

제 출 문

극지연구소장 귀하

본 보고서를 “북극 빙권변화 정량 분석을 위한 원격탐사 연구” 과제의 위탁연구 “위성기반 북극 해빙 특성 분석 알고리즘 개발” 과제의 최종보고서로 제출합니다.



(본과제) 총괄연구책임자 : 김 현 철

위탁연구기관명 : 울산과학기술원

위탁연구책임자 : 임 정 호

위탁참여연구원 : 김 우 혁

“ : 정 시 훈

“ : 배 덕 원

“ : 추 민 기

“ : 김 소 현

보고서 초록

위탁연구과제명		위성기반 북극 해빙 특성 분석 알고리즘 개발			
위탁연구책임자	임 정 호	해당단계 참여연구원수	총 18명 (각 7, 5, 6명)	해당단계 연구비	총 90 백만원 (각 40, 25, 25 백만원)
연구기관명 및 소속부서명	울산과학기술원 지구환경도시건설공학과		참여기업명		
국제공동연구	상대국명 : 상대국연구기관명 :				
요약(연구결과를 중심으로 개조식 500자이내)				보고서 면수	110
● 2020년 1월 1일 부터 2025년 12월 31일까지 연구를 수행하였으며, 고도계 자료를 활용 북극의 해빙 리드 및 융빙호 비율 산출 하였으며, 수동 마이크로파 이용 해빙파편화지수 (FFI, Floe Fragmentation Index)를 개발하였음. ● 1차년도(2020)에 해빙 리드 탐지와 너비 추정 알고리즘을 개발하여 해빙 lead fraction의 공간 분포를 분석할 수 있는 기반을 마련함. ● 2차년도(2021)에 해빙의 융빙호를 탐지하고, 이들의 면적을 추정하는 알고리즘을 개발하여 융빙호 비율의 공간분포를 분석할 수 있는 기반을 마련함 ● 3차년도(2022)에 다양한 기후인자가 리드 및 융빙호 비율에 미치는 영향을 분석한 후, 이들이 해빙 변화에 미치는 영향을 나누석하여, 최종적으로 해빙의 변화를 예측하는데 활용함. ● 4차년도(2023)에 FFI 지표의 개발과 동시에 수동 마이크로파 위성 데이터를 활용하여 전북극에 대한 FFI 추정 알고리즘을 구축함. ● 5차년도(2024)에 FFI 추정 알고리즘을 안정화하는 동시에, FFI의 시공간 패턴을 분석함으로써 FFI가 간빙기와 해빙기와 같은 시기 및 해역별로 어떤 특성을 가지고 있는지에 대해 분석함. ● 6차년도(2025)에 FFI와 해빙인자들 사이의 시계열 상관성 및 해역별 상관성을 분석하고, FFI를 활용하여 해빙 인자 변화 예측에 끼치는 영향을 분석 및 평가하고자 함. ● 본 연구에서 개발한 북극 해빙 분석 추출 알고리즘을 활용하여 북극 해빙의 변화에 대한 보다 다각적인 분석이 가능할 것으로 기대되며, 북극 빙권의 특성을 정량화하는 보다 전문화된 원격탐사 산출물을 제공할 수 있을 것으로 기대됨.					
색 인 어 (각 5개 이상)	한 글	해빙, 해빙 리드, 해빙 융빙호, 해빙 파편화, 원격 탐사			
	영 어	Sea ice, sea ice lead, sea ice meltpond, sea ice fragmentation, remote sensing			

요 약 문

I. 제 목 : 위성기반 북극 해빙 특성 분석 알고리즘 개발

II. 연구개발의 목적 및 필요성

- 지구의 빙권은 기후변화와 밀접히 연관되어 있으며, 기온과 수온의 상승으로 북극 해빙은 21세기 말에는 9월에 거의 사라지고 빠르면 2030년경 sea ice free 상태가 관측될 수 있다고 예측됨.
- 해빙 감소는 알베도 저하로 태양복사 흡수량을 늘려 수온을 상승시키고, 이는 다시 해빙을 줄이는 양의 피드백을 강화함.
- 해빙 리드와 융빙호 비율처럼 해빙의 갈라짐과 분해 상태를 정량적으로 파악하는 것이 중요함.
- 해빙 리드 탐지와 해빙 융빙호 비율 추정 및 환경변수와의 상관 분석을 통해 해빙 변화 요인을 이해하고, 유빙 파편화지수(FFI, Floe Fragmentation Index)를 개발하여 다른 해빙 인자와의 시계열 차이를 바탕으로 급격한 변화 전조를 파악해 예측에 활용하는 것을 목표로 함.

III. 연구개발의 내용 및 범위

- IceBridge 자료를 활용한 해빙 리드 샘플을 추출하였으며 이를 통해 기계학습 기반 리드 탐지 모델을 개발함.
- ICESat-2의 해빙 리드 및 해빙에서의 특성을 분석하였으며 이를 활용하여 해빙 리드의 너비를 탐지함.
- IceBridge 고해상도 항공 영상과 고해상도 위성자료를 활용하여 해빙 융빙호 참조자료를 구축함.
- 북극 해빙 융빙호 탐지를 위한 특성을 분석하고 임계값 기반의 융빙호 탐지 모델을 개발함.
- 2019년 간빙기의 북극 융빙호 비율 추정 결과를 분석함.
- FFI 지표를 개발하고 Sentinel-2 고해상도 광학위성 영상을 활용하여 참조자료를 구축함.
- AMSR2 수동 마이크로파 위성 자료를 활용하여 FFI 추정 알고리즘을 개발 및 평가함.
- SAR 영상을 활용하여 FFI 참조자료 및 추가 학습 자료를 구축하고 개선된 FFI 추정 알고리즘의 결과를 분석함.

- FFI의 공간 패턴 및 연도별 시계열 패턴에 대해서 세부적으로 분석함.
- FFI와 해빙 인자 간의 계절별 및 해역별 상관성을 분석함.
- FFI를 활용한 해빙 인자 예측 모델링을 수행하고 이를 통해 FFI가 해빙 인자의 변화 예측에 끼치는 영향을 분석함.

IV. 연구개발결과

- IceBridge 자료인 CAMBOT 항공영상을 활용하여 고해상도 해빙 리드 샘플링을 하여 6,718개의 해빙 리드 샘플, 26,541개의 해빙 샘플을 추출하고, 랜덤 포레스트 모델을 활용하여 해빙 리드 탐지 모델을 개발함.
- ICESat-2를 활용한 해빙특성 탐지와 관련한 선행연구를 참고하여, Sentinel-2 A/B MSI 광학위성 관측자료 기반의 융빙호 샘플을 참고자료로 구축 하였으며, 확보한 융빙호의 사례를 활용하여 해빙, 표면이 물인 융빙호, 표면이 얼음인 융빙호에 대한 특성을 분석함.
- 분석 특성을 활용하여 ICESat-2의 높이의 표준편차 및 반사된 광자 개수를 활용하여 해빙, 물 표면의 융빙호, 얼음 표면의 융빙호를 분류하는 모델을 개발함.
- 주변 환경의 파편화에 대하여 정량적인 지표로써 표현되는 DIVI를 개량하여 FFI 지표를 개발하였으며, 10m 해상도를 가지는 Sentinel-2 광학위성 자료를 활용하여 FFI 추정 모델링의 검증을 위한 레퍼런스를 구축하였음.
- FFI 지표를 전 북극 지역에 대하여 매일마다 (daily) 산출하기 위해서 수동 마이크로파 데이터인 AMSR2 센서 자료를 활용하였으며, 추가로 기계학습 기법들을 활용하여 모델링하였음.
- 북극의 해역별로 FFI가 지니고 있는 공간패턴의 차이를 분석하였으며, 북극점을 기준으로 북극 중심해역과 외곽지역, 해류의 차이가 존재하는 해역들에 대하여 세부 분석을 수행하였음.
- 연구기간에 대하여 FFI의 시계열 변동을 분석함. 시간에 따른 북극전체 지역에서 FFI의 변동성을 파악하고, 원인등에 대한 세부분석을 수행하였음.
- FFI를 활용하여 해빙인자 변화 예측 모델링 수행하였으며, FFI가 사용된 모델과 사용되지 않은 모델 간의 비교분석함.

V. 연구개발결과의 활용계획

- 본 연구 산출물을 활용하면 북극 해빙 변화에 대한 다각적 분석이 가능하며, 해빙 리드와 융빙호 분포를 융합해 기존 열역학 기반 예측 모델의 한계를 보완하고 해빙 두께 및 부피 변화 분석까지 확장할 수 있음.
- 위성 기반 해빙 리드 및 융빙호 분석과 산출물이 부족한 상황에서, 본 과업의 해빙 리드 탐지 및 비율 지도는 관련 알고리즘 개발과 검증의 핵심 참고자료로 활용될 수 있음.
- 해빙 리드와 융빙호가 해빙 변화에 미치는 영향을 정량적으로 분석함으로써 해빙 변화 예

측 연구를 촉진하고, 리드 비율의 공간분포 해석 기반을 제공할 수 있음.

- 해빙 파편화를 FFI로 정량화하면 FSD 중심의 제한적 연구를 넘어 전북극 규모에서 직관적 해석과 예측 모델 고도화에 기여하며, 재분석자료 및 AO 등 기상지수와의 상관분석에도 활용될 수 있음.



S U M M A R Y

(영 문 요 약 문)

I. Title : Algorithm Development for Characterization of the Arctic Sea Ice

II. Purpose and Necessity of R&D

- Earth's cryosphere is closely linked to climate change, and rising air and sea temperatures are expected to cause Arctic sea ice to nearly disappear in September by the end of the 21st century, with sea ice free conditions potentially observed as early as around 2030.
- Sea ice decline reduces albedo and increases the amount of absorbed solar radiation, which raises sea surface temperature and further accelerates sea ice loss through a positive feedback mechanism.
- It is important to quantitatively characterize the cracking and fragmentation state of sea ice, such as sea ice leads and melt pond fraction.
- This study aims to understand the drivers of sea ice change by detecting sea ice leads, estimating melt pond fraction, and analyzing their relationships with environmental variables, and to develop the Floe Fragmentation Index (FFI) to identify precursors to abrupt sea ice changes based on time series differences from other sea ice factors and apply them to prediction.

III. Contents and Extent of R&D

- Sea ice lead samples were extracted using IceBridge data, and a machine learning based lead detection model was developed.
- Sea ice leads and their characteristics from ICESat 2 were analyzed, and the lead width was detected based on these features.
- Reference data for sea ice melt ponds were established using high resolution IceBridge airborne imagery and high resolution satellite data.
- Key characteristics for Arctic melt pond detection were analyzed, and a threshold based melt pond detection model was developed.
- Melt pond fraction estimates during the 2019 Arctic melt season were analyzed.
- The Floe Fragmentation Index (FFI) was developed, and reference data were constructed using Sentinel 2 high resolution optical satellite imagery.
- An FFI estimation algorithm was developed and evaluated using AMSR2 passive

microwave satellite data.

- FFI reference data and additional training datasets were built using SAR imagery, and the results from the improved FFI estimation algorithm were analyzed.
- The spatial patterns and interannual time series patterns of FFI were analyzed in detail.
- Seasonal and regional correlations between FFI and sea ice variables were analyzed.
- Sea ice variable prediction modeling was performed using FFI, and the influence of FFI on predicting changes in sea ice variables was evaluated.

IV. R&D Results

- High resolution sea ice lead sampling was conducted using CAMBOT airborne imagery from IceBridge, yielding 6,718 sea ice lead samples and 26,541 sea ice samples, and a sea ice lead detection model was developed using a random forest approach.
- Based on prior studies on sea ice feature detection using ICESat 2, melt pond samples were compiled as reference data from Sentinel 2A and 2B MSI optical observations, and the extracted cases were used to analyze characteristics of sea ice, melt ponds with a water surface, and melt ponds with an ice covered surface.
- Using these characteristics, a classification model was developed to distinguish sea ice, water surface melt ponds, and ice surface melt ponds by leveraging the standard deviation of ICESat 2 elevations and the number of reflected photons.
- The Floe Fragmentation Index (FFI) was developed by improving DIVI, a quantitative indicator representing fragmentation in the surrounding environment, and reference data for validating FFI estimation modeling were constructed using Sentinel 2 optical imagery with 10 m spatial resolution.
- To produce daily FFI over the pan Arctic region, AMSR2 passive microwave sensor data were used, and additional modeling was performed using machine learning methods.
- Differences in the spatial patterns of FFI across Arctic regions were examined through detailed analyses of the central Arctic and peripheral areas relative to the North Pole, as well as regions with distinct ocean current regimes.
- Interannual time series variability of FFI was analyzed over the study period, characterizing pan Arctic variability and conducting detailed investigations of potential drivers.
- Sea ice variable change prediction modeling was performed using FFI, and comparative analyses were conducted between models with and without FFI.

V. Application Plans of R&D Results

- The outputs of this study can enable more comprehensive analyses of Arctic sea ice change, and integrating sea ice lead and melt pond distributions can complement the limitations of existing thermodynamics based prediction models and be further extended to analyses of sea ice thickness and volume changes.

- Given the current lack of satellite based analyses and products for sea ice leads and melt ponds, the sea ice lead detection and lead fraction maps produced in this project can serve as key reference data for the development and validation of related algorithms.
- By quantitatively assessing how sea ice leads and melt ponds influence sea ice change, this work can facilitate research on predicting sea ice variability and provide a foundation for interpreting the spatial distribution of lead fraction.
- Quantifying sea ice fragmentation using the Floe Fragmentation Index (FFI) can go beyond the limitations of FSD focused studies and contribute to intuitive pan Arctic interpretation and improved prediction models, and it can also be used for correlation analyses with reanalysis datasets and climate indices such as the Arctic Oscillation (AO).



<차례>

제 1 장 서론	1
제 2 장 국내외 기술개발 현황	2
제 1절 국내 기술개발 현황	2
제 2절 해외 기술개발 현황	3
제 3 장 연구개발수행 내용 및 결과	8
제 1절 북극 해빙 lead 탐지 및 너비 추정	8
제 2절 북극 해빙 meltpond 탐지	17
제 3절 lead 및 meltpond fraction에 따른 북극 해빙 변화 영향 분석 및 해빙 변화 예측	24
제 4절 FFI 추정 알고리즘 개발	41
제 5절 FFI 시공간 패턴 분석	61
제 6절 FFI와 해빙 인자 간의 상관성 분석	79
제 4 장 연구개발 목표 달성도 및 대외기여도	90
제 1절 연구개발목표의 달성도	90
제 2절 관련 분야에의 기여도	91
제 5 장 연구개발결과의 활용계획	92
제 6 장 참고문헌	93

<그림 차례>

그림 1.1. 본 연구 과제의 연구 개발 목표 및 전체 연구 개요.	2
그림 2.2.1. Waveform mixture 알고리즘을 이용한 2015년 10월 10일의 lead와 해빙의 비율.	3
그림 2.2.2. Meltpond fraction, 알베도, 온도의 시계열 변화 그림.	5
그림 2.2.3. 추정된 유빙 크기 분포와 참조자료 간의 누적 용융의 차이 그림	6
그림 2.2.4. 유빙 크기 분포 추정을 위한 개별 유빙 자동 분할 프레임워크	7
그림 3.1.1. IceBridge의 CAMBOT 항공영상	10
그림 3.1.2. CAMBOT 광항영상의 lead 및 해빙에 따른 RGB 밴드 값 분석.	11
그림 3.1.3. CAMBOT 광학위성으로부터 추출한 lead 레이블.	12
그림 3.1.4. 랜덤 포레스트 모델의 변수 중요도.	13
그림 3.1.5. 랜덤 포레스트 모델의 calibration, validation 샘플에 대한 정확도.	13
그림 3.1.6. 10개의 CAMBOT 영상에 대응하는 ICESat-2 위성의 lead 탐지 정확도.	14
그림 3.1.7. CAMBOT 영상 1번에서의 lead 탐지 및 분석 결과.	15
그림 3.1.8. CAMBOT 영상 5번에서의 lead 탐지 및 분석 결과.	16
그림 3.1.9. CAMBOT 영상 6번에서의 lead 탐지 및 분석 결과.	16
그림 3.2.1. ISODATA 분류기 활용 CAMBOT 영상 meltpond 의심 영역 탐지 결과 및 ICESat-2 track 예시.	18
그림 3.2.2. Tilling et al. (2020)에서 분석한 Sentinel-2 영상 기반 meltpond 및 ICESat-2 ATL07 match-up data 예시.	19
그림 3.2.3. Farrell et al. (2020)에서 제시한 MODIS 및 Sentinel-2 활용 영상 예시.	20
그림 3.2.4. 2019년 8월 5일의 ICESat-2와 Sentinel-2의 공간적인 분포.	21
그림 3.2.5. 본 연구에서 제시한 meltpond 탐지 알고리즘의 흐름도.	22
그림 3.2.6. meltpond 탐지 결과를 Sentinel-2와 비교한 결과 및 photon height의 분포.	23
그림 3.2.7. Sentinel-2 영상의 meltpond가 존재하는 다른 지점을 확대한 이미지.	24
그림 3.3.1. ICESat-2 활용 2019년 5월 평균 meltpond 탐지 결과.	27
그림 3.3.2. ICESat-2 활용 2019년 6월 평균 meltpond 탐지 결과.	28
그림 3.3.3. ICESat-2 활용 2019년 7월 평균 meltpond 탐지 결과.	29
그림 3.3.4. ICESat-2 활용 2019년 8월 평균 meltpond 탐지 결과.	30
그림 3.3.5. ICESat-2 활용 2019년 9월 평균 meltpond 탐지 결과.	31
그림 3.3.6. 2019년 월별 ICESat-2 관측 누적 빈도수.	32
그림 3.3.7. 2019년 월별 NSIDC SIC 관측자료.	33
그림 3.3.8. 2019년 월별 ERA-5 mean sea level pressure 재분석자료.	34
그림 3.3.9. 2019년 월별 ERA-5 surface thermal radiation downwards 재분석자료.	35
그림 3.3.10. 2019년 월별 ERA-5 2-meter temperature 재분석자료.	36
그림 3.3.11. 2019년 월별 ERA-5 total cloud cover 재분석자료.	37
그림 3.3.12. 2019년 월별 ERA-5 total column vertically-integrated water vapour 재분석자료.	38
그림 3.3.13. 2019년 (a)월별 (b)5-9월 전체 meltpond fraction과 관련 변수 간 상관관계수.	39
그림 3.3.14. 2019년 (a)월별 (b)5-9월 전체 meltpond fraction과 1개월 이전 관련 변수 간 상관관계수.	40
그림 3.3.15. 2012년 북극 meltpond fraction 분포도.	41
그림 3.3.16. 여름철 북극 meltpond로 인한 해빙 albedo 차이 및 표층 수분 함량의 상관관계.	42
그림 3.4.1. 해빙농도가 50%일 때의 DIVIfloe의 시뮬레이션 결과.	44
그림 3.4.2. DIVI를 활용하여 계산되는 FFI 수식.	44
그림 3.4.3. 유사한 해빙 농도(약 50%)에서 유빙의 파편화 정도에 따른 FFI 값의 변화 예시.	45
그림 3.4.4. 픽셀 단위로 연결되어 있는 Sentinel-2 L2 위성영상의 예시.	47
그림 3.4.5. Sentinel-2 위성의 Band2와 Band8의 비를 활용한 임계값 테스트 결과.	48

그림 3.4.6. 임계값 별 유빙-바다 구분 결과 예시.	49
그림 3.4.7. 유빙의 객체분리를 위한 K-means clustering의 테스트 결과.	50
그림 3.4.8. manual editing 결과 예시.	51
그림 3.4.9. reference 구축 과정 요약.	52
그림 3.4.10. 구축된 reference 자료 그림.	54
그림 3.4.11. FFI 추정 알고리즘 개발 흐름 모식도.	55
그림 3.4.12. FFI 추정 모델링 결과.	57
그림 3.4.13. GB 모델 변수들의 SHAP summary plot.	58
그림 3.4.14. 2018년 9월 9일부터 10월 24일까지의 FFI 공간 패턴.	59
그림 3.4.15. 2018년 9월 9일의 FFI 지도 결과 및 MODIS 광학위성 이미지.	60
그림 3.4.19. FFI 인덱스를 통한 SIC 변동 예측 가능성 확인을 위한 연구지역.	61
그림 3.4.20. 연구지역에 대한 FFI와 SIC의 일평균 변화 그래프.	62
그림 3.5.1. SNAP을 통한 thermal noise removal만 적용된 SAR 영상 전처리 결과.	64
그림 3.5.2. 전처리가 완료된 HH 이미지 및 HV 이미지.	65
그림 3.5.3. 입사각에 따른 후방산란계수 차이를 보정한 결과.	66
그림 3.5.4. Textural noise correction이 적용된 결과.	66
그림 3.5.5. Sentinel-1 SAR 영상 denoising 결과 비교.	67
그림 3.5.6. K-means clustering에 사용된 denoising된 HV 이미지와 K-means clustering의 결과. ...	67
그림 3.5.7. K-means clustering에 사용된 denoising된 HV 이미지와 임계값 기준 이진화한 이미지. ...	68
그림 3.5.8. Kernel size를 2로 지정한 erosion 연산 적용 결과.	69
그림 3.5.9. Kernel size를 5로 지정한 erosion 연산 적용 결과.	70
그림 3.5.10. 추가 구축된 FFI 레퍼런스 case 1-8.	71
그림 3.5.11. 추가 구축된 FFI 레퍼런스 케이스 9-16.	72
그림 3.5.12 1차년도 FFI 추정 알고리즘 결과 및 수정된 FFI 추정 알고리즘의 결과.	73
그림 3.5.13. FFI 공간 패턴 세부분석을 위한 연구 지역.	74
그림 3.5.14. FFI 및 SIC 시계열 변화.	75
그림 3.5.15. 네 가지 대기순환 패턴 위상에 따른 해빙의 이동 합성장.	76
그림 3.5.16. 2020년 4월부터 9월까지 Beaufort 해역의 FFI 공간 패턴 변화.	77
그림 3.5.17. 2003년부터 2021년까지 9월 Beaufort 해역에서의 wind stress, ice drift speed, ocean geostrophic flow 평균 패턴.	77
그림 3.5.18. 북극 전체지역에 대한 연도별 6월 평균 FFI 지도.	79
그림 3.5.19. FFI 변화 지도.	80
그림 3.6.1. 수동 마이크로파의 주파수에 따른 water, FYI, MYI 에서의 Emmisivity.	81
그림 3.6.2. 두꺼운 구름이 존재하는 상황에서의 AMSR2 89GHz 채널의 밝기온도 값.	81
그림 3.6.3. 89GHz 채널을 사용한 변수가 활용된 모델 및 활용되지 않은 모델 간의 결과 비교.	82
그림 3.6.4. 2019년의 SIE가 가장 큰 날 작은 날에서의 모델 결과 비교.	83
그림 3.6.5. 2019년의 SIE가 가장 큰 날과 가장 작은 날에서의 sea ice age.	84
그림 3.6.6. 2019년 6월의 평균 FFI.	84
그림 3.6.7 SimVP 모듈의 구조.	85
그림 3.6.8 2023년 4월 셋째주의 SIC 예측 결과.	86
그림 3.6.9 Lead time에 따른 모델 간의 성능 차이 비교.	87
그림 3.6.10 Lead time에 따른 2023년 3월의 참조자료와 예측결과 간의 차이의 공간 분포 비교 결과 ·	88
그림 3.6.11 Lead time에 따른 2023년 9월의 참조자료와 예측결과 간의 차이의 공간 분포 비교 결과 ·	89
그림 3.6.12 Laptev Sea - Kara Sea 구간에서의 모델 예측 결과.	89

제 1 장 서론

지구의 빙권은 기후변화와 밀접한 관련이 있으며, 급격한 기온 및 수온 상승에 직접적인 영향을 받는다. Boe et al., (2009)은 18개의 기후 모델이 예측한 해빙 면적을 분석하여 21세기 말 9월의 북극에는 해빙이 거의 없을 것이라고 예측했으며, Coupled Model Intercomparison Project Phase 5(CMIP5) 모델을 사용하였을 때는 그보다 앞선 2030년에 북극 지역에서 sea ice-free과 관측될 것이라고 예측되었다 (Wang et al., 2012). 해빙의 감소는 북극지역의 알베도를 감소시킴과 동시에 지구로 흡수되는 태양복사 에너지양을 증가시킨다. 이는 수온을 상승시키고, 상승된 수온은 다시 해빙의 면적을 감소시키는 기후 피드백을 야기한다. 따라서 해빙의 감소속도에 영향을 끼칠 수 있는 해빙 사이의 갈라진 틈 및 해빙의 쪼개짐과 같은 상태를 파악하는 것은 매우 중요하며, 이러한 해빙의 특성의 정량화는 반드시 필요하다.

본 연구의 최종 목표는 해빙의 lead 탐지 및 meltpond fraction 추정을 통해 이들이 해빙 변화에 미치는 영향을 분석하고, 더 나아가 해빙의 쪼개짐 상태를 나타내는 새로운 인자인 유빙 파편화지수 (FFI, Floe Fragmentation Index)를 개발하는 것이다 (그림 1.1). lead 및 meltpond fraction과 다양한 환경변수들 간의 상관성을 분석함으로써 북극 해빙의 미래 예측에 중요한 요소를 이해할 수 있다. 또한, FFI와 다른 해빙 인자간의 시계열적인 차이를 파악함으로써 해빙의 급격한 변화에 앞서 해빙이 어떠한 특성을 갖고 있는지를 파악하고 해빙의 예측에 활용함으로써 다가오는 북극의 미래를 대비하고자 한다.



그림 1.1. 본 연구 과제의 연구 개발 목표 및 전체 연구 개요.

제 2 장 국내외 기술개발 현황

제 1 절 국내 기술개발 현황

국내에서 위성자료를 활용하여 lead만을 탐지하는 연구는 없었지만 Lee et al. (2016)에서는 CryoSat-2 기반 북극 해빙 freeboard와 두께를 추정하기 위해 CryoSat-2 beam behavior 변수들과 후방산란계수와 규칙기반의 기계학습인 decision trees와 random forest를 활용하여 lead를 탐지하는 알고리즘을 개발하였다. 현재까지 위성을 활용한 북극 해빙의 lead 및 융빙호에 대한 구체적인 분석이 제대로 이루어지지 못하고 있는 실정이며, 특히 lead의 너비(lead width)나 융빙호의 면적 등에 대한 산출물이 제공되지 않고 있다. FFI 지수 또한 본 연구과제에서 처음 제시되는 지표로써 산출물로써 제공되지 않는다.

제 2 절 국외 기술개발 현황

1. 북극 해빙 lead 탐지 및 너비 추정 현황

급격하게 변화하는 북극 해빙 환경을 모니터링하기 위해 다양한 위성 자료들이 활용되어 해빙 농도, 해빙 면적, 해빙 두께 등의 위성 기반 해빙 관련 변수들이 산출되어 왔지만, 해빙 lead에 대한 구체적인 정량적 분석은 많이 이루어지지 않은 실정이다.

Laxon 외 (2013)은 CryoSat-2를 이용하여 간단한 임계값을 활용하여 lead를 탐지했다. Ricker 등 (2014)는 Laxon 등 (2013)에서 사용되었던 변수에 다른 변수를 더 추가하여 lead를 탐지하고 2013년 3월, 11월의 해빙 프리보드와 해빙두께를 추정했음. 하지만 자연 상태에서 lead는 다양한 상태로 존재하고 계절에 따라 다르기 때문에 계절과 위도를 고려하지 않고 고정된 임계값을 사용하게 되면 lead를 오탐지하게 되는데 이는 곧 해빙 프리보드와 두께 추정의 정확성을 떨어뜨리게 된다는 한계점이 있다.

Lee 외 (2016)은 다양한 북극 lead의 특성을 반영하기 위해 MODIS 영상으로 lead를 파악하고 2011-2014년 3, 4월의 lead의 특성을 반영할 수 있는 5개의 변수(STD; Stack Standard Deviation, SS; Stack Skewness, SK; Stack Kurtosis, PP; Pulse peakiness, Backscatter sigma-0)를 각각 lead, 해빙, 해양에 대해서 추출하여 훈련자료를 생성하고 규칙 기계학습인 decision trees 와 random forest를 사용하여 lead를 탐지하고 2011-2014년 3, 4월의 북극 해빙 프리보드와 두께를 추정했다. Lee 외 (2018)은 CryoSat-2 lead waveform, 해빙 waveform을 각각 end-member로 두고 waveform mixture analysis 기반 lead 탐지 모델을 구축하였다 (그림 2.2.1).

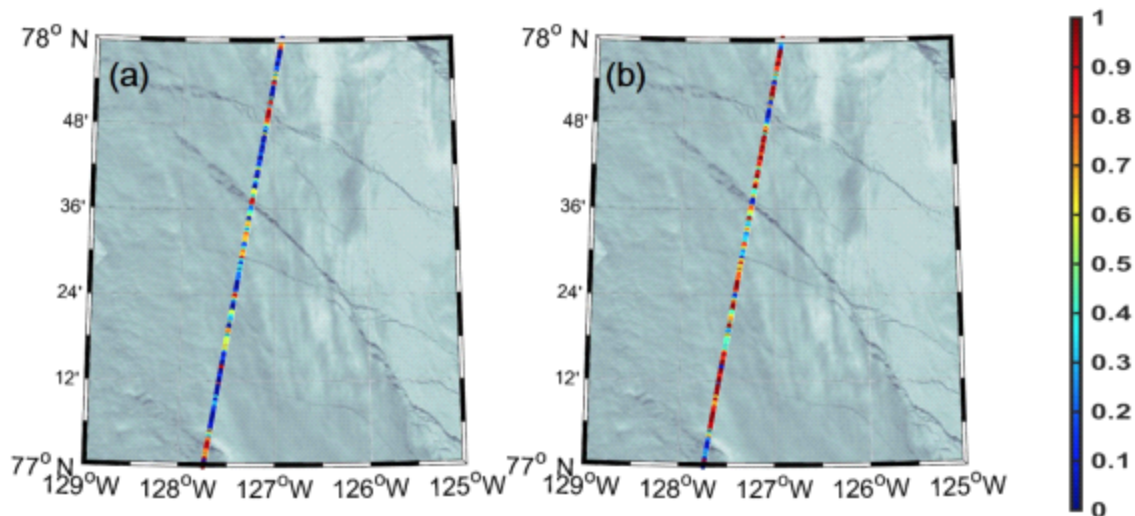


그림 2.2.1. Waveform mixture 알고리즘을 이용한 2015년 10월 10일의 lead와 해빙의 비율. a) lead 비율, b) 해빙 비율 (Lee 외, 2018).

ICESat (Ice Cloud Elevation satellite) 고도계 발사 이후 ICESat을 해빙 두께 추정 연구가 활발히 진행되었으며, 해빙 두께를 보다 정확하게 탐지 하기 위해 lead를 탐지하는 것 또한 중요 목표로 선정되었다. ICESat 자료를 활용한 lead를 탐지하기 위한 여러 알고리즘이 있었는데, Kwok 등 (2003)은 ICESat자료와 동시간대의 SAR(Synthetic Aperture Radar) 자료를 활용하여 lead를 탐지하였지만 시간대가 일치하는 SAR자료가 있어야만 lead 탐지가 가능했고 자료 처리 시간이 오래 소요되는 단점이 있다. Zwally 등 (2008)은 ICESat 프로파일의 높이 중 하위 2%의 높이를 lead라 간주하였다. 이 방법은 lead를 찾는 속도가 빠를 수 있으나 계절과 위도에 따라 lead의 비율이 다를 수 있는데 이점을 반영하지 못하였다는 단점이 있다. 마지막으로 Farrell 등 (2009)는 간단한 임계값을 활용하여 lead를 탐지하였다.

ICESat은 레이저 고도계를 사용하여 foot print가 좁아 두 달 평균자료를 사용해야 전 북극을 커버 할 수 있고 2009년도에 센서의 고장으로 미션이 종료되었다. 2010년 ESA(European Space Agency)에서 lead 탐지 정확도를 높이기 위하여 SAR 고도계 탑재한 CryoSat-2를 발사하였다. 2010년 이후 CryoSat-2를 활용하여 남북극 해빙 두께를 다양한 방법으로 현재까지 추정하고 있다.

lead 탐지와 더불어 lead의 너비를 추정하는 연구도 수행중인 것으로 조사되었다. Wernecke와 Kaleschke (2015)는 CryoSat-2를 이용하여 약 600m 이상의 너비를 가지는 lead의 너비를 구한 뒤 이들의 분포를 연구하였다. CryoSat-2는 약 300m의 footprint를 가지기 때문에 lead의 방향과 직각 방향의 lead 탐지 결과가 있다면 lead의 너비를 구할 수 있다. 하지만 너비가 최소 600m 이상의 큰 규모의 lead 너비만 구할 수 있다는 한계점이 있다.

해빙 lead의 경우, 현장 관측 자료가 많이 존재하지 않아, Ice, Cloud, and land Elevation Satellite-2 (ICESat-2)를 비롯한 위성자료와 매칭하기 어려운 실정으로 고해상도 광학 관측 자

료를 활용한 육안 판별을 통한 lead 샘플의 보완이 필요한 실정이다.

2. 북극 해빙 용빙호 탐지 및 면적 추정 현황

북극 해빙 용빙호가 해빙의 단·장기적 변화에 영향을 미친다는 연구는 꾸준히 이루어지고 있으며, 다양한 연구를 통하여 기후 요소와의 상관관계를 규명하고자 하고 있다. 하지만 여전히 적은 샘플과 높은 공간 해상도 기반의 꾸준한 관측의 어려움으로 인하여 추가적인 연구가 필요한 실정이다.

Ding et al. (2019)은 장기간 용빙호를 모니터링 하기위해 북극 albedo-transmittance-melt 알베도 전도도 용해 피드백 작용을 이해하고 북극 해빙 규모의 변화를 추정하였다. 이 때 본 연구에서는 장기간 모니터링(2000-2017)자료와 앙상블 기법의 딥러닝을 통해하여 다양한 변수들을 통해서 모델을 구축하였다. Istomina et al. (2015)은 기온, 알베도, meltpond fraction (MPF)의 상관관계를 규명하였으며, 해빙 알베도와 MPF를 통해 재분석된 표면 온도를 비교하였고 전 북극에 대해 트렌드 분석을 하여 장기간 북극의 용빙호 변화를 추정하였다 (그림 2.2.2).

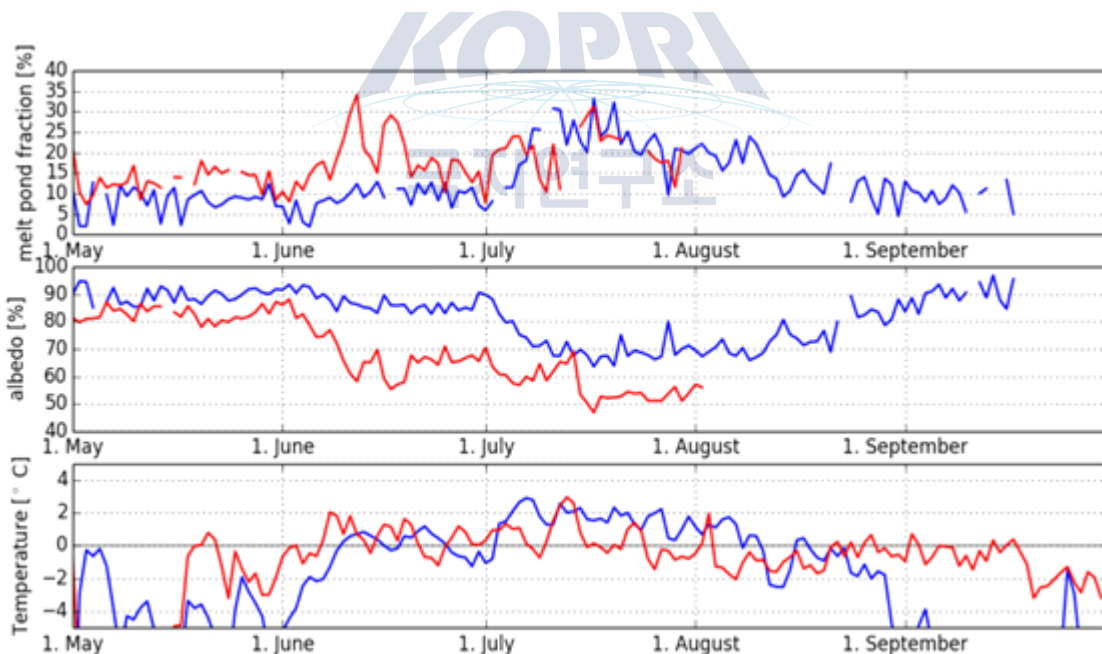


그림 2.2.2. Meltpond fraction, 알베도, 온도의 시계열 변화 그림 (Istomina et al., 2015).

해빙 용빙호는 현장 관측 자료가 많지 않을 뿐만 아니라, 계절별·pond의 상태별로 다른 광학특성을 보여, 탐지가 쉽지 않은 해빙 특성 중 하나이다. 해빙 lead와 마찬가지로, 고해상도 광학 관측 자료와 육안 판별을 통한 샘플의 보완이 필수적으로 동반되어야 할 것으로 보인다.

3. 북극 해빙 lead 및 융빙호와 해빙 변화의 영향 분석 현황

lead와 융빙호는 기온, 기압, 일조량 등 다양한 기후인자와 물리적 상관관계를 가지는 것으로 나타나며, 이는 단기, 혹은 장기적 해빙의 변화를 야기하는 것으로 널리 알려져 있다. 하지만, 기존 원격탐사 기술은 보다 높은 공간해상도 기반의 관측자료를 활용하는데에 한계가 있어 비교적 넓은 lead 및 융빙호에 대한 분석만 이루어지고 있는 실정이다. 대기온도, 기압 등의 기후적 요인이 lead fraction과 meltpond fraction에 미치는 영향을 분석하여 정량적인 상관관계와 발생 메커니즘에 대한 분석이 필요하다. 더 나아가 lead fraction과 meltpond fraction이 해빙의 변화(면적 혹은 농도)에 미치는 영향을 분석하여 해빙 변화를 예측에 활용할 수 있을 것으로 기대된다.

4. 북극 해빙 크기 분포 관련 연구

북극의 해빙의 파편화를 직관적인 지표로써 정량화하려는 시도는 아직까지 없었으나, 해빙의 개수와 크기 사이의 상관관계를 멱함수의 형태로써 제안하는 유빙 크기 분포 (FSD, Floe Size Distribution)관련 연구는 상당히 진행되어 왔다. FSD는 특정 해역 내에서 유빙의 분포를 설명하는 데에 장점을 지니고 있지만, 계산에 광학위성이 필요하기 때문에 전북극 지역 및 모든 계절에 바로 적용하기에는 어렵다는 단점이 존재한다.

Bateson et al. (2020)은 파랑에 의한 유빙 분절이 유빙 둘레를 늘려 측면 용융을 강화하는 피드백이 북극 해빙 면적·부피에 미치는 영향을 정량화하기 위해, CICE 해빙모델에 파랑-해빙 상호작용 기반 분절 과정과 FSD 모의를 결합해 수치실험을 수행하였다. 그 결과 측면 용융은 증가하지만 해빙 농도 감소로 기저 용융이 줄어 총 용융 변화가 부분적으로 상쇄되는 경향을 확인하였다 (그림 2.2.3). 다만 분절 과정이 단순화되어 있고 FSD 핵심 매개변수가 관측으로 충분히 제약되지 않아, 설정에 따라 결과가 크게 달라질 수 있다는 한계가 있다.

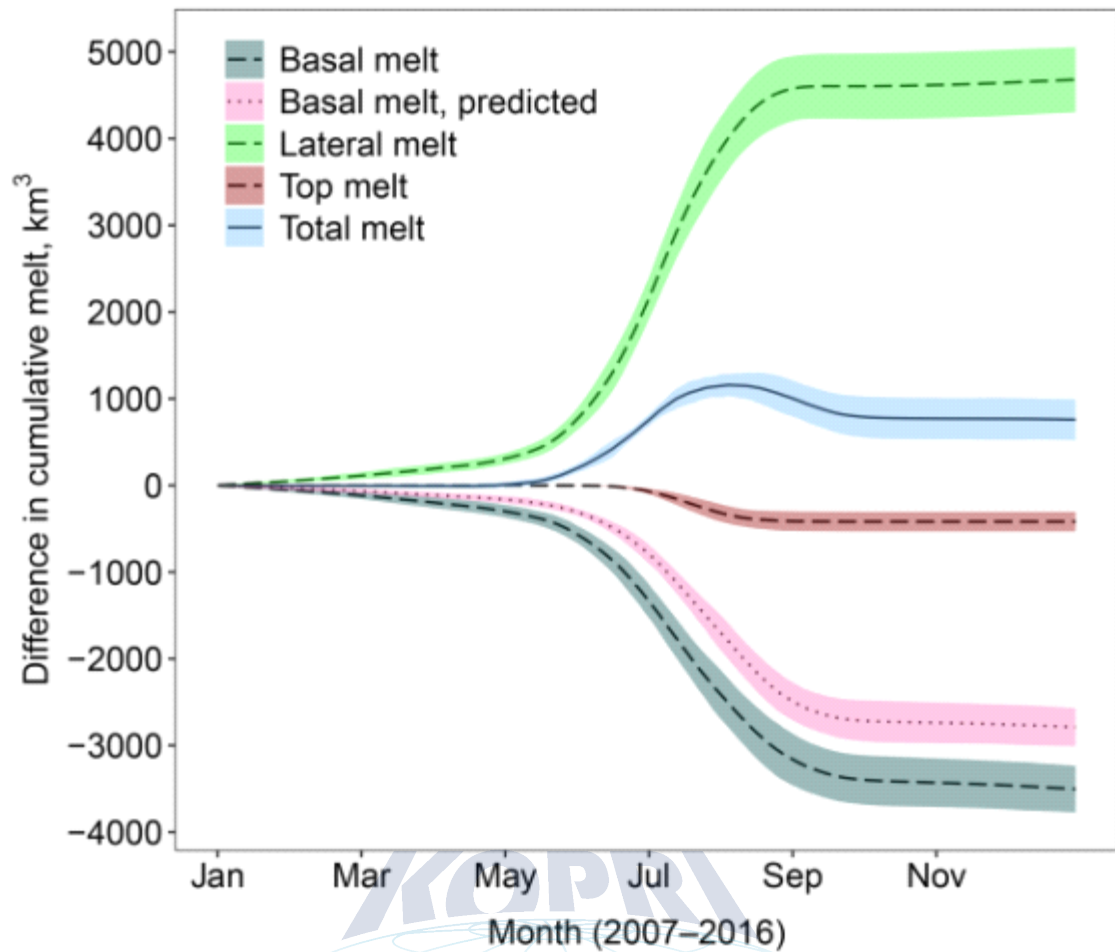


그림 2.2.3. 추정된 유빙 크기 분포와 참조자료 간의 누적 측면(녹색 리본, 점선), 바닥(회색 리본, 점선), 상부(빨간색 리본, 점선), 그리고 총(파란색 리본, 실선) 용융의 차이 그림 (Bateson et al., 2020).

Buckley et al. (2024)은 MODIS 광학 영상에서 개별 유빙을 자동으로 찾아 분할·레이블링하는 영상 분할 프레임워크를 제안해, 대규모 FSD의 시공간 변동을 정량화하였다 (그림 2.2.4). 그 결과 여름이 진행될수록 평균 유빙 면적이 감소하고, 큰 유빙의 비중은 줄고 작은 유빙의 비중은 늘어나는 뚜렷한 계절 변화를 확인했으며, 유빙 방향 변동성도 증가함을 보였다. 다만 광학 영상 특성상 일조·구름에 크게 제약받고, 미세한 균열로만 분리된 유빙은 분할이 어려워 유빙 크기가 실제보다 크게 추정될 수 있다는 한계가 있다.

