨에 따라 대기압이 영향을 받는 것으로 해석할 수 있다.

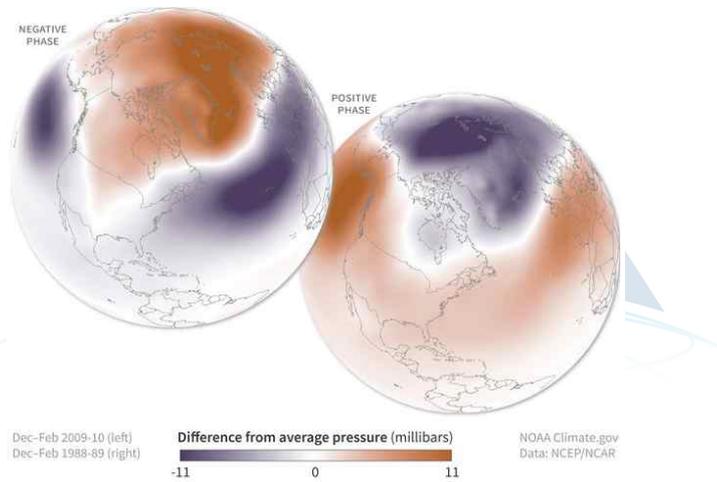


그림 9 AO index (a) negative phase, (b) positive phase (NOAAClimate.gov)

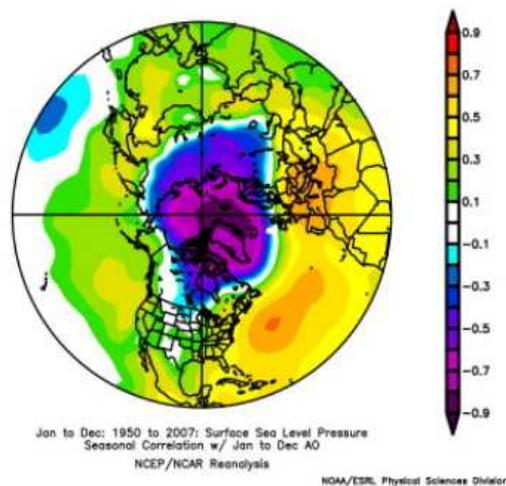


그림 10 AO index와 대기압 (20 -90°N) 의 상관성 (1958~2002, Talley, L. D., 2011)

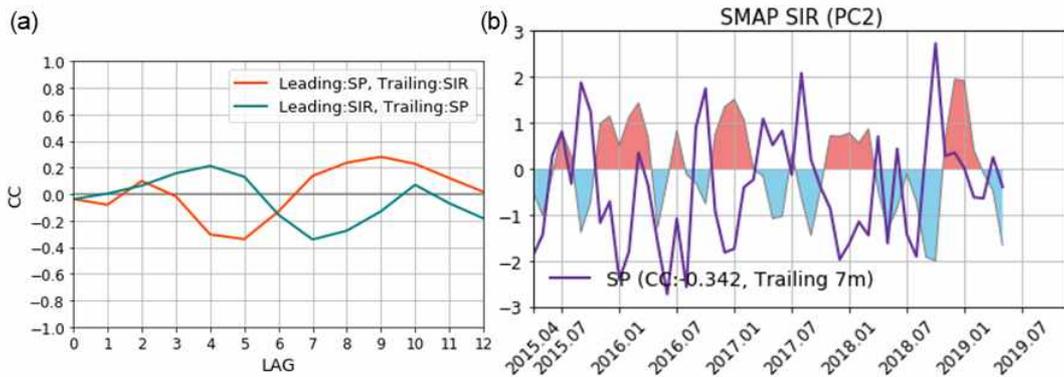


그림 11 해빙 거칠기 PC2와 대기압 사이의 TLCC (좌) 및 시계열 중첩 (우)

PC3은 AMO index와의 비교에서 유사한 패턴을 확인할 수 있었고, TCLL을 진행하여 AMO가 PC2보다 2달 선행할 때 CC가 -0.384로 가장 상관성이 높게 나타나는 것을 확인하였다. (그림 8-(e)) AMO가 PC2보다 2달 후행일 때의 CC는 0.363으로, 2달 선행일 때와 거의 동일한 정도의 상관성을 보이긴 하나, 분석 결과 AMO가 해빙 거칠기에 선행될 것으로 판단하였다. 그 이유는 AMO가 북대서양의 해수면 온도를 기반으로 계산되기 때문에, 북대서양 해류의 유입에 따른 해수면 온도가 해빙에 영향을 주어 그에 대한 결과로써 해빙 거칠기 변화가 발생된다고 이해하는 것이 자연스럽기 때문이다. 앞서 EOF 세 번째 모드의 분석에서 북대서양의 해류 흐름이 관찰되었는데, 이에 따라 PC3 역시 AMO와 상관성을 보이게 된 것으로 해석된다. PC3은 시차가 없거나, 11달일 때 CC가 0으로 동일해지는 패턴이 나타나는 것으로 보아 11개월 주기를 갖는 것으로 생각되고, AMO가 2달 선행되도록 시차를 주어 두 시계열을 중첩 시, 그림 8-(f)와 같이 음의 상관성으로 패턴이 거의 일치하는 것을 확인할 수 있다.

제 2절 가상의 L-band 위성 편광 밝기온도 자료 개발

1. 이론적, 실험적 접근 방법

가. Data2Data

Data2Data (D2D) 모델은 Conditional Generative Adversarial Nets (CGAN) 기반의 Pix2Pix 모델의 진화에 처리 과정을 추가함으로써 자료 값 자체를 보존한 채 변환이 가능하도록 만들어진 모델이다. (Han et al., 2022) D2D의 기본 구조에 해당되는 CGAN은 생성자 (Generator)와 판별자 (Discriminator)를 경쟁 관계로 학습하여, 입력된 이미지를 새로운 도메인의 이미지로 변환시키는 신경망이다. 기존 GAN에 이러한 적대적 기계학습 (Adversarial Training)을 도입하였기 때문에, 입출력 자료가 쌍을 이루어 학습이 진행되며, 손실 함수 값을 줄여나가는 방향으로 학습이 이루어진다. 이때 라벨 혹은 데이터를 통해 조건을 주어서 사용자가 원하는 방향으로 학습을 시킬 수 있게 된다. Pix2Pix는 x 에 해당되는 학습 자료를 입력받아 생성자를 통해 $G(x)$ 라는 가상의 x 를 생성한 후, Patch-GAN 기반의 판별자를 사용하여 $G(x)$ 와 y (실제 값)의 비교를 통해 최종적으로 Fake/Real을 구분해 내는 알고리즘이다. 식 (19)의 목적 함수에 대한 최대-최소 문제를 해결하는 방향으로 최적화가 진행된다. (Isola et al., 2017)

$$\mathcal{L}_{cGAN}(G, D) = \mathbb{E}_{x, y} [\log D(x, y)] + \mathbb{E}_{x, y} [\log (1 - D(x, G(x, z)))] \quad (17)$$

$$\mathcal{L}_{L1}(G) = \mathbb{E}_{x, y, z} [\|y - G(x, z)\|_1] \quad (18)$$

$$G^* = \arg \min_G \max_G \mathcal{L}_{cGAN}(G, D) + \lambda \mathcal{L}_{L1}(G) \quad (19)$$

기존의 Pix2Pix는 도메인 변환에 이미지가 사용되지만, D2D의 경우, 원자료의 값 자체를 사용하여 변환 가능하다는 차이를 가진다. D2D의 전처리 과정에서는 Min-Max 정규화를 통해 입력 자료를 0에서 1사이의 값으로 변환하며, 이때 입력 자료는 이미지의 픽셀 값에 해당하는 0~255 사이의 값이 아닌, 원자료 값 자체를 사용한다. 원자료를 사용하게 되면 결측값 등의 불필요한 값들이 필연적으로 포함되게 되는데 이때 이러한 값들에 -1이라는 고정된 값을 줌으로써 해당 픽셀의 값들이 최대한 학습에 영향을 주지 않도록 설정된다. 따라서 최종적인 입력 자료값들의 범위는 -1~1이 되며, 학습이 완료된 후, -1~1 사이의 값을 원자료 값의 범위로 변환하는 후처리 과정이 역정규화 (Demormalization)를 통해 진행된다.

2. 연구자료

가. SMAP 위성 자료

3장-1절-2-가 에서의 SMAP 위성 자료와 동일한 자료를 사용하였으며, 해당 연구에는 2015년 4월 1일부터 2021년 12월 31일까지의 수직, 수평 편광 밝기온도 자료가 사용되었다.

나. AMSR2 위성 자료

AMSR2의 Unified L3 Daily 25km Brightness Temperatures & Sea Ice Concentration Polar Grids, Version 1 (AU_SI25) 자료에서 제공하는 C-band인 6.9GHz의 수직, 수평 편광 밝기온도 자료를 사용하였다. 해당 자료는 25km×25km의 공간 해상도와 일일 시간 해상도를 가지며, 2012년 7월 2일 이후부터 HDF-EOS5 형식으로 제공된다. 연구에는 2015년 4월 1일부터 2021년 12월 31일 기간의 자료가 사용되었다.

다. 자료 획득 경로

위에서 언급된 자료들은 아래의 경로를 통해 수집 가능하다.

- SMAP: https://nsidc.org/data/spl3smp_e/versions/4
- AMSR2: https://nsidc.org/data/au_si25/versions/1

3. 연구내용

본 연구에서는 3장-1절에서 진행되었던 해빙 거칠기 변동성 연구를 장기간에 대한 기후변화 연구로 확장해 보고자 그에 대한 사전 연구로써 장기 위성 자료 생성을 목적으로 수행되었다. 해빙 거칠기 산출에 사용하는 SMAP 위성 자료는 2015년 3월 31일부터 현재까지 제공되고 있기 때문에 변동성 연구 또한 자료 제공 기간에 맞추어 10년 이하의 비교적 짧은 기간에 대해 수행될 수밖에 없었다. 따라서 해빙 거칠기 알고리즘에 적용되는 SMAP 수직과 수평 밝기온도 자료를 위성이 운용되기 이전의 과거 기간에 대해 생성하는 딥러닝 모델을 개발하였다.