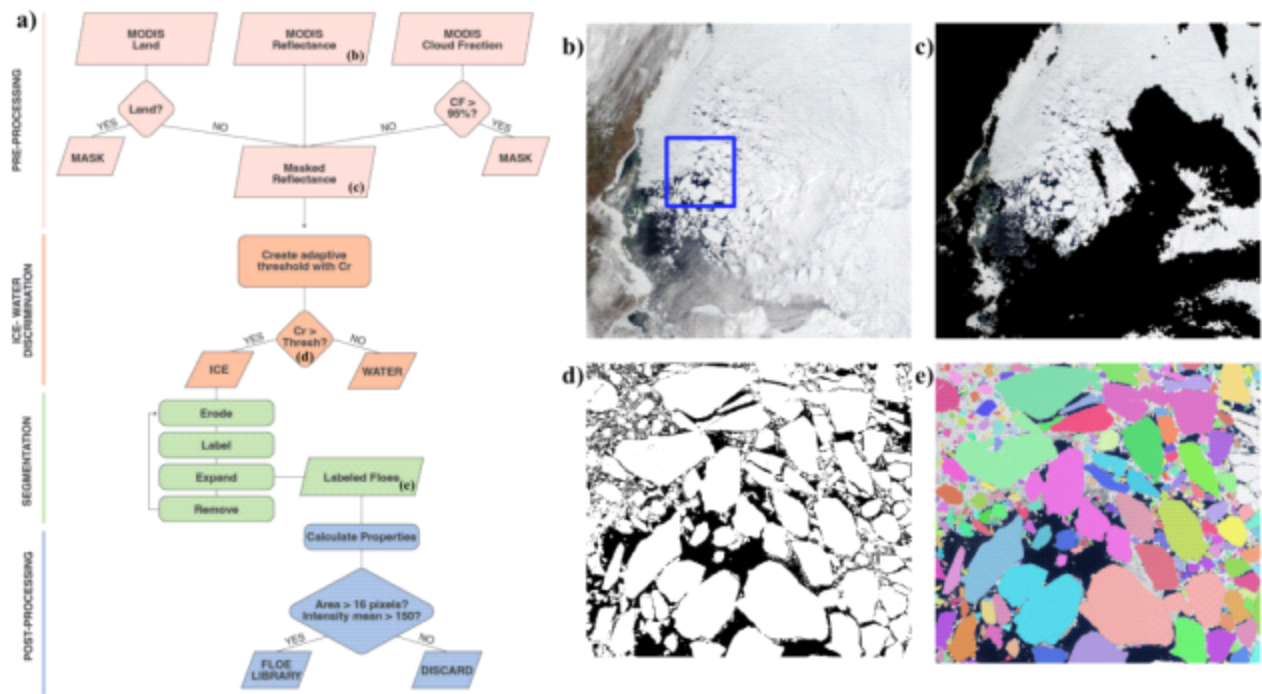


그림 2.2.4. 유빙 크기 분포 추정을 위한 개별 유빙 자동 분할 프레임워크 (Buckley et al., 2024).

제 3 장 연구개발수행 내용 및 결과

본 연구는 기존 문헌과 관련 연구 자료 및 정보를 통해 각 분야의 조사 방법을 정립하여 외국의 선진 연구그룹과 자료 분석 결과의 토의를 통한 자료 해석의 신뢰성을 제고하고자 하였다. 현장조사, 위성관측, 공간모델링 등 다 분야 학제적 자료를 취합하여 상호 보완적으로 해석하였다. 특히, 국내외의 여러 전문가와의 네트워크를 적극 활용하여 연구의 질을 높이고자 하였으며, 본 연구의 연구개발 목표는 다음과 같다.

1단계		
ICESat-2 위성 관측자료를 적극 활용하여 북극 해빙의 lead 및 meltpond가 해빙의 변화에 미치는 영향을 분석하여 해빙의 변화 예측		
1차년도	2차년도	3차년도
해빙 lead 탐지와 너비 추정 알고리즘 개발 및 해빙 lead fraction의 공간분포를 분석할 수 있는 기반 마련	meltpond 탐지 및 이들의 면적을 추정하는 알고리즘을 개발하여 meltpond fraction 공간분포를 분석할 수 있는 기반 마련	기후인자가 lead fraction과 meltpond fraction에 미치는 영향을 분석한 후, 이들이 해빙 변화에 미치는 영향을 분석하여 해빙의 변화 예측에 활용
2단계		
북극 해빙의 형태 중 하나인 유빙의 파편화를 정량화하고, 이와 해빙 관련 인자와의 상관성 분석을 통하여 FFI의 기후적 역할에 대하여 제시		
1차년도	2차년도	3차년도
FFI 지표의 개발과 동시에 수동 마이크로파 위성 데이터를 활용한 전북극 FFI 추정 알고리즘 구축	FFI 추정 알고리즘을 안정화 및 FFI가 간빙기와 해빙기 또는 해역별로 갖고 있는 특성 분석	FFI와 해빙인자들 사이의 시계열 상관성 및 해역별 상관성을 분석 및 FFI 활용 해빙 인자 변화 예측에 끼치는 영향을 분석 및 평가

제 1 절 북극 해빙 lead 탐지 및 너비 추정

연구 내용	연구 결과
IceBridge 자료를 활용한 lead 샘플 추출	IceBridge 자료인 CAMBOT 항공영상을 활용하여 고해상도 lead 샘플링을 하여 6,718개의 lead 샘플, 26,541개의 해빙 샘플을 추출함
기계학습 기반 lead 탐지 모델 개발	랜덤 포레스트 모델을 활용하여 lead 탐지 모델을 개발함
ICESat-2의 lead 및 해빙에서의 특성 분석	추출한 lead 샘플을 분석하여 ICESat-2의 lead 및 해빙에서의 높이 및 여러 통계값을 분석함
ICESat-2를 활용한 lead 너비 탐지	ICESat-2의 lead 탐지 결과를 활용하여 연속된 lead의 너비를 추출하는 알고리즘 개발함

1) IceBridge 자료를 활용한 lead 샘플 추출

ICESat-2를 활용한 lead 탐지를 위하여 고해상도 샘플이 필요함. ICESat-2의 공간 해상도는 수 cm에서 수십 cm 이므로, 정확한 샘플링을 위해서는 가급적 ICESat-2와 일치하는 시간대의 샘플을 수집해야 한다. 따라서 NASA IceBridge 팀의 Continuous Airborne Mapping By Optical Translator (CAMBOT) 고해상도 현장사진자료를 활용하여 북극 해빙 lead 육안탐지 및 샘플링을 수행하였다. 해당 영상은 지난 2019년 4월 및 9월 총 7회에 걸쳐 북극 Greenland 및 남극 지역의 해빙, 고착빙 등을 관측하였으며, 총 76,397장의 현장사진자료를 기하보정하여 제공하고 있다 (IceBridge CAMBOT L1B Geolocated Images, Version 2, <https://nsidc.org/data/IOCAM1B/versions/2>). 본 연구에서는 ICESat-2 관측시간과 지역이 매칭되는 2019년 9월 9일 수행한 Greenland 지역의 현장관측자료 10,901장을 활용하여 북극 해빙 lead를 육안탐지하고, red band의 반사도 특성을 활용하여 샘플링하였다. (그림 3.1.1).

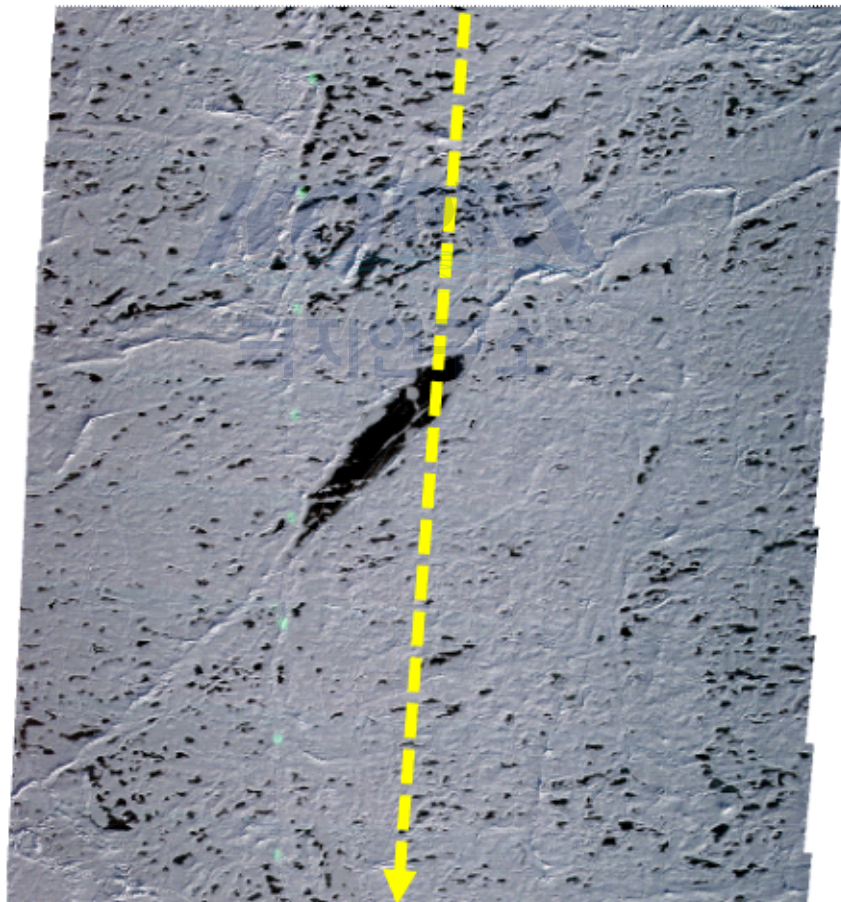


그림 3.1.1. 본 연구에서 활용한 IceBridge의 CAMBOT 항공영상. 노란색 점선은 ICESat-2의 관측 경로

CAMBOT 항공영상을 육안 판독한 결과, lead와 해빙을 쉽게 구별할 수 있었다. 이를 활용하여 RGB영상에 경험적인 임계값을 적용하여서 자동화된 샘플 추출을 수행하였다. 8비트

RGB 밴드 모두에 75의 임계값을 적용하여 lead에 대한 샘플을 추출하였다 (그림 3.1.2-3.1.3) CAMBOT 광학 영상에서 추출한 lead 분류 영상과 ICESat-2를 중첩시킨 뒤, 총 6,718개의 lead 샘플, 26,541개의 해빙 샘플을 추출하였다.

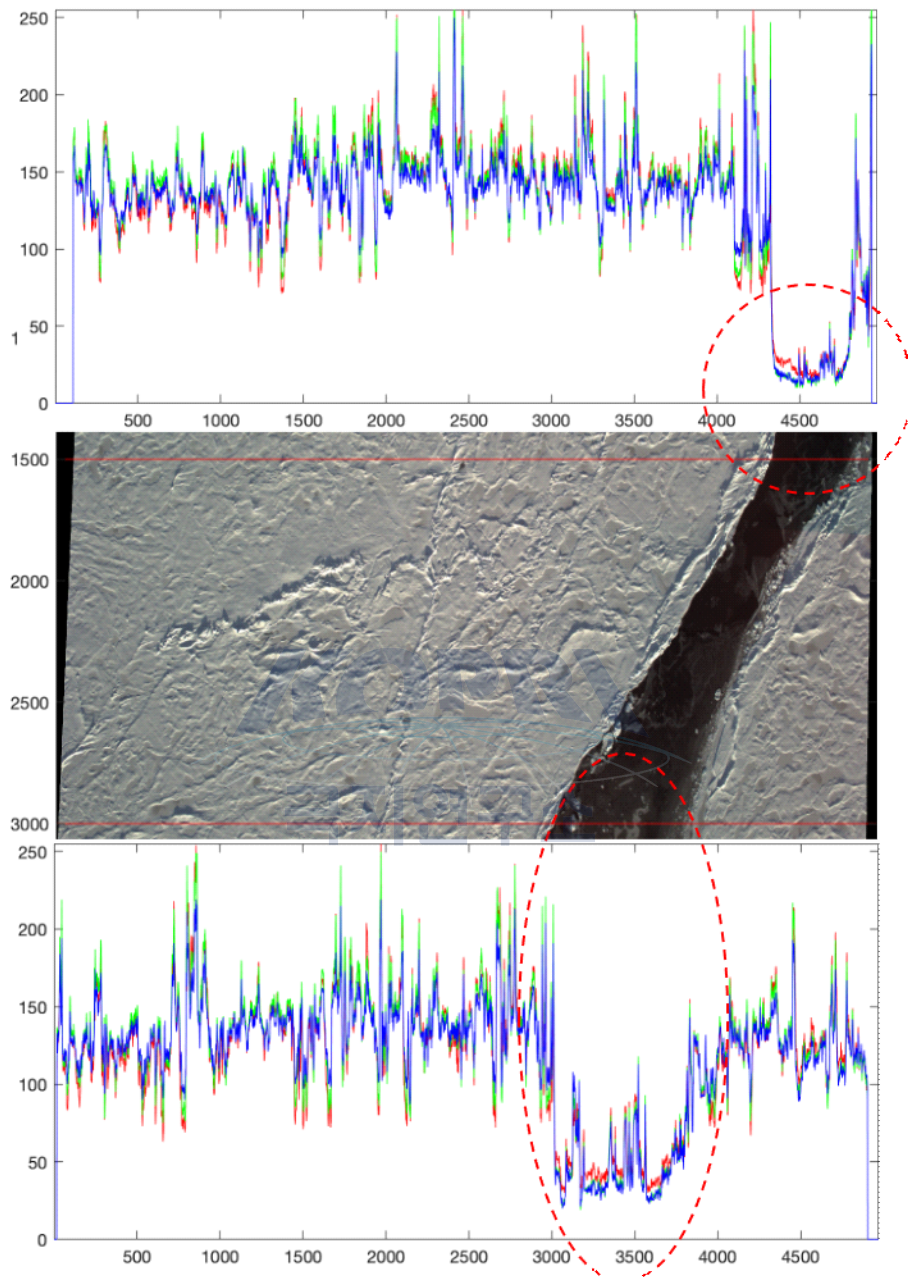


그림 3.1.2. CAMBOT 광향영상의 lead 및 해빙에 따른 RGB 밴드 값 분석. 가운데) CAMBOT 광학영상. 위, 아래) 위도별 RGB 값의 수평 평균값. 각 그림의 빨강, 파랑, 초록 그래프는 각각 8비트의 RGB 밴드 값을 나타냄.

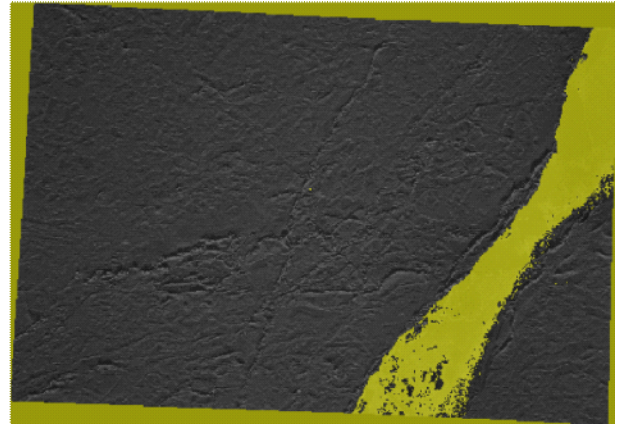
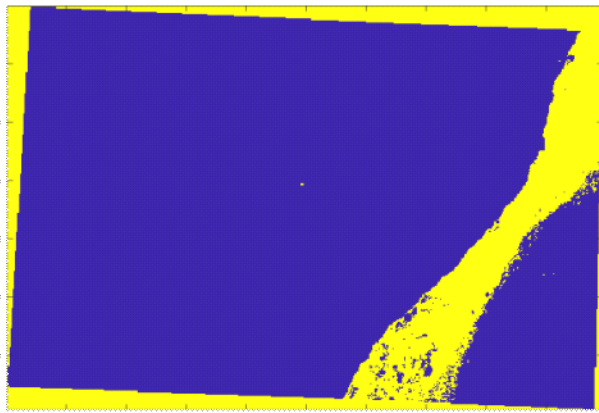


그림 3.1.3.1. CAMBOT 광학위성으로부터 추출한 lead 레이블. 노란 색은 lead, 파란 색은 해빙을 나타냄.

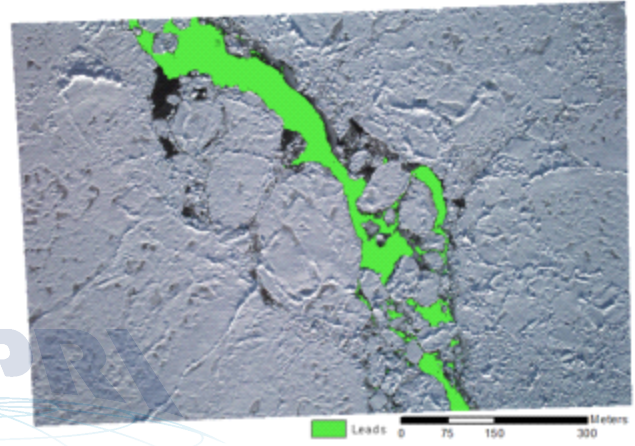
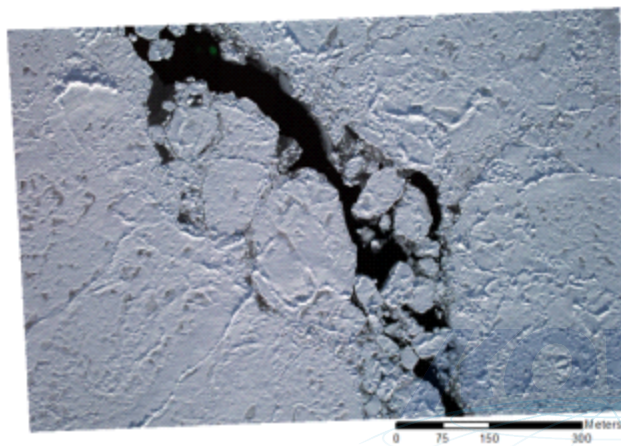


그림 3.1.3.2. Lead 육안 탐지 및 샘플링 예시 (CAMBOT 관측자료, 2019. 09. 09. 14:31)

2) 기계학습 기반 lead 탐지 모델 개발

북극 해빙 lead 샘플과 ICESat-2 track을 match-up 하여 ICESat-2 photon height data의 특성을 분석하였다. (ATLAS/ICESat-2 L2A Global Geolocated Photon Data (ATL03). 선행연구 등에서 해빙 lead 탐지에 많이 활용되고 있는 랜덤포레스트(Random Forest) 이진 분류 모델을 활용하여 lead 탐지 모델을 개발하였으며, 10 folds cross-validation을 수행하여 검증하였다. 랜덤 포레스트는 파라미터 값에 따른 모델의 민감도가 적은 편이기 때문에 새로운 샘플에 대한 모델 적용에 효과적이다. 또한 랜덤 포레스트 모델은 내부적으로 변수 중요도를 제공하기 때문에 결과 해석에 보조적으로 사용할 수 있다. 모델링을 위해 해당 ICESat-2 지점의 높이 뿐만 아니라 주변의 관측 값을 함께 사용하였다. Short segment에서는 해당 지점 기준으로 앞, 뒤 각각 25개의 관측 값을, long segment에서는 앞,뒤 각각 250개의 샘플을 사용하였다. 이를 통해 다양한 segment 길이를 반영하고자 했으며, 이에 따른 모델 기여도를 확인하고자 하였다. 각 segment별로 편차, 평균, 표준편차, 최소값, 최대값 등의 통계값을 반영하였다.

랜덤 포레스트 모델의 변수 중요도에 대한 결과는 그림 3.1.4와 같다. 해당 지점의 높이 자체의 값이 가장 낮은 기여도를 보였다. 이를 통해 해당 지점 이외의 주변 값을 함께 활용한 변

수가 lead 탐지에 훨씬 중요함을 알 수 있다. 전반적으로 long segment가 short segment에 비해 높은 변수 중요도를 보여주며, 그 중에서 long segment의 최소값이 가장 높은 변수 중요도를 보였다. 이를 통해 긴 길이에 걸쳐 계속 낮은 높이 값을 가지는 것이 lead 탐지에 중요한 지표임을 추측할 수 있다.

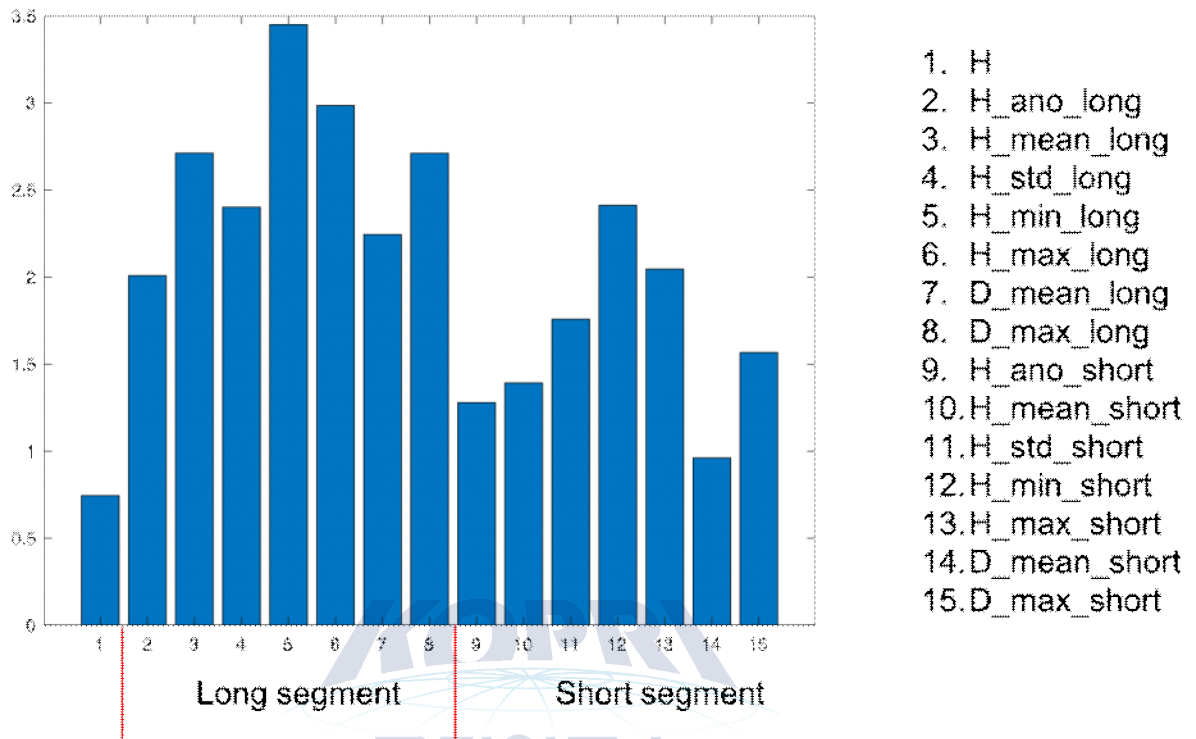


그림 3.1.4. 랜덤 포레스트 모델의 변수 중요도

주어진 샘플을 약 1:1 비율로 calibration, validation 샘플로 나눠서 랜덤 포레스트 모델의 분류 정확도를 측정함 (그림 3.1.5). Calibration 샘플에 대한 분류 정확도는 100%이며, validation 분류 정확도는 lead 및 해빙에 대해 각각 97%, 99% 이상을 보였다. 이를 통해 획득한 샘플에 대해 랜덤 포레스트 모델의 분류 정확도는 매우 높음을 알 수 있다.

RF model performance						
Calibaration				Validation		
Reference		ice	water		ice	water
	ice	13203	0	ice	13310	28
	water	0	3426	water	75	3217
Prediction						

그림 3.1.5. 랜덤 포레스트 모델의 calibration, validation 샘플에 대한 정확도

모델 자체의 분류 정확도 이외에도 실제 영상에 대한 분류 정확도를 확인하기 위해 10개의 CAMBOT 영상에 대응하는 ICESat-2 위성 자료에 대한 lead 탐지를 수행하였다. 탐지율, 오탐지율, 정확도에 대한 성능 평가 결과 해당 영상 자체에 lead가 얼마나 포함되는지에 따라 탐지율 및 오탐지율이 매우 크게 달라진다. 이는 절대적인 분류 및 오분류된 절대값보다는 그 비율에 따라 달라지는 탐지율 및 오탐지율의 특성상, 영상 내의 lead 비중에 따라 정확도가 크게 달라지는 특성 때문이다 (그림 3.1.6). 따라서 영상별 탐지율 및 오탐지율은 참고 자료로만 확인하는 것이 바람직한 것으로 판단되며, 10개의 영상 중 정확도가 높은 영상과 낮은 영상들에 대한 사례 분석을 실시하였다.

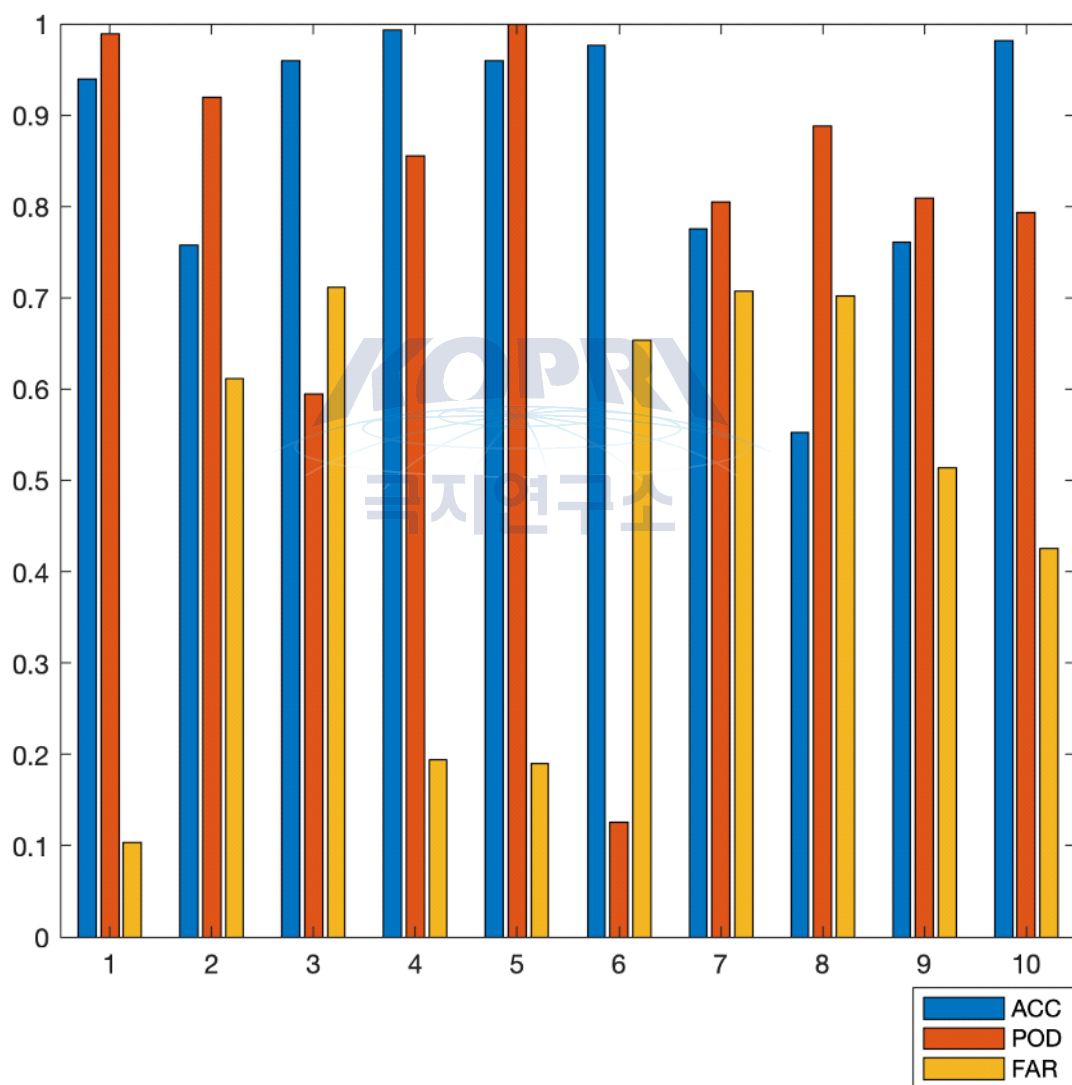


그림 3.1.6. 10개의 CAMBOT 영상에 대응하는 ICESat-2 위성의 lead 탐지 정확도

3) ICESat-2의 lead 및 해빙에서의 특성 분석

lead 및 해빙에서의 ICESat-2의 특성을 확인하기 위해 10개의 CAMBOT 영상 중 3가지를

추출하여 분석하였다. 그림 3.6에서 나타난 10개의 영상 중, 1번, 5번, 6번에 대해 분석하였다. 1번 및 5번 영상의 경우 높은 정확도를 보이는 반면, 6번 영상의 경우 매우 낮은 탐지율과 높은 오탐지율을 보였다.

그림 3.1.7은 1번 CAMBOT 영상에 대한 분석이다. 빨간색 박스는 lead에 대한 부분이며, lead 탐지 모델이 lead를 잘 탐지함을 볼 수 있다. 이 부분에 대해 long segment의 anomaly 및 표준편차를 확인했을 때, 해빙 부분에서의 값과 현저한 차이를 보이는 것을 확인하였다.

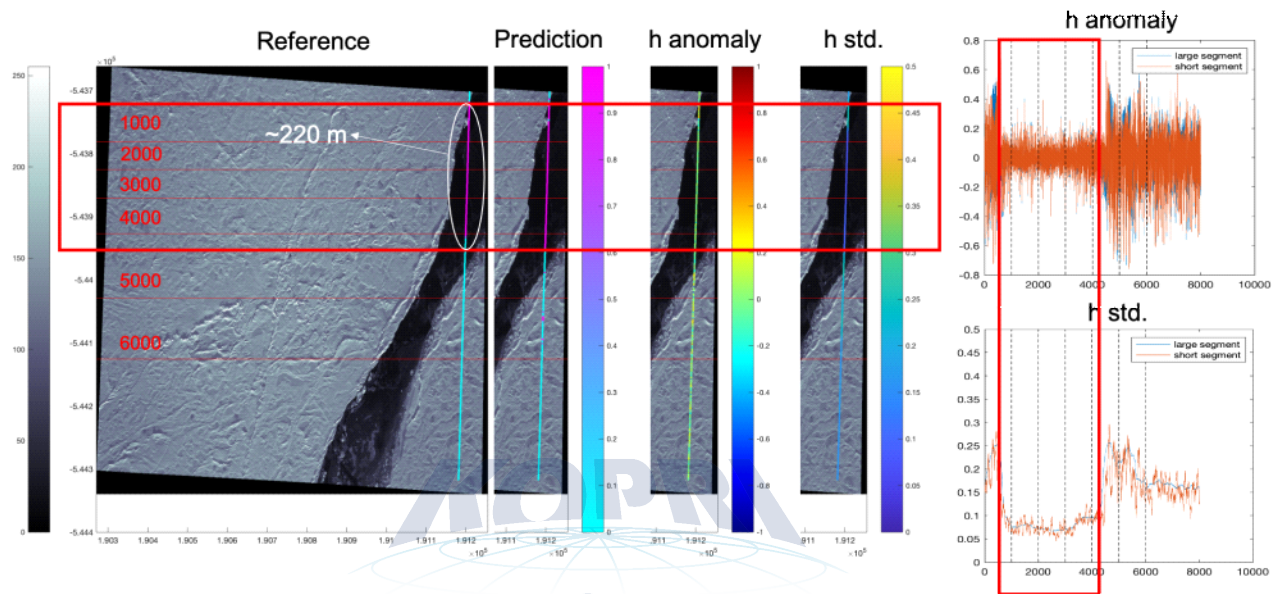


그림 3.1.7. CAMBOT 영상 1번에서의 lead 탐지 및 분석 결과

그림 3.1.8은 5번 CAMBOT 영상에 대한 분석이다. 그림 3.1.7과 마찬가지로 빨간색 박스는 lead에 대한 부분이며, lead 탐지 모델이 lead를 잘 탐지함을 볼 수 있다. lead의 경우 해빙에 비해 표면이 비교적 매끄러운 것으로 예상할 수 있으며, 따라서 높이의 편차의 절대값과 및 표준편차가 적은 특성을 보여준다.

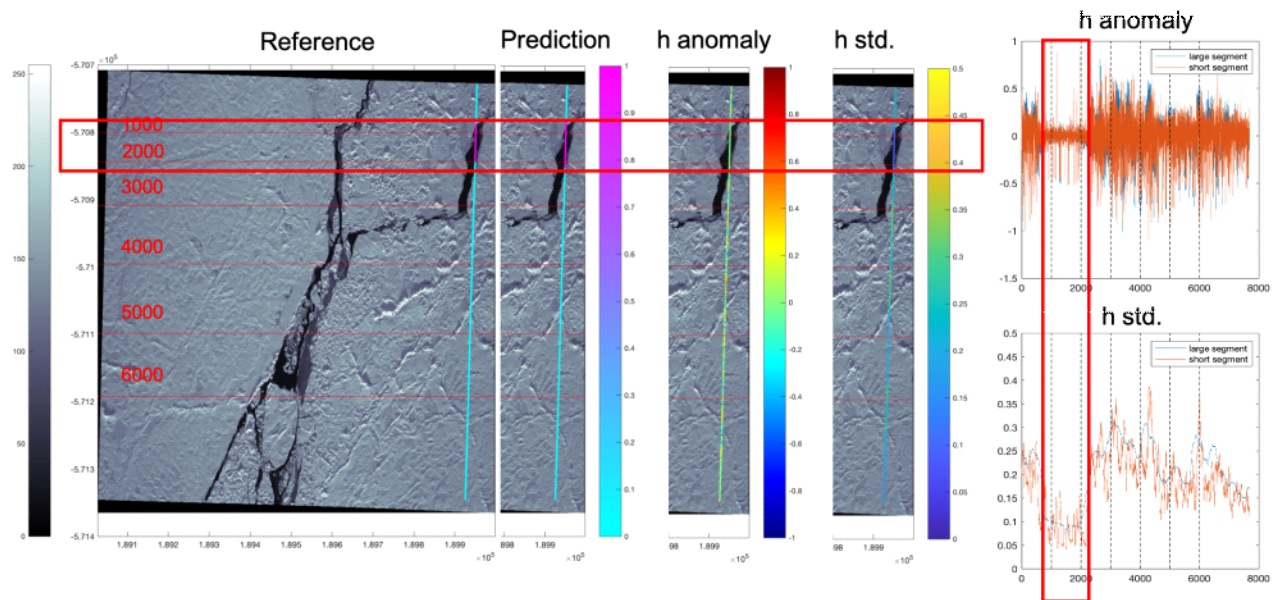


그림 3.1.8. CAMBOT 영상 5번에서의 lead 탐지 및 분석 결과

그림 3.1.9는 6번 CAMBOT 영상에 대한 분석이다. 이 영상은 ICESat-2가 지나는 경로에서 매우 적은 lead 부분을 가지고 있다. 따라서 일부의 미탐지 및 오탐지로 인해 낮은 탐지율과 높은 오탐지율이 나타난다. 비교적 큰 규모의 lead는 안정적으로 탐지하는 반면, 작은 규모의 lead에 대해 정확도가 낮으므로 추가적인 작업이 필요할 것으로 보인다.

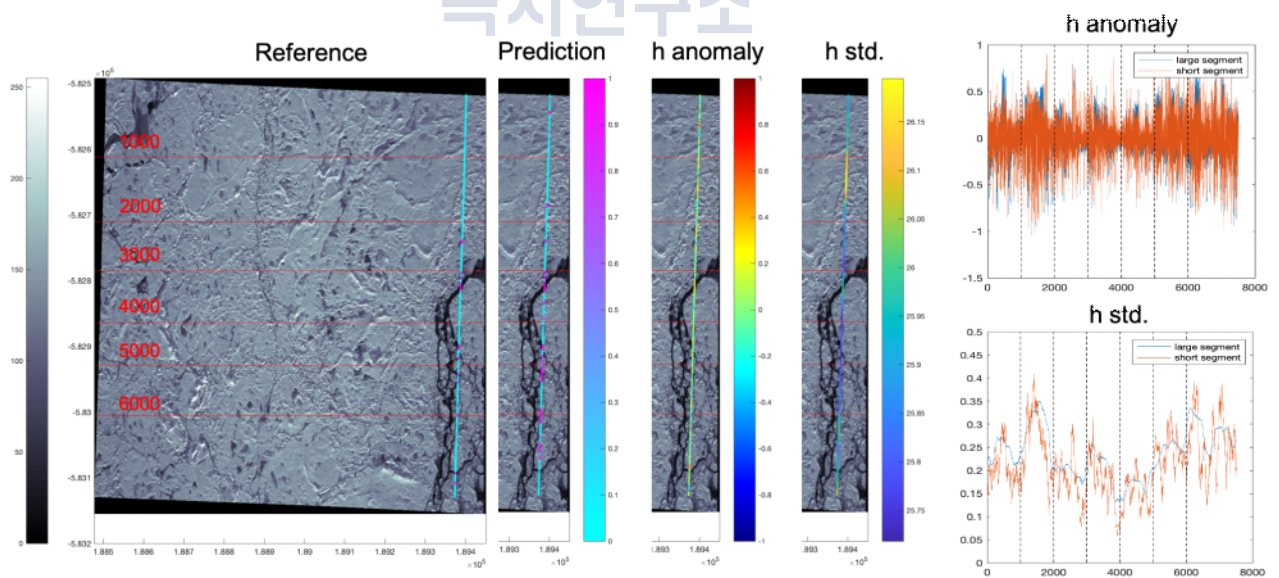


그림 3.1.9. CAMBOT 영상 6번에서의 lead 탐지 및 분석 결과

제 2 절 북극 해빙 meltpond 탐지

연구 내용	연구 결과
IceBridge 고해상도 항공 영상을 활용한 meltpond reference 구축	IceBridge 자료인 CAMBOT 항공영상을 활용하여 고해상도 meltpond 샘플을 확보하고자 하였으나 (육안판별, 무감독분류기법 활용), 비정형적인 형태와 반사특성을 가지는 meltpond 샘플링의 정당성 확보가 어려운 관계로 다른 방법을 모색함
고해상도 위성자료를 활용한 meltpond reference 구축	ICESat-2를 활용한 해빙특성 탐지와 관련한 선행연구를 참고하여, Sentinel-2 A/B MSI 광학위성 관측자료 기반의 meltpond 샘플을 참고자료로 구축함.
북극 해빙의 meltpond 탐지를 위한 특성 분석	고해상도 광학위성을 활용하여 확보한 meltpond의 사례를 활용하여 해빙, 표면이 물인 meltpond, 표면이 얼음인 meltpond에 대한 특성을 분석함.
임계값 기반의 meltpond 탐지 모델 개발	분석 특성을 활용하여 ICESat-2의 높이의 표준편차 및 반사된 광자 개수를 활용하여 해빙, 물 표면의 meltpond, 얼음 표면의 meltpond를 분류하는 모델을 개발함.

1) 북극 해빙 meltpond reference 구축

기존 공개되어 있는 북극지역 meltpond 관련 reference자료의 경우, ICESat-2와 매칭에 한계가 있거나 위·경도, 시간정보 등의 자료 부족으로 인하여 활용에 한계가 있는 실정이다. 당초 계획상으로 아라온 연구선 승선을 통한 북극해 현장조사를 수행하기로 계획하였으며, 이때 위성 관측시간을 고려한 실제 여름철 북극의 meltpond의 샘플링을 수행 할 계획이었으나, COVID-19의 창궐로 인하여 실행하지 못하였다. 이로 인한 현장자료의 부족이 문제가 되었으나, 본 연구에서는 이러한 한계를 극복하기 위하여 아래와 같이 두 가지 방법을 활용하여 ICESat-2 signal을 활용할 수 있는 meltpond reference를 구축하였다.

(1) 고해상도 촬영 자료 활용 북극 해빙 meltpond 샘플링

1절에서 활용한 NASA IceBridge 팀의 Continuous Airborne Mapping By Optical Translator (CAMBOT) 고해상도 현장사진자료를 활용하여 북극 해빙 meltpond 육안탐지 및 샘플링을 수행하고자 하였다. 해당 자료는 지난 2019년 4월 및 9월 총 7회에 걸쳐 북극 Greenland 및 남극 지역의 해빙, 고착빙 등을 관측하였으며, 총 76,397장의 현장사진자료를 기하보정하여 제공하고 있다. (출처: IceBridge CAMBOT L1B Geolocated Images, Version 2, <https://nsidc.org/data/IOCAM1B/versions/2>)

본 연구에서는 ICESat-2 관측시간과 지역이 매칭되는 2019년 9월 9일 수행한 Greenland 지역의 현장관측자료 10,901장을 활용하여 북극 해빙 meltpond를 자동으로 분류하는 모델을 개발하여 reference 샘플로 활용하고자 계획하였다. 무감독 분류 (unsupervised classification)에 널리 활용되는 Iterative Self Organizing Data Analysis (ISODATA) 분류기를 활용하여 영상

을 자동 분류하는 모델을 구축하였으며, 분류기의 parameter는 다양한 조합을 비교하여 가장 빠르고 비교적 분류가 잘 이루어지는 조합을 설정하였다 (설정값 : ArcGIS 10.1 활용, 대상 클래스 크기 (num_class)=10, 최소 클래스 크기 (min_class_size)=3, 분류 픽셀 단위 (sample_interval)=10 (default)).

ISODATA 분류기를 활용하여 meltpond가 가질 수 있는 특징 중 하나인 어두운 픽셀영역을 추출한 결과, 다음 그림처럼 다양한 형태의 meltpond로 의심되는 어두운 영역이 도출되었다 (그림 3.2.1). 하지만, 육안 판별로는 meltpond가 제대로 분류되었는지 판단이 어려워, reference로 활용하기에는 어려울 것으로 생각되며, ice/snow ridge에 의한 그림자 등에 의해 발생한 어두운 영역에 대해서도 오분류가 자주 일어나는 것으로 나타났다. 같은 CAMBOT 자료라도 1만장 이상의 각각의 영상에 대한 밝기가 제각각이어서 ISODATA의 판단기준 (parameter, threshold 등)을 일관성 있게 설정하는데에 한계가 있는 것으로 판단된다.

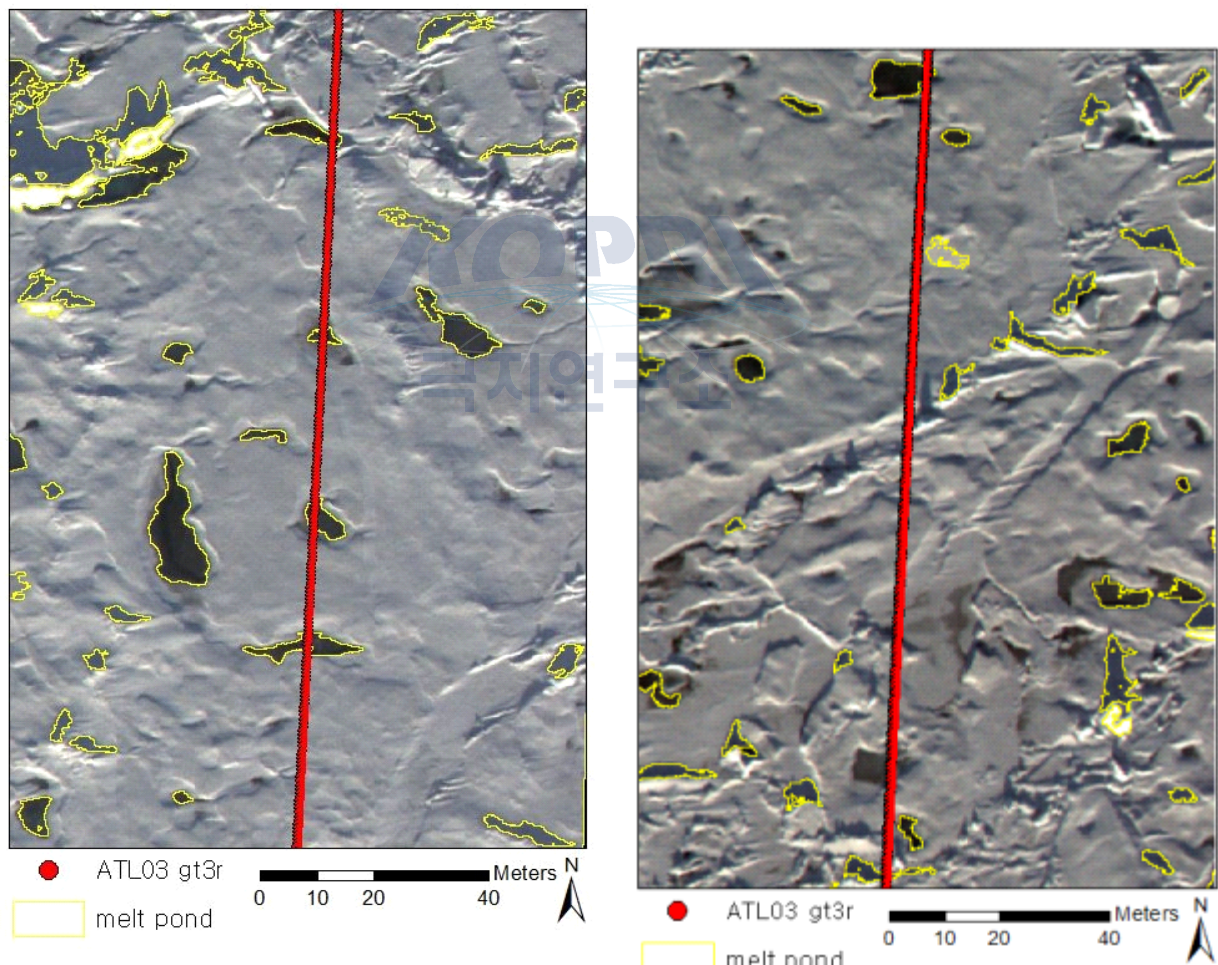


그림 3.2.1. ISODATA 분류기 활용 CAMBOT 영상 meltpond 의심 영역 탐지 결과 및 ICESat-2 track 예시 (2019. 09. 09. 14:58)

(2) 선행연구 참고 고해상도 위성 기반 meltpond reference 수집

앞서 진행 한 고해상도 자료 (CAMBOT data) 활용 meltpond reference 구축 결과의 한계

를 극복하기 위하여 본 연구에서는 선행연구에서 ICESat-2 자료의 활용 및 분석에 활용한 고 해상도 위성 관측기반 meltpond reference를 활용하고자 하였다. Tilling et al. (2020)의 ICESat-2를 활용한 여름철 북극의 meltpond 탐지에 관한 선행연구를 참고하였으며, 여기서 제시한 Sentinel-2 고해상도 광학 위성 (10 m 공간 해상도)을 기준으로 한 reference를 참고하여 분석에 활용하였다. (그림 3.2.2 및 표 3.2.1).

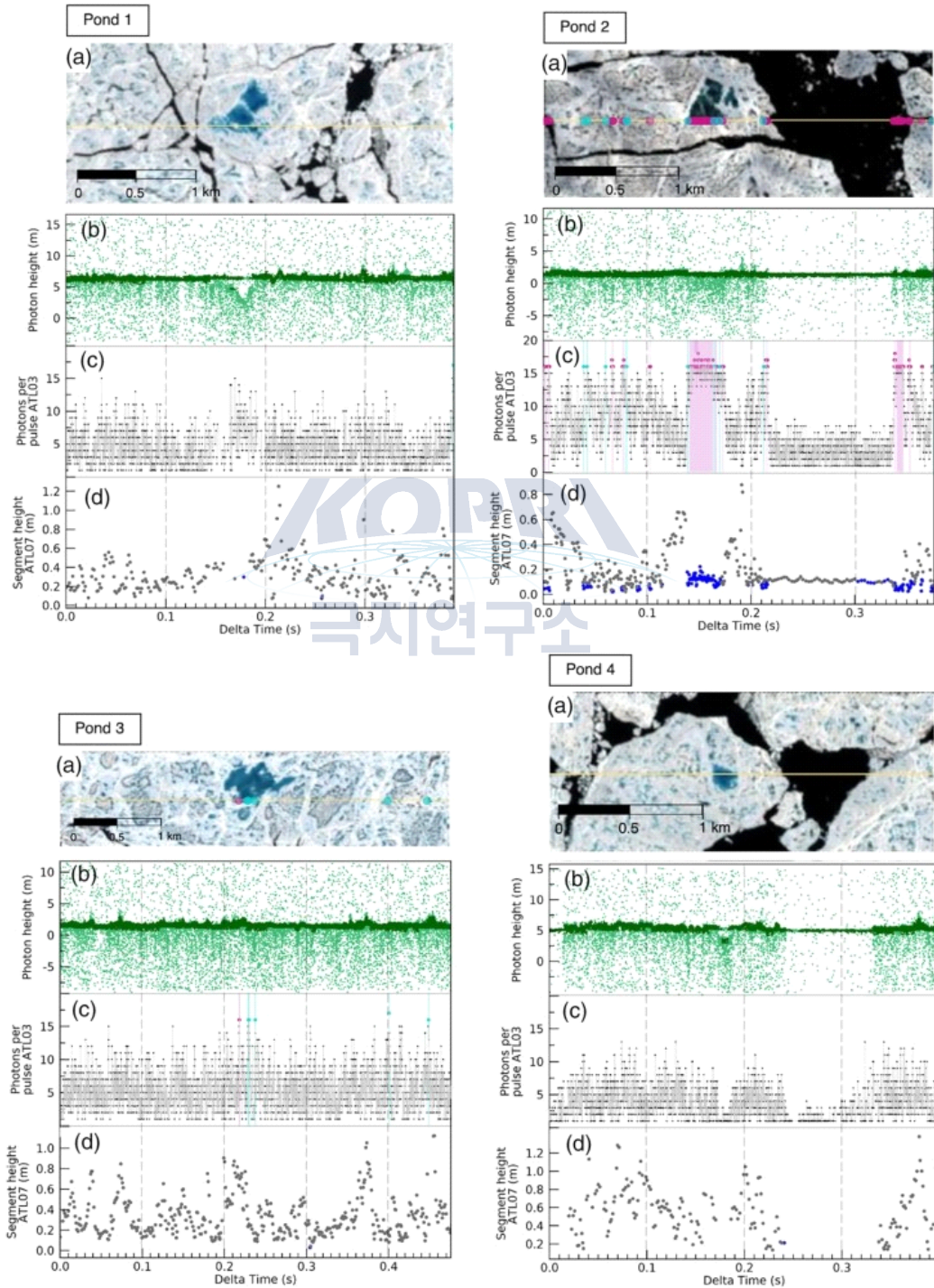


그림 3.2.2. Tilling et al. (2020)에서 분석한 Sentinel-2 영상 기반 meltpond 및 ICESat-2 ATL07 match-up data 예시

표 3.2.1 Tilling et al. (2020)에서 분석한 ICESat-2 활용 meltpond reference 참고 영상

Date of acquisition	Tile ID	Δtime (wrt ICESat-2)	Cloud cover	Shift (m/direction)	Location
26/07/2019	T14XMQ	-28 min	7%	230 m/N240°	Canadian Archipelago, N. of Eureka (multiyear ice)
26/07/2019	T13XEJ	-28 min	3%	310 m/N237°	
05/08/2019	T11XMK	-4 min	9%	Not applied	

Ferrell et al. (2020)에서도 MODIS 및 Sentinel-2 광학영상을 활용하여 ICESat-2 track에 대한 meltpond signal을 예시로 제시하고 있으며, 본 연구에서도 해당 날짜에 대한 Sentinel-2 영상을 reference로써 활용하고자 함 (그림 3.2.3).

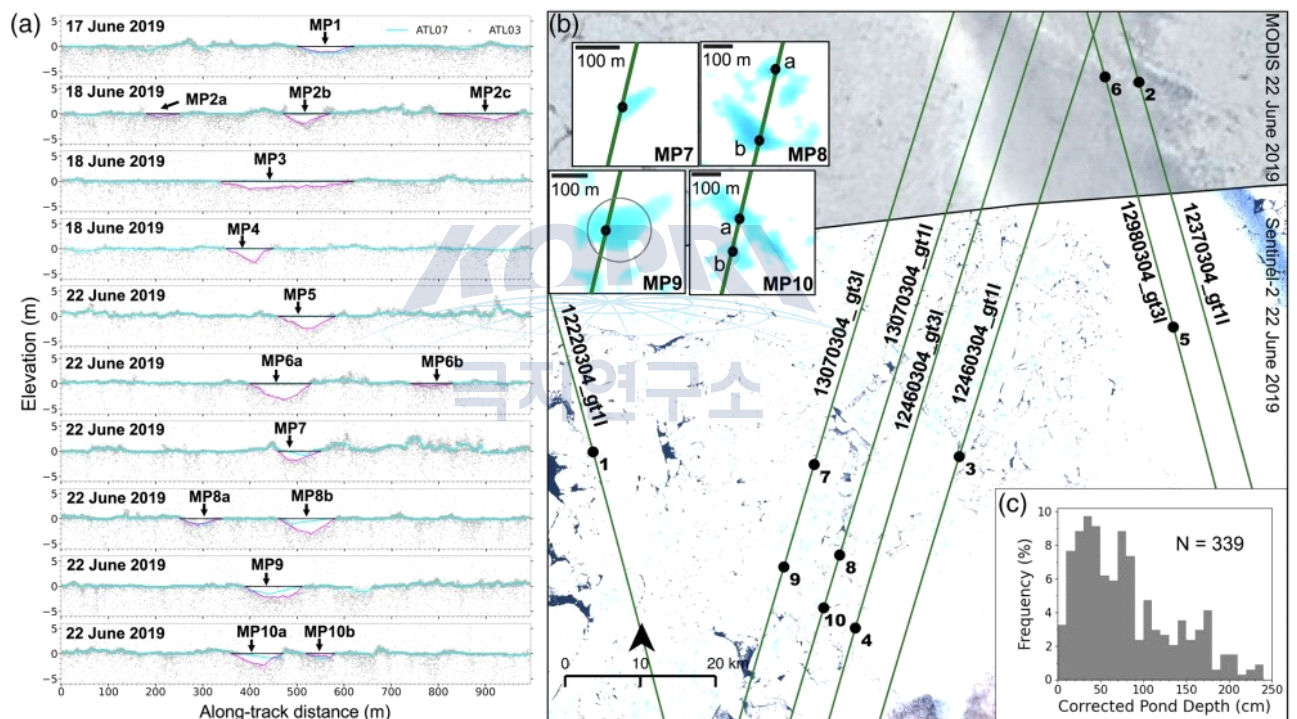


그림 3.2.3. Farrel et al. (2020)에서 제시한 MODIS 및 Sentinel-2 활용 영상 예시

2) 북극 해빙 meltpond 탐지 알고리즘 개발

(1) Sentinel-2 MSI 영상 활용 meltpond signal 분석

구축한 고해상도 위성 활용 meltpond reference와 ICESat-2 photon height data의 높이 분포 및 반사되는 광자 개수에 대해 분석하였다. Meltpond 발생 지역 및 시기에 Sentinel-2와 ICESat-2의 관측 시간 차가 적은 (약 1 시간 이내) 사례가 매우 드물기 때문에, 선행 연구를 참고하여 자료를 수집하였으며, 겹치는 영역은 그림 3.2.4와 같다.

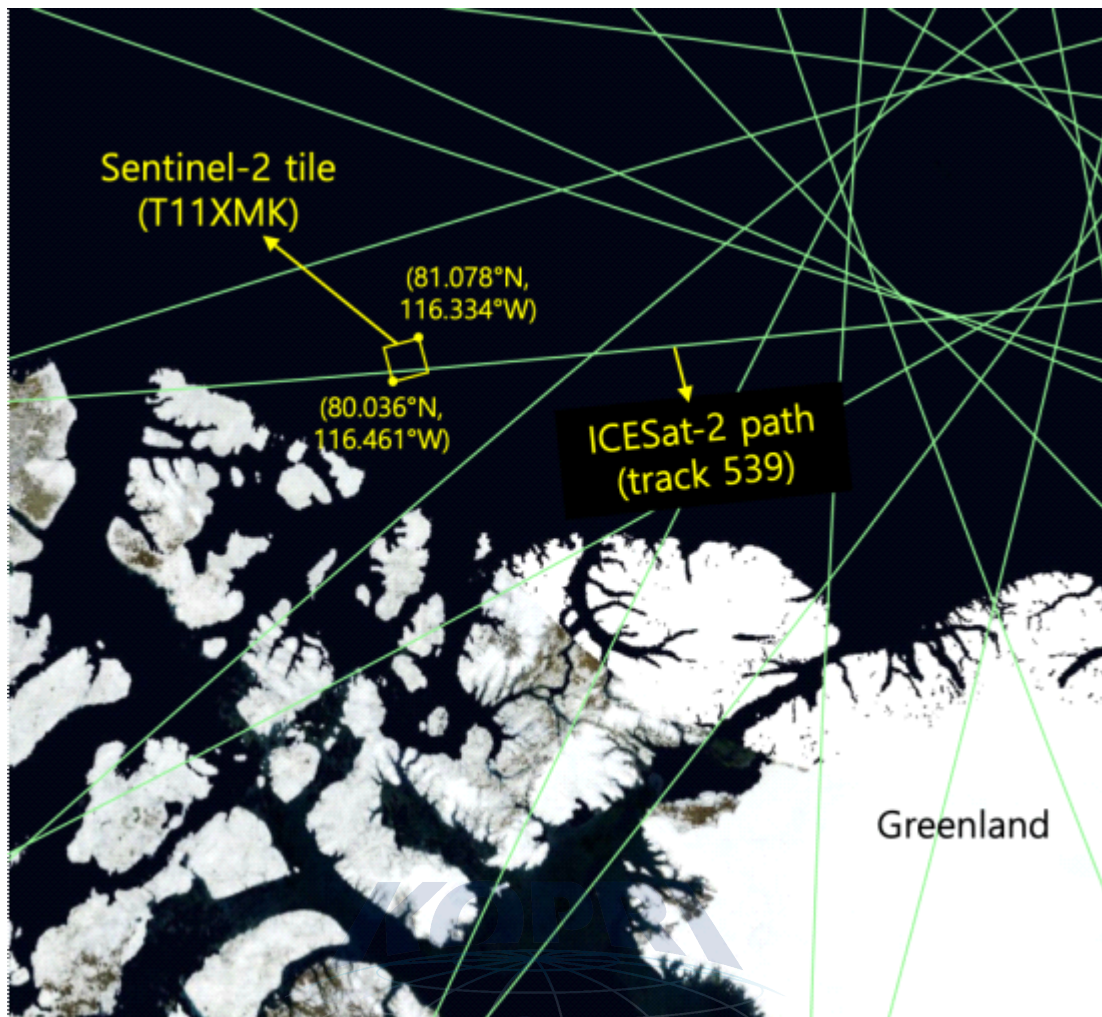


그림 3.2.4.. 본 연구에서 활용한 2019년 8월 5일의 ICESat-2와 Sentinel-2의 공간적인 분포. 노란색 박스는 Sentinel-2의 영역을 나타내고, 초록색 선은 2019년 8월 5일에 관측된 ICESat-2의 궤도임.

분석을 위해 ICESat-2 level-2 Advanced topographic Laser (ATL) 03 Photon height 산출물을 활용하였으며, 광자의 이동 시간을 계산하여 구한 지표 높이인 photon height 자료와 단일 pulse당 반사된 광자 개수를 측정한 photon count per pulse 값을 활용하였다.

(2) 높이 표준편차 및 반사된 광자 수를 활용한 meltpond 탐지 모델 개발

Segment별 높이의 표준편차는 표면이 거친 해빙과 표면이 매끄러운 meltpond에서 서로 다른 특징을 보인다. 물로 이루어진 meltpond와 얼음으로 덮인 meltpond 모두 해빙에 비해 매끄러운 표면을 가져 상대적으로 높이의 표준편차가 매우 작기 때문이다. 해빙과 meltpond를 구분하기 위한 높이의 표준편차는 0.1 m를 임계값을 활용하였으며, 임계값보다 작은 값은 매끄러운 표면이므로 meltpond로 분류하였다. 이를 활용하여 일차적으로 해빙과 meltpond를 구별하였다.

물로 이루어진 meltpond와 얼음으로 덮인 meltpond를 구별하기 위해서는 반사되는 광자의 개수를 활용하였다. 물에서는 광자들이 많이 흡수되는 반면, 얼음에서는 광자들이 많이 반사되

기 때문에 똑같이 매끄러운 표면이라 할지라도 반사되는 광자의 수는 큰 차이를 보였다. 10 m segment별로 총 수집된 광자의 개수 75개 미만이면 표면이 물이라 판단하였고, 200개 이상의 광자의 경우 표면이 매끄러운 얼음으로 판단하였다. 이를 활용하여 표면에 따른 meltpond 종류를 구분하였다.

최종적으로 제시된 meltpond 탐지 모델에서는 해빙, 물을 표면으로 하는 meltpond, 얼음을 표면으로 하는 meltpond를 탐지할 수 있다. meltpond 탐지모델의 전체 흐름은 그림 3.2.5와 같다.

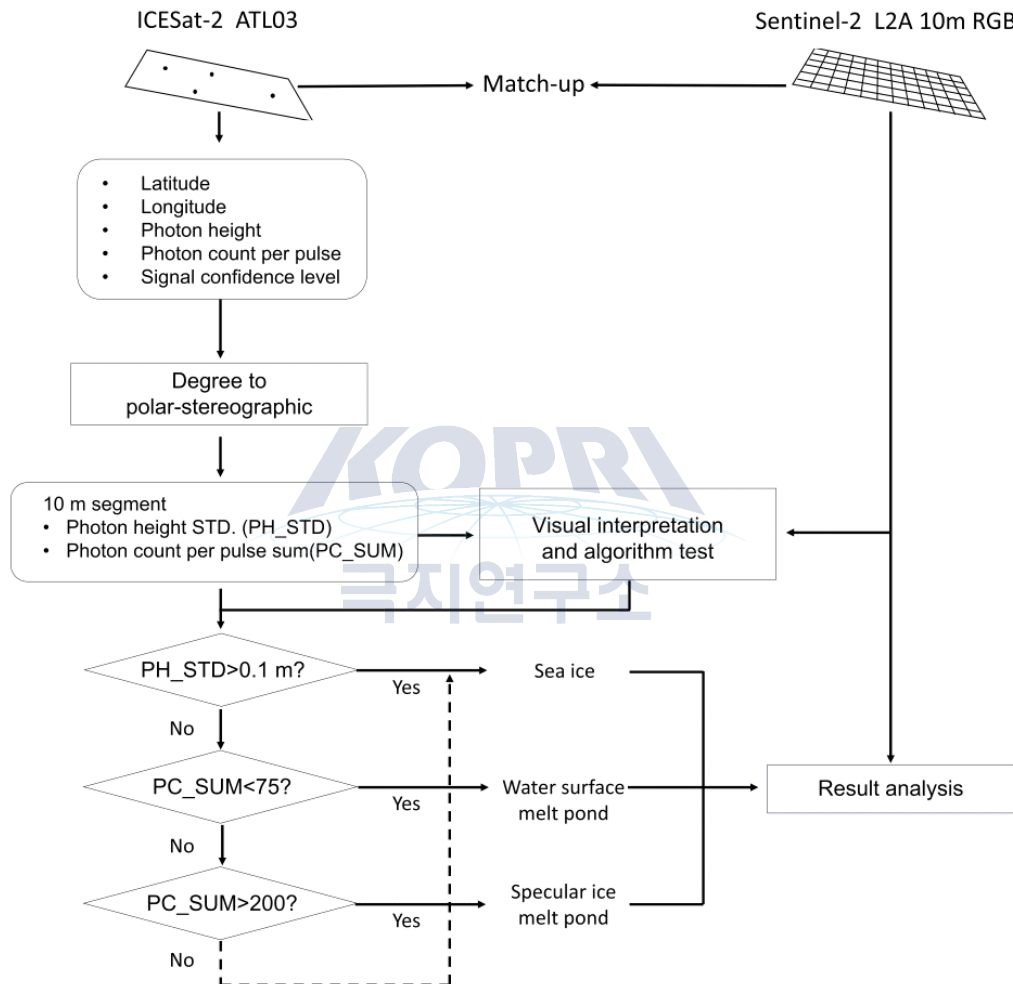


그림 3.2.5. 본 연구에서 제시한 meltpond 탐지 알고리즘의 흐름도.

그림 3.2.6에서는 북극의 다양한 형태의 리드 및 meltpond를 확인할 수 있음. 높이 표준편차의 분포는 모든 리드 및 meltpond에서 비교적 일관적인 분포를 확인할 수 있다. 약 1 km 규모의 Lead1과 나머지 리드 및 meltpond에서 segment 중 일부가 높이 표준편차가 임계값보다 낮은 결과를 보였다. 이를 통해 해빙과 리드 및 meltpond를 일차적으로 구분하는 데에는 높이의 표준편차가 효과적으로 사용될 수 있다는 가능성을 확인하였다.

하지만 높이 표준편차 만으로는 표면이 물인 meltpond와 얼음인 meltpond를 구별하는 데에 어려움이 있다. 이는 광자의 총 합을 활용하면 보다 뚜렷하게 구분할 수 있는데, 규모가 큰 리

드인 Lead1과 나머지 리드 및 meltpond의 신호를 비교하면, 광자의 반사율이 극명하게 차이나는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 표면이 물인 Lead 1에서는 광자의 총 합 매우 낮은 반면, 다른 리드 및 meltpond에서는 높은 광자의 총 합을 보이므로 표면이 얼음으로 덮였다는 것을 알 수 있다. 특히 Sentinel-2 광학 영상에서는 Lead1, Lead2, Pond3의 차이를 육안으로 구분하기 어려운 반면, ICESat-2에서 수집되는 광자의 양이 뚜렷하게 차이나는 것은 고해상도 고도계의 핵심적인 특성으로 판단된다.

지표 특성에 따른 광자 양의 차이는 그림 3.2.6(g)에서도 확인할 수 있는데, 수면인 Lead1에 비해 Pond1-3, Lead2에서는 단위 길이당 비교적 많은 양의 ICESat-2 높이 정보가 분포하고 있다.

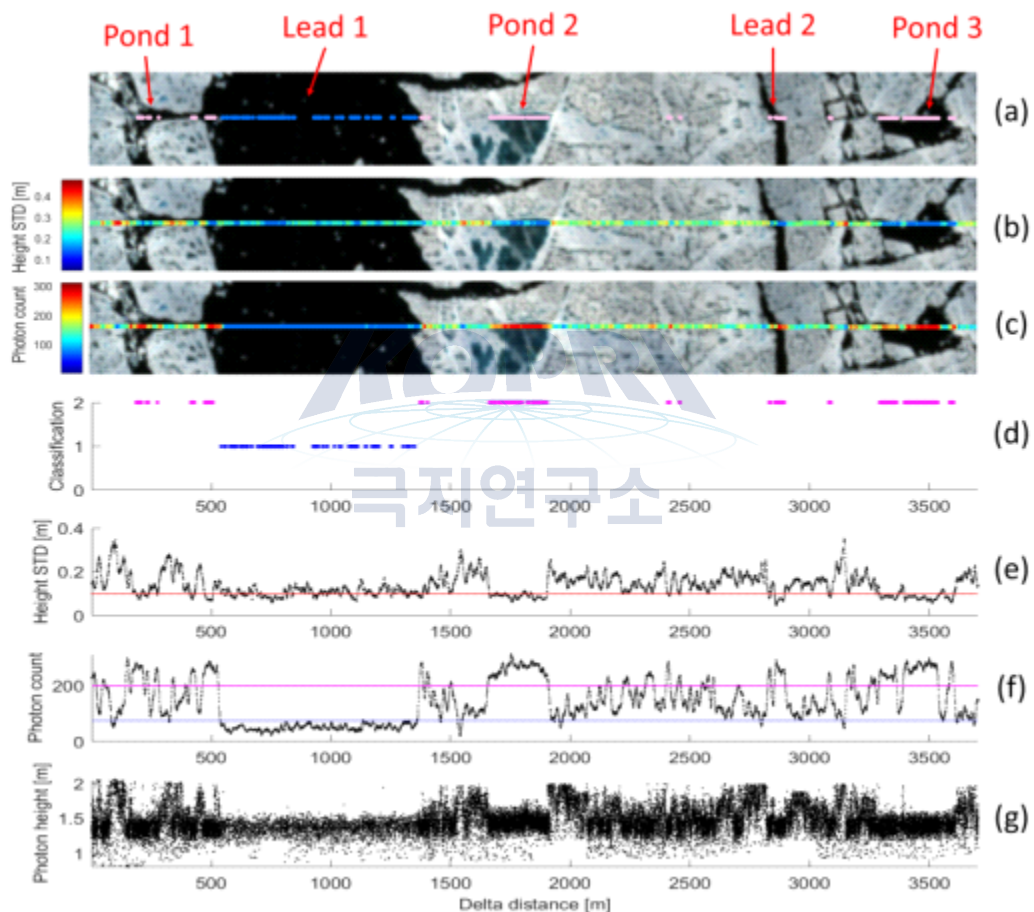


그림 3.2.6.. 2019년 08월 05일의 Sentinel-2 영상의 일부 (a)는 제시한 meltpond 탐지 결과를 Sentinel-2와 비교한 것이며, 파란색은 물을 표면으로 가지는 meltpond, 분홍색은 반사도가 높은 얼음 표면을 가진 meltpond (specular pond) 및 작은 lead를 (b)는 각 segment의 높이 표준편차를 (c)는 각 segment당 획득한 광자의 총 합을 의미함. (d)는 (a)의 분류 결과를 판독하기 쉽게 하기 위해 수면(파랑)과 얼음 표면 meltpond(분홍)를 분리한 것임. (e)의 붉은 선은 높이 표준편차의 임계값인 0.1 m를 나타내며, (f)의 파란색 및 분홍색 선은 각각 수면 및 얼음 표면 meltpond의 광자 총 합의 임계값인 75와 200을 나타냄. (g)는 segment로 묶지 않은 photon height의 분포를 나타냄.

그림 3.2.7.은 같은 Sentinel-2 광학 영상의 다른 meltpond 사례임. Pond2에서는 높이의 표준 편차 및 광자의 총 합의 분포가 비교적 균일하다. 반면에 Pond1에서는 이웃한 지점에서도 다른 광자의 총 합 분포를 보여주며, 결과적으로 하나의 meltpond 내에서 물과 매끄러운 얼음이 동시에 존재하는 것으로 분류된다.

또한 해빙 내에서도 일부 오분류가 발생하였으며, 반대로 탐지하지 못한 meltpond 정보도 다수 존재한다. 이를 통해 제시한 분류 알고리즘이 모든 상황에서 활용될 수 없다는 한계점을 확인하였다. 본 연구에서 설정한 임계값은 본 연구에서 관찰한 meltpond에 대해 최적화 되었기 때문에, 추가적인 분석을 통해 더욱 일반화된 임계값 설정이 필요할 것으로 판단된다.

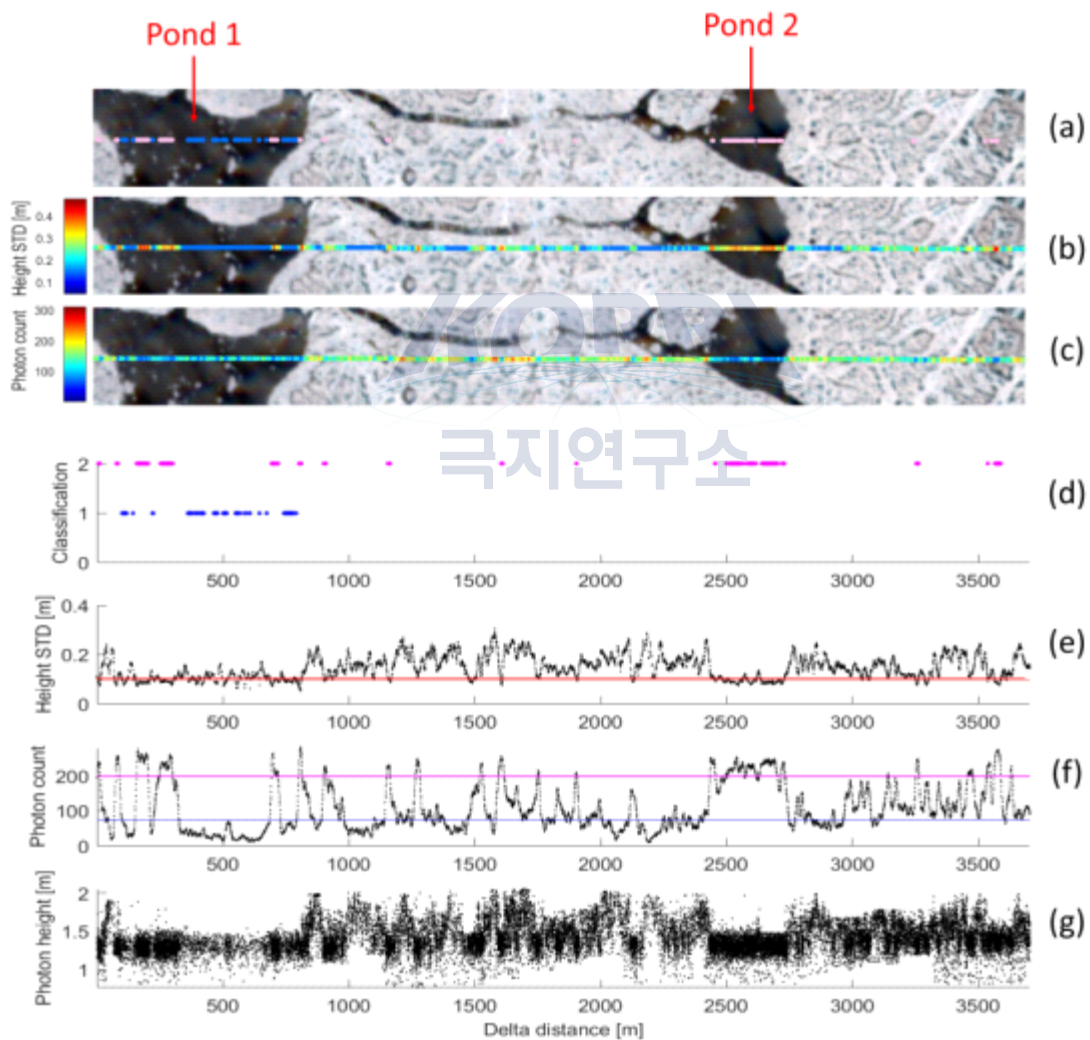


그림 3.2.7, 그림 3.15와 같은 날 촬영된 Sentinel-2 영상의 meltpond가 존재하는 다른 지점을 확대한 이미지.

3) Monthly meltpond fraction 산출 및 분석

앞서 제시된 meltpond 탐지 모델을 활용하여 북극 전반적으로 ICESat-2를 활용한 meltpond

fraction을 산출할 수 있을 것으로 예상된다. 이를 위해 ICESat-2 자료를 수집하여 전처리하는 과정이 필요하다. ICESat-2는 매우 세밀한 관측 간격 (궤도를 따라 pulse간 약 70 cm)을 가지므로, 개별 자료의 크기가 매우 커 가공에 어려움이 있다. 본 연구에서 활용한 ATL03 photon height 자료의 경우 하나의 track별로 약 수 백 MB에서 수 TB의 용량을 가지기 때문에, 북위 60도에서 90도에 대항하는 북극 지역에 대한 ICESat-2 ATL03 자료를 처리하려면 하루에 약 50개의 자료를 다운로드 받아야 하며, 하루당 약 75 GB의 용량이 필요하다.

이를 한 달로 환산하면 한 달에 약 1,500 개의 ATL03 자료가 필요하고 약 2 TB의 정보가 필요함. 1,500 트랙을 모두 처리하여 meltpond를 탐지한 뒤 이를 월별 meltpond fraction으로 변환하는 작업은 용량 및 처리 시간을 많이 필요로 한다. 일 년 단위로 보면 약 20 TB 이상의 자료가 필요한 만큼, 고용량의 저장 공간 및 자료 처리 성능이 필요하기 때문에 2019년 1년에 해당하는 자료를 활용하여 meltpond 탐지 알고리즘을 평가하였다.

제 3 절 lead 및 meltpond fraction에 따른 북극 해빙 변화 영향 분석 및 해빙 변화 예측

연 구 내 용	연 구 결 과
2019년 melting season Arctic meltpond fraction 추정 결과 분석	ICESat-2 photon height 및 photon count를 활용한 threshold 기반의 북극 meltpond 탐지 알고리즘을 활용하여 2019년 5~9월의 meltpond fraction을 도출하였음 NSIDC sea ice concentration 자료와 공간적인 분포를 비교하였으며, 해빙 가장자리 영역의 상대적으로 높은 meltpond fraction을 확인하였음 독일 Bremen 대학의 meltpond fraction 산출물과 정성적인 비교를 수행하였으며, 5, 6월에서는 차이가 있으나 7 - 9월에는 유사한 공간 분포를 가지는 것으로 나타남

1) 2019년 melting season Arctic meltpond fraction 추정 결과

ICESat-2 photon height 및 photon count를 활용한 threshold 기반의 북극 meltpond 탐지 알고리즘을 활용하여 2019년 5~9월의 meltpond fraction을 도출하였다 (그림 3.17). 기타 해빙 및 환경변수와의 비교를 위하여 NSIDC에서 활용하고 있는 polar stereographic projection grid (25 x 25 km)를 활용하여 ICESat-2 Signal을 monthly aggregation 하였다. 2019년 5-9월 월 평균 meltpond 분석 결과는 다음과 같다 (그림 3.3.1a-3.3.5a).

meltpond fraction에 대한 시·공간적인 reference data가 존재하지 않는 실정으로, 본 연구에서는 NSIDC에서 제공하는 SIC (Sea Ice Concentrations from Nimbus-7 SMMR and DMSP SSM/I-SSMIS Passive Microwave Data, Version 1) 자료를 함께 비교하였다 (그림 3.3.1b-3.3.5b).

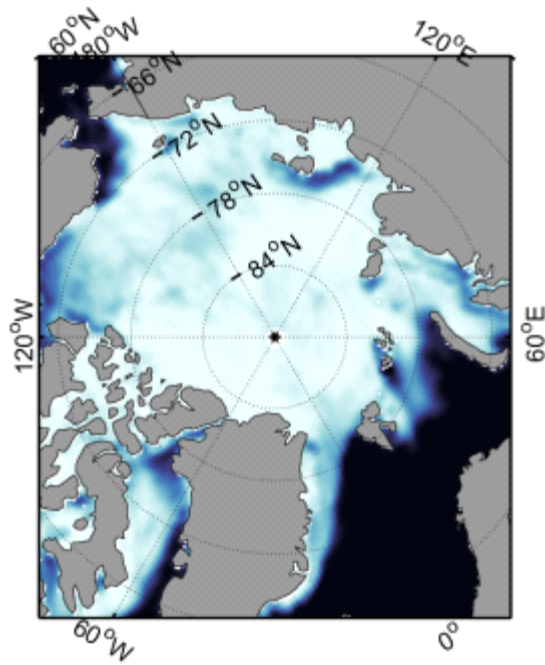
또한, 공간적인 분포 추정 결과에 대한 비교를 위하여 독일 Bremen 대학에서 2017년부터 melting season (5 - 9월)에 Sentinel-3 OLCI를 활용하여 매일 산출하고 있는 meltpond fraction 자료를 월평균 하여 비교에 활용하였다. 해당 자료의 경우, OLCI와 SLSTR 영상을 융합 활용하여 cloud screening을 수행한 후, clear pixel에 대하여 가시-적외 파장 (400 - 900 nm) 반사도를 활용하여 sea ice albedo를 산출하였으며, 계산된 albedo에 대하여 inversion model를 활용하여 meltpond area fraction을 12.5 km의 공간 해상도로 제공한다.

meltpond detection의 결과는, 각 픽셀 별 최빈 관측 결과를 나타낸 것으로, sea ice (blue), open sea (green), meltpond (yellow)로 표기하였다 (그림 3.3.1c-3.3.5c). meltpond fraction 의 경우, 각 픽셀 별 meltpond class의 관측 빈도를 정리한 것으로, 0 - 100%의 값을 가지며, 월별 meltpond fraction 자료를 활용하여 ICESat-2 관측이 이루어지지 못한 지역에 대하여 내삽 기법 및 spatial kernel를 적용한 후처리를 통한 공간적 gap-filling 결과를 표출하였다 (그림 3.3.1d-3.3.5d).

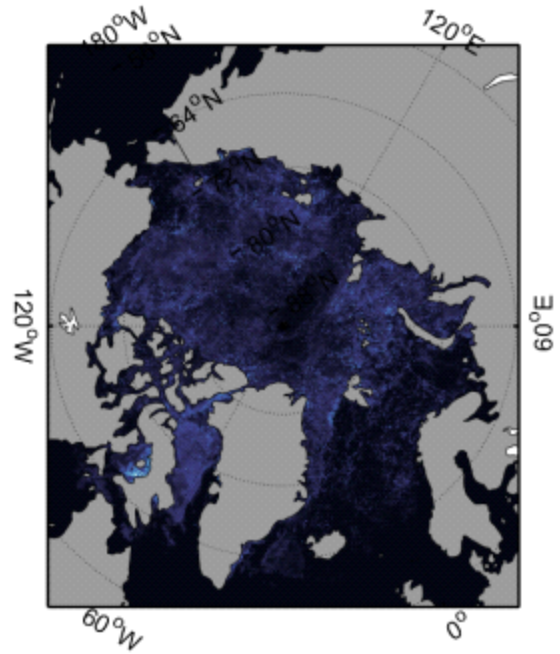
내삽 기법의 경우, 간단한 역거리 가중 기법을 활용하여 수행하였으며, 관측되지 않은 missing pixel에 대하여 선형적으로 값을 추정하되, 관측치와 떨어진 거리에 대하여 역가중치를 활용하여 내삽을 수행하였다. 내삽 기법 적용 후, track-based pattern이 강조되는 경향을 줄이기 위하여 Gaussian filter를 활용하여 (주변부 11 픽셀 활용) 공간적으로 smoothing 작업을 통한 후처리도 수행되었다.

월별 분석 결과, NSIDC 해빙 농도 자료 기준 해빙이 관측되지 않은 open sea 지역에 대해서도 (특히 2019년 6월) meltpond가 관측되고 있다. 이는 25 km grid로 치환하는 과정에서 ICESat-2 track에서 관측된 작은 유빙들에 의해서 발생한 관측 오차일 가능성이 존재한다. Bremen 대학의 산출물 또한 NSIDC 해빙 농도자료와 공간적인 범위(extent)에서 차이가 나타나는 것으로 보이며 이는 월평균 fraction으로 치환하는 과정에서 발생한 관측오차일 수 있다.

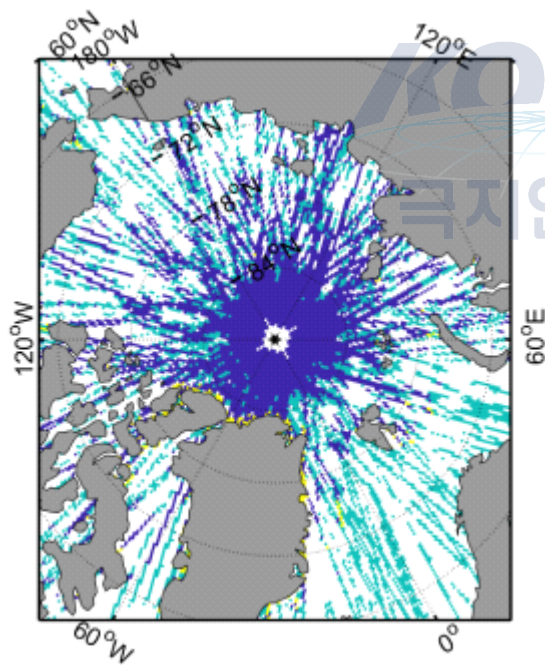
정성적인 관점에서 Bremen의 산출물과 본 연구의 월평균 meltpond fraction의 공간 분포는 5, 6월에서는 차이를 보이고 있으나, 7, 8, 9월 추정 결과는 비슷하게 나타난다. 5월의 경우, ICESat-2를 활용한 추정 결과는 해빙의 가장자리 영역에서 높은 비율을 보이고 있으나, Bremen 산출물의 경우 Arctic center 지역까지 골고루 분포하고 있는 것으로 나타난다. 이는, 추정 알고리즘의 원리차이 (photon height, broadband albedo inversion)에서 기인한 것으로 보이며 추후 차이에 대한 원인분석이 추가적으로 수행될 필요가 있다. 특히, 관측 빈도수에 따르면, 저위도로 갈수록 ICESat-2에 의한 관측빈도가 낮은 것으로 나타나며, 상대적으로 고위도 (Arctic-Center)지역에 비하여 저위도 지역의 월평균 관측결과에 대한 불확실성이 높게 나타날 수 있을 것으로 판단된다 (그림 3.3.6).