가. 학습 모델

과거 위성 자료를 생성하기 위하여 Pix2Pix를 변형한 딥러닝 모델인 D2D를 사용하였다. CGAN 기반의 D2D는 생성자와 판별자를 통해 학습되는 적대적 신경망으로 입출력 자료가 쌍을 이루어 진행되어 사용자가 원하는 도메인의 자료로 변형이

가능하다. 다시 말해, 새로운 도메인의 자료를 생성할 수 있다는 특징을 가지기 때문에 과거 위성 자료 생성을 목적으로 하는 본 연구에 적합한 딥러닝 모델이라 할 수 있다. 연구에는 Resnet-9 기반의 생성자와 Patch-GAN 기반의 판별자를 사용하였으며, AMSR2 6.9GHz 수직, 수평 편광 밝기온도 중첩 자료를 SMAP 수직, 수평 편광 밝기온도 중첩 자료와 쌍으로 사용함으로써 AMSR2 밝기온도를 SMAP 밝기온도로 변환하는 모델을 생성하였다. AMSR2 자료는 SMAP 운용 기간보다 빠른 2012년 7월부터 제공되기 때문에 해당 모델을 적용하면 SMAP 운용 이전의 과거 기간에 대한 SMAP 자료를 산출할 수 있게 된다. AMSR2 6.9GHz 밝기온도 자료가 선정된 이유는 3-4에서 자세히 설명될 예정이다.

D2D는 Min-Max 정규화와 역정규화 과정이 모델 학습의 전후처리 과정으로 포함되어 있기 때문에 입출력 자료인 SMAP과 AMSR2 편광 밝기온도 모두 동일한 전후처리 과정을 거쳤으며, 이때 사용되는 최댓값과 최솟값은 모델의 학습과 검증, 테스트에 사용된 모든 자료에서 도출된 단일한 값이다. 해당 값을 사용하여 모델의 입력 자료로 -1~1로 정규화된 SMAP과 AMSR2 편광 밝기온도 쌍이 들어간다. 모델의 출력 결과로는 가상의 정규화된 SMAP 밝기온도가 생성되고, 역정규화 과정을 통해 최종적으로 실제 SMAP 밝기온도 범위를 갖는 가상의 SMAP 밝기온도 자료로 변환된다. 아래 그림 12는 본 연구에서 진행된 D2D 모델의 전반적인 학습 진행 과정을 시각적으로 보여준다.

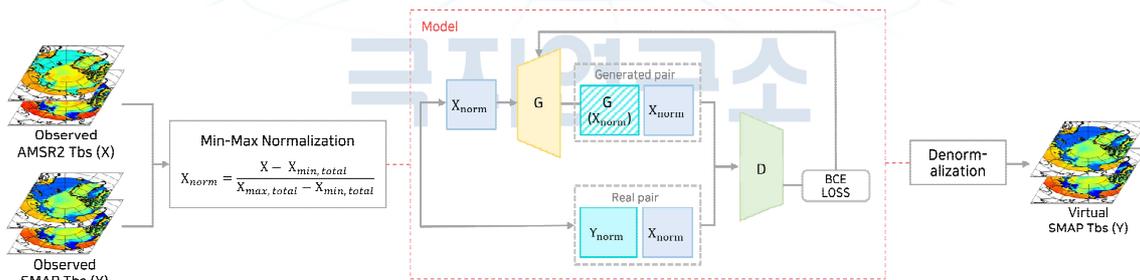


그림 12 D2D 모델 학습 과정

나. 학습 자료 선정

L-band와 C-band의 높은 상관성을 기반으로 SMAP 편광 밝기온도와의 학습 쌍으로 AMSR2 6.9GHz 편광 밝기온도 자료를 선정하였다. 주파수가 높아질수록 수증기나 구름의 수분 흡수와 같은 대기 효과에 강한 영향을 받기 때문에 4~8GHz의 비교적 낮은 주파수대인 C-band와 L-band는 선형적 상관성이 0.96 이상으로 매우 강하고 (Meissner and Manaster, 2021), 특히, AMSR2 6.9GHz 밝기온도는 해빙 경계, 다양한 토양 환경 등에서 SMAP 1.4GHz 밝기온도와 유사하다고 알려져 있다. (AlJassar et al., 2019) 북위 65도 이상 영역에서 2018년도 일자료로 SMAP과 AMSR2의 주파수 별 상관성을 직접 비교해 본 결과, 표 1과 같이 6.9GHz의 수직

(V), 수평(H) 편광 모두에서 가장 높은 상관성을 보이는 것이 확인되었다. SMAP과 AMSR2 6.9GHz 밝기온도 산포도는 그림 13과 같다. 모든 편광에서 사전 연구 결과와 동일한 0.96 이상의 상관성이 나왔고, 수직 편광보다 수평 편광에서 비교적 더 강한 선형성을 확인할 수 있다. 추가로 그림 14와 같이 바다와 육지, 해빙으로 나누어 영역 별 SMAP과 AMSR2 2018년 연평균 밝기온도 차이의 절대값을 확인해 보았고 전반적으로 6.9GHz 일 때 가장 차이가 적게 나타나는 것을 확인하였다. 따라서 이러한 결과들을 바탕으로 SMAP 자료와 쌍을 이루어 학습을 진행할 자료로 AMSR2 6.9GHz 수직과 수평 편광 자료를 선택하였다.

AMSR2 Center Frequency (GHz)	6.925		10.65		18.7		23.8		36.5		89	
Pol.	V	H	V	H	V	H	V	H	V	H	V	H
Pearson CC	0.96	0.99	0.95	0.99	0.88	0.98	0.73	0.96	0.41	0.86	-0.34	0.84

표 1 SMAP 밝기온도와 AMSR2 주파수 별 밝기온도 상관계수 (2018년, 북위 65도 이상)

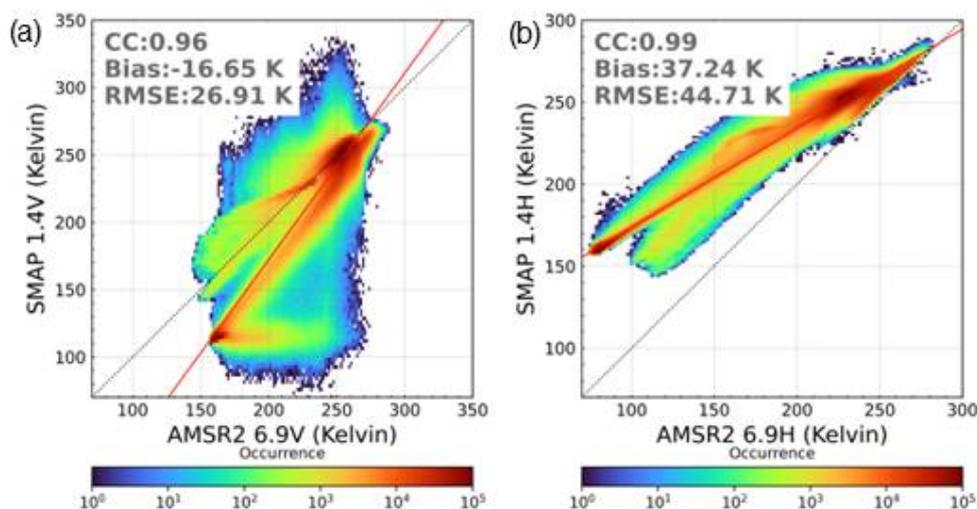


그림 13 SMAP과 AMSR2 6.9GHz 편광 밝기온도의 산포도 ((a)수직, (b)수평)

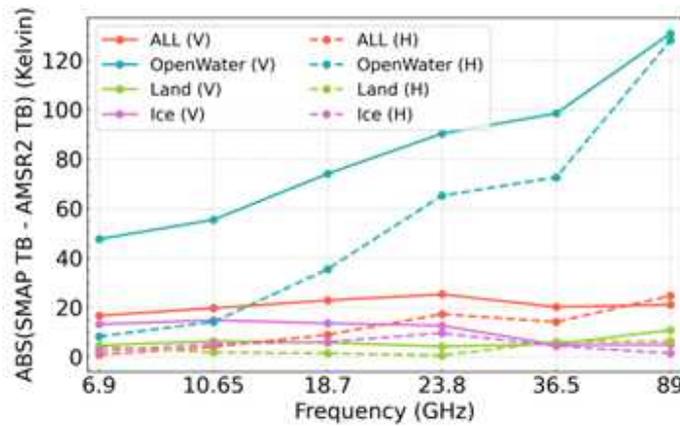


그림 14 SMAP 편광 밝기온도와 AMSR2 주파수 별 연평균 차이 (2018년)

다. 모델 학습 및 검증 자료 구축

모델 학습과 검증, 테스트에는 북위 65도 영역의 SMAP과 AMSR2 편광 밝기온도 일자료가 사용되었다. SMAP과 AMSR2 자료는 공간 해상도가 각각 9km×9km와 25km×25km로 다르기 때문에 SMAP을 더 낮은 해상도인 25km×25km로 보간하여 자료의 해상도를 일치시켰다. 보간 시, SMAP과 AMSR2의 위경도 사이의 최단거리를 구하는 방법을 사용하였고, 최종적인 두 자료의 크기는 448x304이다. 사용된 전체 자료 기간은 2015년 4월 1일부터 2021년 12월 31일로, 모델 학습과 검증, 테스트에 각각 2015년부터 2018년 (1367쌍), 2019년 (332쌍), 2020년 (366쌍)의 자료가 사용되었다. 2021년 자료는 unseen 자료로써 학습된 D2D 모델 성능의 우수성을 보기 위해 진행된 선형회귀 변환 결과와의 비교에서 사용되었다.