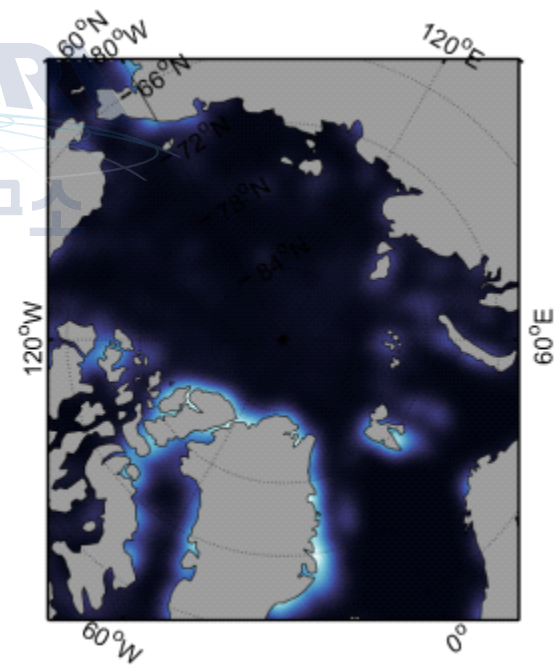
(a) 월평균 해빙 농도 (0 - 100%)



(b) Bremen Univ. 월평균 MPF 산출물
(0 - 100%)

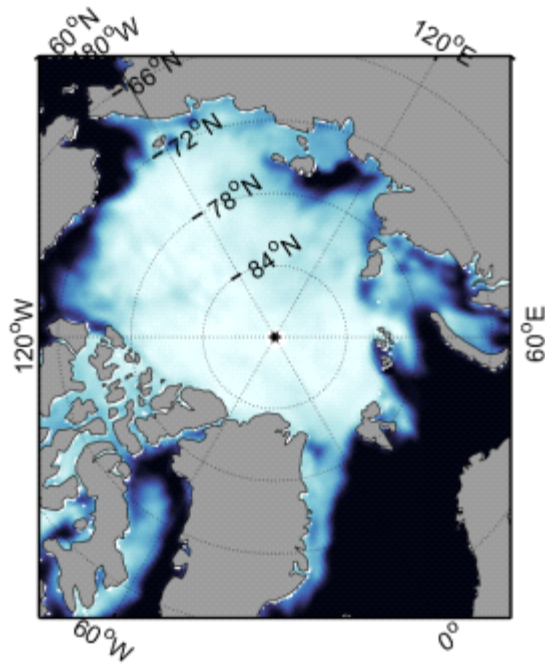


(c) 월평균 meltpond detection
(yellow: meltpond, green: open sea, blue: sea ice)

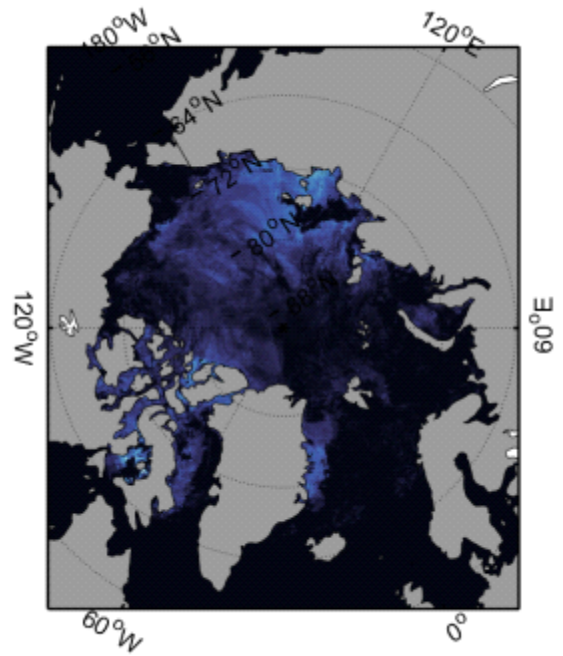


(d) 내삽 기법 활용 월평균 meltpond fraction (0 - 100%)

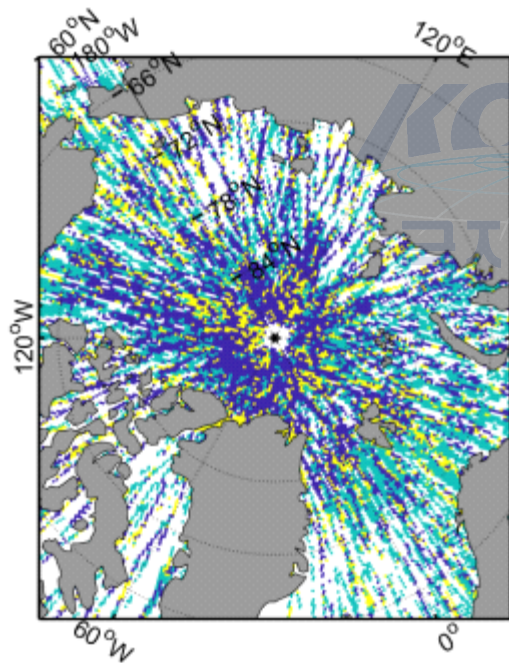
그림 3.3.1. ICESat-2 활용 2019년 5월 평균 meltpond 탐지 결과



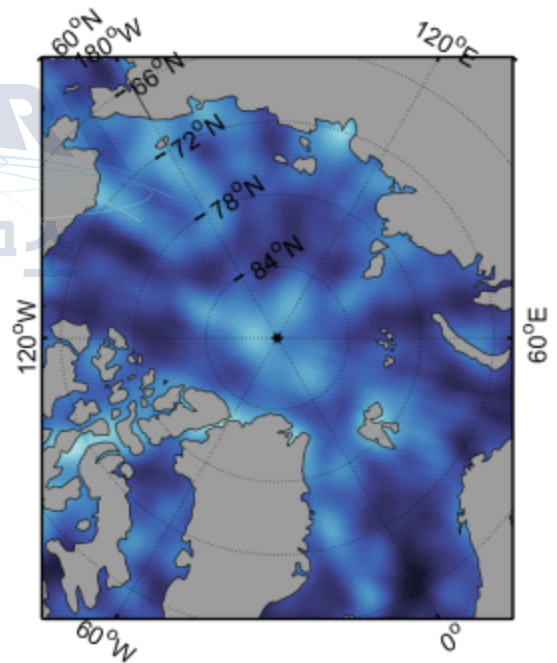
(a) 월평균 해빙 농도 (0 - 100%)



(b) Bremen Univ. 월평균 MPF 산출물
(0 - 100%)

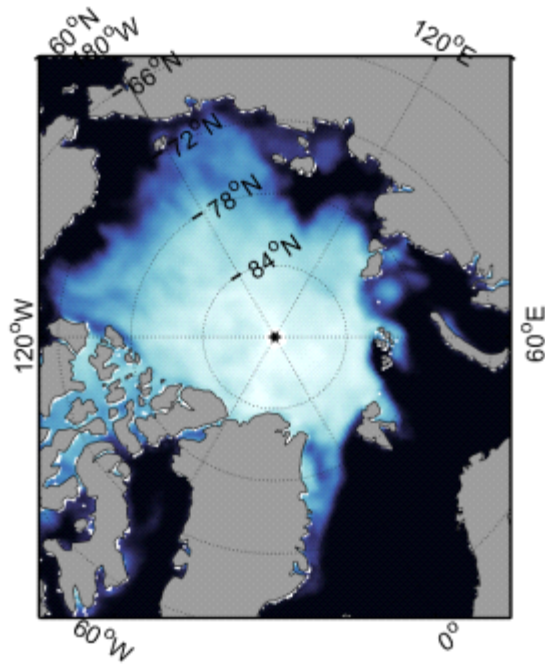


(c) 월평균 meltpond detection
(yellow: meltpond, green: open sea, blue: sea ice)

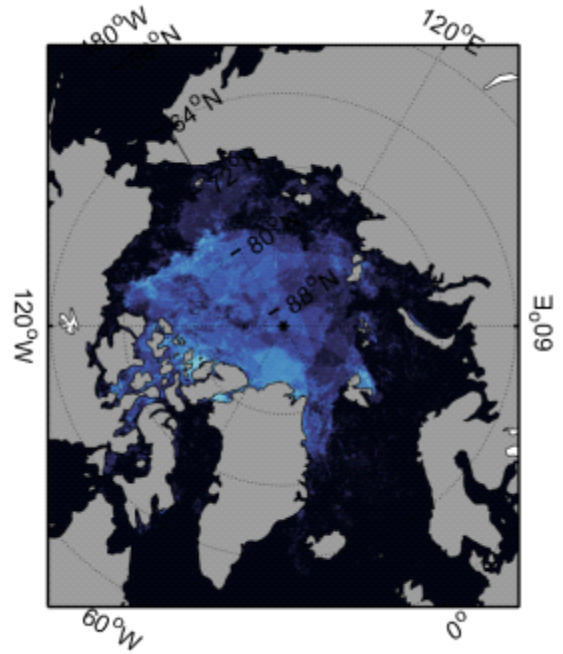


(d) 내삽 기법 활용 월평균 meltpond fraction (0 - 100%)

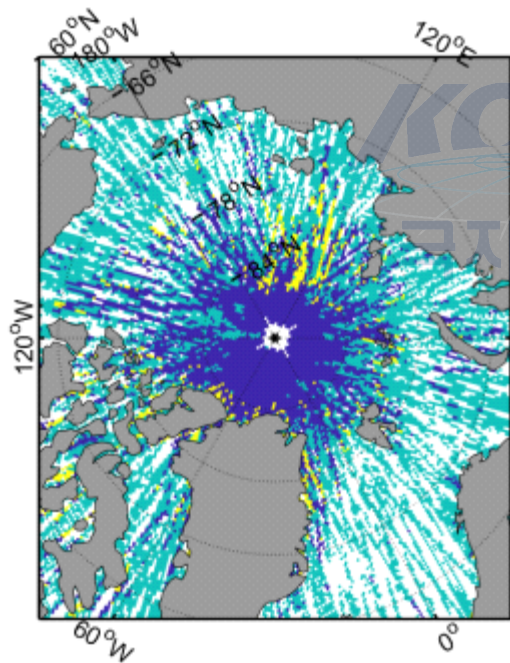
그림 3.3.2. ICESat-2 활용 2019년 6월 평균 meltpond 탐지 결과



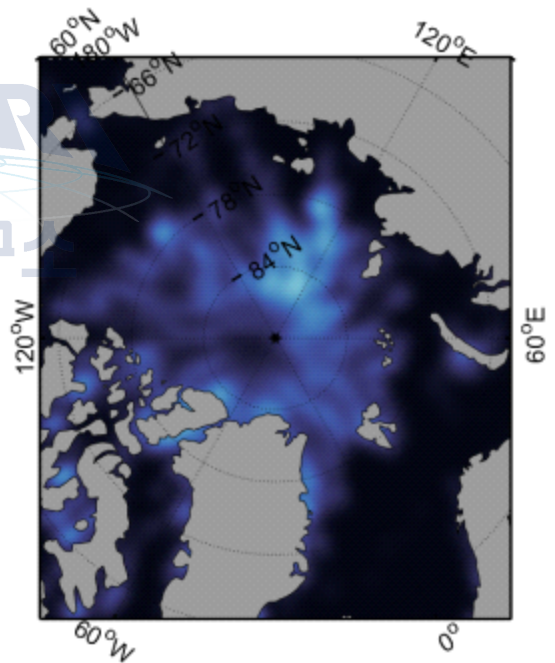
(a) 월평균 해빙 농도 (0 - 100%)



(b) Bremen Univ. 월평균 MPF 산출물
(0 - 100%)

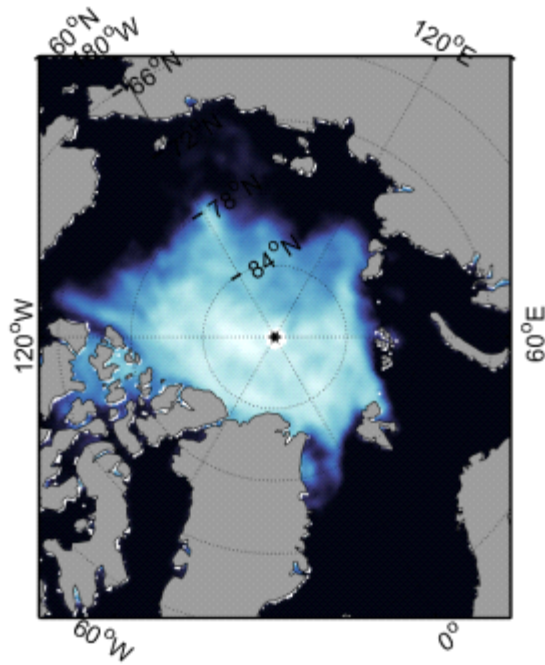


(c) 월평균 meltpond detection
(yellow: meltpond, green: open sea, blue: sea ice)

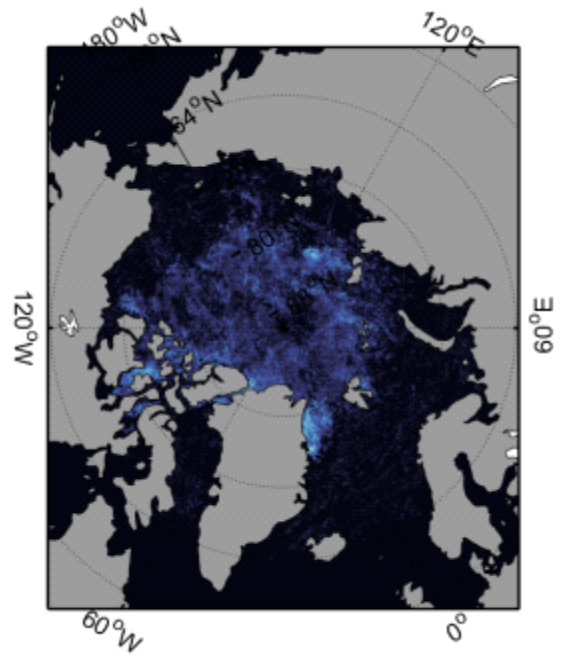


(d) 내삽 기법 활용 월평균 meltpond fraction (0 - 100%)

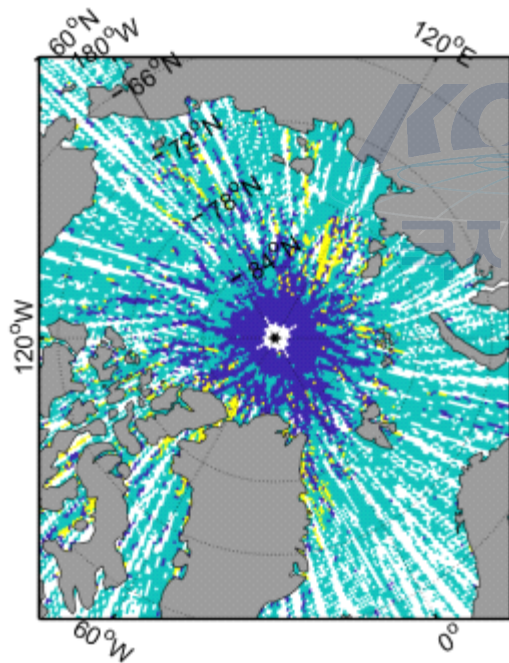
그림 3.3.3. ICESat-2 활용 2019년 7월 평균 meltpond 탐지 결과



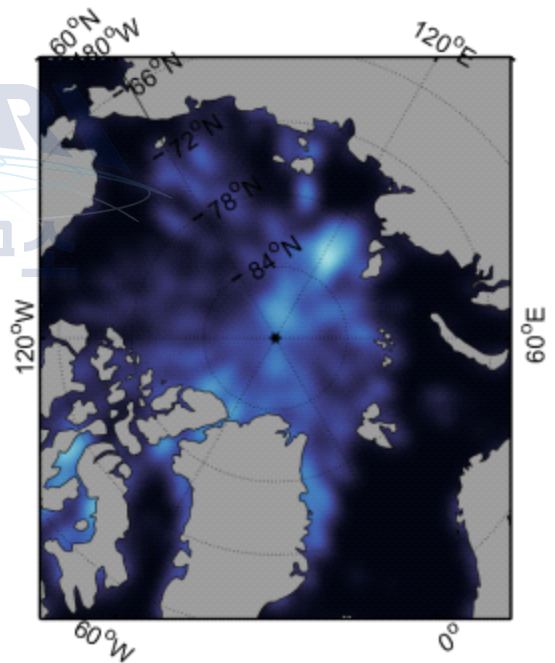
(a) 월평균 해빙 농도 (0 - 100%)



(b) Bremen Univ. 월평균 MPF 산출물
(0 - 100%)

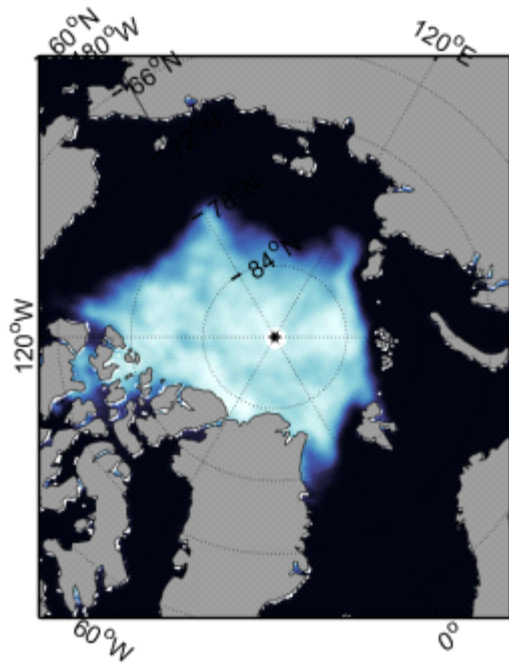


(c) 월평균 meltpond detection
(yellow: meltpond, green: open sea, blue: sea ice)

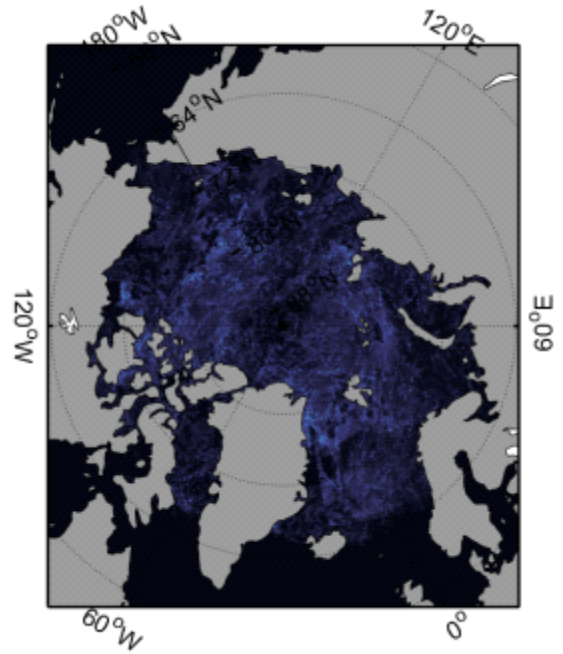


(d) 내삽 기법 활용 월평균 meltpond fraction (0 - 100%)

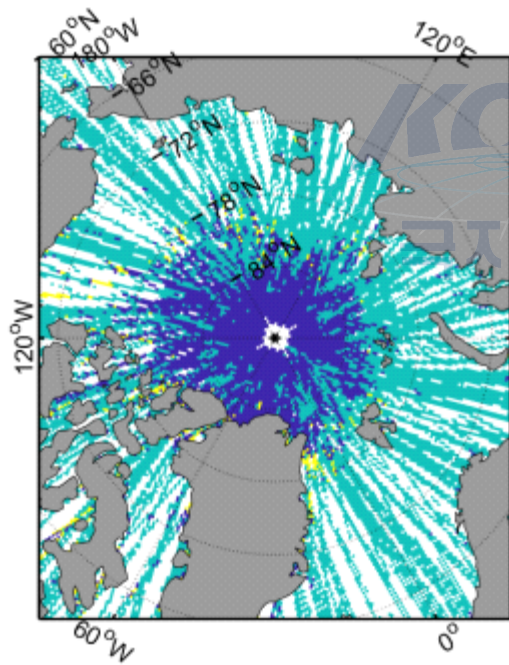
그림 3.3.4. ICESat-2 활용 2019년 8월 평균 meltpond 탐지 결과



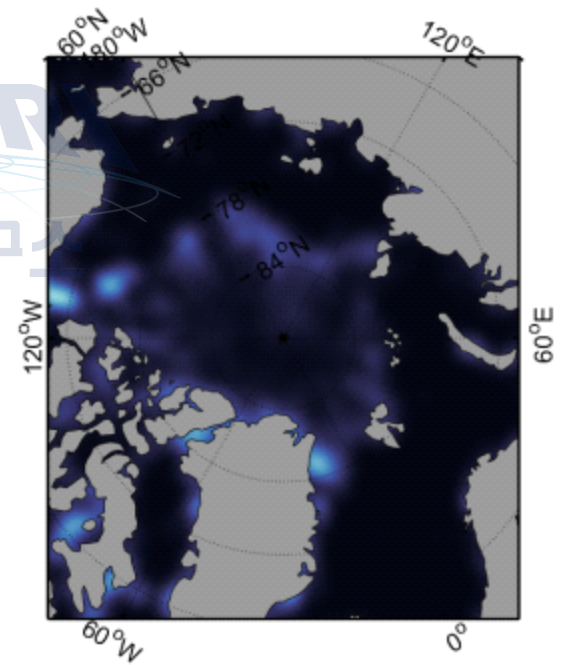
(a) 월평균 해빙 농도 (0 - 100%)



(b) Bremen Univ. 월평균 MPF 산출물
(0 - 100%)

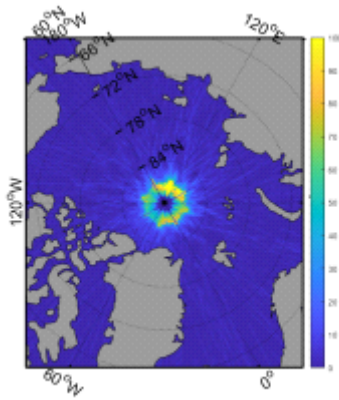


(c) 월평균 meltpond detection
(yellow: meltpond, green: open sea, blue: sea
ice)

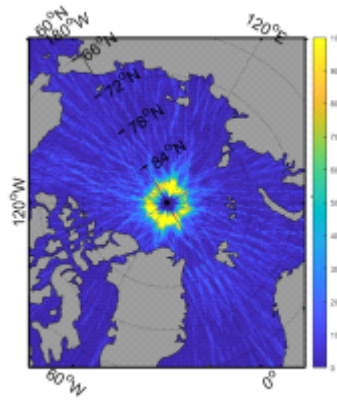


(d) 내삽 기법 활용 월평균 meltpond fraction (0
- 100%)

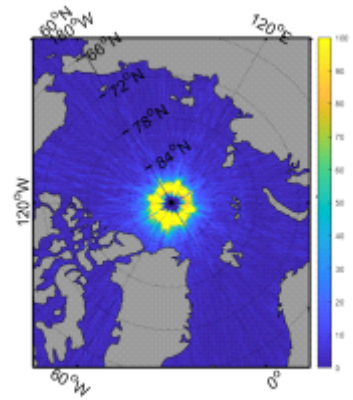
그림 3.3.5. ICESat-2 활용 2019년 9월 평균 meltpond 탐지 결과



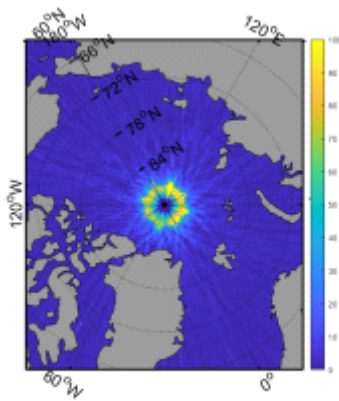
(a) ICESat-2 관측 누적 빙도수
(2019. 05.)



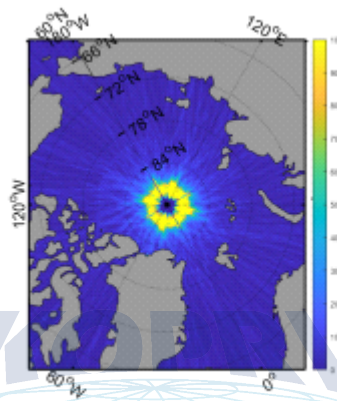
(b) ICESat-2 관측 누적 빙도수
(2019. 06.)



(c) ICESat-2 관측 누적 빙도수
(2019. 07.)



(d) ICESat-2 관측 누적 빙도수
(2019. 08.)



(e) ICESat-2 관측 누적 빙도수
(2019. 09.)

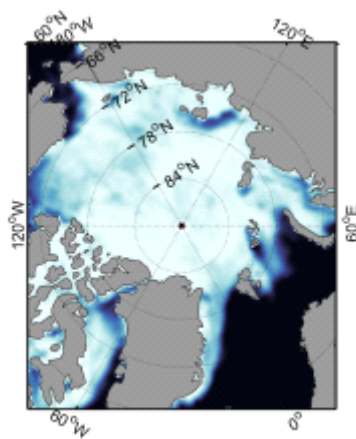
그림 3.3.6 2019년 월별 ICESat-2 관측 누적 빙도수

2) 2019년 melting season Arctic meltpond fraction과 기후 및 해빙 인자 상관관계 분석

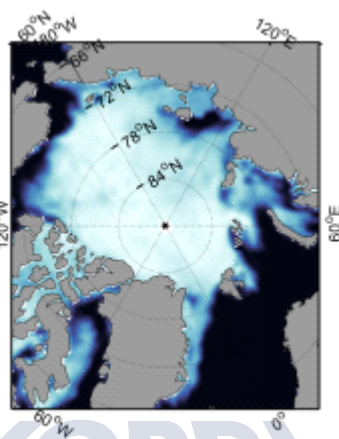
2019년 여름철 (5 - 9월) 월평균 북극 해빙 meltpond fraction과 해빙 및 기후 관련 인자와의 상관관계를 분석하였다 (Pearson's correlation coefficient). 기후인자의 경우, Guemas et al. (2016)을 참고하여 선정하였으며, 주로 해빙 표면 특성에 영향을 미친다고 알려져있는 열환경과 관련된 인자를 선정하였다. 또한ECMWF ERA5 reanalysis monthly mean 자료를 활용하였으며, 분석 단위의 경우, 정규화(normalization) 없이 실제 추정값과의 상관관계를 분석하였다.

선정한 변수는 다음과 같이 6개 변수로, sea ice concentration (SIC), mean sea level pressure (msl), surface thermal radiation downwards (strd), 2-meter temperature (t2m), total cloud cover (tcc), total column vertically-integrated water vapour (tcwv)로 구성되었다. 각 변수별 시·공간적 분포는 그림 3.3.7 - 3.3.12과 같다.

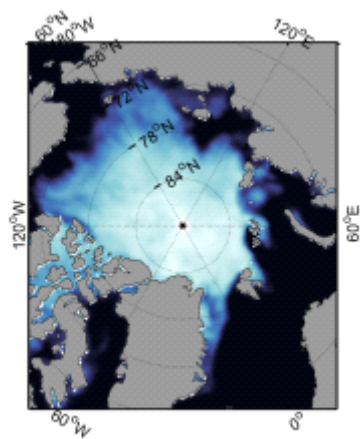
해빙 농도의 경우, melting season (해빙기)으로 들어서면서 해빙면적이 점차 줄어드는 것을 확인할 수 있으며, 상대적으로 해빙이 얇고 초년빙이 다수 분포하고 있는 Chuckchi Sea, Laptev-Kara Seas 지역에서 보다 많은 해빙의 감소가 보이는 특징이 있다. 실제로 앞에서 분석한 meltpond의 공간적 분포 또한 해빙이 줄어들고 있는 바깥쪽 (marginal sea ice zone)에 상대적으로 많이 관측되었다. 해빙의 농도와 meltpond fraction의 상관관계는 서로 변화에 대한 영향을 미칠 것으로 보이나, 본 연구에서는 인과관계 (causality)에 대한 고려를 하지 않고 단순한 상관관계만 분석을 수행하였다.



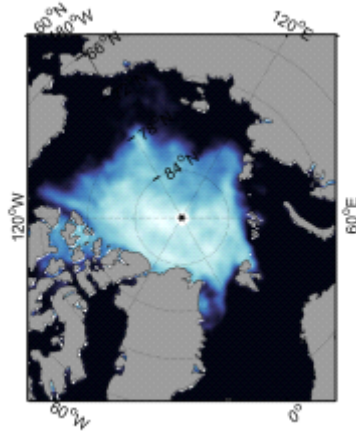
(a) sea ice concentration
(2019. 05.)



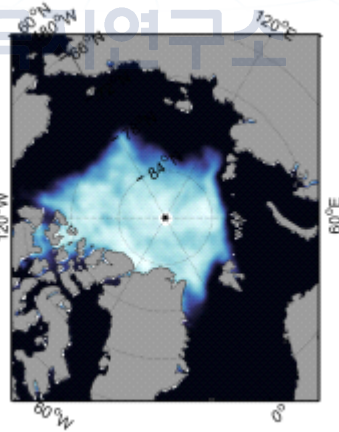
(b) sea ice concentration
(2019. 06.)



(c) sea ice concentration
(2019. 07.)



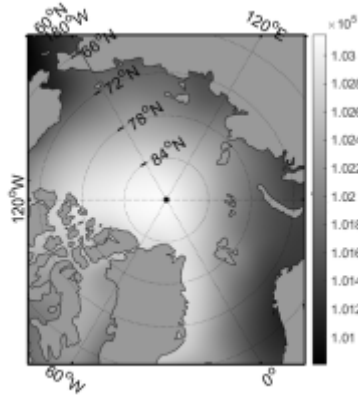
(d) sea ice concentration
(2019. 08.)



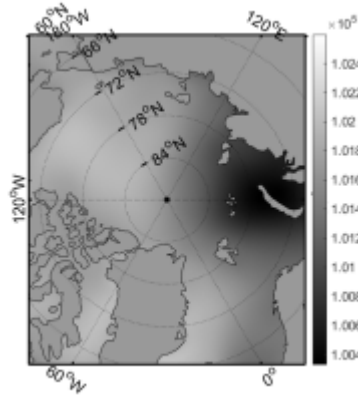
(e) sea ice concentration
(2019. 09.)

그림 3.3.7. 2019년 월별 NSIDC SIC 관측자료

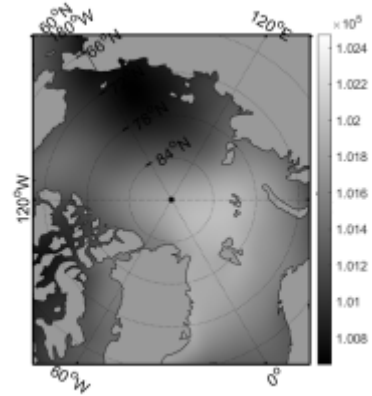
이 외에 기후관련 인자에 대한 시·공간 분포특성은 2-meter temperature 변수를 제외하면 모두 대기와 관련된 변수로써 SIC의 공간적 패턴과는 상관성이 적은 것으로 나타났다. 본 연구에서는 직접적인 열(thermal)과 관련된 기후변수가 해빙 표면특성 (meltpond fraction)과 어떤 관계를 가지는가에 대한 분석을 위하여 SIC 변수와 마찬가지로 인과관계(causality)를 고려하지 않고 직접적인 상관계수를 분석하였다.



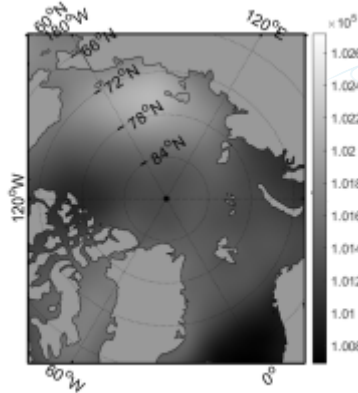
(a) mean sea level pressure
(2019. 05.)



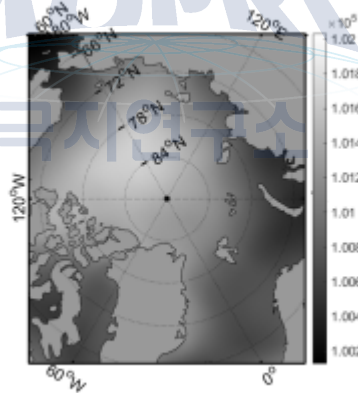
(b) mean sea level pressure
(2019. 06.)



(c) mean sea level pressure
(2019. 07.)

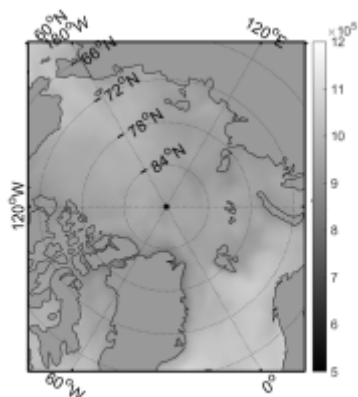


(d) mean sea level pressure
(2019. 08.)

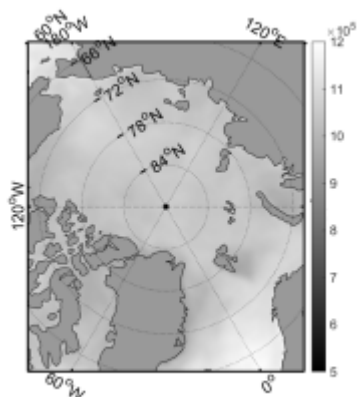


(e) mean sea level pressure
(2019. 09.)

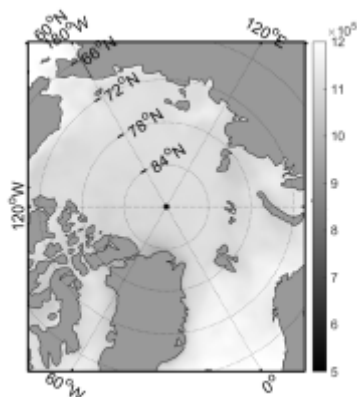
그림 3.3.8. 2019년 월별 ERA-5 mean sea level pressure 재분석자료



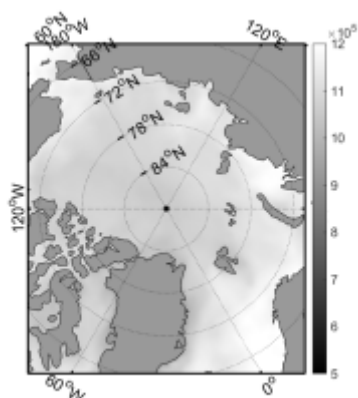
(a) surface thermal radiation downwards (2019. 05.)



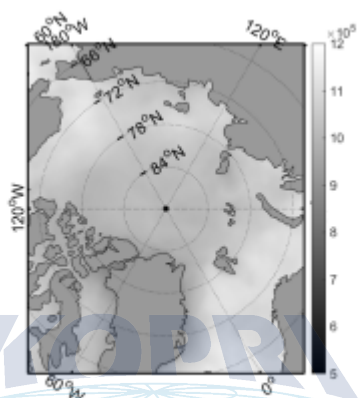
(b) surface thermal radiation downwards (2019. 06.)



(c) surface thermal radiation downwards (2019. 07.)

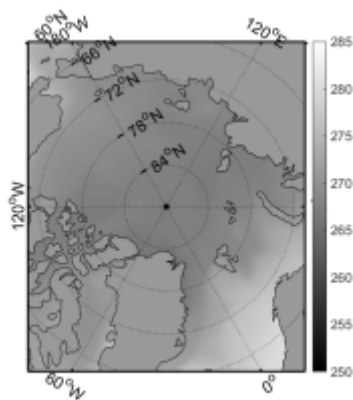


(d) surface thermal radiation downwards (2019. 08.)

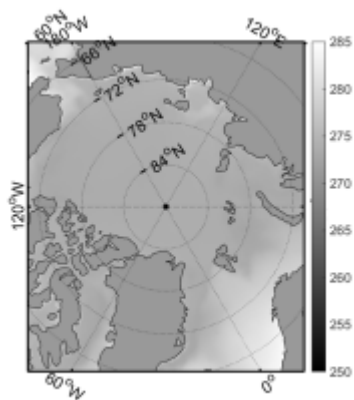


(e) surface thermal radiation downwards (2019. 09.)

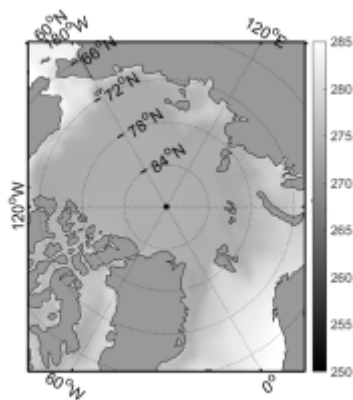
그림 3.3.9. 2019년 월별 ERA-5 surface thermal radiation downwards 재분석자료



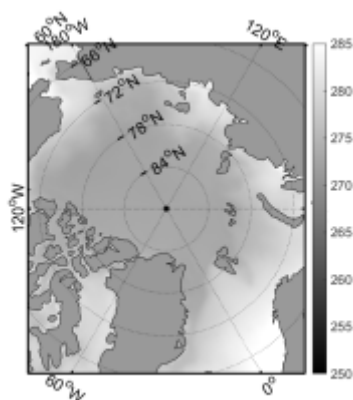
(a) 2-meter temperature
(2019. 05.)



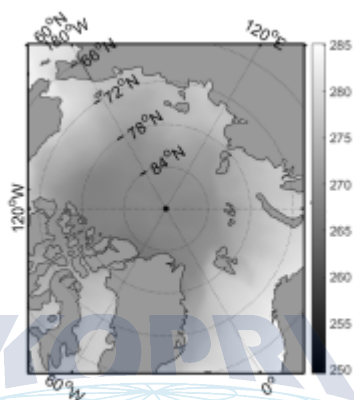
(b) 2-meter temperature
(2019. 06.)



(c) 2-meter temperature
(2019. 07.)

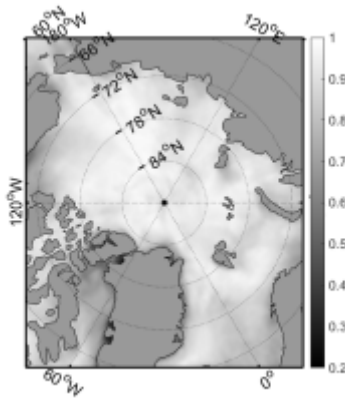


(d) 2-meter temperature
(2019. 08.)

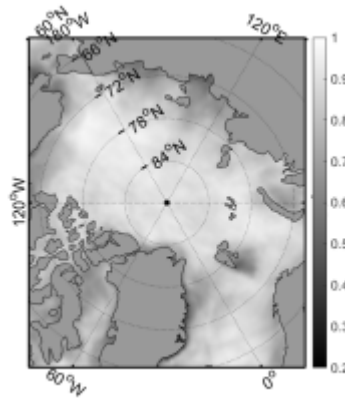


(e) 2-meter temperature
(2019. 09.)

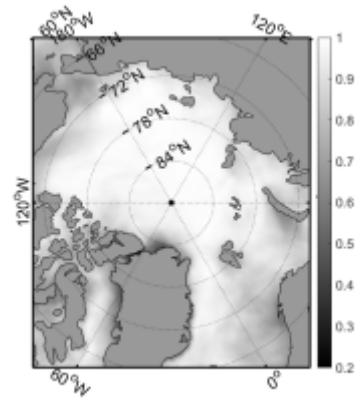
그림 3.3.10. 2019년 월별 ERA-5 2-meter temperature 재분석자료



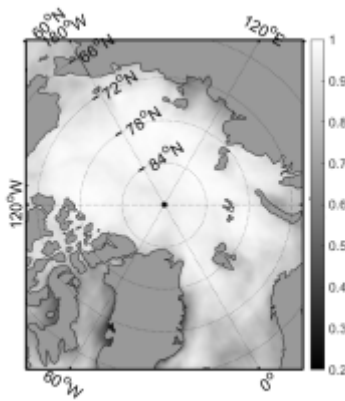
(a) total cloud cover (2019. 05.)



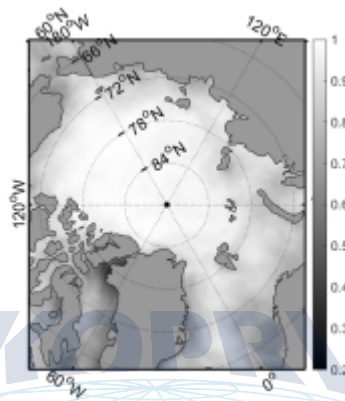
(b) total cloud cover (2019. 06.)



(c) total cloud cover (2019. 07.)

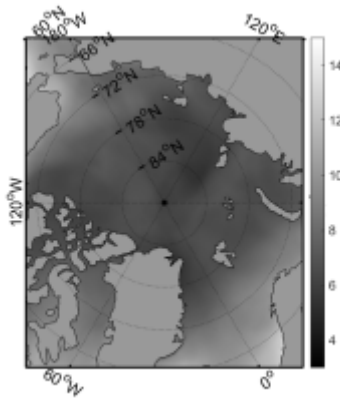


(d) total cloud cover (2019. 08.)

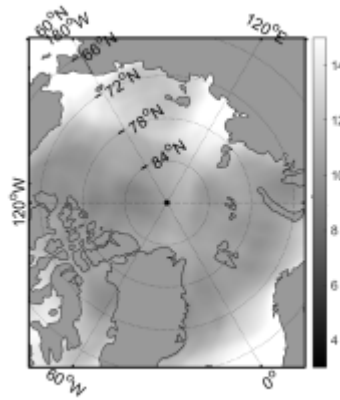


(e) total cloud cover (2019. 09.)

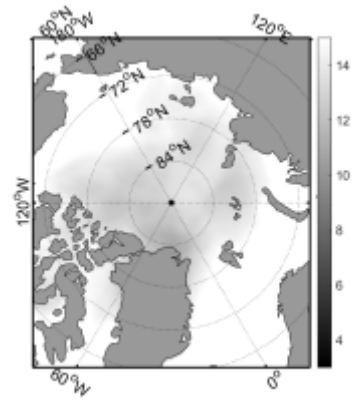
그림 3.3.11. 2019년 월별 ERA-5 total cloud cover 재분석자료



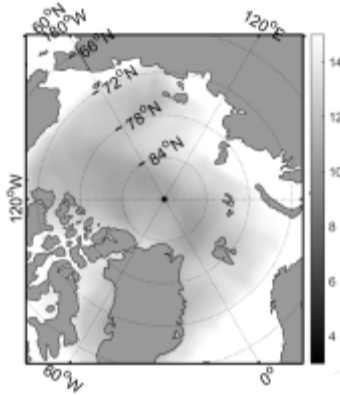
(a) total column
vertically-integrated water
vapour (2019. 05.)



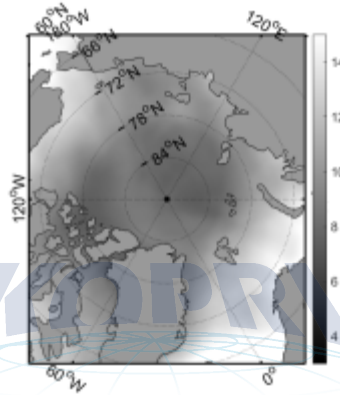
(b) total column
vertically-integrated water
vapour (2019. 06.)



(c) total column
vertically-integrated water
vapour (2019. 07.)



(d) total column
vertically-integrated water
vapour (2019. 08.)



(e) total column
vertically-integrated water
vapour (2019. 09.)

그림 3.3.12. 2019년 월별 ERA-5 total column vertically-integrated water vapour 재분석자료

2019년 월별 meltpond fraction과 관련 인자의 상관관계 분석 결과, 변수별로, 월별로 편차가 큰 것으로 나타났다. SIC의 경우, 용빙이 진행되면서 상관계수가 음에서 양으로, 그리고 다시 음의 값으로 변화하는 것을 확인하였다. 상관계수의 경우, 동일 픽셀에 대한 상관도를 나타내므로, 5, 9월은 각각 SIC가 낮을수록 meltpond fraction이 높은 것으로 볼 수 있으며, 반대로 6, 7, 8월의 경우는 SIC가 높은 지역에 meltpond fraction 또한 높은 것으로 나타났다. MSL의 경우 또한 용빙이 진행되면서 상관계수가 음에서 양으로, 그리고 다시 음으로 변하는 패턴을 보였다..

STRD의 경우는 꾸준히 음의 상관관계를 보이고 있으며, downward radiation의 양이 많을수록 meltpond fraction이 많은 것으로 나타났다. T2M의 경우 앞의 경우와 반대로 용빙이 진행되면서 양의 상관계수가 음으로 변했다가 다시 양으로 바뀌는 패턴을 보였다. TCC는 5월달에 높은 음의 상관계수를 보였으며, 7월을 제외하면 대체로 음의 상관관계를 가지는 것으로 나

타났다. 이는 구름이 많이 덮인 지역일수록 meltpond fraction이 낮다는 것으로, 일조량이 상대적으로 적은 지역일수록 낮은 fraction을 보이는 것으로 판단된다. TCWVS 변수의 경우는 water vapor를 대표하는 변수로써 융빙이 진행되면서 양의 상관관계에서 음의 상관관계로 변화하였다. melting season 전체 기간에 대한 상관관계를 분석한 결과 (그림 3.3.13b), SIC, STRD, T2M, TCWVS가 높을수록, 반면 MSL, TCC가 낮을수록 meltpond fraction이 높은 것을 확인하였다.

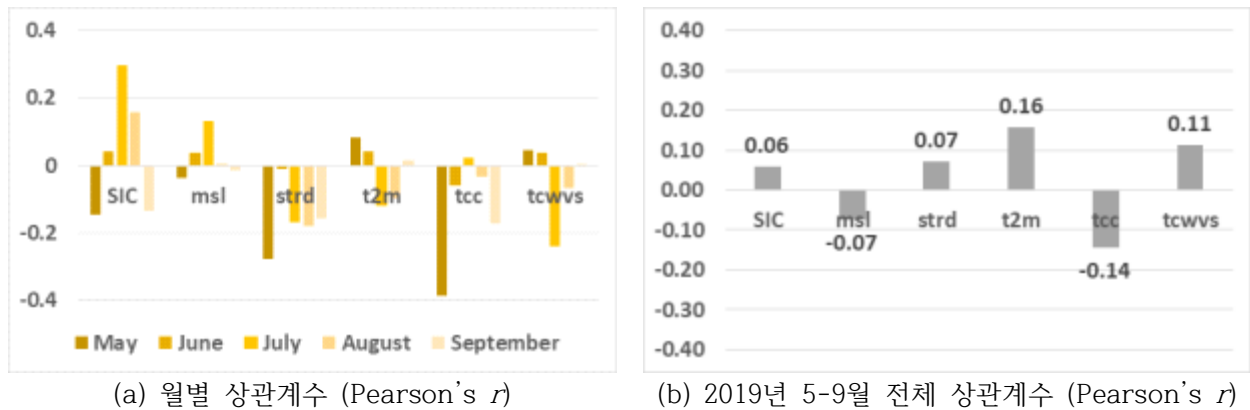
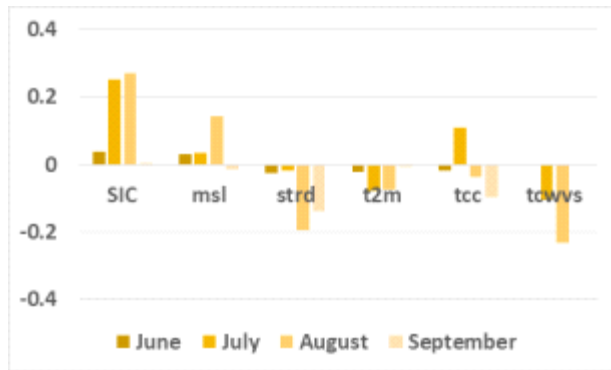
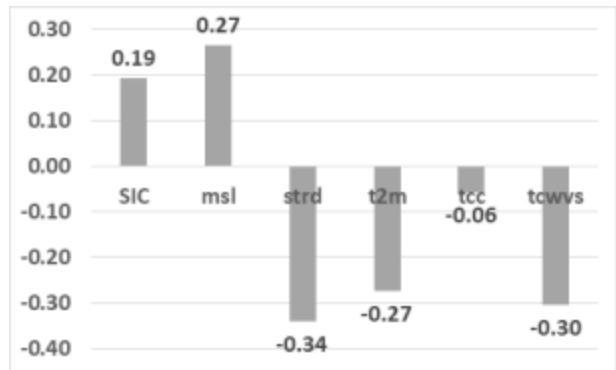


그림 3.3.13. 2019년 (a)월별 (b)5-9월 전체 meltpond fraction과 관련 변수 간 상관계수

추가적으로 북극 meltpond의 변화에 영향을 미치는 요인과 그 정량적인 수준을 비교·분석하기 위하여 현재 meltpond fraction과 1개월 전 관련 변수와의 상관관계를 분석하였다 (예: 2019년 5월의 해빙 및 기후 상황과 6월의 meltpond fraction과의 상관관계 분석) (그림 3.3.14). 1개월 전 SIC가 높을수록 meltpond fraction이 높은 것으로 나타났으며, 이는 지난 달의 낮은 SIC를 가지는 픽셀이 융빙기가 진행됨에 따라 녹아 없어지는 결과로 이어져 meltpond 자체가 탐지되지 않는 결과를 야기한 것으로 판단된다. 앞서 분석한 결과와는 다른 패턴을 보이며, 과거 SIC, MSL이 높을수록, 과거 STRD, T2M, TCC, TCWVS가 낮을수록 meltpond fraction이 높은 것으로 나타났다.



(a) 월별 상관계수 (Pearson's r)



(b) 2019년 6-9월 전체 상관계수 (Pearson's r)

그림 3.3.14. 2019년 (a)월별 (b)5-9월 전체 meltpond fraction과 1개월 이전 관련 변수 간 상관계수

3) 기후 및 해빙 인자별 meltpond fraction과의 상관관계에 대한 선행연구 활용 비교검증

본 연구에서 분석한 기후·해빙 인자와 meltpond fraction과의 통계적인 상관관계에 대하여 선행연구에서 분석한 결과와 비교를 통하여 간접적으로 검증을 수행하였다. 해빙 관련 인자 (SIC, SIE)의 경우 Flocco et al. (2012)은 5월부터 발생하기 시작하는 meltpond가 점점 확장되어 8월에 maximum fraction을 보이며, 6 - 9월에 걸친 여름철 해빙 면적 감소에 기여한다고 밝혔으며, 초년빙에서 두드러지는 것이 확인되었다. Schröder et al. (2014)은 봄철(5월)부터 나타나는 meltpond가 9월의 해빙 최소면적을 기록하는데에 강한 상관관계가 있다고 밝혔으며, 특히 초년빙 및 얇은 해빙의 면적 감소에 중요한 것을 확인하였다 (그림 3.3.15). 이는 본 연구에서 분석한 초년빙에서의 높은 meltpond fraction과 일치하는 것으로 보이나, 선행연구는 열역학에 기초한 meltpond distribution 및 meltpond evolution의 모의 실험에 근거한 분석이므로 정량적인 비교에는 어려움이 있다.

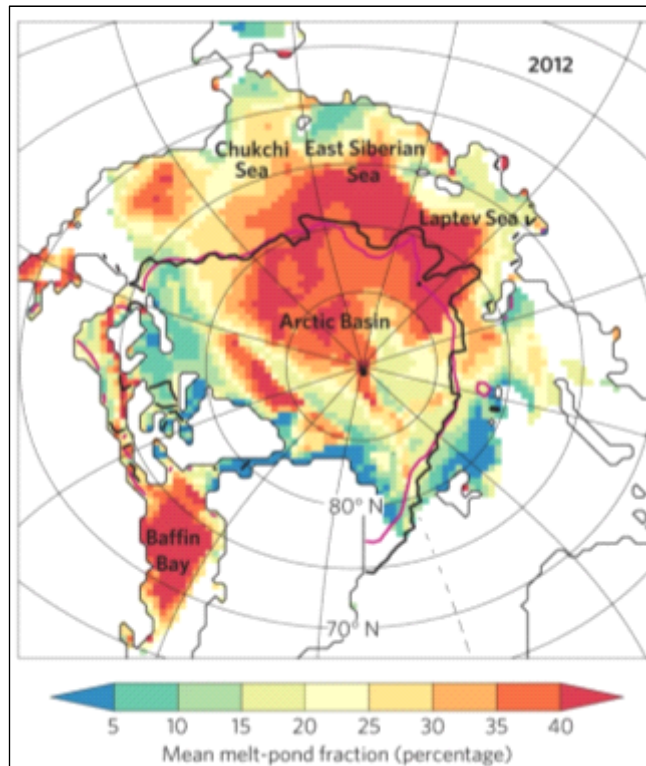


그림 3.3.15. 2012년 북극 meltpond fraction 분포도 (Schröder et al. (2014)의 Figure 2b)

기후인자의 경우, 널리 알려진 바와 같이 표층온도 (T2m, STRD) 및 albedo (proxy variable: TCC)와 유의미한 상관관계를 가지는 것으로 알려져있으며 (Malinka et al., 2016; Zege et al., 2015; Istomina et al., 2015), 본 연구에서 도출한 상관관계와 같이 용빙기에 한하여 음의 상관관계를 보이는 것을 확인하였다. 또한, MSL 변수의 경우, sea ice thinning를 야기하는 지표로 널리 알려져 있으며 (Kwok and Untersteiner, 2011) 용빙기에 점점 넓어지는 meltpond가 albedo의 감소를 가져오고 surface runoff 및 water vapor (TCWVS)의 형성에 영향을 미치는 것으로 알려져 있다(Kwok and Untersteiner, 2011) (그림 3.3.16). 본 연구에서도 MSL과 용빙호의 비율이 양의 상관관계를 가지며, 용빙기가 진행됨에 따라 그 상관관계수가 감소하는 것으로 나타나, 영향이 점점 감소하는 현상을 확인하였다.

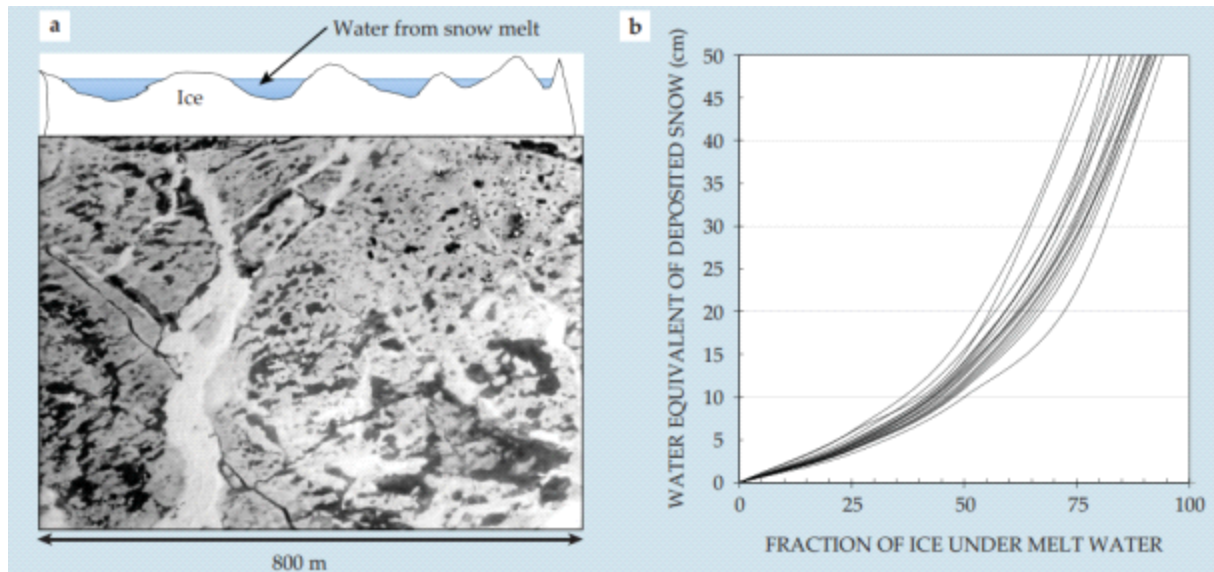


그림 3.3.16. 여름철 북극 meltpond로 인한 (a) 해빙 albedo 차이 및 (b) 표층 수분 함량의 상관관계 (Kwok and Untersteiner, 2011)

제 4 절 FFI 추정 알고리즘 개발

연구 내용	연구 결과
FFI 지표 개발	주변 환경의 파편화에 대하여 정량적인 지표로써 표현되는 DIVI를 활용하여, 유빙의 파편화 또한 정량적인 지표로써 나타내고자 하였음. 하지만 DIVI를 그대로 차용하기에는 어려움이 있어, DIVI를 개량하여 FFI 지표를 개발하였음.
Sentinel-2 고해상도 광학위성 영상을 활용한 reference 구축	10m 해상도를 가지는 Sentinel-2 광학위성 자료를 활용하여 FFI 추정 모델링의 검증에 위한 reference를 구축하였음.
AMSR2 수동 마이크로파 위성 자료를 활용한 FFI 추정 알고리즘 개발	FFI 지표를 전 북극 지역에 대하여 매일마다 (daily) 산출하기 위해서 수동 마이크로파 데이터인 AMSR2 센서 자료를 활용하였으며, 추가로 기계학습 기법들을 활용하여 모델링 하였음.
FFI 추정 알고리즘 평가	결정계수 (R^2)와 root mean square error (RMSE) 측면에서 모델들을 평가하였으며, 전 북극 지역에서 어떤 공간적 패턴을 보이는지, SIC와는 어떠한 관계를 가지는지에 대해 분석하였음.

1) FFI 지표 개발 및 FFI 추정을 위한 reference 구축

(1) FFI 지표 개발

기존 해빙의 파편화에 대한 연구인 FSD는 유빙의 크기와 개수 밀도간의 상관관계를 나타내는 개념이다. 이는 멱함수의 형태를 띠고 있으며, 그 기울기와 해빙농도간의 상관관계를 분석하는 등의 분석이 수행되어 왔다. 하지만 FSD는 특정 그리드 내에서 유빙의 크기와 개수에 따라 달라질 수 있기 때문에, 전반적인 북극지역에 대하여 정량화하여 사용하는 데에는 무리가 있다. 유빙의 파편화에 대한 정보가 기후 모델 및 다른 해빙인자들의 예측모델에 사용되기 위해서는 정량화된 지표로써 표현될 필요가 있기 때문에, 유빙의 파편화에 대한 정보를 담을 수 있는 보다 직관적이며 활용 가능한 인자를 개발하고자 하였다.

DIVI는 특정 그리드 내에서 건물들이 어떻게 파편화 되어 배치되어 있는지를 정량적으로 표현하는 지표이며, 다음과 같은 수식으로 계산된다.

$$DIVI = 1 - \sum_{i=1}^n \left(\frac{A_i}{A_t} \right)^2$$

A_t 는 해당 scene의 총 면적을 의미하며, A_i 는 해당 객체만의 면적을 의미한다. DIVI 수식만으로는 극지방의 유빙에 대해 적용되는 데에 어려움이 있으므로 최적화 과정이 필요하며, 최적화 과정을 통해 도출된 수식은 다음과 같다.

$$DIVI_{floe} = -\log_{10} \left(\sum_{i=1}^n \left(\frac{A_i}{A_t} \right)^2 \right)$$

해당 수식을 통해 얻어지는 값의 이론적 범위를 확인하기 위해 시뮬레이션을 진행하였으며 그 결과는 다음과 같음 (그림 3.4.1).

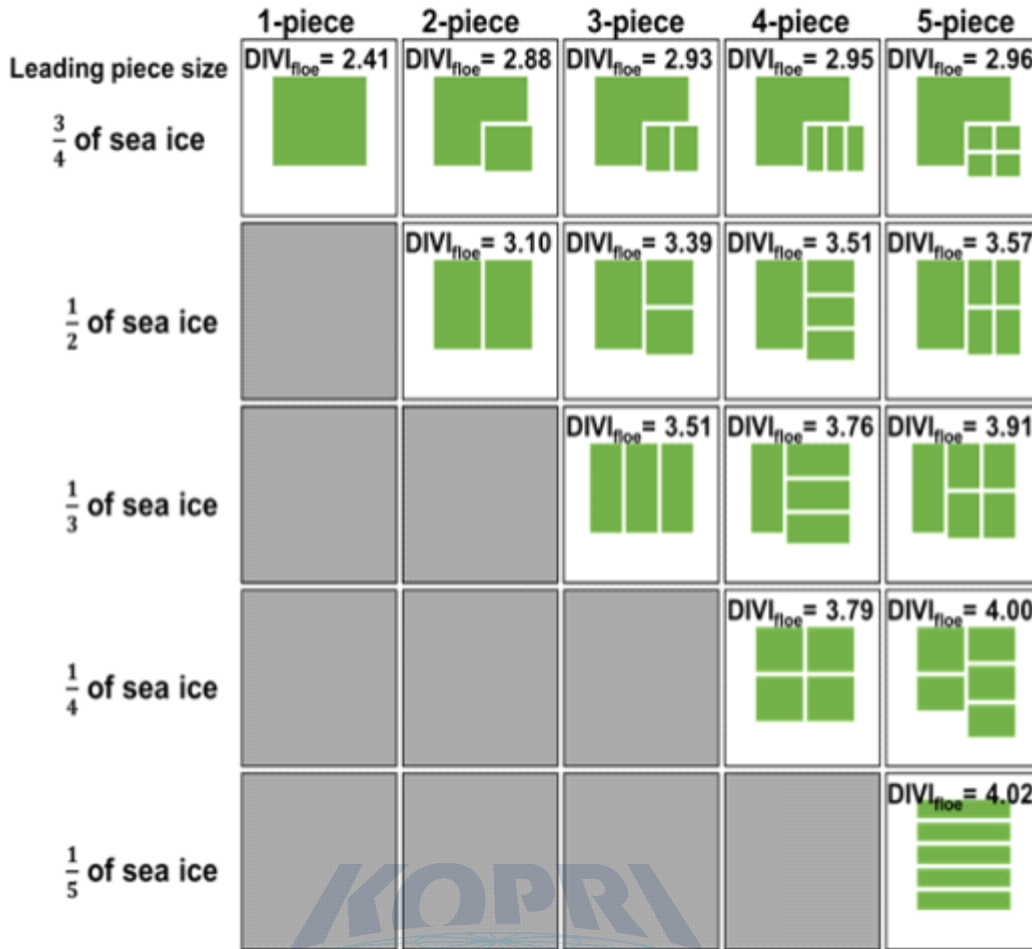


그림 3.4.1. 해빙농도가 50%일 때의 $DIVI_{floe}$ 의 시뮬레이션 결과. 우측으로 갈수록 유빙의 조각의 수가 늘어나며, 아래로 내려갈수록 가장 큰 유빙의 크기가 작아짐.

그림 3.4.1을 통해 확인할 수 있듯이 scene을 구성하는 유빙의 수가 증가할수록, 그리고 scene에서 가장 큰 유빙의 크기가 작아질수록, $DIVI_{floe}$ 의 값이 증가한다. 이는 유빙이 파편화될수록 지표의 값이 따라서 증가하는 것을 의미한다. 하지만 이러한 $DIVI_{floe}$ 는 해당 scene의 해빙 농도에 따라서 그 값이 달라질 수 있으며, 이는 하나의 독립된 지표로써 작용하기에 어려움이 있다. 때문에, 그림 3.4.2와 같은 식을 활용하여 지표를 최적화함으로써 해빙 농도에 관계없이 독립적으로 작동하게 조정하였다.

$$\begin{aligned}
 FFI &= -\log\left(\frac{100\%^2}{n\%^2}\right) - \log \sum \left(\left(\frac{floe\ segment\ area}{target\ area} \right)^2 \right) \\
 &= \log\left(\frac{100\%^2}{n\%^2}\right) + DIVI_{n\%}
 \end{aligned}$$

그림 3.4.2. $DIVI$ 를 활용하여 계산되는 FFI 수식

이렇게 개발된 인자는 시뮬레이션을 통해 가설이 입증되었다 할지라도 실제 북극의 사례들에서 정상적으로 작동하는지에 대해 검증할 필요가 있기 때문에, 추가적으로 실제 사례를 통해 확인해야 한다. FFI가 SIC에 관계없이 제대로 작동하는지에 대한 여부를 평가하기 위해서 SIC를 약 50%로 고정한 뒤에 해당 해빙농도에서 파편화 정도가 다른 이미지를 확인하였다 (그림 3.4.3). 유빙 조각의 수가 더 많아지거나, 혹은 가장 큰 유빙의 크기가 작아질수록 FFI가 증가하는 모습을 확인할 수 있으며, 이를 통해 FFI가 잘 작동하고 있음을 알 수 있다.

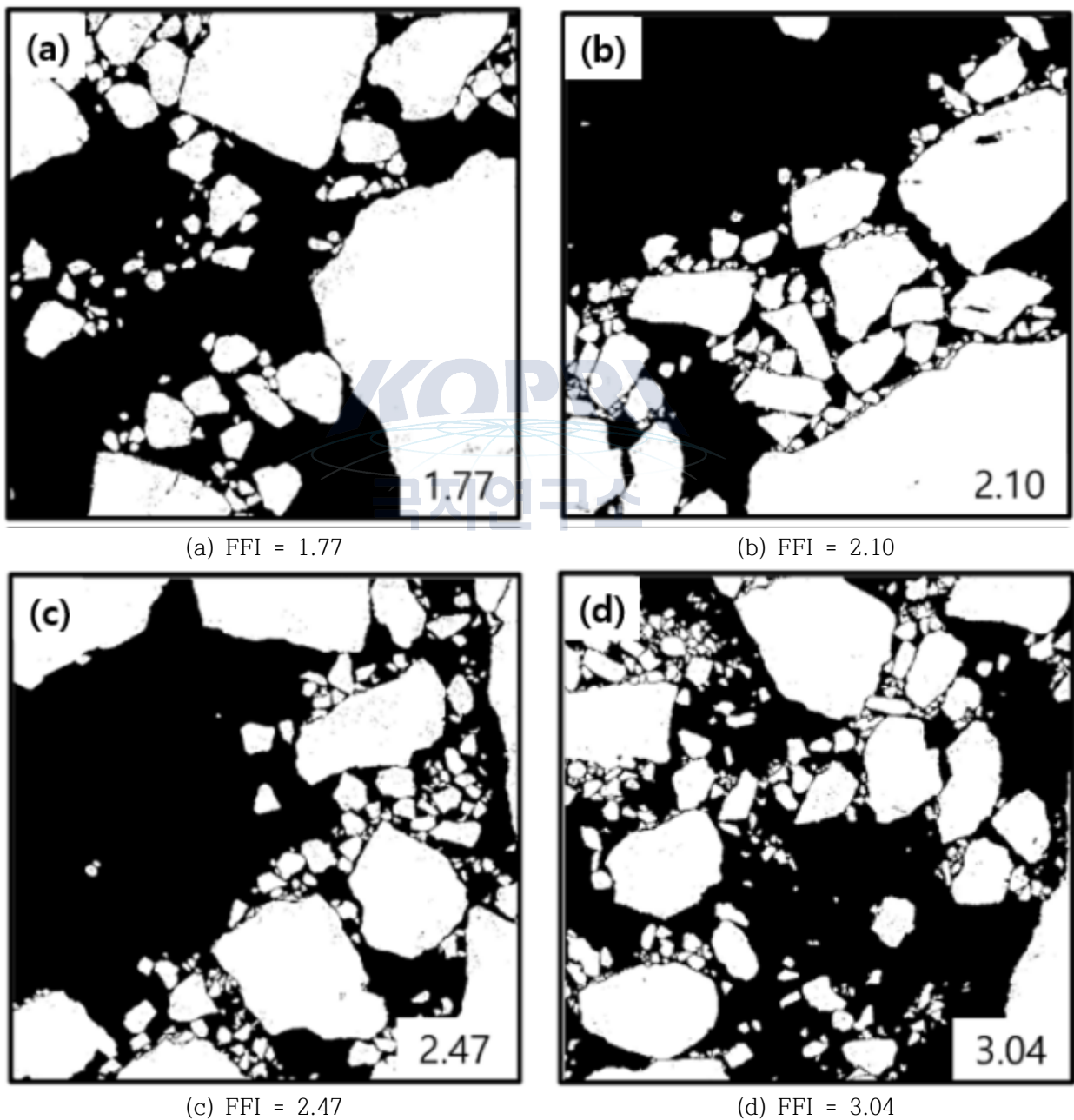


그림 3.4.3. 유사한 해빙 농도(약 50%)에서 유빙의 파편화 정도에 따른 FFI 값의 변화 예시.

(2) Sentinel-2 고해상도 광학위성을 활용한 reference 구축

FFI 추정을 위해서는 유빙의 파편화 정도를 파악해야 하지만, 유빙의 파편화 정도 의 정보를 담고있는 현장자료를 취득하는 것은 매우 어렵다. 때문에 본 연구에서는, 고해상도의 광학 위성 자료를 활용하여 FFI 분석을 수행하였다. 오픈 소스로 누구나 활용할 수 있으며, 10m의 높은 공간해상도를 제공하여 작은 크기의 유빙도 분별해낼 수 있을 것으로 기대되는 Sentinel-2A/B 위성을 활용하였다. 극지방의 특성상 구름을 비롯한 여러 기상현상으로 인하여, 분석에 활용할 수 있는 깨끗한 위성영상을 대량으로 확보하지는 못하였으나, 구름이 없이 맑은 간빙기에 해당하는 총 8개의 Sentinel-2 광학 위성 영상을 확보하였으며, 이는 FFI 구축 및 추정에 있어 충분한 양이다 (표 3.4.1).

표 3.4.1. FFI 추정을 위한 reference 구축에 활용된 Sentinel-2 광학 위성 자료 요약

Mission	Sensing data	Level/ Processing baseline/ relative orbit/ tile number
Sentinel-2A	2018.06.03	L2/ 02.06/ 100/ T09XWC
	2019.06.07	L2/ 02.07/ 086/ T09XWE
Sentinel-2B	2018.06.02	L2/ 02.06/ 014/ T09XWB
	2019.06.05	L2/ 02.07/ 129/ T08XNL
		L2/ 02.12/ 129/ T09XVE
	2019.09.03	L2/ 02.13/ 129/ T10XDK
		L2/ 02.08/ 129/ T09XWE
		L2/ 02.13/ 129/ T09XWE

Sentinel-2 광학 위성의 raw 데이터만으로는 reference 자료로 활용하는 데에 있어 어려움이 있다. 육안상으로는 유빙이 분리되어있는 것을 유추할 수 있으나, 영상을 확대하여 자세히 보면, 여러 크고 작은 유빙이 픽셀 단위(10m)로 서로 연결되어 있는 경우를 확인할 수 있다 (그림 3.4.4). 때문에 FFI 추정을 위한 reference 자료를 구축하기 위해서는 다음과 같은 Sentinel-2 위성 영상의 전처리 과정이 필요하다. a) 임계값 기반 유빙-바다 1차 구분 b) 비지도 학습을 통한 객체 분리 c) 육안 확인을 통한 수작업 수정



그림 3.4.4. 픽셀 단위로 연결되어 있는 Sentinel-2 L2 위성영상의 예시 (band 2). 육안으로 판단할 때에는 여러 개의 유빙으로 확인되지만, 픽셀 단위로 연결되어 있어 단순 객체화 작업에서는 모든 유빙들이 한 객체로 인식됨.

유빙과 바다를 구분하기 위해서 차적으로 Sentinel-2 위성의 band2($0.490\mu\text{m}$)와 Band8($0.842\mu\text{m}$)의 비를 활용하여 임계값을 설정하고자 하였으며, 여러 가지의 임계값들을 테스트 하였다 (그림 3.4.5).

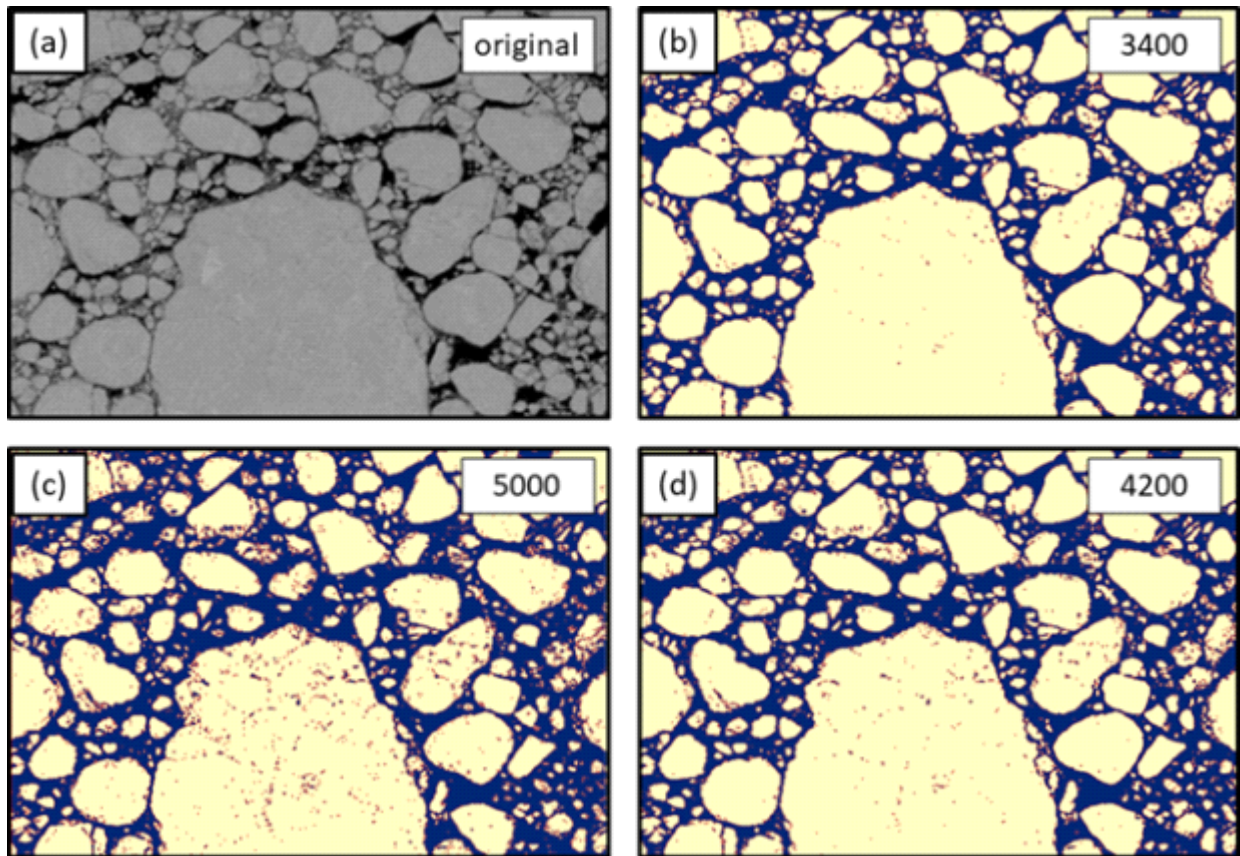
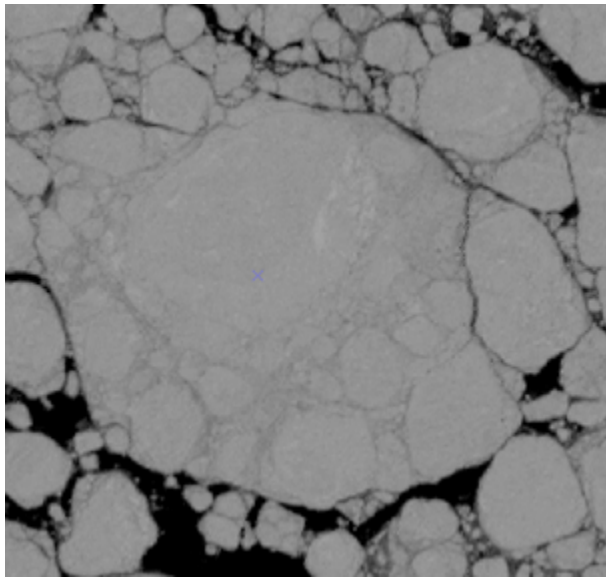
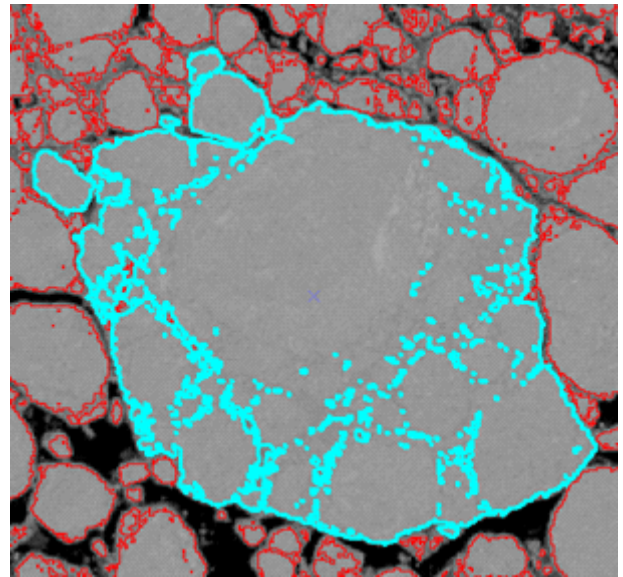


그림 3.4.5. 유빙과 바다 구분을 위한 Sentinel-2 위성의 Band2와 Band8의 비를 활용한 임계값 테스트 결과. 우측 상단의 숫자는 직관화를 위해 실제 임계값에 10000을 곱한 수치임.

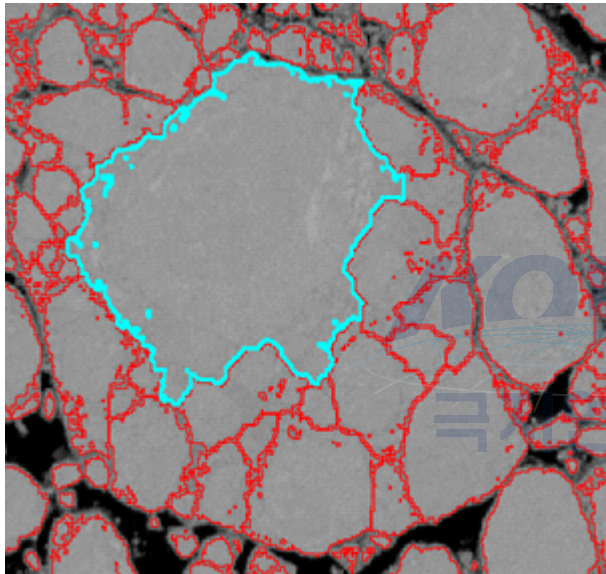
낮은 임계값 (0.34)에서는 매우 작은 크기의 유빙들이 뭉쳐져서 하나의 유빙인 것처럼 보인다 (그림 3.4.6(b)). 높은 임계값 (0.50)에서는 하나로 뭉쳐져 분리되지 않았던 유빙들이 잘 분리되는 모습을 보였으나, 큰 크기의 유빙에 용빙호를 비롯하여 반사도에 영향을 주는 요인들이 존재할 경우, 그를 중심으로 유빙이 여러 갈래로 쪼개지는 것을 확인할 수 있다 (그림 3.4.6(c)). 따라서 경험적 접근을 통하여 유빙-바다 구분을 위한 최적의 임계값 선정이 필요하다.



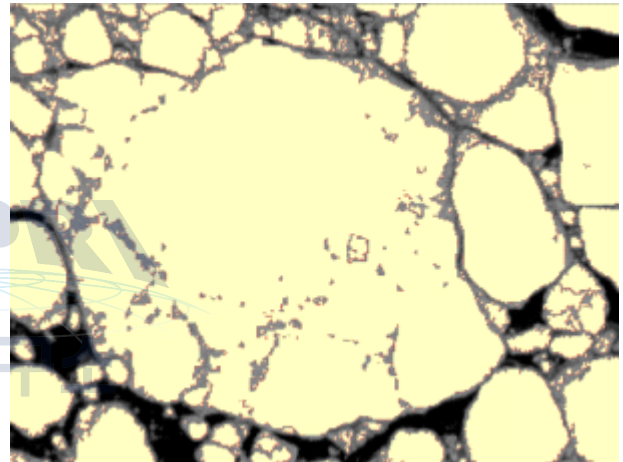
(a) raw Sentinel-2 광학위성 영상



(b) 낮은 임계값을 활용한 결과



(c) 높은 임계값을 활용한 결과



(d) 임계값 기반 분류 예시

그림 3.4.6. 임계값 별 유빙-바다 구분 결과 예시.

reference 자료를 구축하기 위한 두 번째 과정인 비지도 학습을 통한 객체 분리를 수행하기 위해 K-means clustering 기법을 활용하였다 (그림 3.4.7). K-means clustering 기법은 특성이 비슷한 객체들을 한 개의 군집으로 나누어 주는 비지도 학습의 일종으로, 나누어지는 군집의 수를 임의로 조정할 수 있다. reference 구축에 있어서는 여러 개의 군집으로 분류한 뒤에 유빙과 바다로 재분류 하였다. 여러 가지의 군집의 개수를 테스트 해보았을 때, 낮은 수의 군집 결과에서는 분류가 제대로 되지 않았으며, 군집의 개수가 6개일 때 최적의 객체 분리를 해내는 것을 확인하였다. 위의 두 과정들을 바탕으로 최적의 임계값과 군집 수를 산정하여 유빙-바다 분리 과정을 진행하였다.

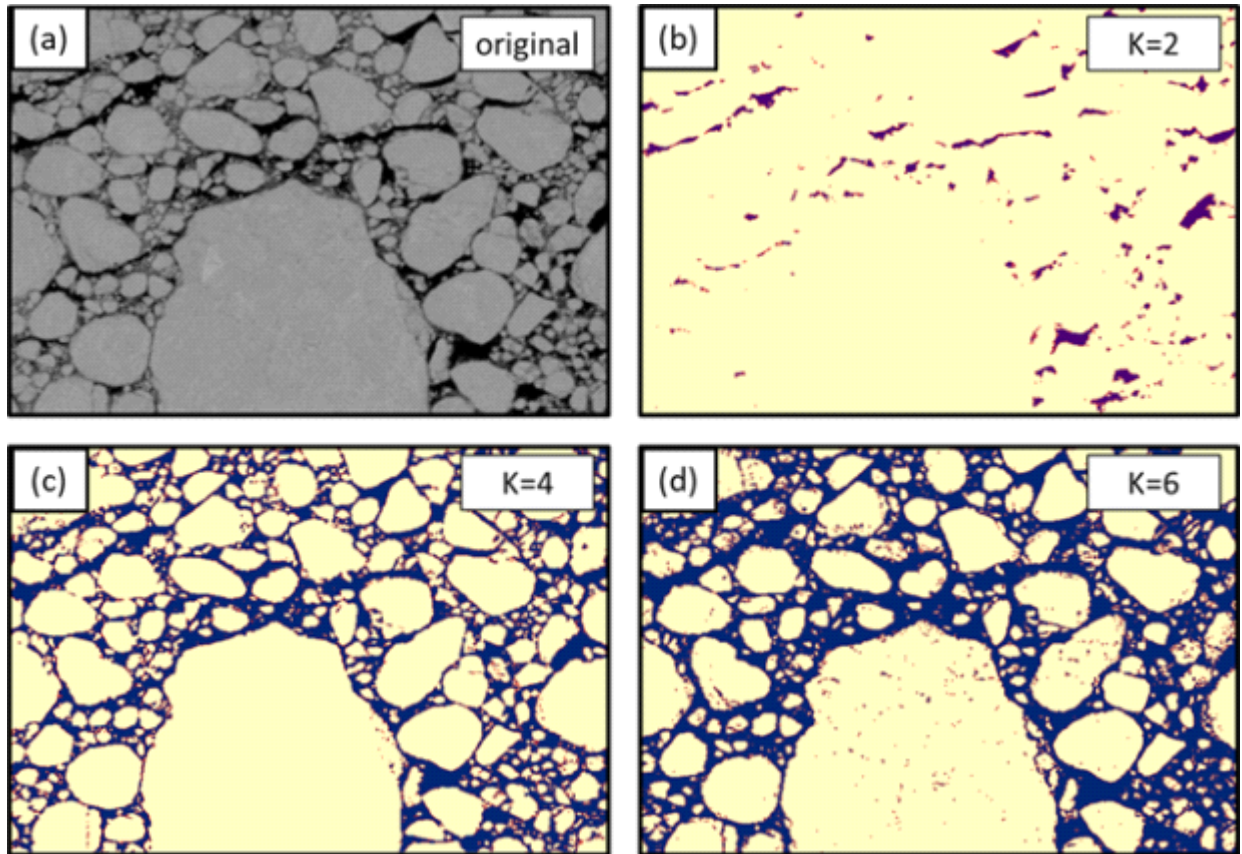


그림 3.4.7. 유빙의 객체분리를 위한 K-means clustering의 테스트 결과. 우측 상단의 숫자는 clustering 기법의 cluster 수를 의미함.

임계값 기반 유빙-바다 구분과 K-means clustering을 모두 적용하였더라도 서로 다른 객체인 유빙들이 픽셀 단위로 연결되어 있는 경우가 남아 있을 수 있다 (그림 3.40(a)). 때문에 육안 판별 (visual inspection)을 통해 서로 다른 객체이지만 연결되어 있는 유빙들을 일일이 분리하는 편집 과정을 수행하였다 (그림 3.4.8(b)).

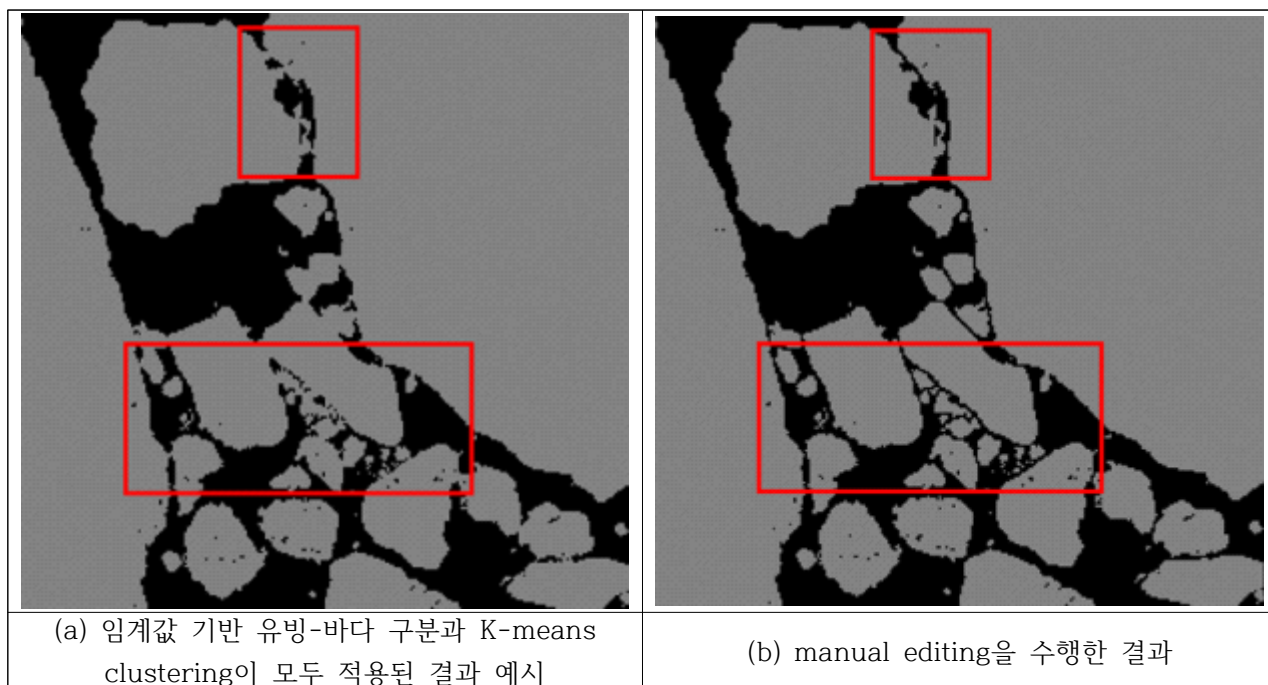


그림 3.4.8. manual editing 결과 예시.

총 8개의 영상에 대하여 임계값 기반 유빙-바다 구분, K-means clustering, manual editing 을 모두 수행하였으며 (그림 3.4.9), reference 자료로 활용하기 어려운 부분에 대해서는 nan 값 으로 마스킹 처리 하였다 (그림 3.4.10).