라. SMAP과 AMSR2 6.9GHz 밝기온도 간 선형 관계

3-4에서 확인한 대로 SMAP 1.4GHz와 AMSR2 6.9GHz 밝기온도는 높은 상관성을 갖기 때문에 일반적으로 두 주파수대의 밝기온도 자료는 단순 선형 회귀식을 통해 변환하여 사용된다. 그러나 그림 13의 산포도에서 확인할 수 있듯이 자료 분포는 2-3개로 나누어진 그룹 형태를 가지고 있기 때문에 하나의 선형 회귀식을 사용하여 두 자료를 변환하기에는 정확도 측면에서 문제가 발생할 수 있다. 그림 15는 그림 13의 자료를 바다와 육지, 해빙 영역으로 분류하여 나타낸 것이다. 앞서 확인된 2-3개의 그룹이 영역에 따라 분류되는 것을 확인할 수 있으며, 특히 수평 편광에서 그룹화가 더 뚜렷하게 나타났다. 따라서 SMAP과 AMSR2 자료의 상관성 자체가 높다 하더라도 영역별로 구분 지어 선형 회귀식이 사용되어야 할 필요성이 있고, 수직 편광에서는 영역 구분을 통한 선형 회귀식마저도 한계가 있다는 것을 알 수 있다. 따라서 보다 복잡한 계산이 이루어지는 딥러닝 기법을 적용하여 하나의 모델을 통해 자료 변환을 하는 것이

효과적이라는 것을 알 수 있다. D2D 모델의 사용이 선형 회귀식보다 효과적임을 보이기 위하여, AMSR2에서 SMAP으로의 자료 변환을 각 방법으로 진행한 후 비교하였다. 각 영역별 선형 회귀식은 D2D 모델 학습에 사용된 동일한 기간의 자료를 통해 도출되었으며, 영역별 선형 회귀 계수는 표 5와 같다. 비교 결과는 아래의 4.연구결과 에서 분석된다.

$$T_{b_{SMAP}} = m * T_{b_{AMSR2}} + b \quad (20)$$

Linear reg. coef.		m	b
전체	V	1.4	-103.8
	H	0.6	113.1
바다	V	0.8	-17.8
	H	0.6	110.9
육지	V	0.8	42.8
	H	0.6	112.9
해빙	V	1.5	-140.5
	H	0.6	126.1

표 2 영역별 회귀계수 (2015~2018년, 북위 65도 이상)

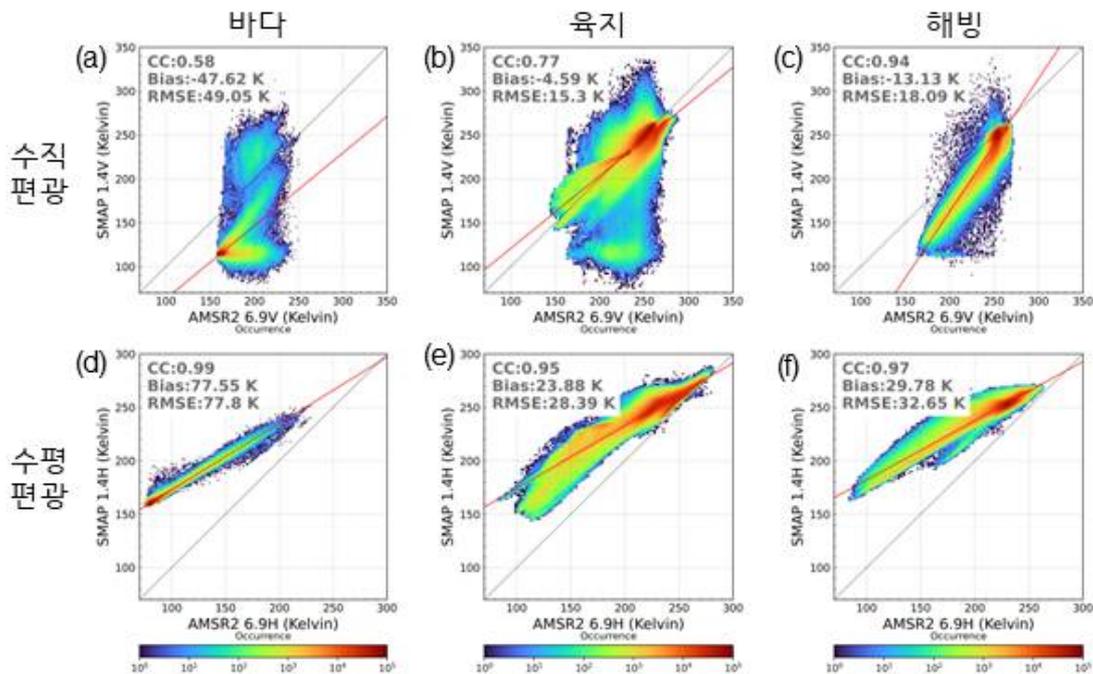


그림 15 영역별, 편광별 SMAP과 AMSR2 6.9GHz 편광 밝기온도의 산포도

4. 연구결과

D2D 모델로 생성된 가상의 수직 및 수평 편광 밝기온도 결과이다. 정량적 평가 지표로는 Pearson correlation coefficient (CC)와 Root Mean Square Deviation (RMSE), Bias를 사용하였고 모델의 성능 평가 지표로는 relative Mean Bias Error (rMBE) (식 21), relative RMSE (rRMSE) (식 22)를 사용하였다. rMBE와 rRMSE는 표 3과 같이 절댓값이 작을수록 모델 성능이 우수함을 의미하며, 각각 3%와 5% 이하일 때 매우 우수한 모델이라고 해석된다.

$$rMBE = 100 * \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(P_i - O_i)}{O_i} \quad (21)$$

$$rRMSE = \frac{100}{O_i} * \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2} \quad (22)$$

Model Skill	rMBE	rRMSE
Poor	rMBE > ±5 %	rRMSE > 15%
Good	±3 % < rMBE ≤ ±5 %	5% < rRMSE ≤ 15%
Excellent	rMBE ≤ ±3 %	rRMSE ≤ 5%

표 3 rMBE와 rRMSE의 모델 성능 평가 척도

가. 가상의 SMAP 수직 편광 밝기온도

(1) 정량적 평가

가상의 SMAP 편광 밝기온도는 최종적으로 해빙 거칠기 장기 변동성 산출에서의 사용을 목표로 하기 때문에 바다와 육지, 해빙이 포함된 전체 학습 영역과 해빙 영역으로 구분 지어 평가하였다. 정량적 평가에는 테스트 자료인 2020년의 일 년 치 일자료가 사용되었다. 그림 16은 D2D로 생성된 가상의 SMAP과 원자료 SMAP 수직 편광 밝기온도 결과 산포도이다. 전체 영역에서의 통계수치는 CC가 0.99, Bias는 0.62 kelvin, RMSE는 5.76 kelvin으로 가상의 자료와 원자료가 거의 일대일 대응에 가깝게 일치하는 결과를 보였다. 해빙 영역에서의 통계수치 역시 일대일 대응에 가까운 결과를 만들어냈으며, CC가 0.98, Bias는 0.88 kelvin (K), RMSE는 5.22 K으로 좋은 결과를 보여주었다. 수직 편광 밝기온도 자료에서의 rMBE와 rRMSE는 각각 약 0.3%, 약 2%로 모델 성능이 매우 우수하게 학습된 것을 알 수 있다.

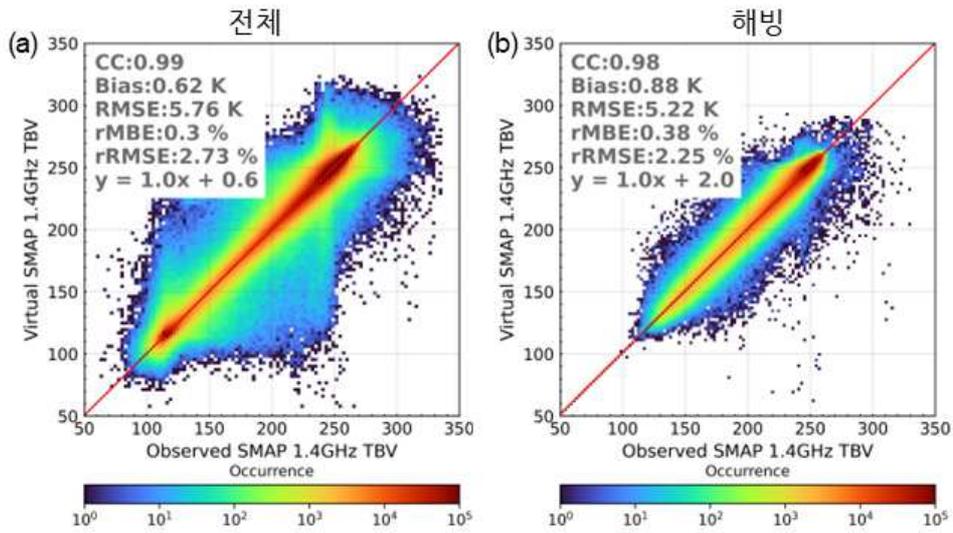
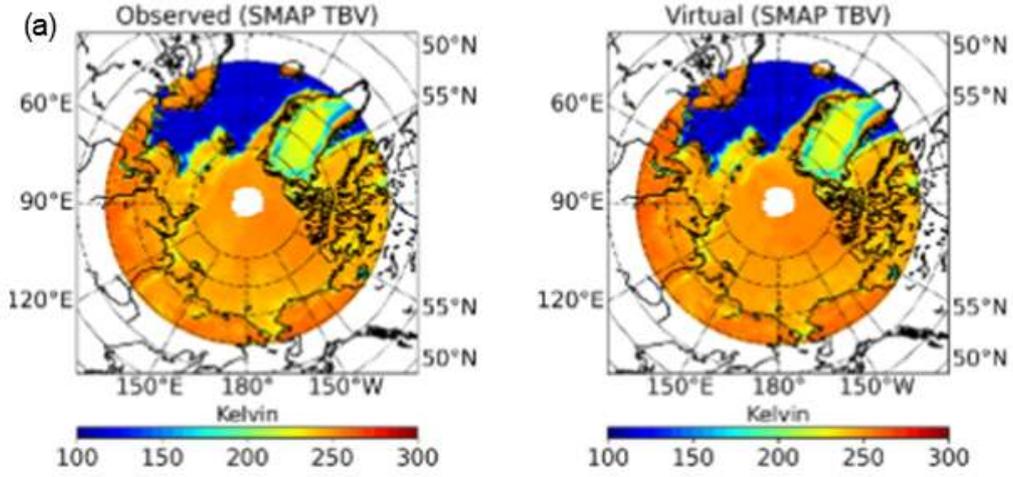


그림 16 SMAP 원자료와 가상의 D2D 생성물 결과 산포도 (수직 편광 밝기온도)

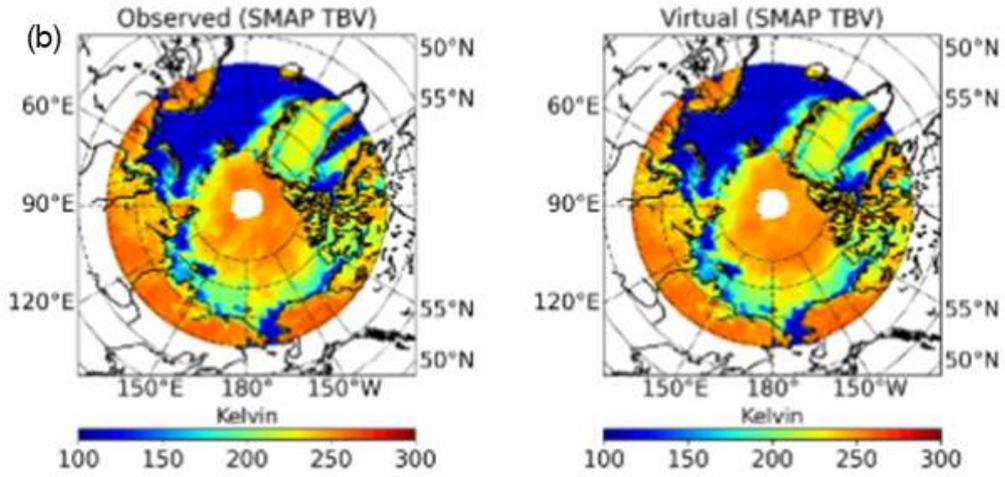
(2) 정성적 평가

그림 17은 테스트 기간인 2020년의 1월과 6월, 10월의 15일 일자료를 사용하여 원자료 SMAP과 D2D로 생성된 가상의 SMAP 수직 편광 밝기온도 결과를 비교한 것이다. 가상의 SMAP 생성물은 바다와 육지, 해빙을 포함한 모든 영역에서 원자료와 구분이 거의 없을 정도로 일치하는 결과를 보여준다. 일부 날짜에서 가상의 SMAP 생성물이 블러링되는 경우가 있으나, 실제 값 자체의 차이가 거의 없는 정도의 미세한 차이를 보인다.

Date: 2020/01/15



Date: 2020/06/15



Date: 2020/10/15

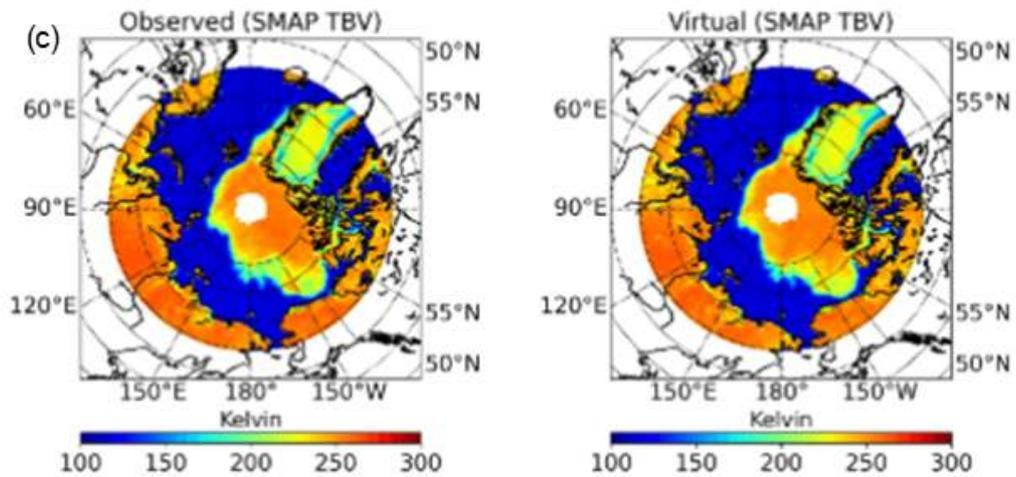


그림 17 수직 편광 밝기온도 결과의 정성적 비교 ((좌) SMAP 원자료 , (우) 가상의 D2D 생성물)

(3) D2D와 선형 회귀 변환 결과 비교

선형 회귀 변환과의 결과 분석에는 unseen 자료 기간에 해당되는 2021년의 일 년 치 일자료가 사용되었고, 선형 회귀식 변환 결과는 바다와 육지, 해빙의 각 영역별로 다른 회귀식 (식 (20), 표 (2))이 적용되어 계산되었다. 그림 18과 19는 각각 2021년 2월과 8월의 15일 일자료를 예시로 (a)가 원자료, (b)와 (c)가 D2D로 생성된 가상의 자료, (d)와 (e)가 선형 회귀식으로 변환된 자료에 대한 결과이다. 원자료와 비교했을 때, D2D와 선형 회귀 변환 결과 모두에서 높은 상관성이 확인되었다. 그러나 D2D 생성물의 Bias가 평균 1 K인데 반해, 선형 회귀 변환에서는 최대 7 K까지 원자료와 차이를 보였으며, RMSE 역시 두 배 이상의 차이가 발생하였다. 따라서 그림 18-(e)에서의 육지 오차와 그림 19-(e)에서 전반적으로 낮은 값이 산출과 같이 원자료와 차이를 보이는 결과가 발생된다. 추가로, 산포도를 보면 낮은 온도와 높은 온도가 분리되는 현상이 두 방법에서 공통적으로 발생하는데 그 정도가 선형 회귀 변환에서 더 두드러지게 나타난다.

D2D 생성물의 경우 north pole에 해당되는 북위 85도 이상의 영역도 산출이 가능하며, 이는 D2D SMAP 생성물이 AMSR2 자료를 기반으로 생성되기 때문에 해당 영역이 제공되는 AMSR2의 특징이 반영된 것으로 볼 수 있다. 따라서 D2D를 사용하여 SMAP 밝기온도 자료를 생성하게 되면 과거 자료 생성뿐만 아니라 SMAP에서의 결측 픽셀에서의 자료까지 얻을 수 있다는 장점이 있다.

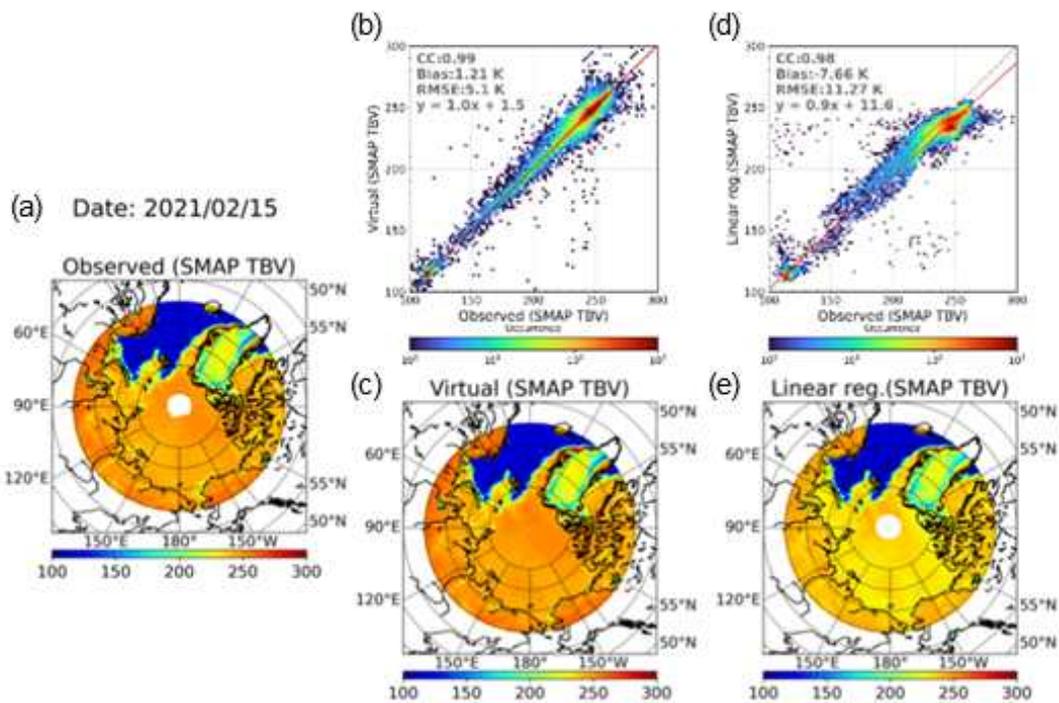


그림 18 가상의 D2D 생성물 (b, c)과 선형 회귀변환 결과 (d, e) 비교 (수직 편광, 2021/2/15)