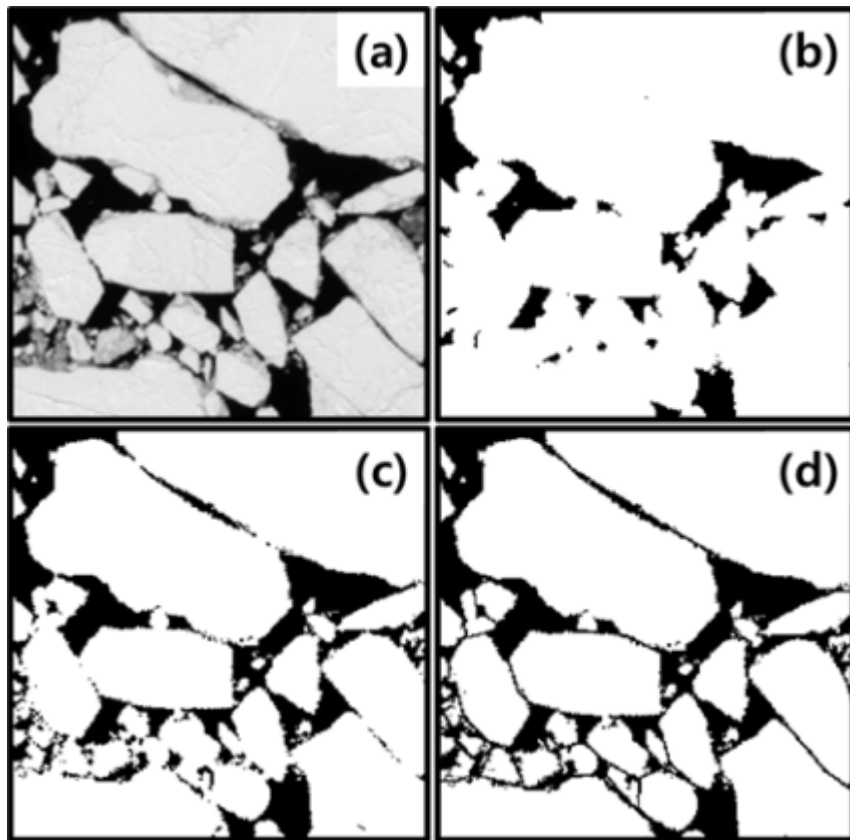
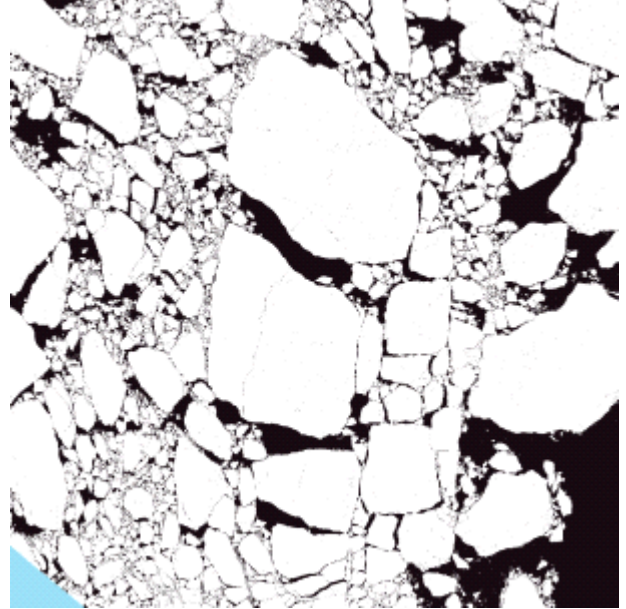


그림 3.4.9. reference 구축 과정 요약 (a) raw Sentinel-2 이미지, (b) 임계값 기반 구분 결과, (c) K-means clustering 결과, (d) 최종 결과

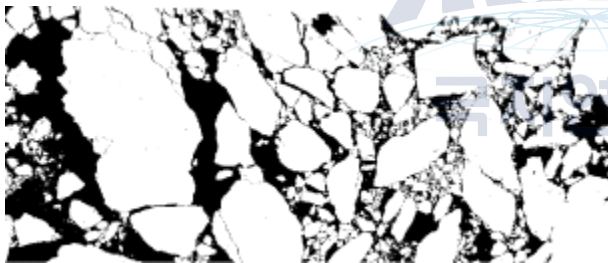
극지연구소



(a) scene #1



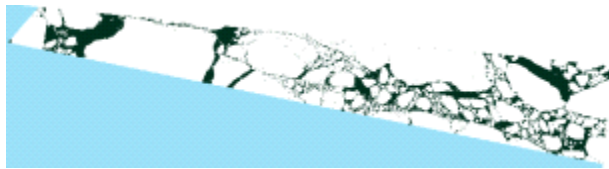
(b) scene #2



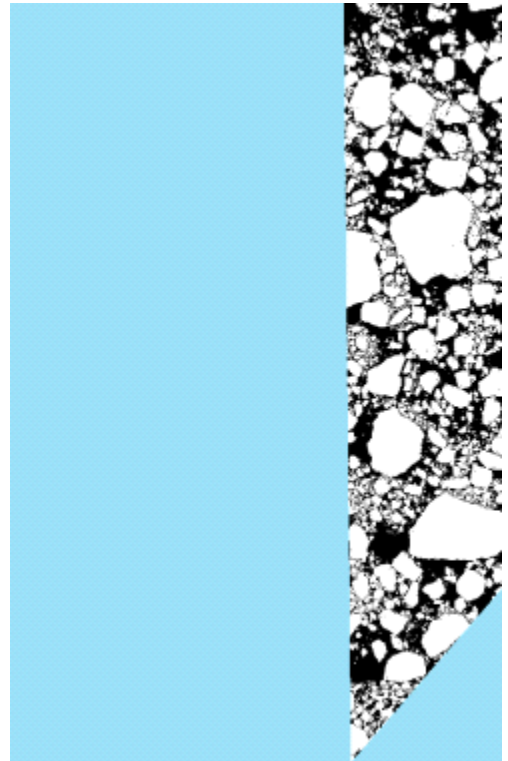
(c) scene #3



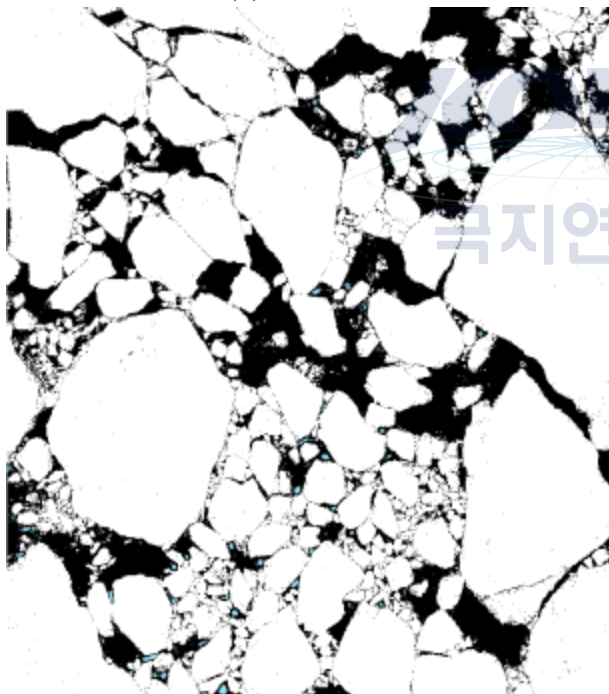
(d) scene #4



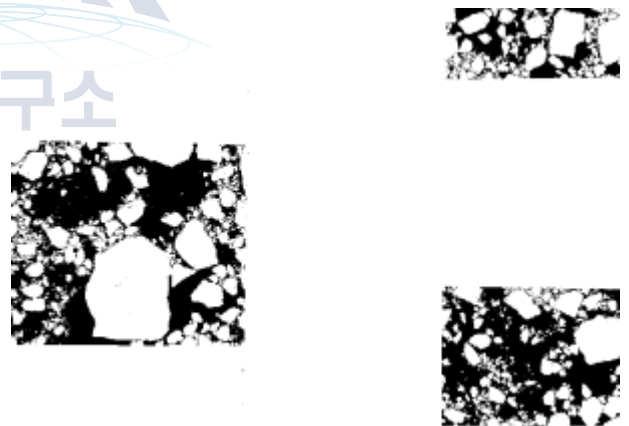
(e) scene #5



(f) scene #6



(g) scene #7



(h) scene #8

그림 3.4.10. 구축된 reference 자료 그림. 검은색은 바다, 흰 색은 얼음, 푸른색 및 투명한 색은 nan값을 의미함.

2) FFI 추정 알고리즘 개발

(1) FFI 추정 알고리즘 개발

Sentinel-2 광학위성을 활용하여 reference 자료를 구축하였지만, 극지방의 특성상 구름의 영향을 받지 않는 자료를 취득하는 데에는 한계가 있다. 때문에, 광학위성보다 구름 등 기상현상으로 인한 영향이 적은 수동 마이크로파 위성이 광학위성의 대안으로써 활용될 수 있다. AMSR2 수동 마이크로파 센서의 경우 6GHz부터 89GHz까지 다양한 파장대의 채널을 보유하고 있으며, daily 자료를 활용할 경우 북극 전 지역을 커버할 수 있다는 장점이 있다. 이러한 특성 때문에 극지방 원격탐사 연구에서 널리 활용되고 있으며, AMSR2 자료를 활용하여 SIC 등의 여러 산출물들이 산출되고 있다. FFI 추정 알고리즘은 앞선 1)FFI 지표 개발 및 reference 구축의 indexing 파트와 AMSR2 자료와 기계학습을 활용한 modeling 파트로 나뉜다 (그림 3.4.11).

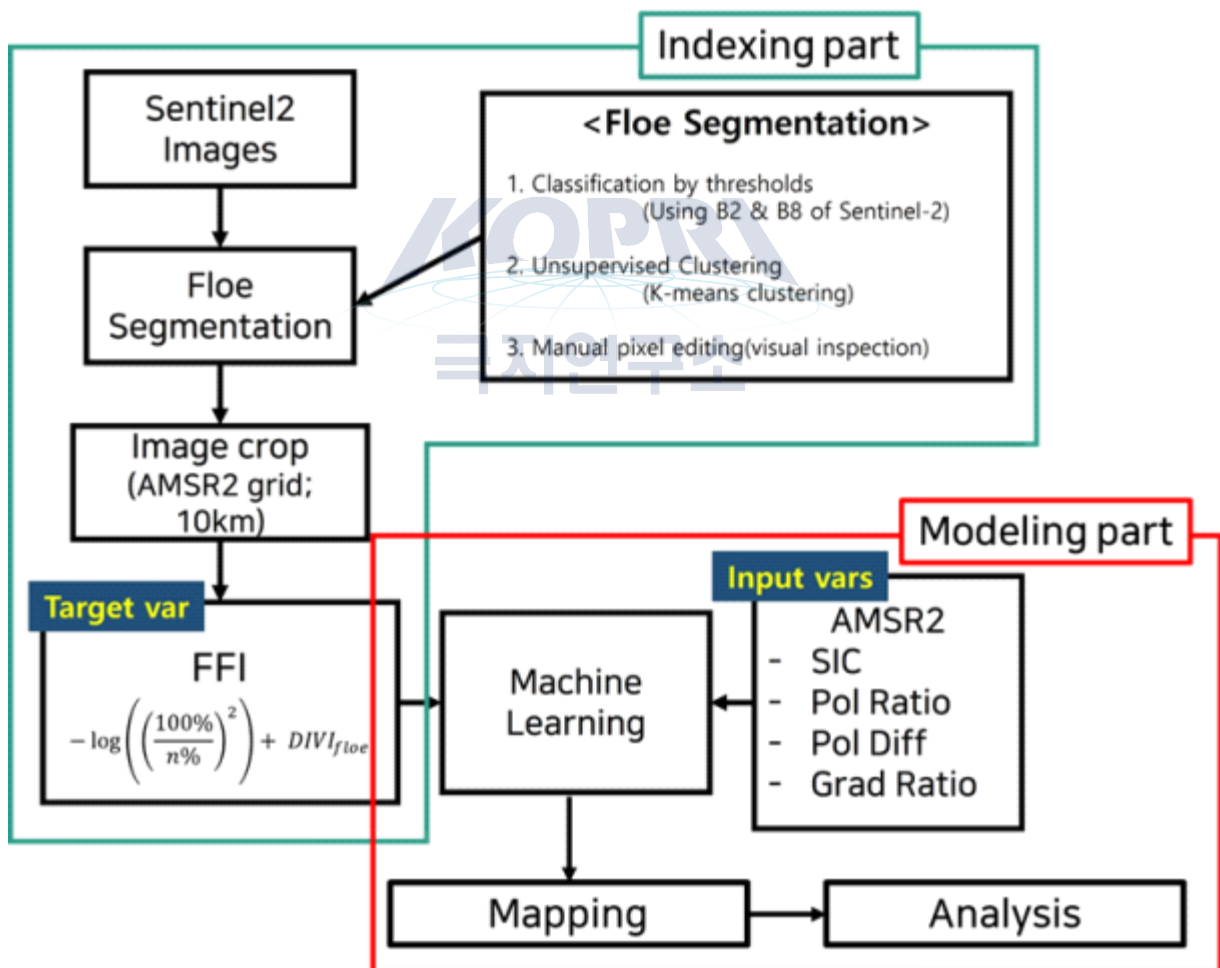


그림 3.4.11. FFI 추정 알고리즘 개발 흐름 모식도

reference 자료로부터 계산된 10km x 10km 그리드의 FFI를 종속변수로 두고 AMSR2 센서의 채널값들 중 10km 그리드 해상도에 가까운 채널들을 사용한 PD, PR, GR 값들을 입력변수

로 사용하였다 (표 3.4.2).

표 3.4.2. FFI 모델링에 사용된 입력변수 표

Variable Name	Description
PD23	Polarization difference of 23.8GHz bands (Kelvin)
PD36	Polarization difference of 36.5GHz bands (Kelvin)
PD89	Polarization difference of 89,0GHz bands (Kelvin)
PR23	Polarization ratio of 23.8GHz bands (unitless)
PR36	Polarization ratio of 36.5GHz bands (unitless)
PR89	Polarization ratio of 89.0GHz bands (unitless)
GR2336V/H	Gradient ratio of 23.8GHz and 36.5GHz vertical/horizontal bands (unitless)
GR2389V/H	Gradient ratio of 23.8GHz and 89.0GHz vertical/horizontal bands (unitless)
GR3689V/H	Gradient ratio of 36.5GHz and 89.0GHz vertical/horizontal bands (unitless)

모델링에는 random forest (RF), gradient boosting (GB), support vector regression (SVR) 세 개의 모델을 테스트 하였으며, 결과를 산점도로 확인하였다 (그림 3.4.12). Rule based 모델인 RF와 GB 모델이 좋은 성능을 보여주었으며, GB가 RF보다 R2에서 0.27, RMSE에서 0.048 만큼 더 좋은 성능을 보였다. 위의 두 모델에 비해 SVR의 경우 상대적으로 낮은 성능을 보였는데, 각각의 변수들과 FFI 사이의 상관관계가 명확하지 않으며, 여러 변수들이 복합적으로 상관성을 띄고 있음을 의미한다.

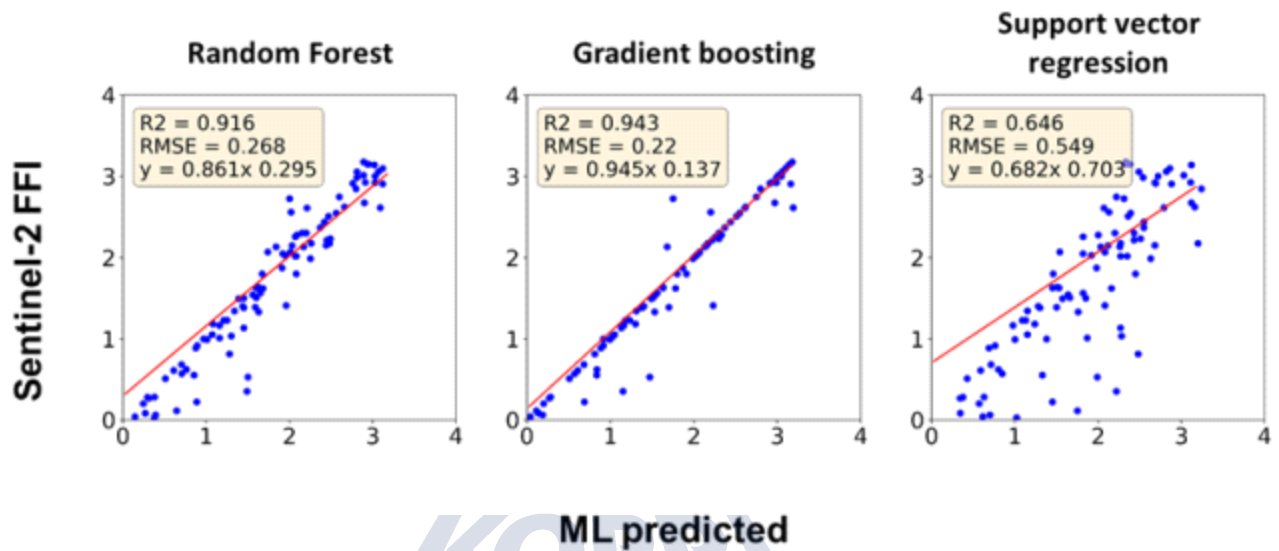


그림 3.4.12. FFI 추정 모델링 결과

가장 좋은 성능을 보인 GB 모델에 대해 각각의 변수들이 모델링에 어떻게 작용하였는지 확인하기 위하여 SHapley Additive exPlanations (SHAP) 분석을 수행하였다 (그림 3.4.13). 모든 변수들 중에서 GR값들이 대체적으로 높은 기여도를 갖고 있음을 확인할 수 있으며 상대적으로 PD값들이 낮은 기여도를 갖고 있다. GR 값들의 경우 그 값이 높을수록 얼음의 신호가 강하며, 그 값이 낮을수록 물의 신호가 강함을 나타낸다. 그림 3.4.13에서 확인할 수 있듯이 낮은 GR 값들은 FFI가 높아지는 방향으로 forcing 하는 것을 확인할 수 있으며, 이는 곧 유빙의 파편화 정도가 높은 것을 시사한다. 그 반대의 경우인 높은 GR 값들에 대해서도 FFI가 낮아지는 방향으로 forcing 하는 것을 확인할 수 있으며, 이는 유빙의 파편화 정도가 낮다는 것을 의미한다.

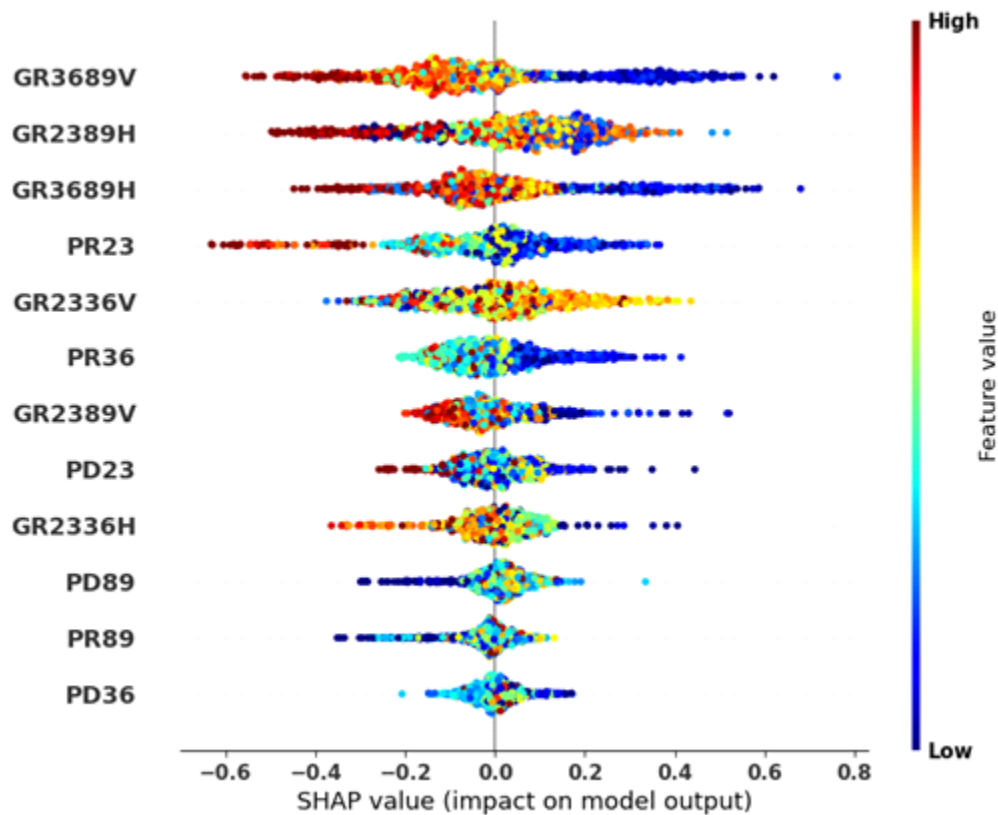


그림 3.4.13. GB 모델 변수들의 SHAP summary plot

(2) FFI 추정 알고리즘 평가

전 북극지역에 대하여 FFI의 공간적 패턴을 확인하기 위해 2018년 9월 9일부터 10월 24일 까지 FFI 매핑을 수행하였다 (그림 3.4.14). 해당 기간은 간빙기가 끝나고 해빙이 다시 얼어붙는 시기로 해빙의 면적이 외곽에서부터 다시 넓어지는 것을 확인할 수 있다. 그와 동시에, 해빙영역의 가장자리부터 FFI 값이 점점 낮아지는 모습을 확인할 수 있다. meltpond 등으로 인해 중간중간 FFI 값이 상승하는 경우도 있지만, 중앙보다 가장자리가 더 파편화되어 있는 모습을 확인할 수 있다. 또한 2018년 9월 9일에 해당하는 FFI 맵과 MODIS 광학위성을 보았을 때, 해빙이 잘게 파편화 되어 있는 지역은 FFI가 상당히 높은 값을 나타내고 있으며, 해빙의 파편화가 비교적 덜한 지역에 대해서는 낮은 FFI값을 유지하고 있는 것을 확인할 수 있다 (그림 3.4.15).

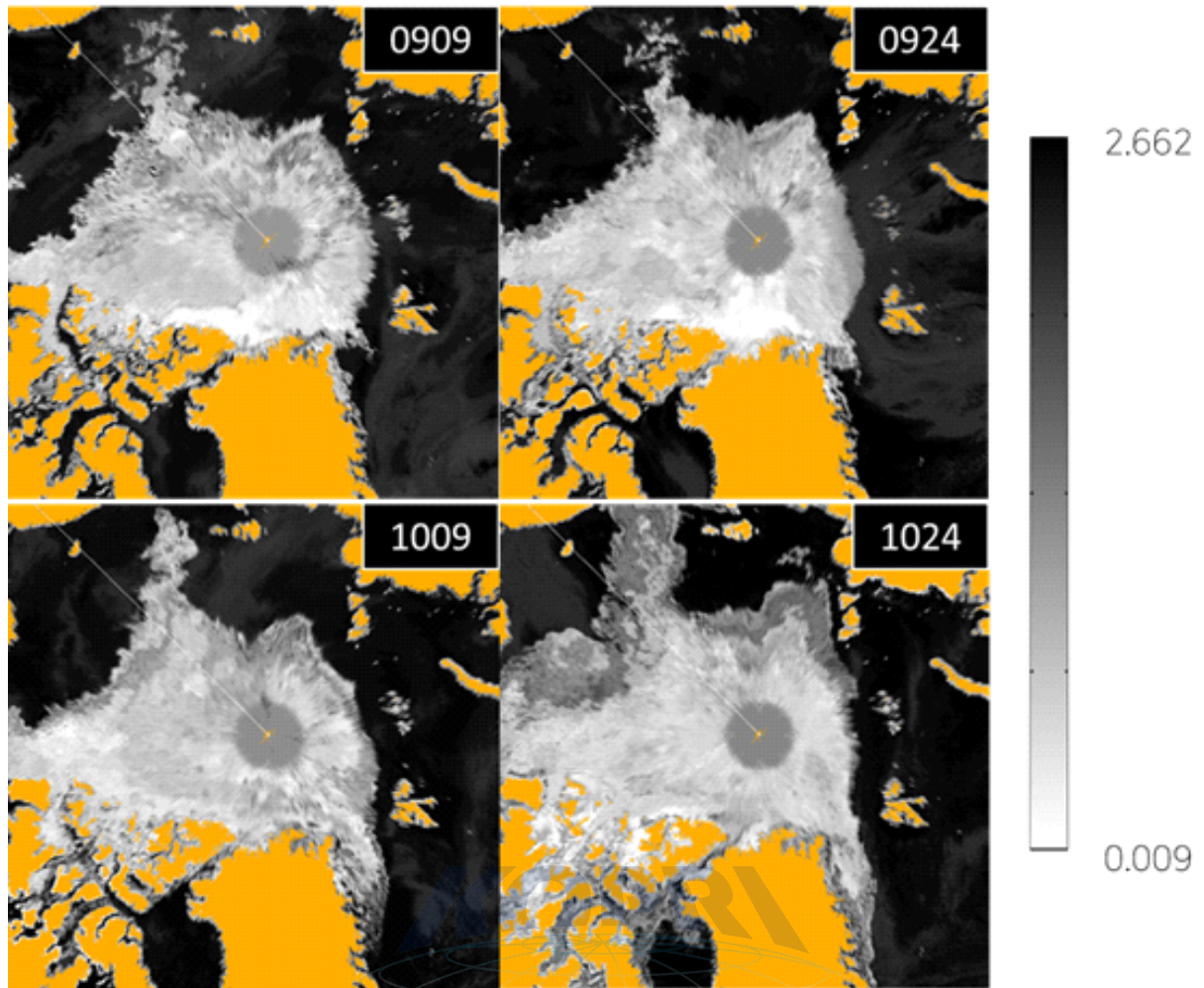
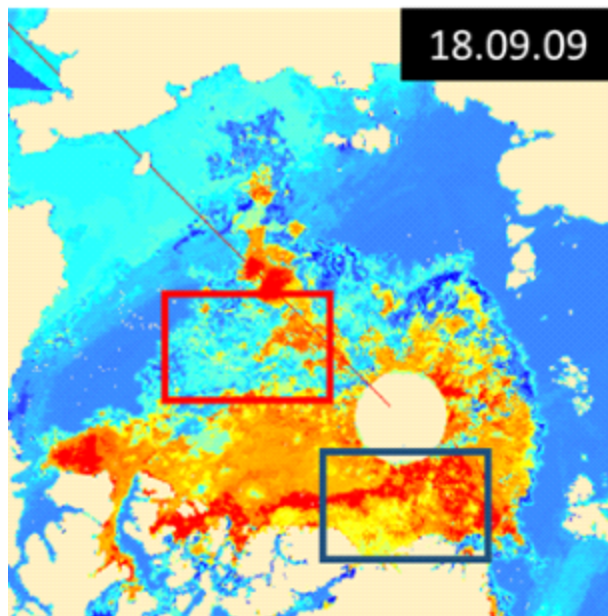
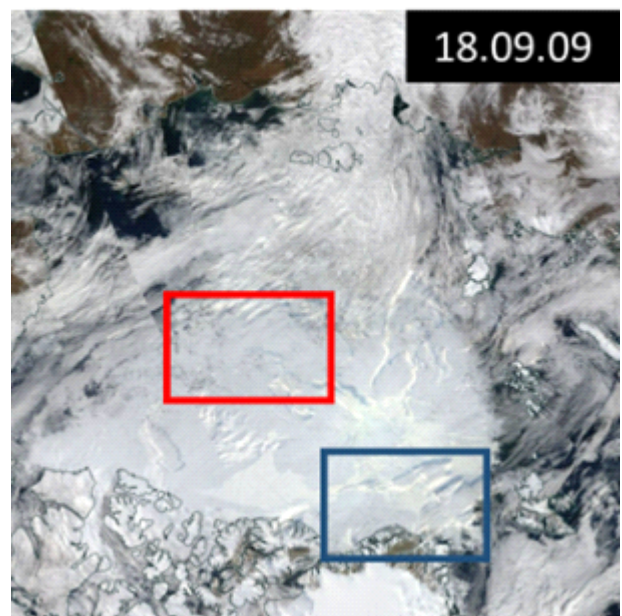


그림 3.4.14. 2018년 9월 9일부터 10월 24일까지의 FFI 공간 패턴



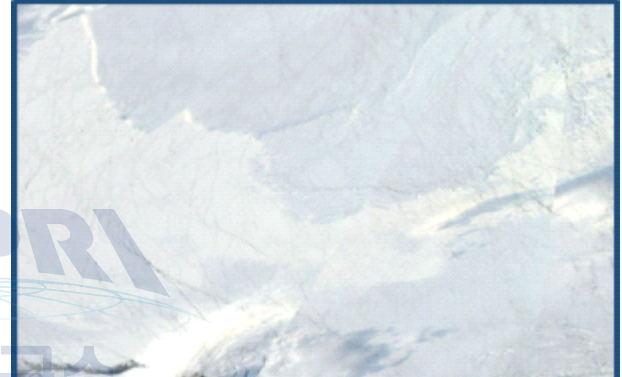
(a) FFI 지도 결과



(b) MODIS 광학위성 이미지



(c) (a),(b)에서의 빨간 상자 지역의 MODIS 이미지



(c) (a),(b)에서의 파란 상자 지역의 MODIS 이미지

그림 3.4.15. 2018년 9월 9일의 FFI 지도 결과 및 MODIS 광학위성 이미지

(3) FFI 인덱스를 통한 SIC 변동 예측 가능성 확인

FFI와 SIC의 관계 확인을 위해 북극 해역들의 특성을 확인해 보았으나, 해빙의 이동이 많은 지역이 대부분이라, lateral melting에 의한 SIC 변화에 대한 검증을 하기에 어려움이 존재한다. 이에 해역들 중 Siberian Shelf 지역에 있는 Laptev해와 East Siberian해의 경우 고착빙이 많고 북극점 방향으로의 해류가 있어, 해빙의 유입이 적은 지역이었고, 이에 Laptev해와 East Siberian해를 포함하는 영역을 검증지역으로 선정하였다 (그림 3.4.19).

선정된 연구지역에 대해 일평균 FFI와 SIC를 추출하여, Melting season인 6월-9월을 포함한 day of year (DOY) 150-240을 연구기간으로 선정하여 변동 트렌드 분석 수행을 진행하였다. 갑작스러운 SIC의 감소 이벤트와 이에 선행하는 FFI 변동추이의 확인을 통해 관계성을 알아보려 하였고, FFI와 SIC 모두 melting season 기준의 최소/최대값 기준에서의 트렌드값과 일별 변화폭을 평균한 변동 변수를 기준으로 특이 이벤트를 선정하였다.

2018년과 2020년에는 SIC의 갑작스러운 감소가 확인되었는데, 이 기간 직전까지 FFI값의

비정상적인 상승이 관측되었다 (그림 3.4.20a,c). 2019년에는 SIC의 갑작스러운 감소와 FFI의 비정상적인 상승이 동시에 관측이 되었고, 이 후, FFI가 높은 값을 유지한 뒤 갑작스러운 SIC의 감소 이벤트가 확인된다 (그림 3.4.20b). 2021년에는 SIC의 갑작스러운 감소보다 FFI의 비정상적인 상승이 선행이 되었으나, 겹치는 기간이 많았던 것을 확인하였다 (그림 3.4.20d). 2018년과 2020년 사례를 통해, FFI의 비정상적인 상승을 통해 갑작스러운 SIC의 감소의 예측성을 확인할 수 있었고, 2019년 사례를 통해, FFI의 값이 높게 유지가 되는 상황을 통해서도 SIC의 감소 예측성을 확인하였다. 2019년과 2021년에는 연구지역의 겨울기간에 warm anomaly가 확인이 되었고, 이에 따라 초년빙 비율이 많아져 해빙의 파편화에 따라 lateral melting이 즉시적으로 발생한 결과로 유추할 수 있어, 직전 겨울의 기온 및 해빙상태에 대한 고려가 복합적으로 필요할 것으로 판단된다.



그림 3.4.19. FFI 인덱스를 통한 SIC 변동 예측 가능성 확인을 위한 연구지역. Siberian Shelf 지역의 Laptev해와 East Siberian해를 포함함.

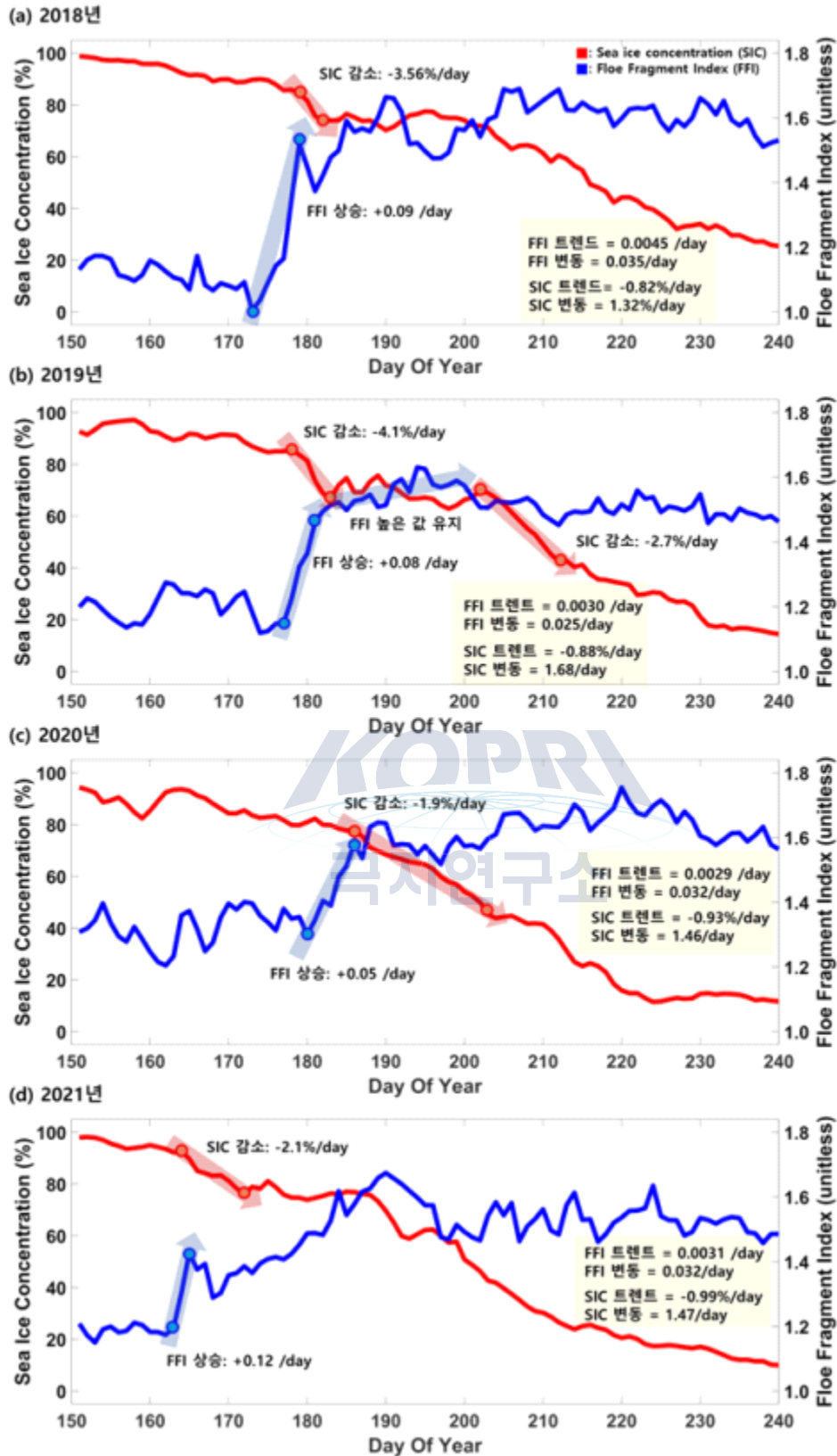


그림 3.4.20. 연구지역에 대한 FFI와 SIC의 일평균 변화 그래프. (a)2018년, (b)2019년, (c)2020년, (d)2021년.

제 5 절 FFI 시공간 패턴 분석

연구 내용	연구 결과
SAR 영상을 활용한 FFI reference 자료 및 추가 학습 자료 구축	구름 등의 장애물로 인해 취득에 한계가 있는 광학위성 기반 FFI reference를 보완하기 위해 추가 reference를 구축하고자 하였음. Sentinel-1 SAR 고해상도 영상을 활용하였음.
개선된 FFI 추정 알고리즘 결과 분석	추가된 FFI reference를 활용하여, FFI 추정 알고리즘의 개선을 수행하였으며, 1차년도에 개발된 FFI 추정 알고리즘과의 성능 비교를 수행하였음.
FFI의 공간 패턴 세부분석	북극의 해역별로 FFI가 지니고 있는 공간패턴의 차이를 분석함. 북극점을 기준으로 북극 중심해역과 외곽지역, 해류의 차이가 존재하는 해역들에 대하여 세부 분석을 수행하였음.
FFI의 연도별 패턴 세부분석	연구기간에 대하여 FFI의 시계열 변동을 분석함. 시간에 따른 북극전체 지역에서 FFI의 변동성을 파악하고, 원인등에 대한 세부분석을 수행하였음.

1) FFI 추정 알고리즘 개선

(1) SAR 자료를 활용한 추가 FFI 레퍼런스 구축

1차년도의 FFI 추정 알고리즘을 개발하기 위해서 구축된 레퍼런스는 Sentinel-2 광학위성 자료 기반의 자료이다. 광학위성 자료를 활용하여 레퍼런스를 구축할 경우 비교적 정확하게 물과 얼음을 구분해 낼 수 있는 장점이 있으나, 구름의 영향을 크게 받기 때문에 영상을 취득하는 데에 어려움이 있으며, 하나의 샘플을 만들 때에 소요되는 시간이 매우 크다. 이를 해결하고자, 구름의 영향을 받지 않는 Synthetic Aperture Radar (SAR) 영상을 활용하여 레퍼런스를 구축하고자 하였다.

SAR 영상은 speckle 노이즈라는 특유의 잡음이 섞여 있다. 때문에, 레퍼런스 구축에 활용하기 위해서는 적절한 전처리 과정이 필수이다. SAR 영상의 전처리는 사용되는 파라미터들에 따라서 그 결과 값이 달라지기 때문에, 연구자에 따라서 그 방법이 상이하다. 따라서, 선행연구들을 조사하여 적합한 SAR 영상 전처리 방법을 벤치마킹하고자 하였다.

Khaleghian et al., (2021)은 Sentinel-1 SAR 영상과 Convolutional Neural Network (CNN)을 활용하여 sea ice 분류 연구를 수행하였다. SAR 영상을 전처리 하기 위하여 European

Space Agency (ESA)에서 제동하는 Sentinel 위성 처리 프로그램인 SeNtinel Application Platform (SNAP)을 사용하였으며, 다른 처리 작업 없이 thermal noise removal 알고리즘만 활용하였다. 해당 SAR 영상 샘플들을 아카이브에 공유하였으며, 쉽게 다운로드할 수 있다. 하지만 처리가 완료된 샘플을 확인했을 때, SAR 영상의 노이즈가 완전히 제거되지 않은 것을 확인할 수 있으며, 해당 부분에 대하여 추가적인 전처리 작업이 필요할 것으로 판단된다 (그림 3.5.1).

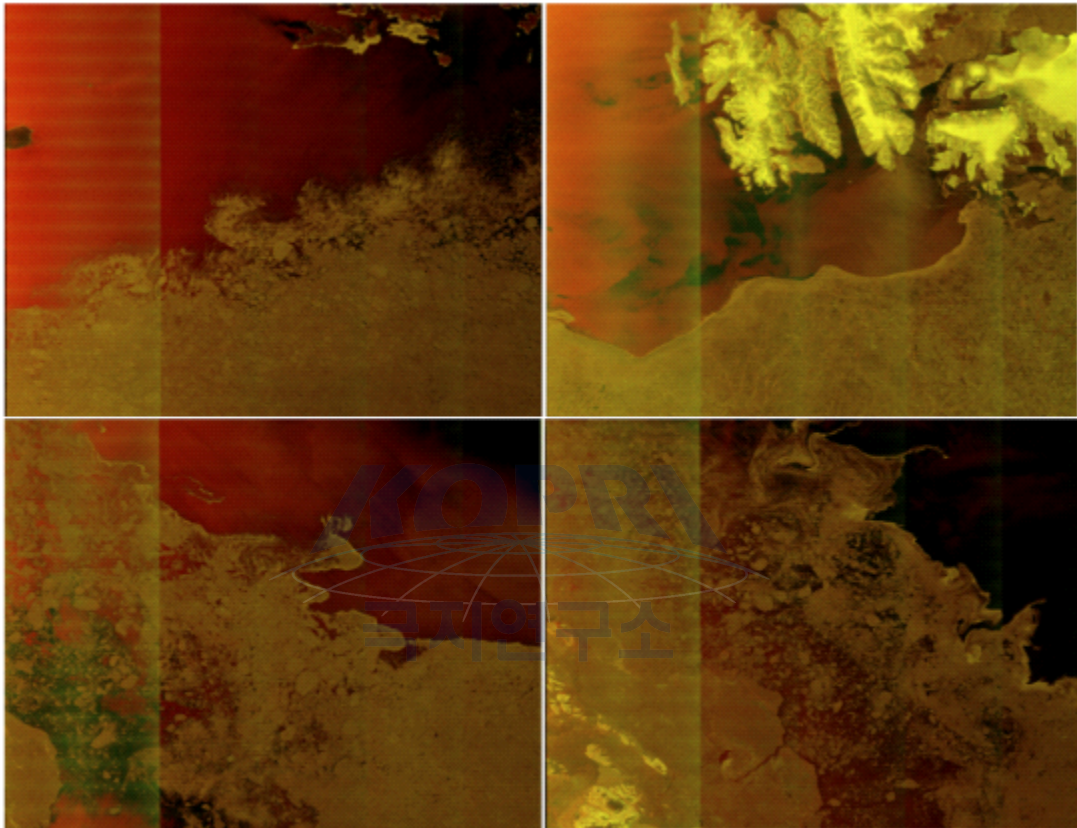


그림 3.5.1. SNAP을 통한 thermal noise removal만 적용된 SAR 영상 전처리 결과, 수직선의 형태로 아직 SAR 영상의 잡음이 남아있는 것을 확인할 수 있음. (Khaleghian et al., 2021)

Song et al., (2021)은 SAR 영상과 Residual Neural Network가 (RNN) 및 Long Short-Term Memory (LSTM) 기법을 활용하여 sea ice 분류를 수행하였다. SAR 영상자료는 Sentinel-1 위성 영상을 사용하였으며, 허드슨 만 지역에 대한 시계열 자료를 사용하였다. Khaleghian et al., (2021)과 마찬가지로 SNAP 프로그램을 사용하였지만, thermal noise removal 뿐만이 아니라, radiometric calibration, range-Dopple and terrain correction 등의 추가 보정 작업을 수행하였다. 하지만 그림 3.5.2에서 확인할 수 있듯이 여전히 영상기준 subswath 사이 수직선의 형태로 SAR 잡음이 남아있는 것을 확인할 수 있어 입사각 보정 등의 추가 작업이 필요할 것으로 판단된다.

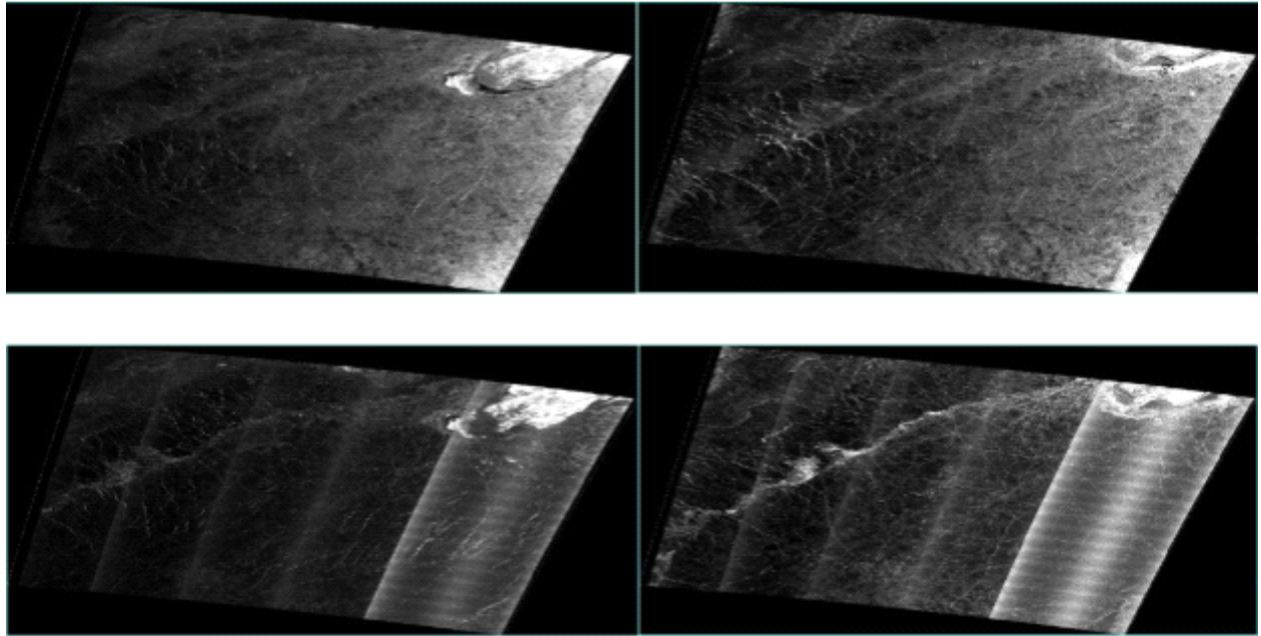


그림 3.5.2. 전처리가 완료된 HH 이미지 (위) 및 HV 이미지 (아래). 수직선 형태의 잡음이 여전히 존재하며, 특히 HV 이미지에서 잡음이 상당 부분 남아있음. (Song et al., 2021)

Park et al., (2020)은 SAR 영상을 활용한 sea ice type 분류 연구를 수행함에 있어, Sentinel-1 SAR 영상의 denoising 방법을 공유하였다. Park et al., (2018)와 Korosov et al., (2022)에서 개발한 thermal noise removal 및 textual noise removal를 활용하여 잡음을 제거하였으며, 이후 입사각 보정 및 텍스처 특성 계산을 통해, SAR 영상으로부터 물과 얼음을 구분하였다. Open ocean과 Pack Ice 사이의 입사각에 따른 후방산란계수 차이로부터 기인하는 잡음들을 보정함으로써 앞의 두 연구들에서 확인할 수 있었던 subswath 사이 수직선 형태의 잡음들이 상당수 제거된 것을 확인할 수 있다 (그림 3.5.3, 3.5.4). 또한 파이썬 환경에서 사용할 수 있도록 파이썬 패키지와 예제 코드들을 github를 통하여 공유하였다.