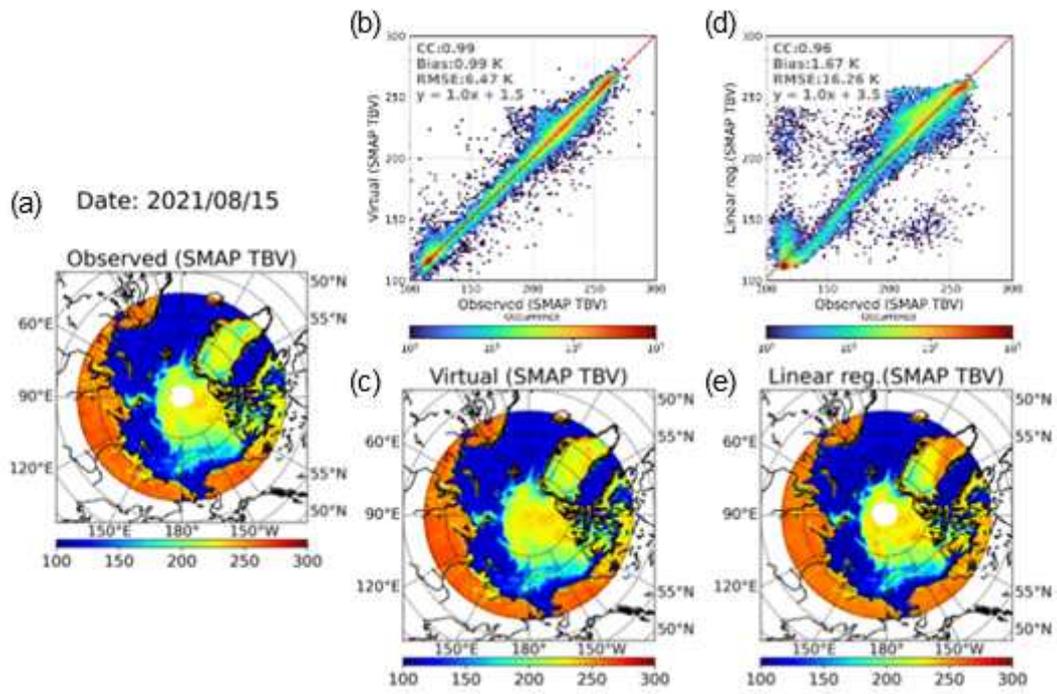
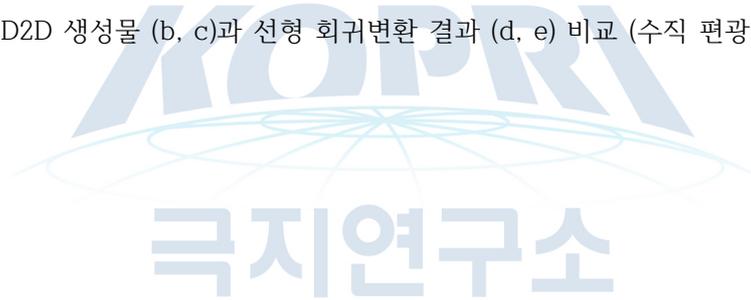


그림 19 가상의 D2D 생성물 (b, c)과 선형 회귀변환 결과 (d, e) 비교 (수직 편광, 2021/8/15)



나. 가상의 SMAP 수평 편광 밝기온도

(1) 정량적 평가

앞서 진행된 수직 편광 밝기온도 평가와 동일한 방식으로 진행하였다. 그림 20은 D2D로 생성된 가상의 SMAP과 원자료 SMAP 수평 편광 밝기온도 결과의 산포도이다. 전체 영역에서의 통계수치는 CC가 0.99, Bias는 0.54 K, RMSE는 7.38 K으로, 육지 영역에 픽셀에서 퍼짐이 발생하긴 하나 가상의 자료와 원자료가 거의 일대일 대응에 가까운 결과를 보였다. 해빙 영역에서의 통계수치는 CC가 0.98, Bias는 1.03 K, RMSE는 7.58 K으로 역시 좋은 결과를 보였으며, rMBE와 rRMSE는 각각 1% 미만, 4% 미만으로 모델 성능 또한 매우 우수함을 확인하였다.

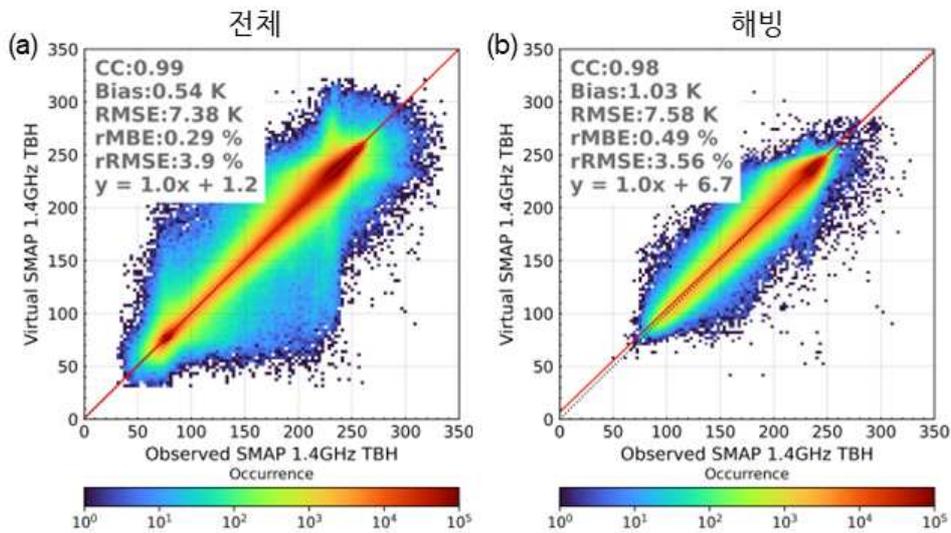
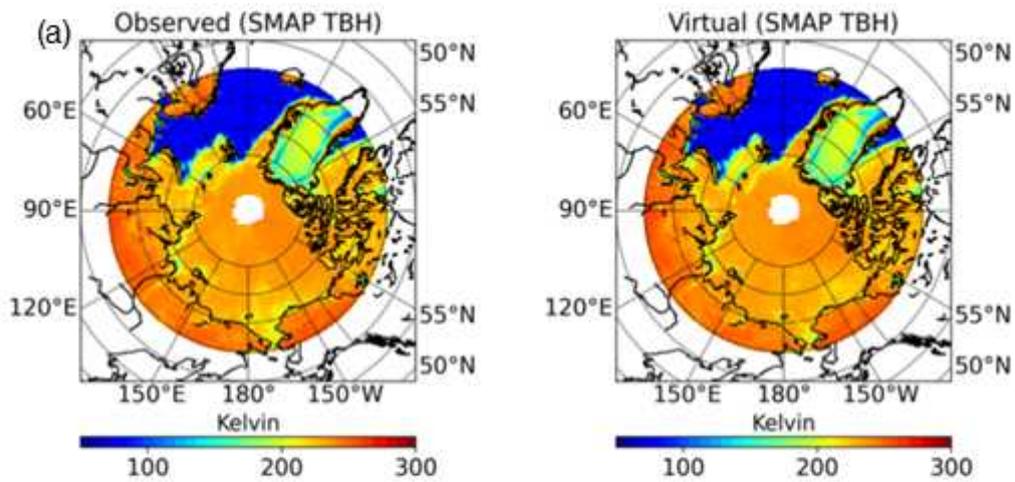


그림 20 SMAP 원자료와 가상의 D2D 생성물 결과 산포도 (수평 편광 밝기온도)

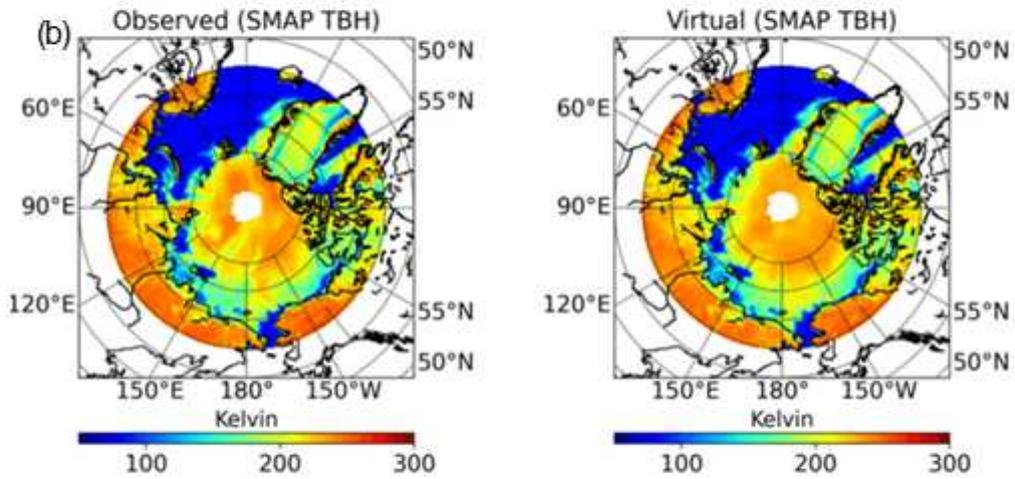
(2) 정성적 평가

그림 21은 테스트 기간인 2020년의 1월, 6월, 10월의 15일 일자료를 사용하여 원자료 SMAP과 D2D로 생성된 가상의 SMAP 수평 편광 밝기온도 결과를 비교한 이미지이다. 가상의 SMAP 생성물은 수직 편광 결과와 마찬가지로 모든 영역에서 원자료와 매우 유사한 결과를 보였으며, 여름철 일부 날짜에서 블러링되는 현상이 동일하게 발생하였다. 이때도 절대적인 오차 값은 매우 작으며, 전반적인 패턴은 원자료와 거의 동일하다.

Date: 2020/01/15



Date: 2020/06/15



Date: 2020/10/15

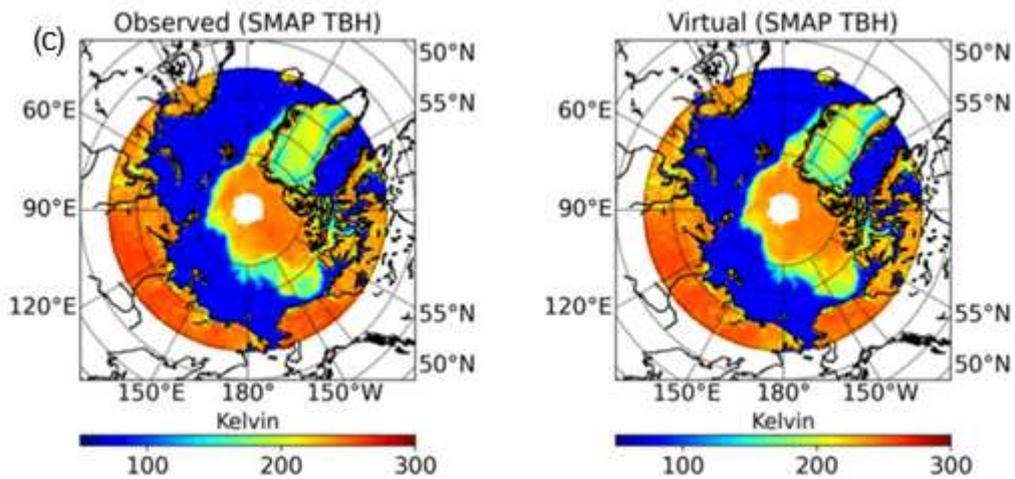


그림 21 수평 편광 밝기온도 결과의 정성적 비교 ((좌) SMAP 원자료 , (우) 가상의 D2D 생성물)

(3) D2D와 선형 회귀 변환 결과 비교

선형 회귀 변환과의 결과 분석은 앞서 진행한 수직 편광 밝기온도 분석과 동일한 방식으로 이루어졌다. 그림 22과 23은 각각 2021년 2월과 8월의 15일 일자료 예시로 (a)가 원자료, (b)와 (c)가 D2D로 생성된 가상의 자료, (d)와 (e)가 선형 회귀식으로 변환된 자료에 대한 결과이다. 원자료와 비교했을 때, D2D와 선형 회귀 변환 결과 모두 높은 상관성을 보이긴 하였으나 D2D 생성물의 CC는 0.99~1로 원자료와 거의 동일한 수준의 결과를 생성하고 있었다. Bias의 경우, D2D 생성물에서 1 K 미만인 것에 반해, 선형 회귀 변환에서는 30~50 K으로 차이가 매우 크게 나타났으며, 그 결과 그림 22와 23의 (e)에서처럼 패턴은 유사하나 값의 범위가 전혀 맞지 않는 결과를 보였다. 산포도에서는 수직 편광의 결과와 마찬가지로 낮은 온도와 높은 온도가 분리되는 현상이 두 방법에서 공통적으로 나타났고, 선형 회귀 변환의 경우엔 모든 자료에서 2개의 그룹으로 분리되는 현상이 발생됨을 확인하였다. 가상의 D2D 수평 편광 밝기온도 생성물 또한 north pole 영역까지 산출이 가능하다.

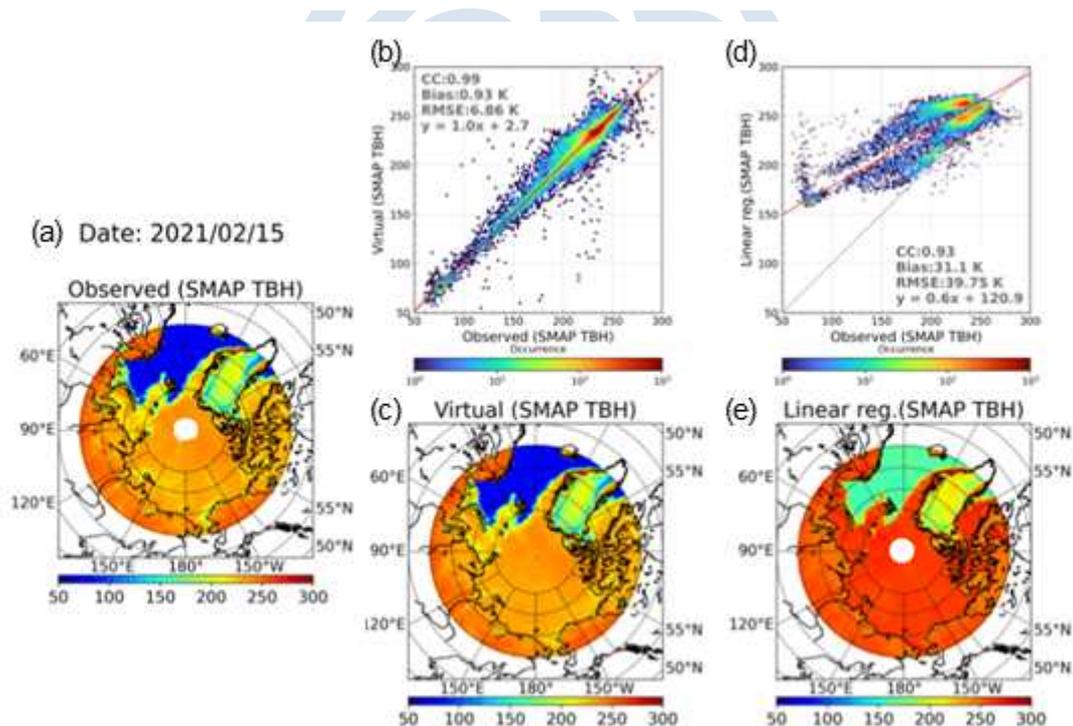


그림 22 가상의 D2D 생성물 (b, c)과 선형 회귀변환 결과 (d, e) 비교 (수평 편광, 2021/2/15)

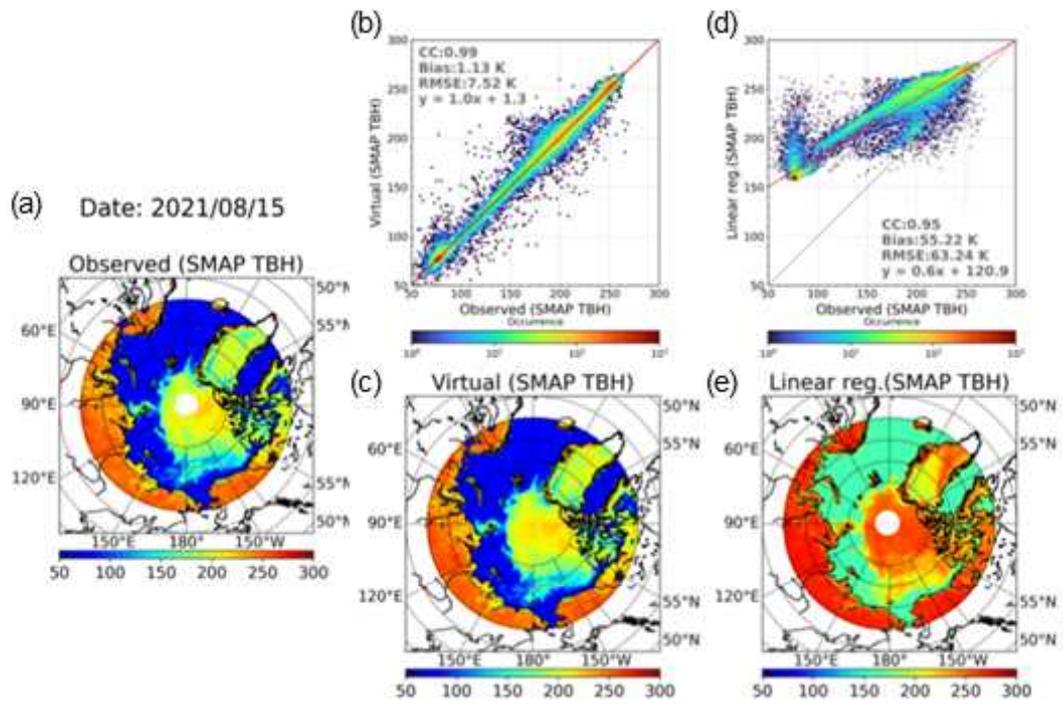
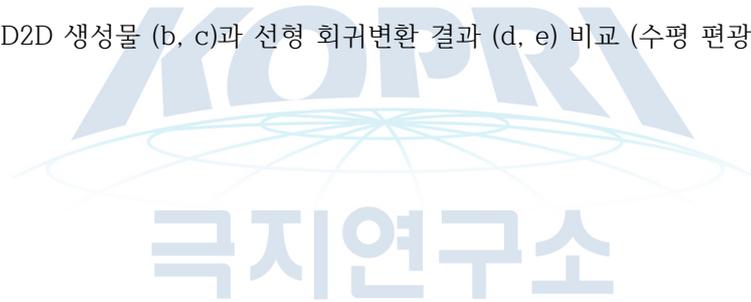


그림 23 가상의 D2D 생성물 (b, c)과 선형 회귀변환 결과 (d, e) 비교 (수평 편광, 2021/8/15)



제 4 장 연구개발목표 달성도 및 대외기여도

제 1절 연구개발목표 달성도

1. 연구 성과목표 및 달성도

성과목표	세부목표	달성 주요내용	달성도 (%)	비고
해빙 거칠기 변화 연구	마이크로파 위성을 이용한 북극 해빙 거칠기 알고리즘 개선	- 여름철 자료 산출 개선을 통한 알고리즘 안정성 향상	100%	
	북극 거칠기 시계열 변화 확인	- 해빙 거칠기 시계열 패턴 도출 및 해석 - 시계열 변화 추세 분석	100%	
해빙 거칠기 및 두께 변화 연구	마이크로파 위성을 이용한 해빙 거칠기 변동성 분석	- EOF 분석을 통한 해빙 거칠기 시공간 변동성 패턴 확인 - TLCC를 통한 해빙 거칠기 상관성 있는 기후 변수 탐색 및 선후행 분석	100%	과제 진행 단계에서 해빙 두께 변화 연구보다는 장기간 위성 자료 산출에 집중하는 방향으로 연구내용 수정하여 진행됨
해빙 두께 변화 연구 및 장기간 위성 자료 산출물 생성	딥러닝을 이용한 가상의 위성 자료 생성	- 딥러닝을 이용한 가상의 과거 위성자료 산출물 생성 - 가상 생성물의 높은 정확도 확보	100%	