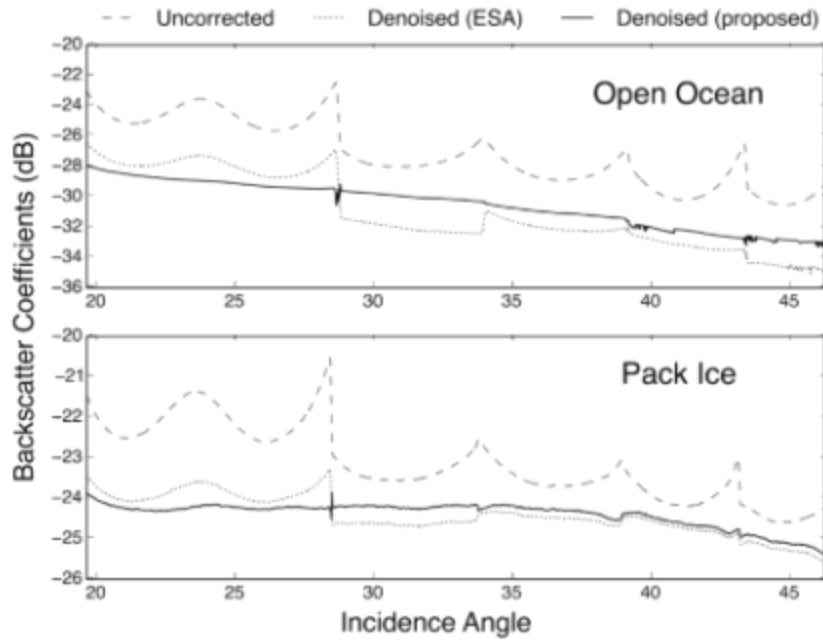


그림 3.5.3. 입사각에 따른 후방산란계수 차이를 보정한 결과. Denoising 이전 및 기존 ESA의 denoising 결과와 비교 하였을 때 상당한 개선이 이루어진 것을 확인할 수 있음. (Park et al., 2018)

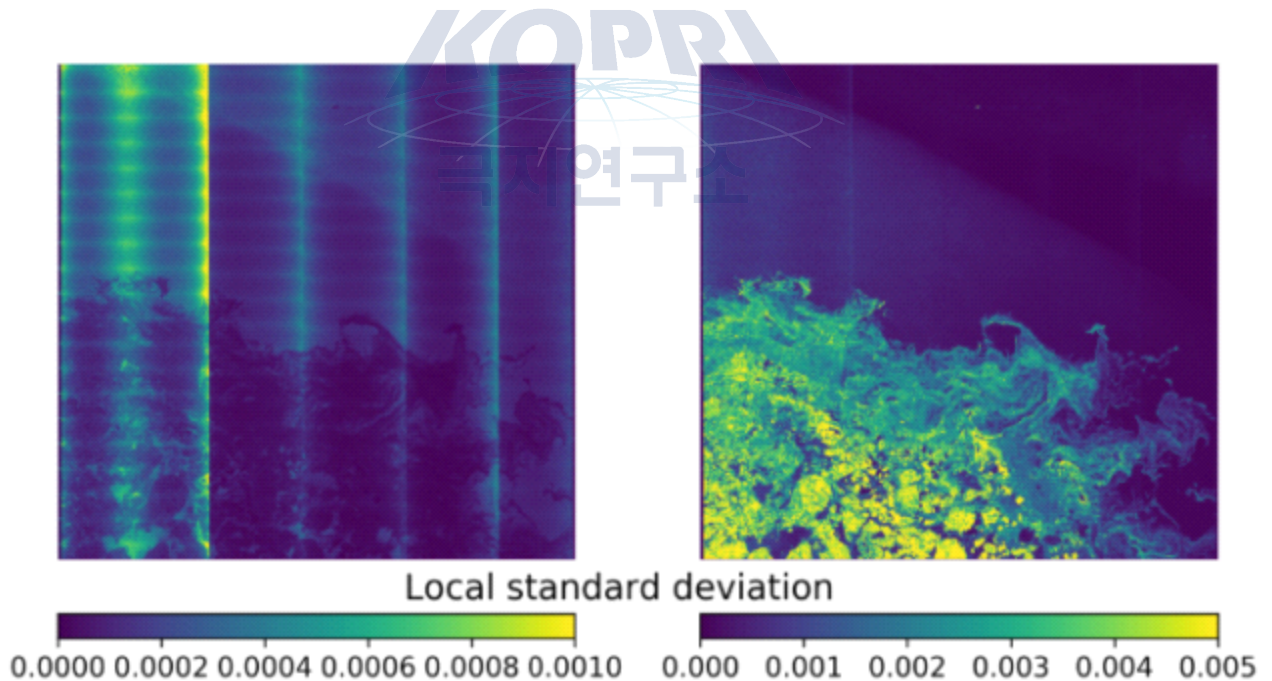


그림 3.5.4. Textural noise correction이 적용된 결과. 앞선 두 연구들에서 확인되었던 수직선 형태의 잡음이 거의 사라진 것을 확인할 수 있음. (Park et al., 2019)

Park et al., (2020)이 제시한 SAR 영상 전처리에 사용된 파이썬 패키지들은 쉽게 적용이 가능하며, 실제 Sentinel-1 SAR 영상에 적용하여 전처리 전과 후의 영상을 비교하였다. (그림 3.5.5). 원본 영상과 비교하여 단순히 denoising만 적용했음에도 불구하고 상당수의 speckle 잡음과 subswath 사이에서 발생하는 수직선 형태의 잡음이 사라진 것을 확인할 수 있다. 추가로

간단한 임계값을 적용하여 이진분류를 수행할 경우 얼음과 물이 비교적 명확하게 구분되나, 광학위성 기반 레퍼런스와 마찬가지로 여러 픽셀 단위로 유빙들이 이어져 있어 FFI를 계산하기 위해서는 추가 과정이 필요하다.

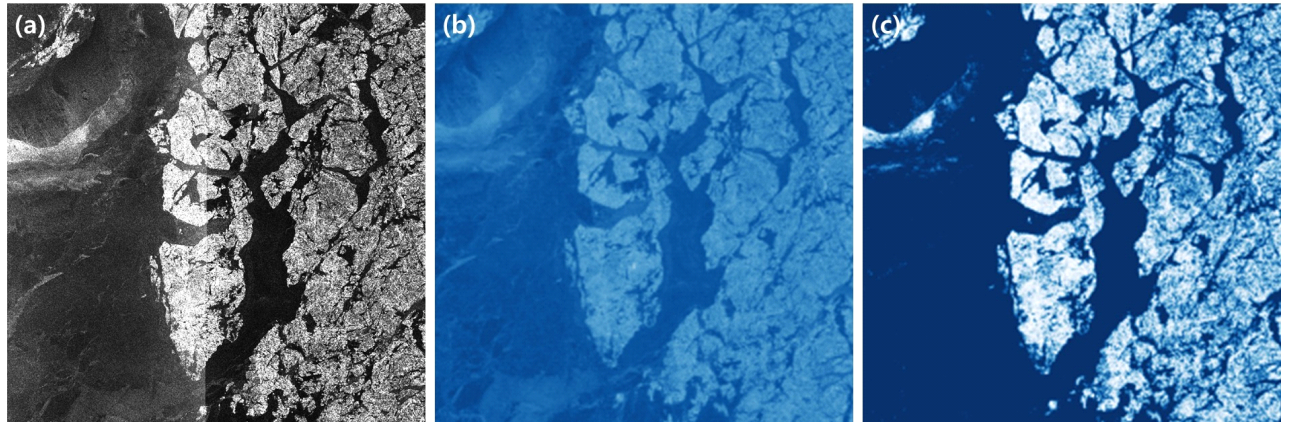


그림 3.5.5. Sentinel-1 SAR 영상 denoising 결과 비교 그림. (a) raw SAR 영상, (b) 1차 denoising 결과, (c) 임계값 적용 결과.

여러 개의 객체를 분리해내는 방법 중 한가지인 K-means clustering을 테스트함. K-means clustering은 주어진 데이터를 k개의 군집으로 나누는 비지도 학습 알고리즘이며, 각 군집은 중심점을 기준으로 데이터를 그룹화한 뒤 중심점을 반복적으로 업데이트 한다. 이후, 군집 내 데이터의 거리 차이를 최소화하는 방식으로 최적화한다. 입력자료로써 denoising된 HH, HV polarization 데이터를 사용하였으며, 그 결과는 그림 3.5.6과 같다. 세 개의 클래스로 클러스터링한 결과, 유빙임에도 불구하고 SAR 신호의 차이로 인해 다른 클래스로 구분이 되는 것을 확인할 수 있다. 2번과 0번 클래스를 얼음이라고 분류 했을 때에, 가장 잘 구분이 되는 것으로 보이지만, 여전히 여러 픽셀을 통해 유빙들이 연결되어 FFI를 계산하기에 어려움이 있다.

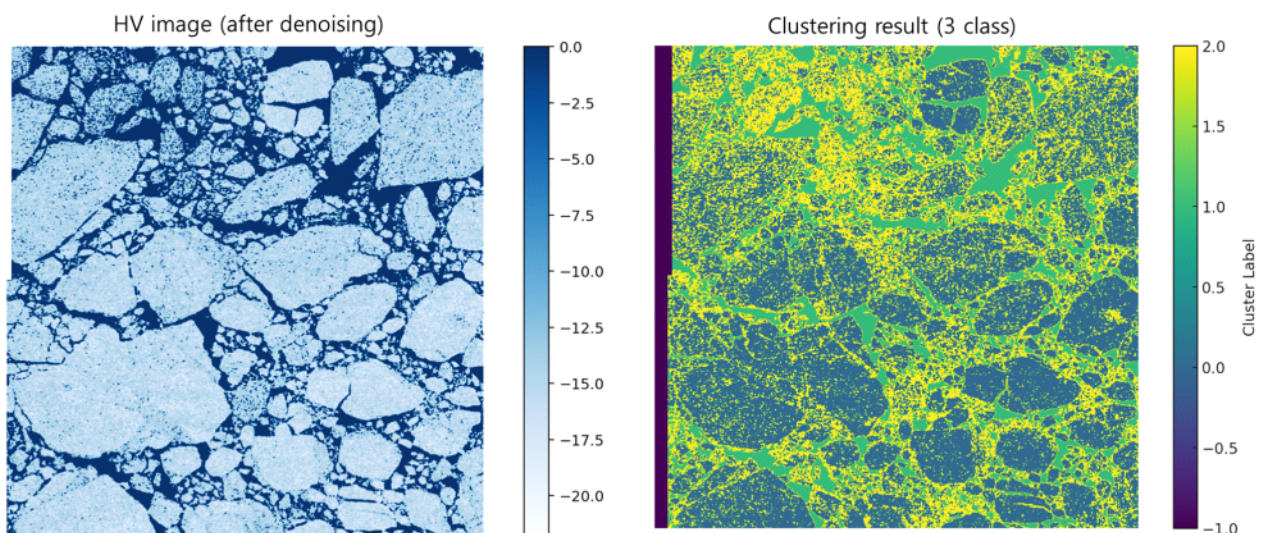


그림 3.5.6. K-means clustering에 사용된 (좌) denoising된 HV 이미지와 (우) K-means clustering의 결과

위와 같은 k-means clustering 결과는 같은 얼음일지라도 SAR 신호에 차이가 존재하기 때문이다 (그림 3.5.7). 특정 임계값을 기준으로 denoising된 SAR 이미지를 0과 1로 이진분류하였을 때, 얼음이 작고 신호가 약한 지역은 유빙에서 상당한 양의 구멍들을 확인할 수 있으며, 그렇지 않은 지역은 상대적으로 깨끗하게 이진화되는 것을 확인할 수 있다. 때문에 얼음이 작고 신호가 약한 지역은 K-means clustering을 수행하였을 때에, 얼음보다는 오히려 물로써 판단이 되는 경우가 발생한다. 따라서, K-means clustering 기법만으로는 SAR 영상 내의 얼음의 객체 분리에는 효과적이지 못한 것으로 판단된다.

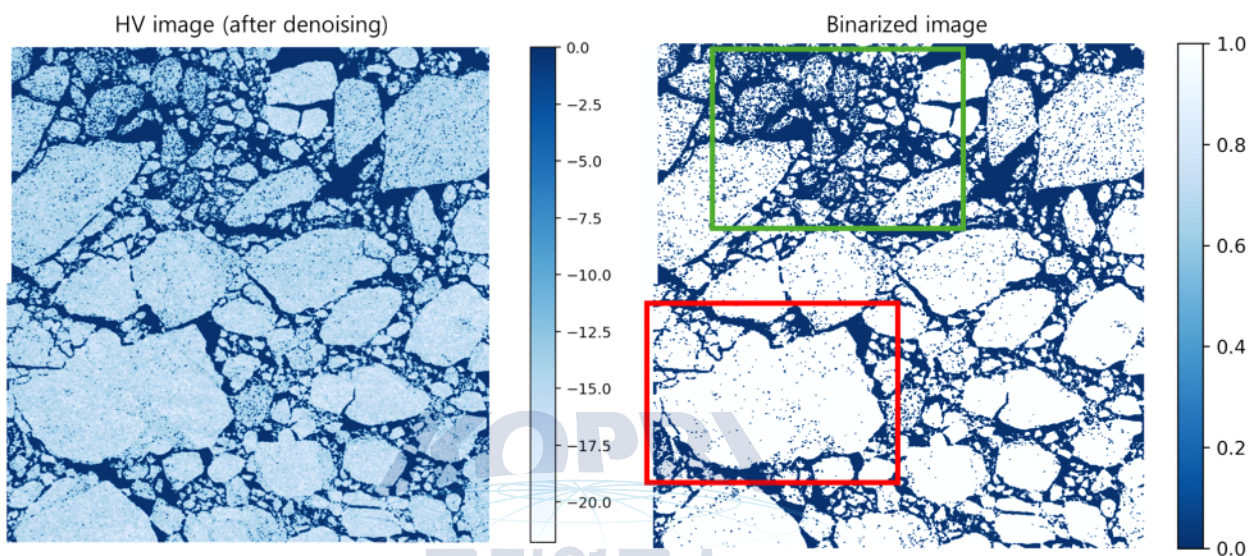


그림 3.5.7. K-means clustering에 사용된 (좌) denoising된 HV 이미지와 (우) 값 -15 기준으로 이진화한 이미지. 초록상자 지역이 상대적으로 얼음의 신호가 약한 지역을, 붉은상자 지역이 상대적으로 얼음의 신호가 강한 지역을 나타냄.

SAR 이미지 내에서 보다 효과적으로 객체분리를 해내기 위해서 morphology 연산을 수행하였다. morphology 연산은 이미지 처리에서 물체의 형태나 구조를 기반으로 변형을 가하는 방법이며, 이진화된 이미지에 적용할 수 있다. 노이즈 제거, 영역확장 또는 축소 등을 수행할 수 있으며, kernel size와 iteration을 변경해가면서 최적화 작업을 수행할 수 있다.

객체를 효과적으로 분리해내기 위해 erosion 연산을 수행하였다. erosion 연산은 물체의 경계를 깎아내는 연산이며, 적은 픽셀들로 연결되어 있는 유빙들을 깎아내는데 효과적으로 작용한다. 또한, 구조 요소의 모양을 사각형, 타원형, 십자형등의 다양한 형태로 구성할 수 있으며, 모든 방향에서 균일하게 침식시키는 사각형 커널 대신 대각선 방향을 덜 침식시키는 십자형 커널을 적용하였다. 최적의 kernel size와 iteration을 얻기 위해 테스트를 수행하였다 (그림 3.5.8, 3.5.9). Kernel size와 iteration을 과도하게 설정할 경우, 깎여나가는 얼음의 양이 많아 FFI가 과대추정될 수 있으며, 계절 해역에 따라서 가장 적합한 kernel size와 iteration이 다른 것을 확인하였다.

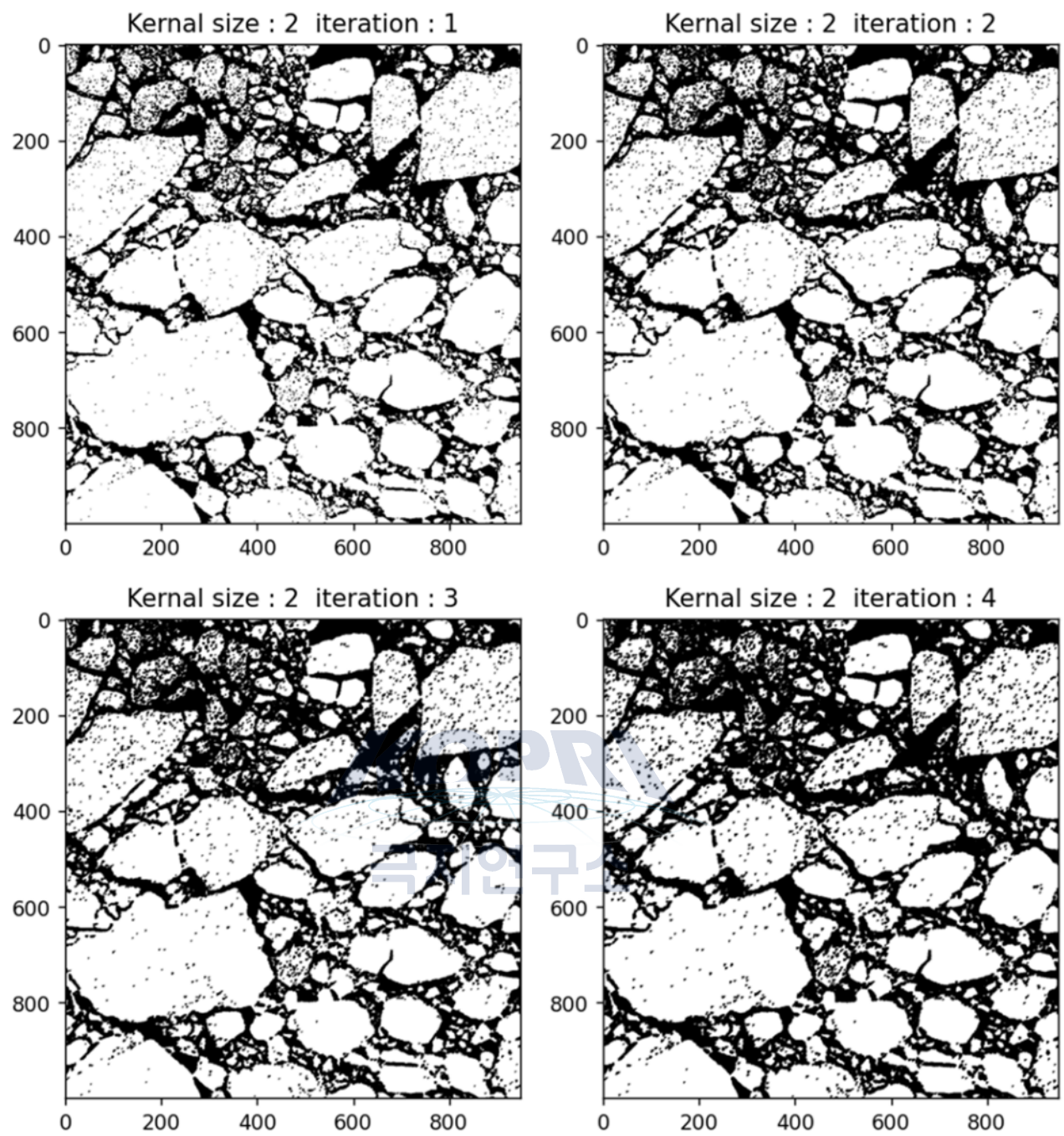


그림 3.5.8. Kernal size를 2로 지정한 erosion 연산 적용 결과

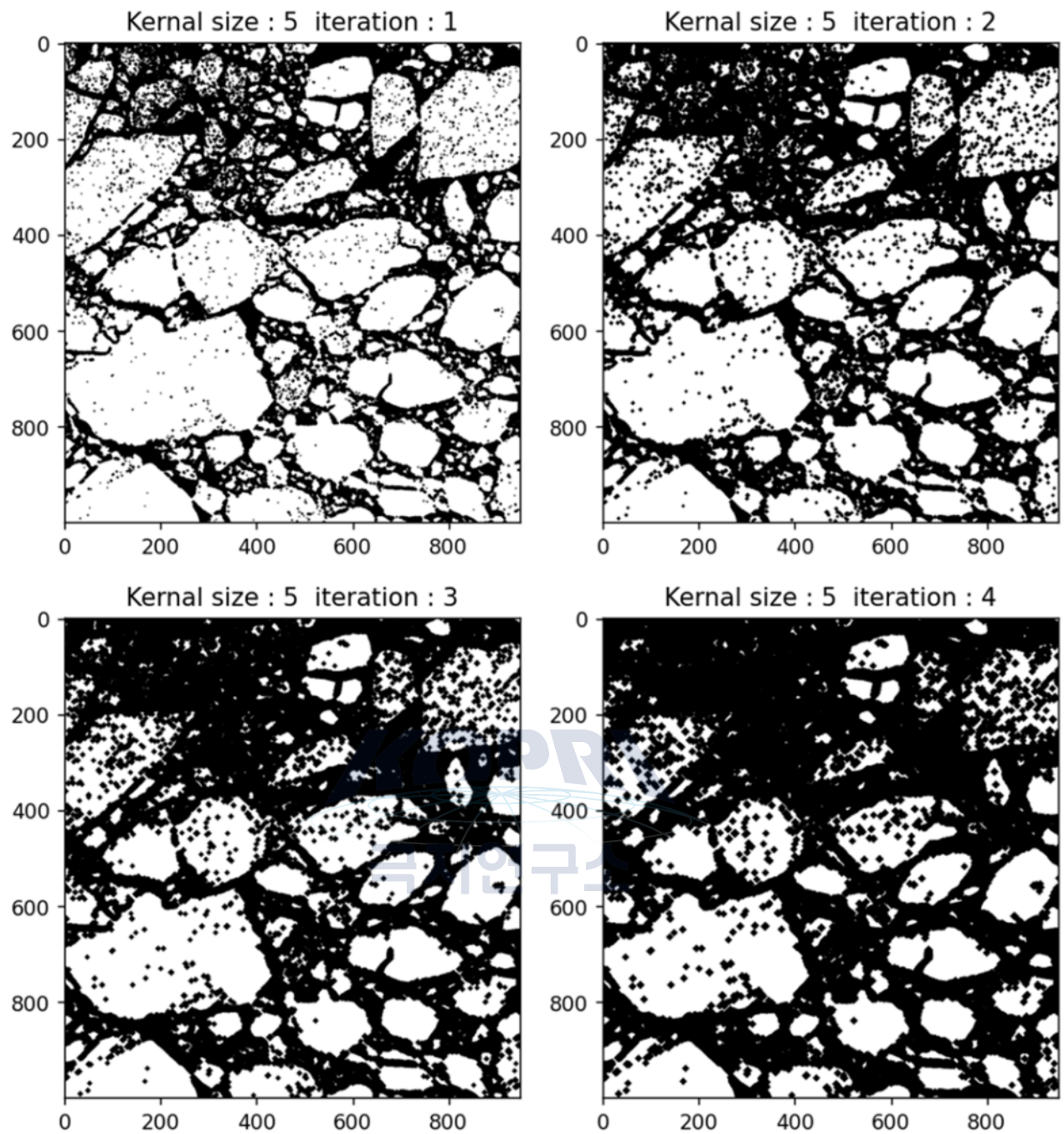


그림 3.5.9. Kernal size를 5로 지정한 erosion 연산 적용 결과

그림 3.5.8의 경우 얼음 객체들이 적절히 분리되고 있으나, 그림 3.5.9는 iteration이 거듭될수록 상당량의 얼음이 사라지는 것을 확인하였다. 때문에 케이스별로 추가 검수 과정을 거쳤으며, 총 16개의 케이스에 대하여 추가 참조자료를 확보하였다 (그림 3.5.10, 3.5.11).

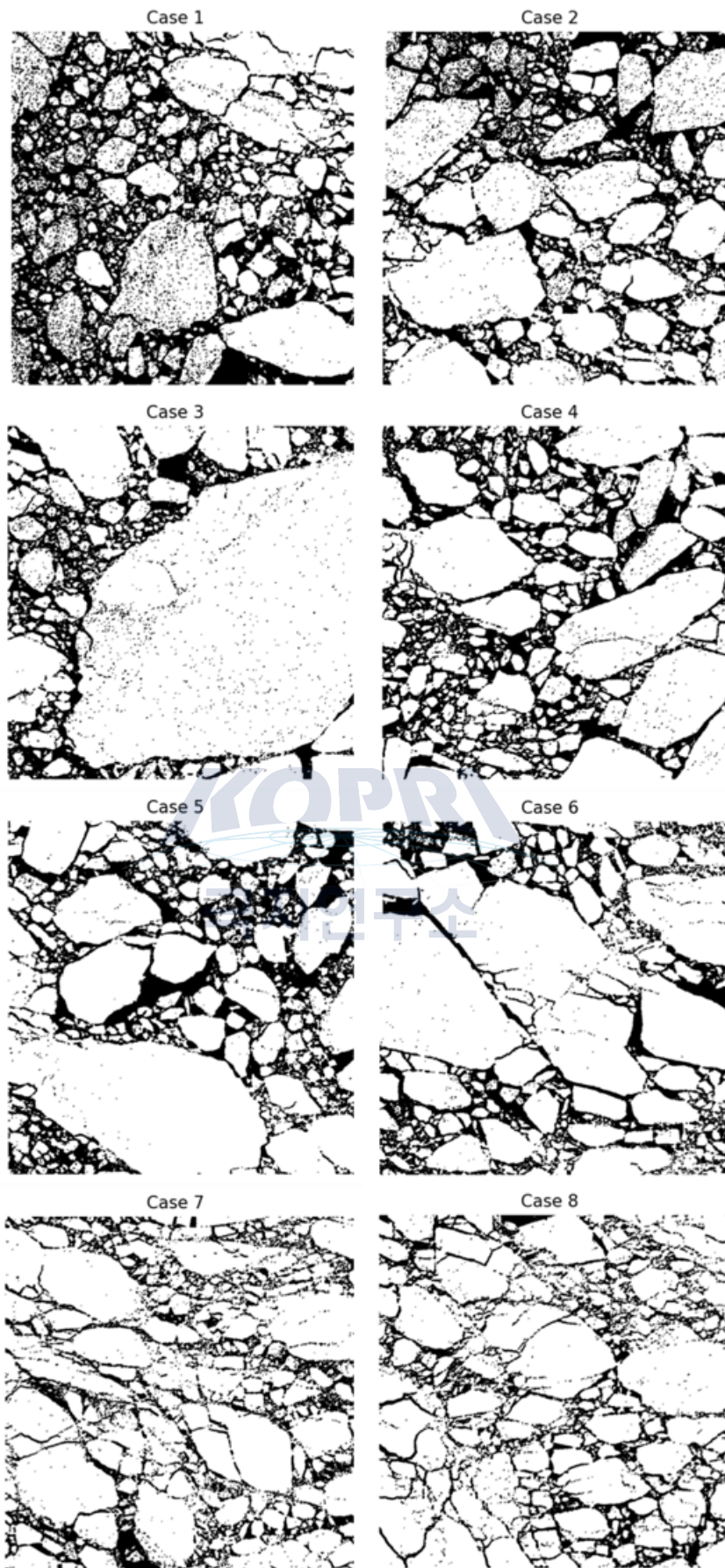


그림 3.5.10. 추가 구축된 FFI 레퍼런스 case 1~8

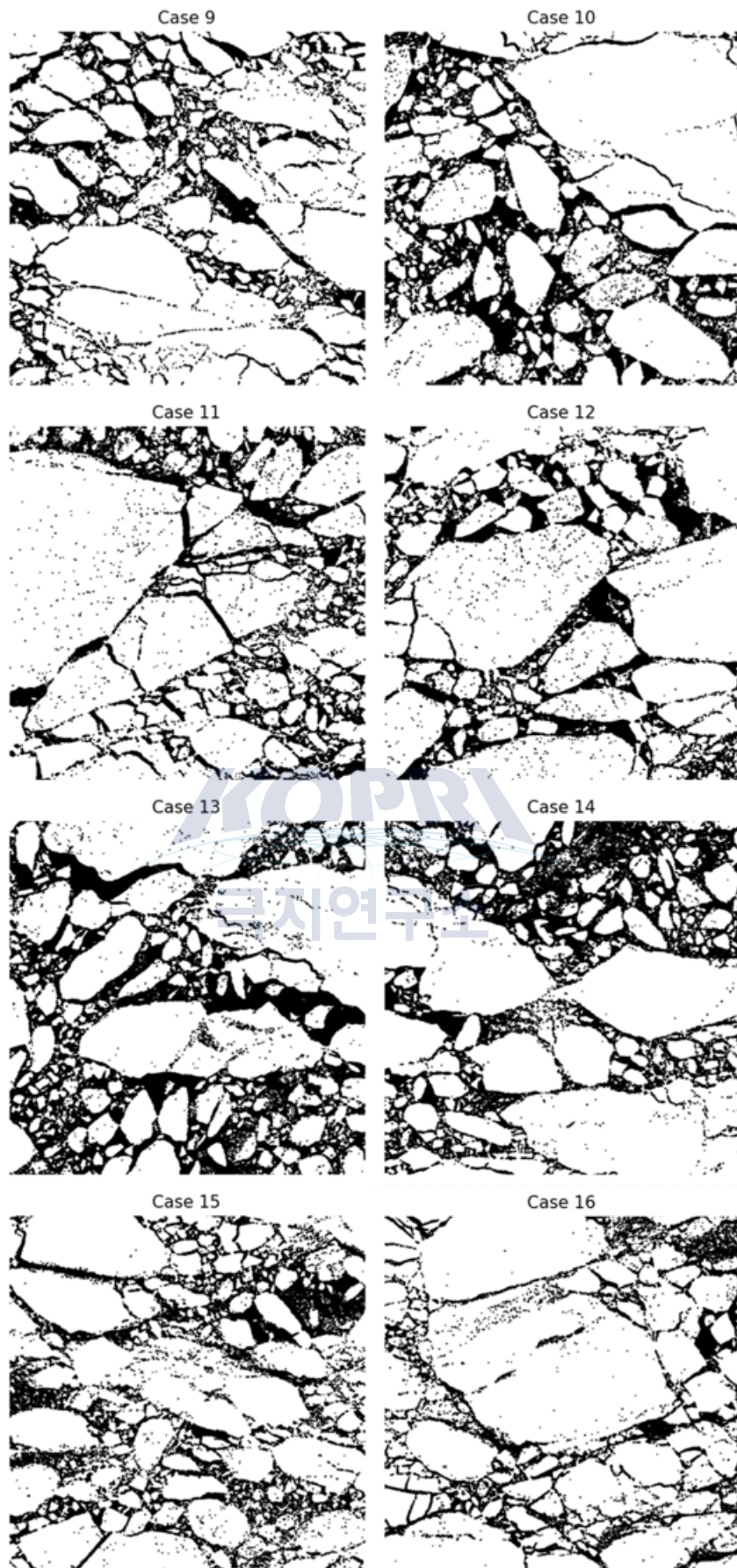


그림 3.5.11. 추가 구축된 FFI 레퍼런스 케이스 9~16

(2) FFI 추정 알고리즘 개선 및 결과 분석

추가된 SAR 기반 FFI 레퍼런스들을 활용하여 1차년도에 개발된 FFI 추정 알고리즘 중 가장 좋은 성능을 보인 스킴을 활용해 (Gradient boosting 모델, PD·PR·GR 변수 사용) FFI를 추정하였다 (그림 3.5.12). 비교군으로 SAR 기반 FFI 레퍼런스 자료를 사용하지 않은 모델을 사용하였다.

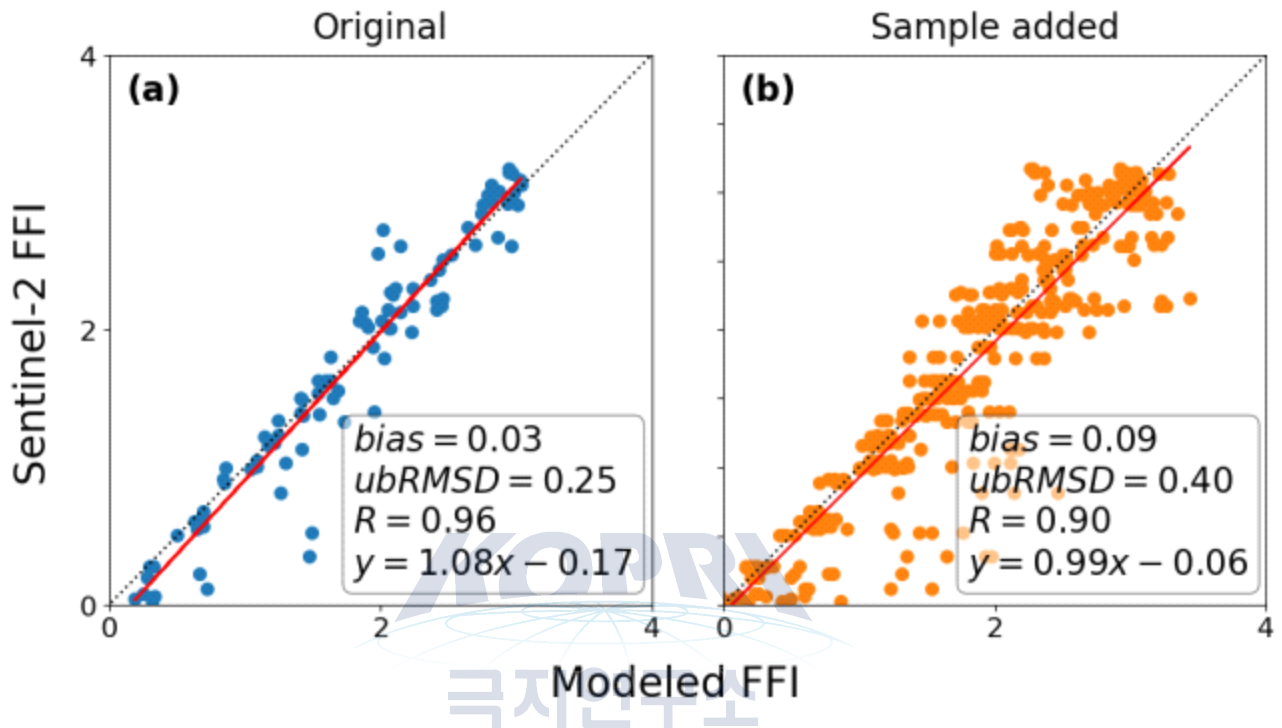


그림 3.5.12 (a) 기존 1차년도 FFI 추정 알고리즘 결과 및 (b) SAR 기반 FFI 레퍼런스가 추가된 FFI 추정 알고리즘의 결과

샘플이 추가된 모델 (S2)가 기존 1차년도의 모델 (S1)에 비해서 bias, ubRMSD, R 측면에서 상대적으로 낮은 성능을 보였다. 하지만, 해당 수치들이 큰 차이를 보이고 있는 것은 아니며, 샘플 수의 추가로 인해 예상된 결과이다. S2는 S1에 비해서 더 넓은 범위의 예측 값 범위를 보이고 있으며, 이는 이전에 비해 샘플의 계절 및 해역이 다양해졌기 때문에 발생한 결과로 판단된다. 상대적으로 낮은 값의 범위에서는 높은 값의 범위에서와 달리 과대추정하는 경향이 있는 것을 확인하였다. 이는 morphology 연산으로 인해 큰 크기의 유빙에 존재하는 meltpond 등이 확장되어 발생한 결과이다.

2) FFI 시공간 패턴 분석

(1) FFI 공간 패턴 세부 분석

FFI는 북극 중심부에서 외곽으로 향할수록 그 값이 높아지는 경향을 나타내며, 주변부에 비해서 FFI가 상대적으로 높다면 더 빨리 녹아 없어진다. 하지만 FFI가 높음에도 불구하고 해빙이 녹아 없어지지 않는 지역이 존재하며, 해당 지역은 북극 중심부와 Laptev 해역 경계에 위

치한다 (그림 3.5.13). 또한 같은 지역 내에서도 여름이 심화될수록 중심부(고위도)에 비해 더 높은 FFI 값을 가지는 가장자리(저위도)가 존재하는 것을 확인했으며, 해당 지역은 Beafort 해역에 위치한다.



그림 3.5.13. FFI 공간 패턴 세부분석을 위한 연구 지역 그림. 붉은 상자는 FFI가 높음에도 불구하고 해빙이 녹아 없어지지 않는 지역, 노란 상자는 다른 지역에 비해 독특한 공간 패턴을 보이는 지역임.

첫번째 사례에 대해 MODIS 광학 영상도 함께 활용하여 세부 분석을 수행하였다 (그림 3.5.14). 2020년 6월 15일 기준 FFI의 공간분포는 그림의 중간지역에서 주변지역에 비해 상대적

으로 높은 값을 보이고 있으며, MODIS 영상 상에서도 상당히 파편화 되어 있는 것을 확인하였다. 하지만 약 한 달 후인 7월 8일 기준으로 높은 값의 분포를 보였던 중앙지역에 비해 주변부의 FFI가 더 높은 값을 보였으며, 8월 4일에는 다시 중심지역의 FFI가 상승하며 주변부의 해빙이 녹아 사라졌다. 이러한 공간 패턴이 나타내는 이유를 분석하기 위해 북극지역 해류와 관련된 선행연구를 확인하였다 (그림 3.5.15). Zhang et al., (2022)는 여름철 북극에서 Dipole Anomaly (DA), Central Arctic Index (CAI), Beaufort High (BA)가 극단적인 음의 위상을 갖고 있을 때 (표준편차가 1보다 클 때), Transpolar Drift Stream (TDS)가 상대적으로 약해지는 것을 확인하였다. TDS가 상대적으로 약해짐에 따라서 해빙의 움직임이 Fram strait으로 빠져나가는 방향이 아닌 반시계 방향으로 움직이는 것을 확인하였다. 음의 위상을 갖는 AO가 이를 약화시킬 수 있지만, Wu et al., (2006)이 이 지역에서의 TDS에 따른 해빙의 이동은 AO 보다 DA에 의해서 설명될 수 있음을 밝힘. DA는 이 지역에서 강력한 남북풍을 유도하며, 이에 따라 북극 중심부에서 외곽지역으로의 해빙의 움직임이 발생할 수 있다. 때문에, 그림 3.64 기준으로 왼쪽에서 오른쪽으로 해빙이 계속해서 움직이고 있으며, 이에 따라 높은 FFI값을 보임에도 불구하고, 먼저 녹지 않고 얼음이 남아있는 것을 확인하였다.

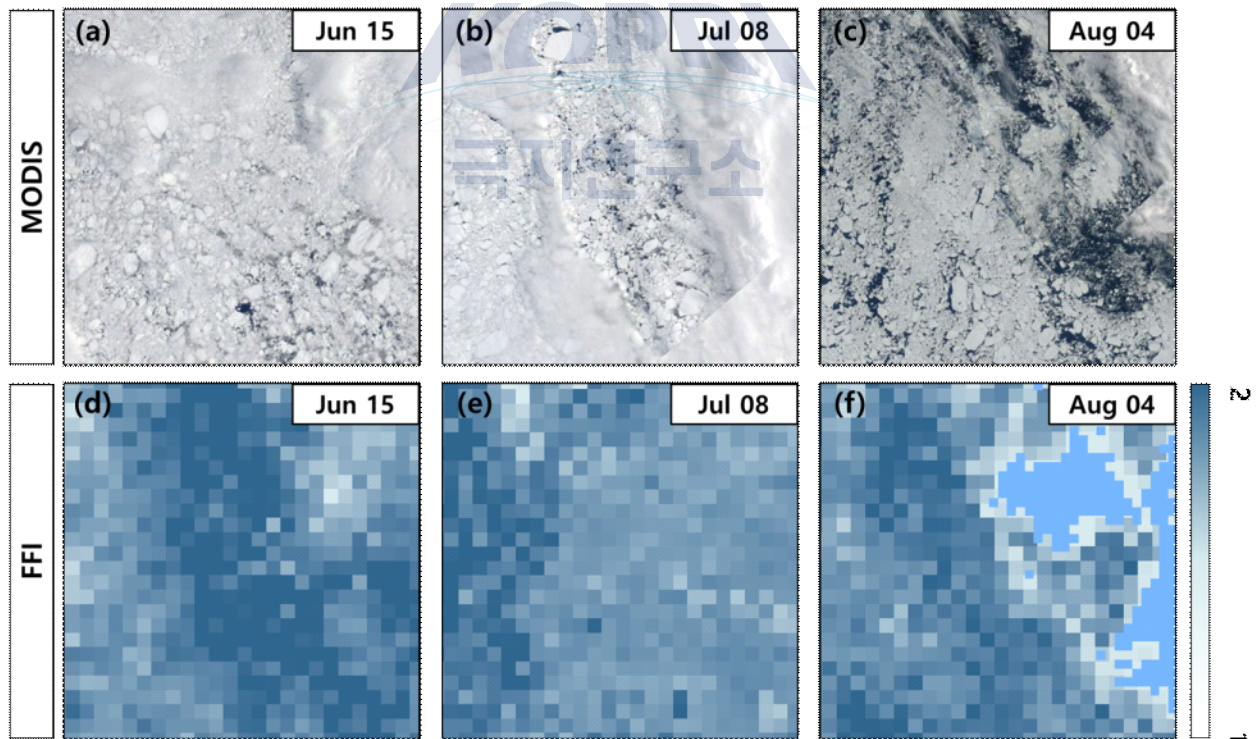


그림 3.5.14. FFI가 높음에도 불구하고 얼음이 먼저 녹아 없어지지 않는 지역에 대한 시계열 변화 그림. 왼쪽부터 2020년 6월 15일, 7월 8일, 8월 4일의 그림들임. 위의 영상들은 해당 날짜의 MODIS 영상이며, 아래의 그림은 해당 날짜의 FFI 공간 분포임.

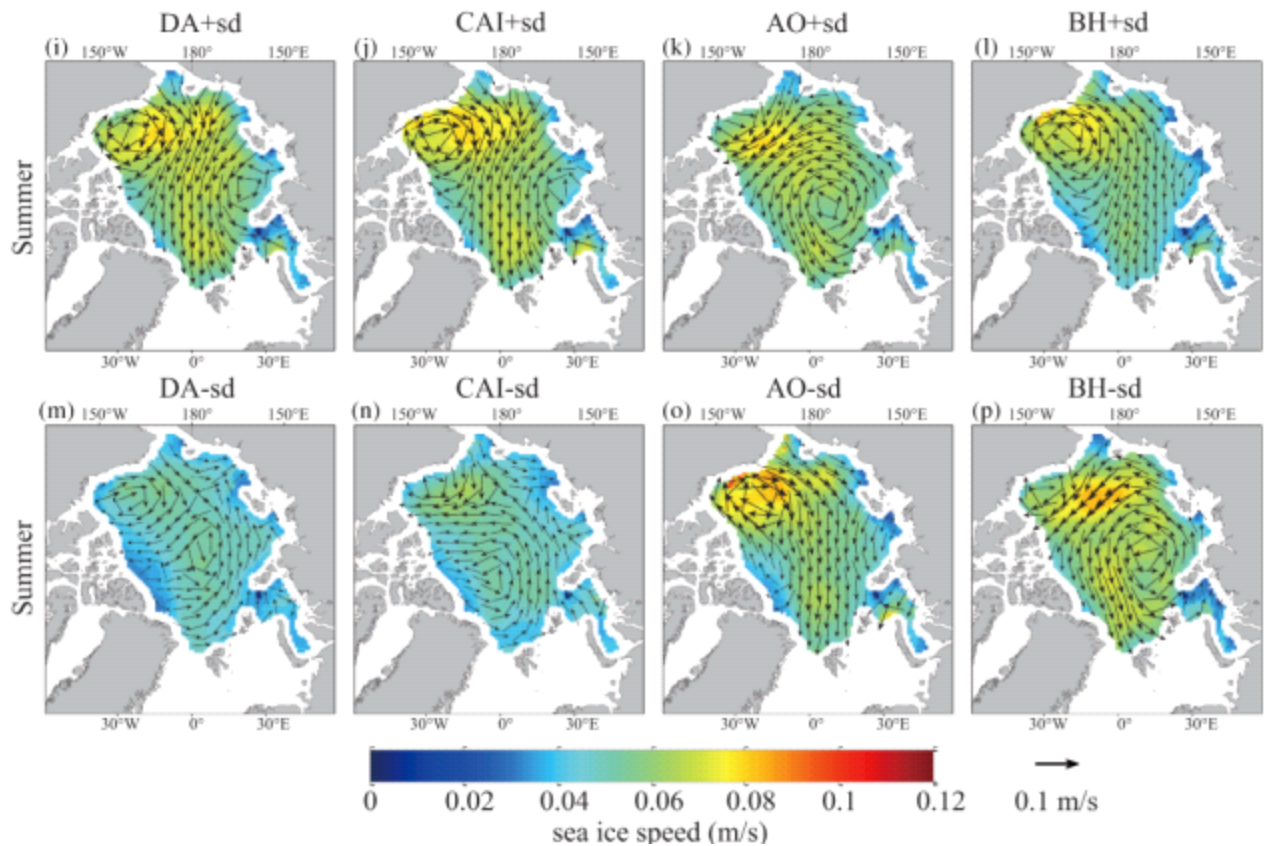


그림 3.5.15. 네 가지 대기순환 패턴 dipole anomaly (DA), central arctic index (CAI), arctic oscillation (AO), Beaufort high (BA)의 양, 음 위상에 따른 해빙의 이동 합성장 그림. (Zhang et al., 2022)

두 번째 사례에 대해서는 2020년 4월부터 9월까지의 공간패턴을 분석하였다 (그림 3.5.16). 해당 지역은 Beaufort gyre가 매우 큰 영향을 끼치는 지역이며, 1년 내내 해류를 따라 시계 방향으로 해빙이 이동한다. Timmermans et al., (2023)은 북극 Beaufort 해역의 gyre에 따른 물리량의 공간패턴을 분석하였으며, 특히 wind stress, ice drift speed, ocean geostrophic flow가 움직이는 방향이 FFI가 변화하는 모습과 유사하다 (그림 3.5.17). Dynamic ocean topography가 높은 지역을 중심으로 해류가 회전하며 흐르며, 중심에서의 FFI는 낮은 값을 유지하는 반면, ice drift speed가 빠른 지역부터 얼음이 녹아 없어지는 것을 확인할 수 있다. 하지만 실제 해빙이 해당 방향으로 이동하며 녹아 없어지는 지에 대해서는 광학위성을 취득할 수 없어 시각적으로 확인이 불가능하기 때문에, 다른 간접적인 검증 방법을 통해 추가 검증할 필요가 있다.