제 2절 대외기여도

2. 학술적 파급효과

- 가. 독창적 마이크로파 위성 기반 해빙 거칠기 산출 연구 성과 창출
- 나. 북극 해빙 거칠기 변동성 분석 기반 기후 변화 특성 이해
- 다. 딥러닝 기법을 통한 정확도 높은 가상의 위성 산출물 생성
- 라. 과거 위성 자료 생성을 통한 장기적 관점에서의 해빙 거칠기 변동성 이해

3. 경제적 파급효과

- 가. 북극 해빙 거칠기 상태에 대한 준 실시간 모니터링
- 나. 북극 해빙 거칠기 정보를 활용한 쇄빙선 운영 및 북극 항로 지원

제 5 장 연구개발결과의 활용계획

제 1절 활용계획

1. 추가 연구의 필요성

가. 해빙 거칠기 기후변화 연구

본 연구에서는 개발된 AMSR2와 SMAP 자료 기반의 가상의 L-band 편광 밝기온도 자료 생성 딥러닝 모델이 개발되었다. 따라서 해당 모델로 생성된 과거 SMAP 밝기온도 자료를 적용하여 보다 장기간의 자료를 사용함으로써 해빙 거칠기 시계열 변화와 기후 변수들 간의 인과관계 연구를 기후변화 관점에서 진행하려 한다. AMSR2 위성은 AMSR-E 위성과의 inter-calibration을 통한 확장성을 가지기 때문에, 이를 활용하면 약 20년간의 가상의 과거 SMAP 자료 생성물의 사용이 가능할 것으로 보여진다.

나. 해빙 두께 기후변화 연구

장기간의 가상의 과거 자료가 사용된 SMAP 해빙 거칠기를 거칠기-두께 변환식에 적용하여 장기간의 SMAP 해빙 두께 자료를 산출하고, 해빙 두께의 시계열 변화와 기후 변수들 간의 인과관계 연구를 기후변화 관점에서 진행하려 한다. 추가로, 딥러닝을 이용한 해빙 두께 예측 모델을 개발하여 이후의 해빙 두께 변화까지 예측해 보고자 한다.

극지연구소

제 6 장 참고문헌

- [1] Q. Wang, C. Wekerle, S. Danilov, X. Wang, and T. Jung, "A 4.5 km resolution Arctic Ocean simulation with the global multi-resolution model FESOM 1.4," *Geoscientific Model Development*, vol. 11, no. 4, pp. 1229-1255, 2018.
- [2] S. Hong, I. Shin, Y. Byun, H.-J. Seo, and Y. Kim, "Analysis of sea ice surface properties using ASH and Hong approximations in satellite remote sensing," *Remote Sensing Letters*, vol. 5, no. 2, pp. 139-147, 2014.
- [3] H. J. Zwally, *Antarctic sea ice, 1973-1976: Satellite passive-microwave observations*. Scientific and Technical Information Branch, National Aeronautics and Space ..., 1983.
- [4] D. W. Thompson and J. M. Wallace, "The Arctic Oscillation signature in the wintertime geopotential height and temperature fields," *Geophysical research letters*, vol. 25, no. 9, pp. 1297-1300, 1998.
- [5] W. Emery, C. Fowler, and J. Maslanik, "Arctic sea ice concentrations from special sensor microwave imager and advanced very high resolution radiometer satellite data," *Journal of Geophysical Research: Oceans*, vol. 99, no. C9, pp. 18329-18342, 1994.
- [6] A. W. Nolin and E. Mar, "Arctic sea ice surface roughness estimated from multi-angular reflectance satellite imagery," *Remote Sensing*, vol. 11, no. 1, p. 50, 2018.
- [7] W. N. Meier and J. S. Stewart, "Assessing uncertainties in sea ice extent climate indicators," *Environmental Research Letters*, vol. 14, no. 3, p. 035005, 2019.
- [8] C. M. dos Santos, J. F. Escobedo, E. T. Teramoto, and S. H. M. G. da Silva, "Assessment of ANN and SVM models for estimating normal direct irradiation (Hb)," *Energy Conversion and Management*, vol. 126, pp. 826-836, 2016.
- [9] D. W. Thompson, S. Lee, and M. P. Baldwin, "Atmospheric processes governing the northern hemisphere annular mode/North Atlantic oscillation," *Geophysical Monograph-American Geophysical Union*, vol. 134, pp. 81-112, 2003.
- [10] M. Simila, E. Arjas, M. Makynen, and M. T. Hallikainen, "A Bayesian classification model for sea ice roughness from scatterometer data," *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 39, no. 7, pp. 1586-1595, 2001.
- [11] J. C. Comiso, "Characteristics of Arctic winter sea ice from satellite multispectral microwave observations," *Journal of Geophysical Research: Oceans*, vol. 91, no. C1, pp. 975-994, 1986.
- [12] S. Jo, H.-C. Kim, Y.-J. Kwon, and S. Hong, "Circumpolar Thin Arctic Sea Ice Thickness and Small-Scale Roughness Retrieval Using Soil Moisture and Ocean Salinity and Soil Moisture Active Passive Observations," *Remote Sensing*, vol. 11, no. 23, p. 2835, 2019.

- [13] K. A. Giles, S. W. Laxon, and A. L. Ridout, "Circumpolar thinning of Arctic sea ice following the 2007 record ice extent minimum," *Geophysical Research Letters*, vol. 35, no. 22, 2008.
- [14] G. K. Moore, G. Holdsworth, and K. Alverson, "Climate change in the North Pacific region over the past three centuries," *Nature*, vol. 420, no. 6914, pp. 401–403, 2002.
- [15] R. Lindsey and M. Scott, "Climate Change: Arctic sea ice summer minimum," *Climate. gov. September*, vol. 26, 2019.
- [16] C. Pațilea, G. Heygster, M. Huntemann, and G. Spreen, "Combined SMAP - SMOS thin sea ice thickness retrieval," *The Cryosphere*, vol. 13, no. 2, pp. 675–691, 2019.
- [17] A. Hannachi, K. Finke, and N. Trendafilov, "Common EOFs: a tool for multi-model comparison and evaluation," *Climate Dynamics*, pp. 1–15, 2022.
- [18] S. Hong, I. Shin, and M.-L. Ou, "Comparison of the infrared surface emissivity model (ISEM) with a physical emissivity model," *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, vol. 27, no. 2, pp. 345–352, 2010.
- [19] H. El Askary, M. Allali, C. Rakovski, A. Prasad, M. Kafatos, and D. Struppa, "Computational methods for climate data," *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, vol. 4, no. 4, pp. 359–374, 2012.
- [20] S. Hong, "Decomposition of unpolarized emissivity," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 31, no. 8, pp. 2109–2114, 2010.
- [21] X. X. Zhu *et al.*, "Deep learning meets SAR: Concepts, models, pitfalls, and perspectives," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, vol. 9, no. 4, pp. 143–172, 2021.
- [22] D. Gong and S. Wang, "Definition of Antarctic oscillation index," *Geophysical research letters*, vol. 26, no. 4, pp. 459–462, 1999.
- [23] L. D. Talley, *Descriptive physical oceanography: an introduction*. Academic press, 2011.
- [24] S. Hong, "Detection of Asian dust (Hwangsa) over the Yellow Sea by decomposition of unpolarized infrared reflectivity," *Atmospheric Environment*, vol. 43, no. 37, pp. 5887–5893, 2009.
- [25] S. Hong, "Detection of small-scale roughness and refractive index of sea ice in passive satellite microwave remote sensing," *Remote sensing of Environment*, vol. 114, no. 5, pp. 1136–1140, 2010.
- [26] D. J. Cavalieri, P. Gloersen, and W. J. Campbell, "Determination of sea ice parameters with the Nimbus 7 SMMR," *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, vol. 89, no. D4, pp. 5355–5369, 1984.
- [27] B. Christiansen, "Downward propagation of zonal mean zonal wind anomalies from the stratosphere to the troposphere: Model and reanalysis," *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, vol. 106, no. D21, pp. 27307–27322, 2001.
- [28] B. Choudhury, T. J. Schmugge, A. Chang, and R. Newton, "Effect of surface roughness on the microwave emission from soils," *Journal of Geophysical Research: Oceans*, vol. 84, no. C9, pp. 5699–5706, 1979.
- [29] M. Miernecki, L. Kaleschke, N. Maaß, S. Hendricks, and S. S. Søbjaerg,

- "Effects of decimetre-scale surface roughness on L-band brightness temperature of sea ice," *The Cryosphere*, vol. 14, no. 2, pp. 461-476, 2020.
- [30] T. Markus and D. J. Cavalieri, "An enhancement of the NASA Team sea ice algorithm," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 38, no. 3, pp. 1387-1398, 2000.
- [31] A. Dawson, "eofs: A library for EOF analysis of meteorological, oceanographic, and climate data," *Journal of Open Research Software*, vol. 4, no. 1, 2016.
- [32] X. Zhou *et al.*, "Estimation of tropical cyclone parameters and wind fields from SAR images," *Science China Earth Sciences*, vol. 56, pp. 1977-1987, 2013.
- [33] T. Tian, R. Tonboe, and J. Lavelle, "The EUMETSAT OSI SAF AMSR-2 Sea Ice Concentration Algorithm Algorithm Theoretical Basis Document," *EUMETSAT. Satellite Application Facility on Ocean and Sea Ice* available at http://osisaf.met.no/docs/osisaf_cdop2_ss2_atbd_amsr2-sea-ice-conc_v1p1.pdf, 2015.
- [34] C. Haas, "Evaluation of ship-based electromagnetic-inductive thickness measurements of summer sea-ice in the Bellingshausen and Amundsen Seas, Antarctica," *Cold Regions Science and Technology*, vol. 27, no. 1, pp. 1-16, 1998.
- [35] G. Antipov, M. Baccouche, and J.-L. Dugelay, "Face aging with conditional generative adversarial networks," in *2017 IEEE international conference on image processing (ICIP)*, 2017: IEEE, pp. 2089-2093.
- [36] H. Eicken and M. Salganek, *Field techniques for Sea-ice Research*. University of Alaska Press, 2010.
- [37] H. K. AlJassar *et al.*, "Forward simulation of multi-frequency microwave brightness temperature over desert soils in Kuwait and comparison with satellite observations," *Remote Sensing*, vol. 11, no. 14, p. 1647, 2019.
- [38] S. Hong and I. Shin, "Global trends of sea ice: Small-scale roughness and refractive index," *Journal of Climate*, vol. 23, no. 17, pp. 4669-4676, 2010.
- [39] S. Laxon, N. Peacock, and D. Smith, "High interannual variability of sea ice thickness in the Arctic region," *Nature*, vol. 425, no. 6961, pp. 947-950, 2003.
- [40] K.-H. Han, J.-C. Jang, S. Ryu, E.-H. Sohn, and S. Hong, "Hypothetical Visible Bands of Advanced Meteorological Imager Onboard the Geostationary Korea Multi-Purpose Satellite-2A Using Data-To-Data Translation," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 15, pp. 8378-8388, 2022.
- [41] M. Sigmond, J. C. Fyfe, and N. C. Swart, "Ice-free Arctic projections under the Paris Agreement," *Nature Climate Change*, vol. 8, no. 5, pp. 404-408, 2018.
- [42] P. Isola, J.-Y. Zhu, T. Zhou, and A. A. Efros, "Image-to-image translation with conditional adversarial networks," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 1125-1134.

- [43] W. J. Gutowski, H. Wei, C. J. Vörösmarty, and B. M. Fekete, "Influence of Arctic wetlands on Arctic atmospheric circulation," *Journal of Climate*, vol. 20, no. 16, pp. 4243–4254, 2007.
- [44] I. V. Gorodetskaya, L.-B. Tremblay, B. Liepert, M. A. Cane, and R. I. Cullather, "The influence of cloud and surface properties on the Arctic Ocean shortwave radiation budget in coupled models," *Journal of Climate*, vol. 21, no. 5, pp. 866–882, 2008.
- [45] J. C. Comiso, "Large decadal decline of the Arctic multiyear ice cover," *Journal of climate*, vol. 25, no. 4, pp. 1176–1193, 2012.
- [46] W. Dierking, "Laser profiling of the ice surface topography during the Winter Weddell Gyre Study 1992," *Journal of Geophysical Research: Oceans*, vol. 100, no. C3, pp. 4807–4820, 1995.
- [47] A. S. Fors, C. Brekke, S. Gerland, A. P. Doulgeris, and J. F. Beckers, "Late summer Arctic sea ice surface roughness signatures in C-band SAR data," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 9, no. 3, pp. 1199–1215, 2015.
- [48] G. Heygster *et al.*, "L-band radiometry for sea-ice applications," *Final Report for ESA, SMOSIce.*, 2009.
- [49] F. T. Ulaby, R. K. Moore and A. K. Fung, "Microwave remote sensing: Active and passive. volume 1-microwave remote sensing fundamentals and radiometry," 1981.
- [50] F. T. Ulaby, R. K. Moore, and A. K. Fung, "Microwave remote sensing: Active and passive. Volume 3-From theory to applications," 1986.
- [51] K. Steffen and A. Schweiger, "NASA team algorithm for sea ice concentration retrieval from Defense Meteorological Satellite Program special sensor microwave imager: Comparison with Landsat satellite imagery," *Journal of Geophysical Research: Oceans*, vol. 96, no. C12, pp. 21971–21987, 1991.
- [52] S.-T. Wu and A. K. Fung, "A noncoherent model for microwave emissions and backscattering from the sea surface," *Journal of Geophysical Research*, vol. 77, no. 30, pp. 5917–5929, 1972.
- [53] I. Peterson, S. Prinsenberg, and J. Holladay, "Observations of sea ice thickness, surface roughness and ice motion in Amundsen Gulf," *Journal of Geophysical Research: Oceans*, vol. 113, no. C6, 2008.
- [54] D. K. Manak and L. A. Mysak, "On the relationship between arctic sea ice anomalies and fluctuations in Northern Canadian air temperature and river discharge," *Atmosphere-Ocean*, vol. 27, no. 4, pp. 682–691, 1989.
- [55] C. Von Saldern, C. Haas, and W. Dierking, "Parameterization of Arctic sea-ice surface roughness for application in ice type classification," *Annals of glaciology*, vol. 44, pp. 224–230, 2006.
- [56] A. Hannachi, "Pattern hunting in climate: A new method for finding trends in gridded climate data," *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 27, no. 1, pp. 1–15, 2007.
- [57] S. Hong and I. Shin, "A physically-based inversion algorithm for retrieving soil moisture in passive microwave remote sensing," *Journal of*

- hydrology*, vol. 405, no. 1-2, pp. 24-30, 2011.
- [58] S. Hong, "Polarization conversion for specular components of surface reflection," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 10, no. 6, pp. 1469-1472, 2013.
- [59] A. Hannachi, "A primer for EOF analysis of climate data," *Department of Meteorology, University of Reading*, vol. 1, p. 29, 2004.
- [60] J. Lavelle, R. Tonboe, T. Tian, R.-H. Pfeiffer, and E. Howe, "Product user manual for the OSI SAF AMSR-2 global sea ice concentration," *Product OSI-408. Copenhagen, Denmark: Danish Meteorological Institute*, 2016.
- [61] E. Hanna, T. E. Cropper, P. D. Jones, A. A. Scaife, and R. Allan, "Recent seasonal asymmetric changes in the NAO (a marked summer decline and increased winter variability) and associated changes in the AO and Greenland Blocking Index," *International Journal of Climatology*, vol. 35, no. 9, pp. 2540-2554, 2015.
- [62] M. J. Doble, H. Skourup, P. Wadhams, and C. A. Geiger, "The relation between Arctic sea ice surface elevation and draft: A case study using coincident AUV sonar and airborne scanning laser," *Journal of Geophysical Research: Oceans*, vol. 116, no. C8, 2011.
- [63] W. Hibler III, "Removal of aircraft altitude variation from laser profiles of the Arctic ice pack," *Journal of Geophysical Research*, vol. 77, no. 36, pp. 7190-7195, 1972.
- [64] S. Hong, "Retrieval of refractive index over specular surfaces for remote sensing applications," *Journal of Applied Remote Sensing*, vol. 3, no. 1, p. 033560, 2009.
- [65] J. C. Comiso, D. J. Cavalieri, and T. Markus, "Sea ice concentration, ice temperature, and snow depth using AMSR-E data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, no. 2, pp. 243-252, 2003.
- [66] L. Kaleschke, N. Maaß, C. Haas, S. Hendricks, G. Heygster, and R. T. Tonboe, "A sea-ice thickness retrieval model for 1.4 GHz radiometry and application to airborne measurements over low salinity sea-ice," *The Cryosphere*, vol. 4, no. 4, pp. 583-592, 2010.
- [67] T. Meissner and A. Manaster, "SMAP salinity retrievals near the sea-ice edge using multi-channel AMSR2 brightness temperatures," *Remote sensing*, vol. 13, no. 24, p. 5120, 2021.
- [68] X. Tian-Kunze *et al.*, "SMOS-derived thin sea ice thickness: algorithm baseline, product specifications and initial verification," *The Cryosphere*, vol. 8, no. 3, pp. 997-1018, 2014.
- [69] J. C. King and J. C. Comiso, "The spatial coherence of interannual temperature variations in the Antarctic Peninsula," *Geophysical Research Letters*, vol. 30, no. 2, 2003.
- [70] S. Hong, "Surface roughness and polarization ratio in microwave remote sensing," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 31, no. 10, pp. 2709-2716, 2010.
- [71] A. Manninen, "Surface roughness of Baltic sea ice," *Journal of Geophysical Research: Oceans*, vol. 102, no. C1, pp. 1119-1139, 1997.

- [72] J. E. Walsh, "Temporal and spatial scales of the Arctic circulation," *Monthly Weather Review*, vol. 106, no. 11, pp. 1532-1544, 1978.
- [73] S. Ackley, W. Hibler, F. Kugzruk, A. Kovacs, and W. Weeks, "Thickness and roughness variations of Arctic multi-year sea ice," in *Ocean'74-IEEE International Conference on Engineering in the Ocean Environment*, 1974: IEEE, pp. 109-117.
- [74] S. Tietsche, M. Alonso-Balmaseda, P. Rosnay, H. Zuo, X. Tian-Kunze, and L. Kaleschke, "Thin Arctic sea ice in L-band observations and an ocean reanalysis," *The Cryosphere*, vol. 12, no. 6, pp. 2051-2072, 2018.
- [75] R. Kwok, G. Cunningham, M. Wensnahan, I. Rigor, H. Zwally, and D. Yi, "Thinning and volume loss of the Arctic Ocean sea ice cover: 2003 - 2008," *Journal of Geophysical Research: Oceans*, vol. 114, no. C7, 2009.
- [76] A. Beszczynska-Möller, E. Fahrbach, U. Schauer, and E. Hansen, "Variability in Atlantic water temperature and transport at the entrance to the Arctic Ocean, 1997 - 2010," *ICES Journal of Marine Science*, vol. 69, no. 5, pp. 852-863, 2012.
- [77] S. Hong and I. Shin, "Wind speed retrieval based on sea surface roughness measurements from spaceborne microwave radiometers," *Journal of applied meteorology and climatology*, vol. 52, no. 2, pp. 507-516, 2013.



- 이 연구는 극지연구소의 지원을 받아 수행되었습니다.(PE22040)
- This work was supported by the Korea Polar Research Institute (KOPRI, PE22040)

주 의

1. 이 보고서는 극지연구소 위탁과제 연구결과보고서입니다.
2. 이 보고서 내용을 발표할 때에는 반드시 극지연구소에서 위탁연구과제로 수행한 연구결과임을 밝혀야 합니다.
3. 국가과학기술 기밀유지에 필요한 내용은 대외적으로 발표 또는 공개하여서는 안됩니다.