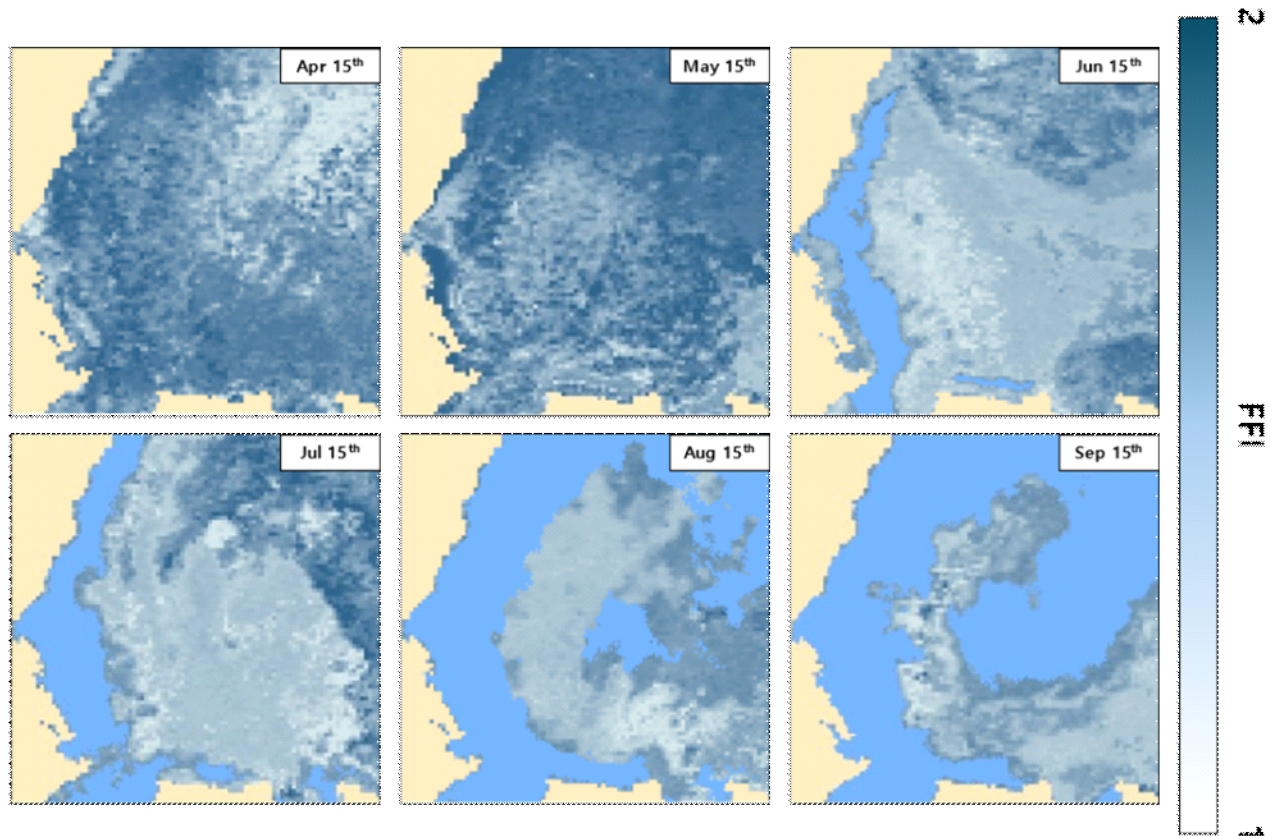


그림 3.5.16. 2020년 4월부터 9월까지 Beaufort 해역의 FFI 공간 패턴 변화 그림. 소용돌이 모양으로 변화하고 있음.

극지연구소

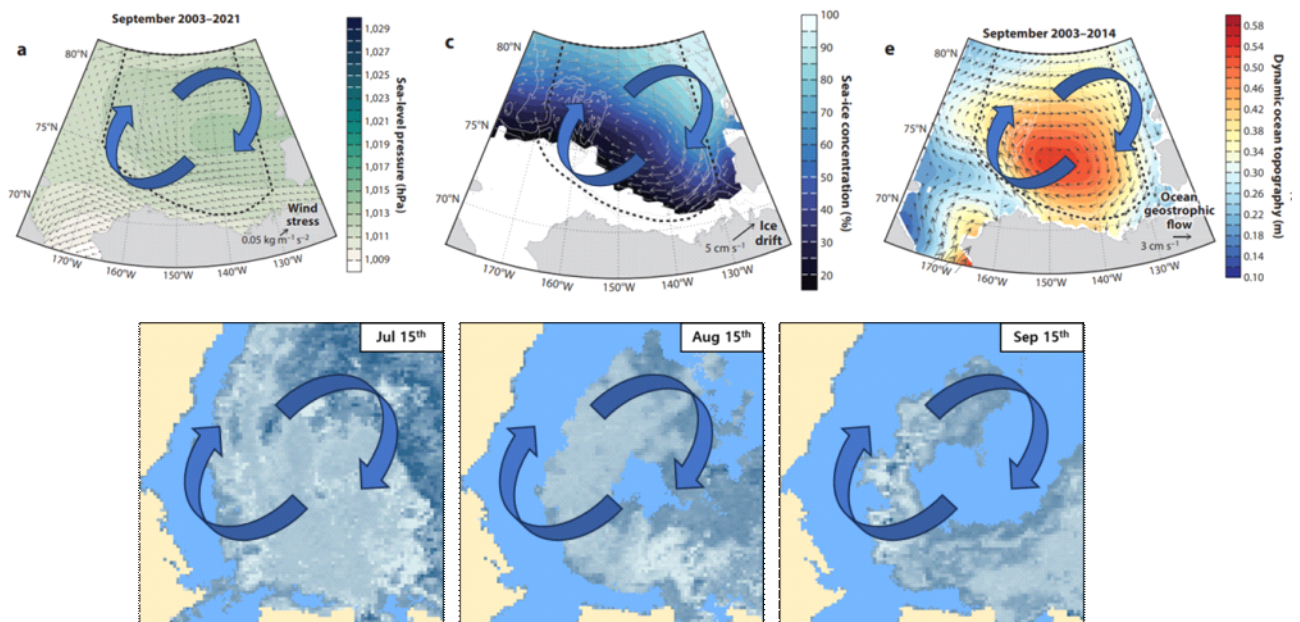


그림 3.5.17. 2003년부터 2021년까지 9월 Beaufort 해역에서의 wind stress, ice drift speed, ocean geostrophic flow 평균 패턴. 시계방향으로 회전하고 있으며, 공간 패턴이 해당 지역의 FFI 공간패턴과 유사한 모습을 나타내고 있음. (Timmermans et al., 2023)

(2) FFI 연도별 패턴 세부 분석

얼음이 녹기 시작하는 6월에 대하여 2018년부터 2021년까지 월평균 FFI가 어떻게 변화하는지에 대해 분석하였다 (그림 3.5.18). 연도별로 작은 폭이지만 북극 전체에 대한 FFI 값이 증가하고 있으며, 해역별로 연도별 공간패턴이 상이한 것을 확인하였다. 북극 중심부에 비해서 외곽지역의 FFI 값의 변화가 두드러지며, 해역별로 FFI의 변화가 어느 정도의 수준인지 확인하기 위해서 연도별 이전 년도 대비 FFI 변화 지도를 작성하였다 (그림 3.5.19). 2018년에 비해서 2019년은 북극 전반에 대해서 FFI가 상승하는 것을 확인하였다. National Snow and Ice Data Center (NSIDC)에서 매년 발행하는 Arctic report 2019에 따르면, 2019년은 1985년 이후로 해빙의 평균 나이가 가장 어린 해로 기록된 바가 있으며, 해빙의 나이가 어리면 비교적 쉽게 파편화될 수 있는 점이 FFI 인자에 반영된 것으로 판단된다. Arctic report 2020에 따르면 직전 가을에서 겨울철 즉 2019년 12월부터 2020년 5월이 상대적으로 추운 기온이었으며, 이에 따라 2019년에서 확인된 변화에 비해 그 정도가 작은 것으로 판단된다. 다만, 상대적으로 중심부에서 FFI 값이 작지만 증가하는 모습을 보였기 때문에, 이에 대한 추가분석이 필요하다. Arctic report 2021은 Fram strait으로 빠져나가는 해역에서의 해빙이 예년에 비해 1m 이상의 두께가 감소된 것으로 보고하였다. 해당 해역의 해빙들은 대부분 초년빙으로 구성되어 있으며, 그 두께가 평상시보다 훨씬 얇아 쉽게 깨져 FFI 변화가 크게 나타난 것으로 판단된다.



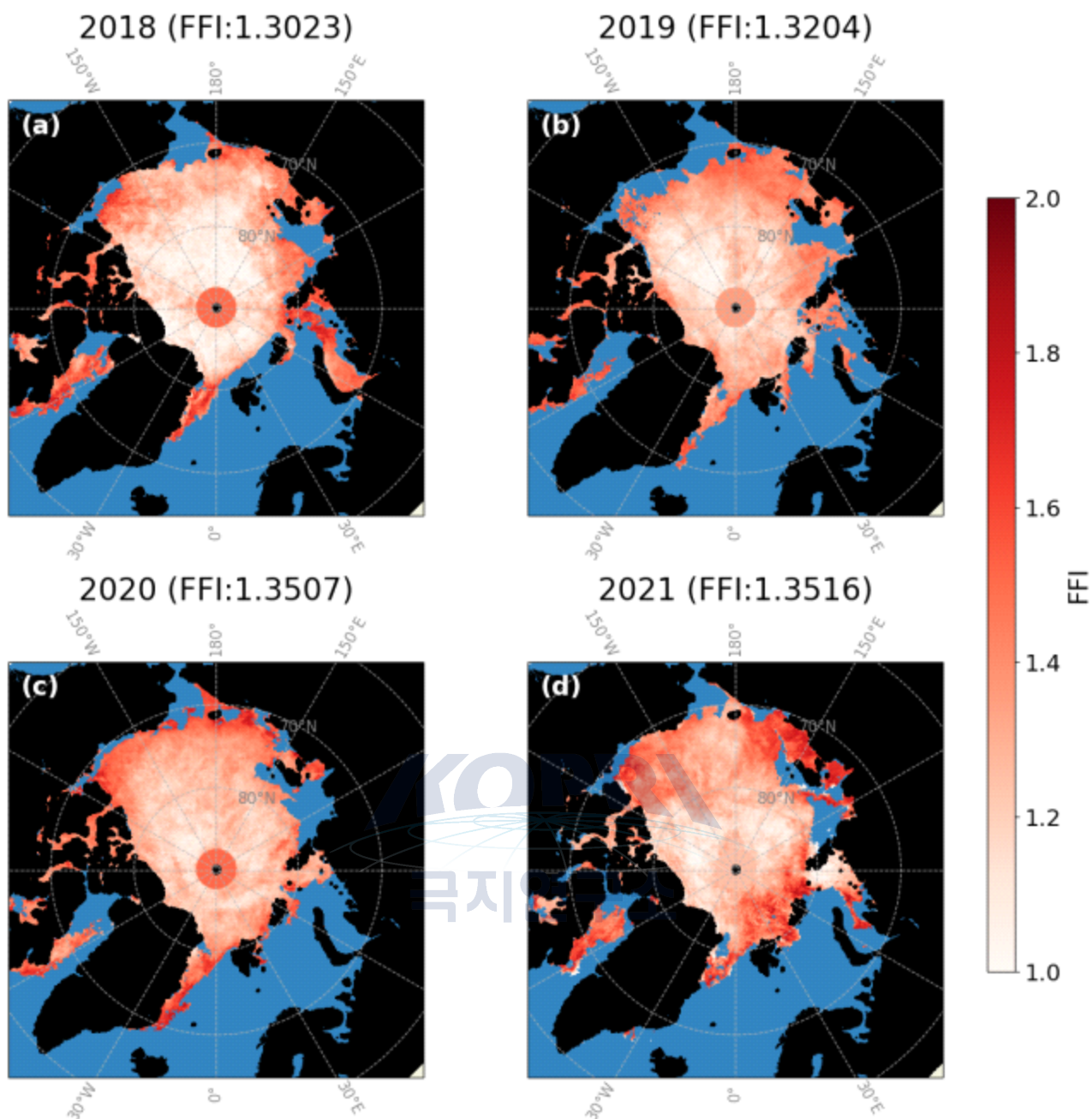


그림 3.5.18. 북극 전체지역에 대한 연도별 6월 평균 FFI 지도. 연도가 지남에 따라 작은 폭이지만 FFI 값이 전체적으로 증가하고 있으며, 특히 가장자리의 변화가 두드러지게 나타남.

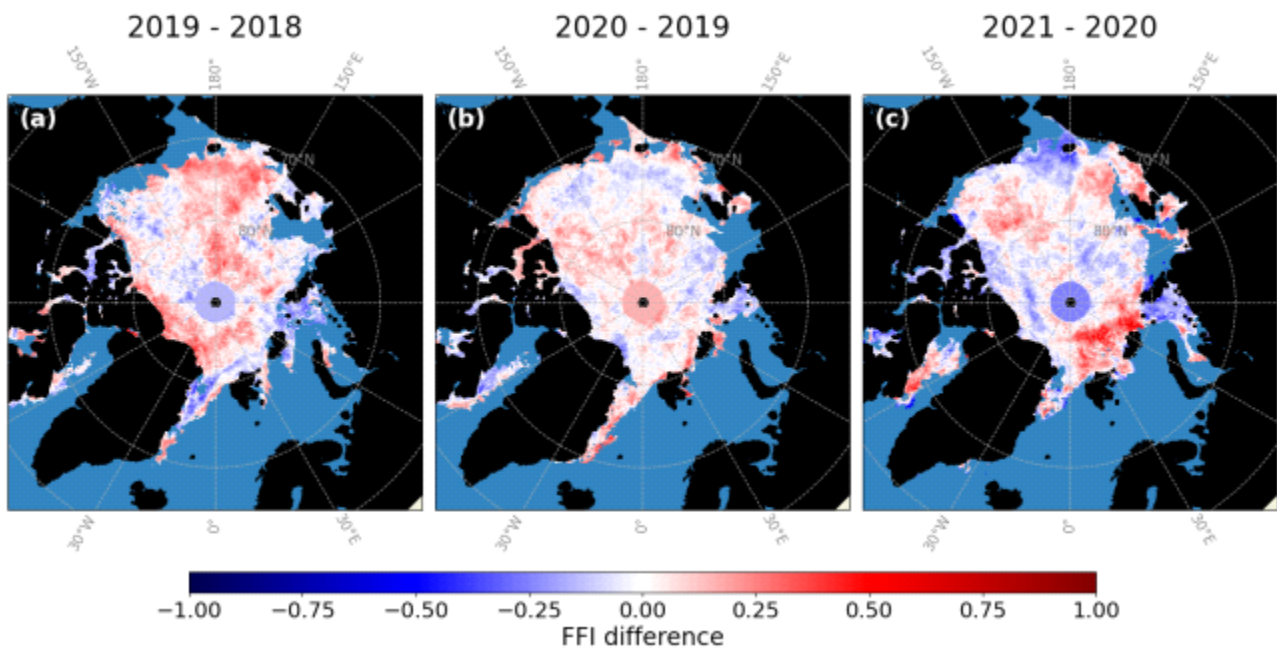


그림 3.5.19. FFI 변화 지도 그림. (a) 2019년과 2018년의 차이, (b) 2020년과 2019년의 차이, (c) 2021년과 2020년의 차이.

제 6 절 FFI와 해빙인자 간의 상관성 분석

연 구 내 용	연 구 결 과
FFI와 해빙인자 간의 계절별 상관성 분석	FFI와 해빙인자 간의 시계열 상관성 분석
FFI와 해빙인자 간의 해역별 상관성 분석	북극항로를 비롯한 여러 해역에서의 FFI와 해빙인자 간의 상관성 분석
FFI를 활용한 해빙인자 변화 예측 모델링 수행	FFI를 활용한 해빙인자 변화 예측 모델링 수행
FFI를 활용한 해빙인자 변화 예측 영향 분석	FFI가 사용된 모델과 사용되지 않은 모델 간의 비교분석

1) FFI 추정 알고리즘 업데이트 및 해빙인자와의 시공간 상관성 분석

일반적으로 수동마이크로파 센서의 PD, PR 및 GR 값들은 SIC를 산출하는 데에 있어 매우 중요한 요소로 작용한다. AMSR2의 채널들은 open water와 FYI, MYI를 잘 구분해낼 수 있으며, 이는 6GHz부터 89GHz 모두 마찬가지이다 (그림 3.6.1). 그중에서도 89GHz 채널은 가장 고 해상도 (3km x 5km)이기 때문에 고해상도의 SIC를 산출해 내는 데에 있어서 매우 중요한 채널이며, FFI 추정 알고리즘에서도 활용되었다.

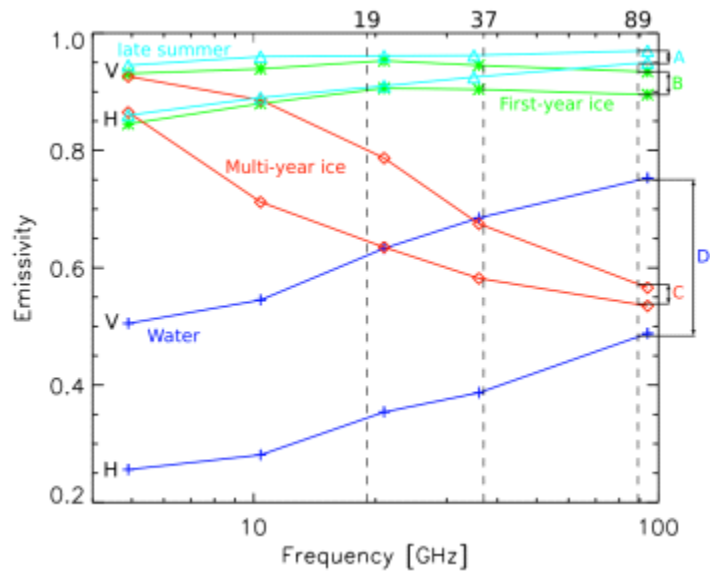


그림 3.6.1. 수동 마이크로파의 주파수에 따른 water, FYI, MYI 에서의 Emmissivity 그림 (Spreen et al., 2008)

하지만 89GHz 채널의 변수들은 수동 마이크로파 기반의 자료임에도 불구하고, 수증기를 다량으로 함유하고 있는 두꺼운 구름 및 대기에 영향을 받을 수 있다 (Comiso et al., 2003; Spreen et al., 2008; Junshen et al., 2018). 실제로 구름이 매우 두껍게 존재하는 날의 89GHz 채널의 밝기온도 값은 편광의 방향에 상관 없이 이상한 공간 패턴을 갖는 것을 확인하였다 (그림 3.6.2). 따라서 89GHz 채널 관련 변수가 사용되는 모델과 그렇지 않은 모델을 비교 분석하기로 하였다.

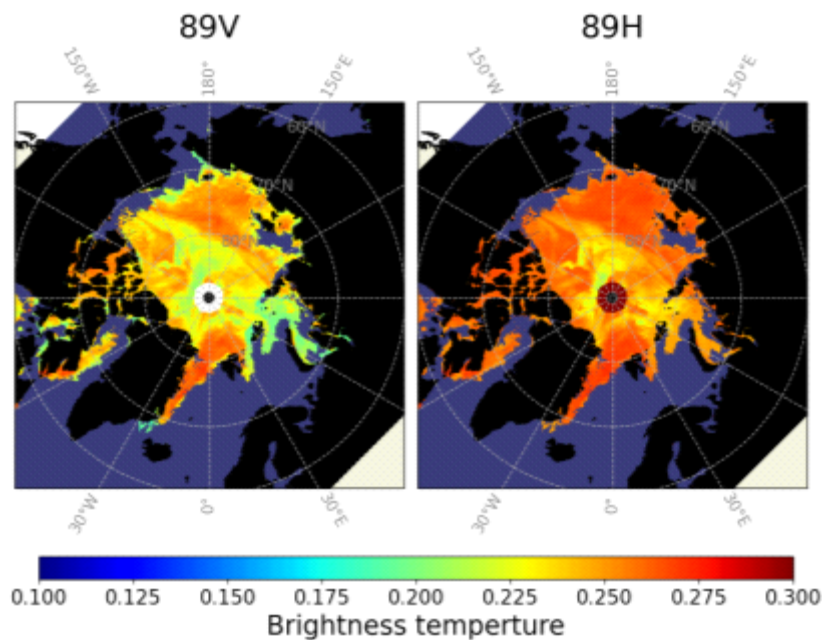


그림 3.6.2. 두꺼운 구름이 존재하는 상황에서의 AMSR2 89GHz 채널의 밝기온도 값

FFI 참조자료를 활용한 모델링 결과, 89GHz 채널이 사용된 변수가 존재하는 모델과 그렇지 않은 모델 간의 차이가 유의미하지 않다 (그림 3.6.3). 하지만 이는 구름이 존재하지 않는 청천에서의 샘플을 활용한 모델의 결과이기 때문에 구름이 짙게 낀 날의 mapping 결과를 통해 추가 분석해야 할 필요가 있다.

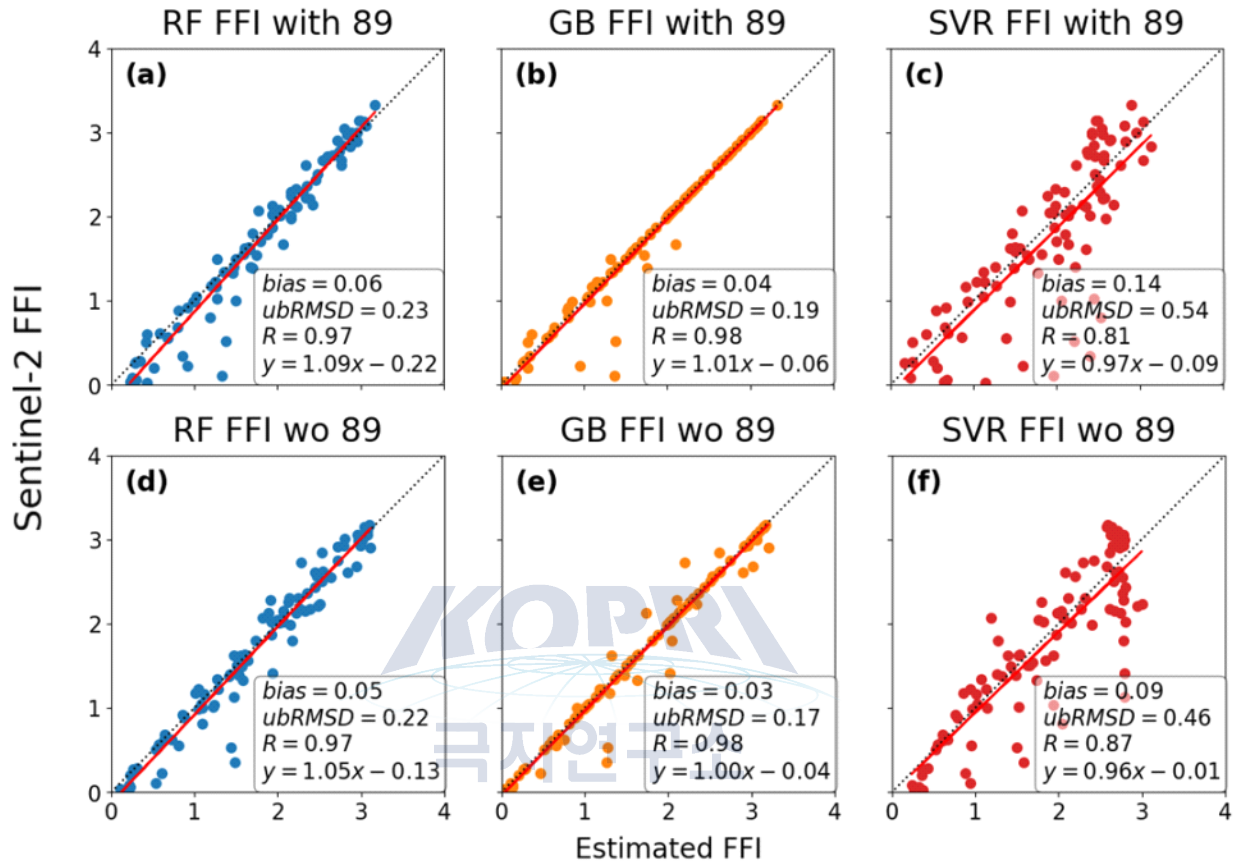


그림 3.6.3. 89GHz 채널을 사용한 변수가 활용된 모델 (위) 및 활용되지 않은 모델 (아래)간의 훈련 결과 비교 그림. Random forest (a, d), Gradient boosting (b, e), Support vector regression (c, f) 간의 비교임.

2019년 내에서 가장 큰 SIE를 보인 1월 23일과 가장 작은 SIE를 보인 9월 28일에서의 두 모델의 차이를 확인하였다 (그림 3.6.4). 겨울철에서, 89GHz의 변수가 없는 모델에서 MYI와 FYI 간의 구분이 보다 뚜렷한 것을 확인할 수 있다. 뿐만 아니라 sea ice age 자료와 비교하였을 때, FFI가 낮은 지역과 sea ice age가 높은 지역이 상응하는 것을 확인할 수 있으며, 이는 89GHz 채널의 변수가 없는 모델에서 더 뚜렷하게 나타났다 (그림 3.6.5).

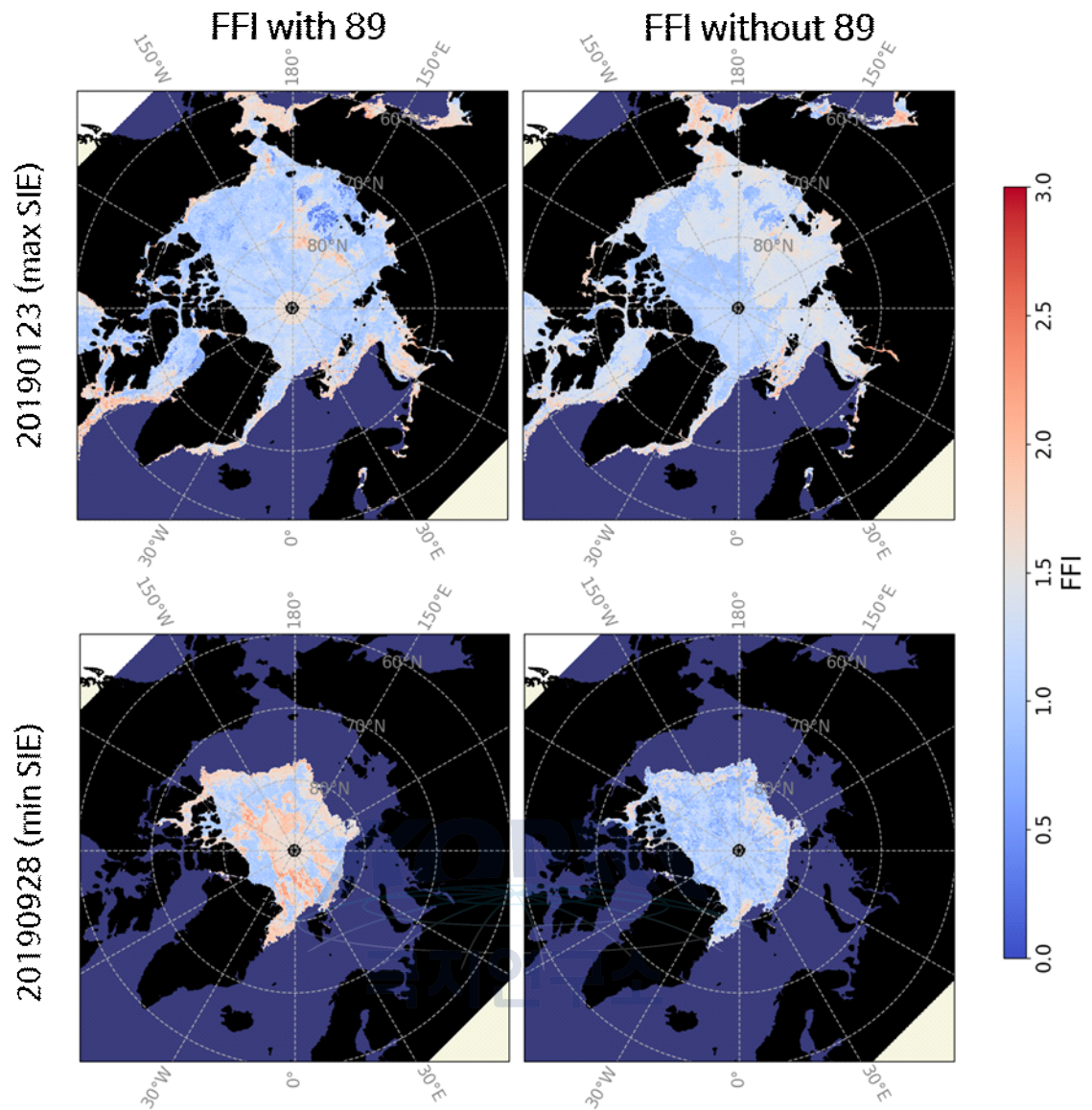


그림 3.6.4. 2019년의 SIE가 가장 큰 날 (위)과 가장 작은 날 (아래)에서의 89GHz 채널의 변수가 사용된 모델 (왼쪽)과 그렇지 않은 모델 (오른쪽)의 그림

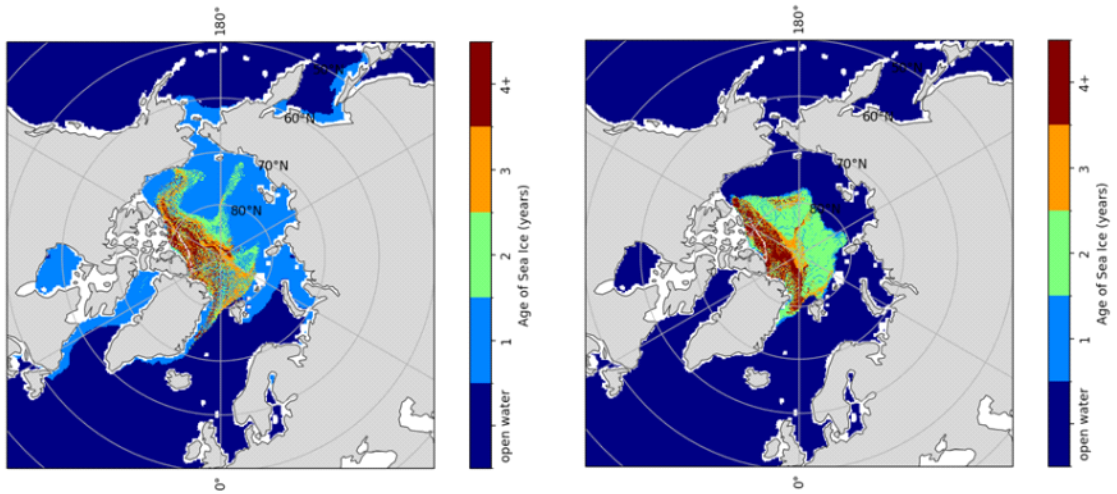


그림 3.6.5. 2019년의 SIE가 가장 큰 날 (왼쪽)과 가장 작은 날 (오른쪽)에서의 sea ice age.

또한 2019년 6월 전체 북극 지역의 평균 FFI와 2019년의 minimum SIE를 비교해 보았을 때, minimum SIE 바깥의 해역에서의 FFI의 값이 minimum SIE 내부의 FFI의 값에 비해서 상당히 큰 것을 확인할 수 있다 (그림 3.6.6). 또한 이러한 FFI의 값의 대비는 89GHz 채널의 변수가 사용된 모델에 비해서 그렇지 않은 모델에서 더 잘 드러나는 것을 확인하였다.

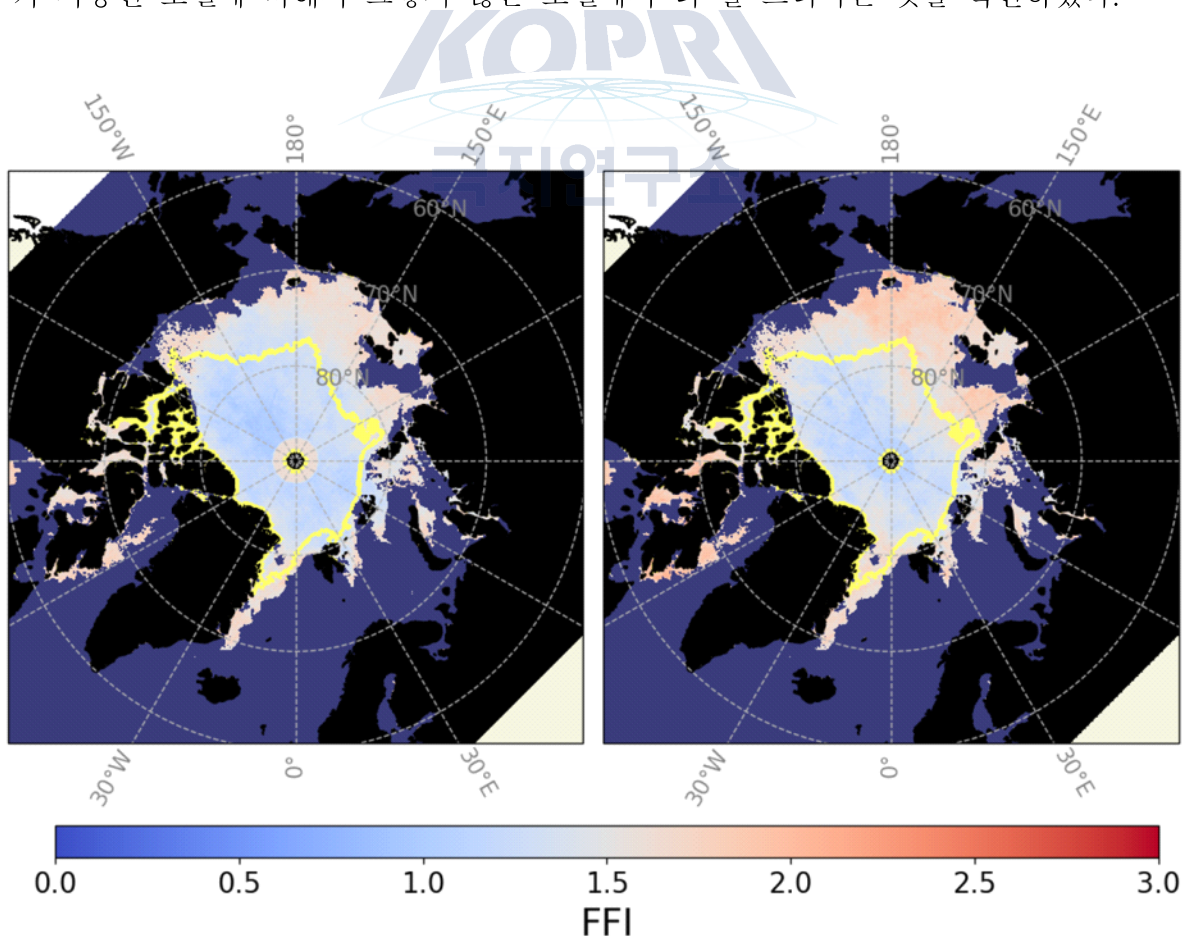


그림 3.6.6. 2019년 6월의 평균 FFI. AMSR2의 89GHz 채널의 변수가 사용된 모델 (왼쪽)과 사용되지 않은 모델 (오른쪽) 결과

1) FFI 활용 SIC 예측 가능성 테스트

FFI를 활용하여 SIC를 예측하기 위한 딥러닝 모델로 SimVP (Simpler yet Better Video Prediction) 모델을 채택하였다. SimVP는 비디오 예측 문제를 효율적으로 해결하기 위해 제안된 딥러닝 기반 시공간 예측 모델로, 과거 프레임들에 내재된 시간적 변화를 학습하여 미래 프레임을 생성하는 것을 목표로 한다. 모델 구조는 크게 공간 특징을 추출하는 Spatial Encoder, 시간적 패턴을 변환하는 Translator, 그리고 예측 프레임을 복원하는 Spatial Decoder의 3단 구성으로 이해할 수 있다. 먼저 Spatial Encoder는 각 시점의 입력 프레임에서 공간적 패턴(텍스처, 경계, 구조적 분포 등)을 압축 표현으로 변환하고, 이어지는 Translator는 인코딩된 특징 시퀀스를 대상으로 시간 축에서의 변화와 의존성을 학습해 미래 시점의 특징으로 변환한다. 마지막으로 Spatial Decoder는 변환된 특징을 원래 영상 도메인으로 복원하여 최종 예측 프레임을 산출한다. 이러한 분리형 설계는 공간 처리와 시간 처리의 역할을 명확히 구분함으로써 학습 안정성과 계산 효율을 동시에 확보하는 장점이 있다. 또한 기본 SimVP의 번역기 구성에서 한 단계 더 나아가, Unet 계열의 단순 합성곱 기반 모듈 대신 gSTA (gated spatiotemporal attention) 모듈을 적용하면, 시공간 특징 간 상호작용을 선택적으로 강조하면서 보다 정교한 시계열 패턴 학습이 가능해진다 (그림 3.6.7). 결과적으로 SimVP는 단순한 구조 대비 높은 예측 성능을 목표로 하며, 입력 변수 구성에 따라 모델이 학습하는 물리적 정보의 범위가 달라질 수 있으므로, 예를 들어 FFI를 입력으로 포함한 경우와 포함하지 않은 경우를 비교함으로써 해당 정보가 예측 성능과 오차 특성에 미치는 영향을 체계적으로 분석할 수 있다(Tan et al., 2022).

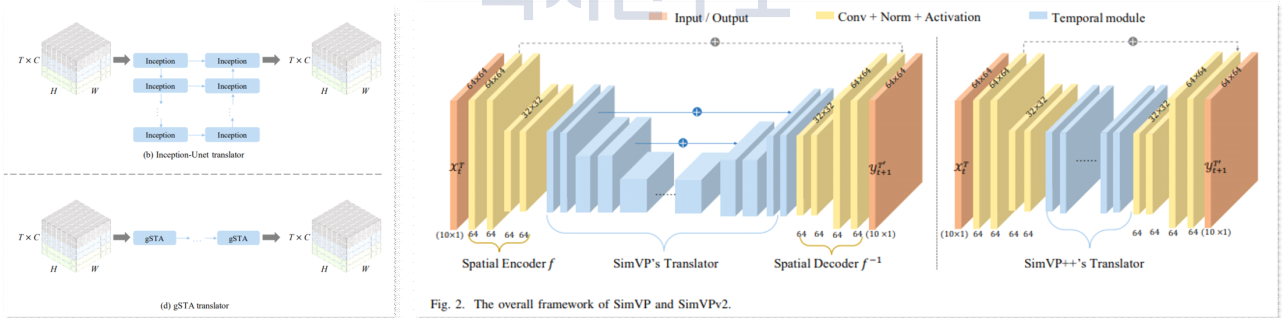


Fig. 2. The overall framework of SimVP and SimVPv2.

그림 3.6.7 SimVP (Simpler yet Better Video Prediction) 모델 및 gSTA (gated spatiotemporal attention) 모듈의 구조 (Ten et al., 2022)

예측 결과를 비교하면, FFI를 사용한 모델이 그렇지 않은 모델보다 전반적으로 더 안정적인 성능을 보인다. 먼저 2023년 4월 셋째 주 사례에서 Ground truth와 예측 영상을 나란히 보면, 빨간 박스로 표시된 해빙 외곽 영역에서 차이가 두드러진다 (그림 3.6.8). FFI를 사용한 모델은 해빙 경계의 형태와 외곽 분포를 더 자연스럽게 따라가며 세부 구조가 상대적으로 덜 몽개진 형태로 재현된다. 반면, FFI를 사용하지 않은 모델은 경계가 단순화되거나 일부 영역에서 과대·과소 예측이 나타난다.

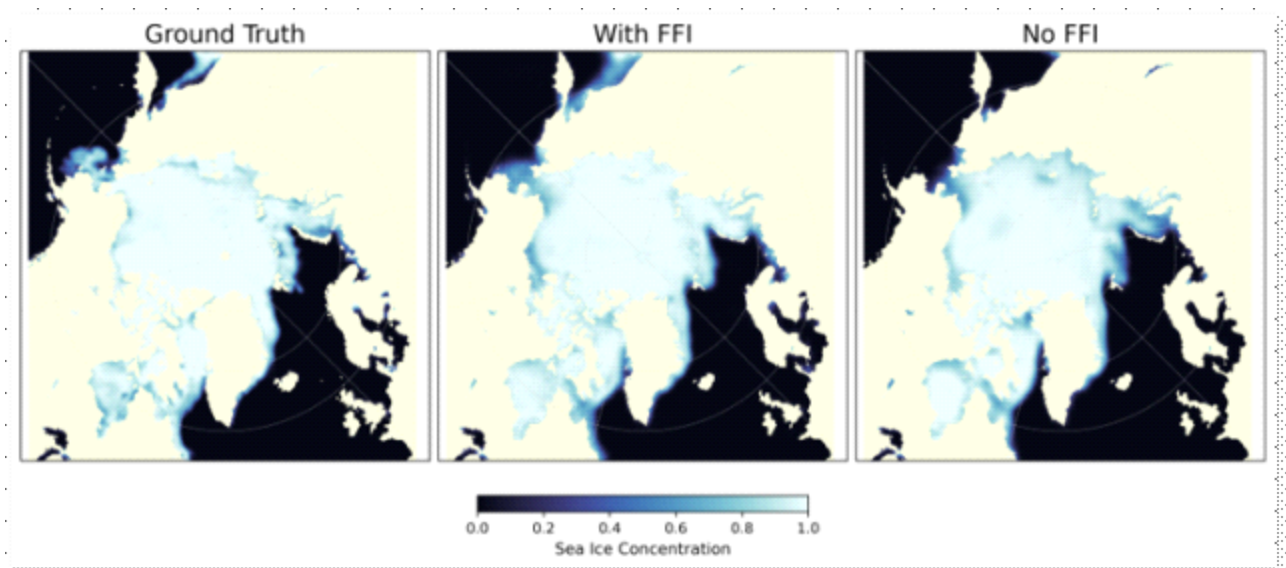


그림 3.6.8 2023년 4월 셋째주의 SIC 예측 결과. 각각 NSIDC SIC 자료 (좌측), FFI를 사용한 모델 결과(중간), FFI를 사용하지 않은 모델 결과 (우측)를 나타냄.

이러한 경향은 우측의 lead time별 성능 곡선에서도 동일하게 확인된다 (그림 3.6.9). MAE 결과를 보면, 대부분의 리드타임 구간에서 FFI를 사용한 모델이 그렇지 않은 모델보다 더 낮은 값을 유지한다. 특히 특정 리드타임에서는 두 모델 간 차이가 크게 벌어져, FFI 입력이 오차 감소에 기여함을 보여준다. ACC 지표에서도 FFI를 사용한 모델이 그렇지 않은 모델보다 전반적으로 더 높은 수준을 유지하며, 예측의 정확도가 향상되는 경향을 확인할 수 있다. 마지막으로 ISEE 결과는 전 리드타임에 걸쳐 FFI를 사용한 모델이 그렇지 않은 모델보다 더 낮게 나타나, SIC의 과대·과소 예측으로 인해 발생하는 오차가 일관되게 감소했음을 시사한다. 종합하면, 해빙 외곽 영역에서 확인되는 정성적 개선이 리드타임 전 구간의 정량 지표에서도 반복적으로 나타나며, FFI 입력이 예측 성능 향상에 유의미하게 기여했음을 뒷받침한다.

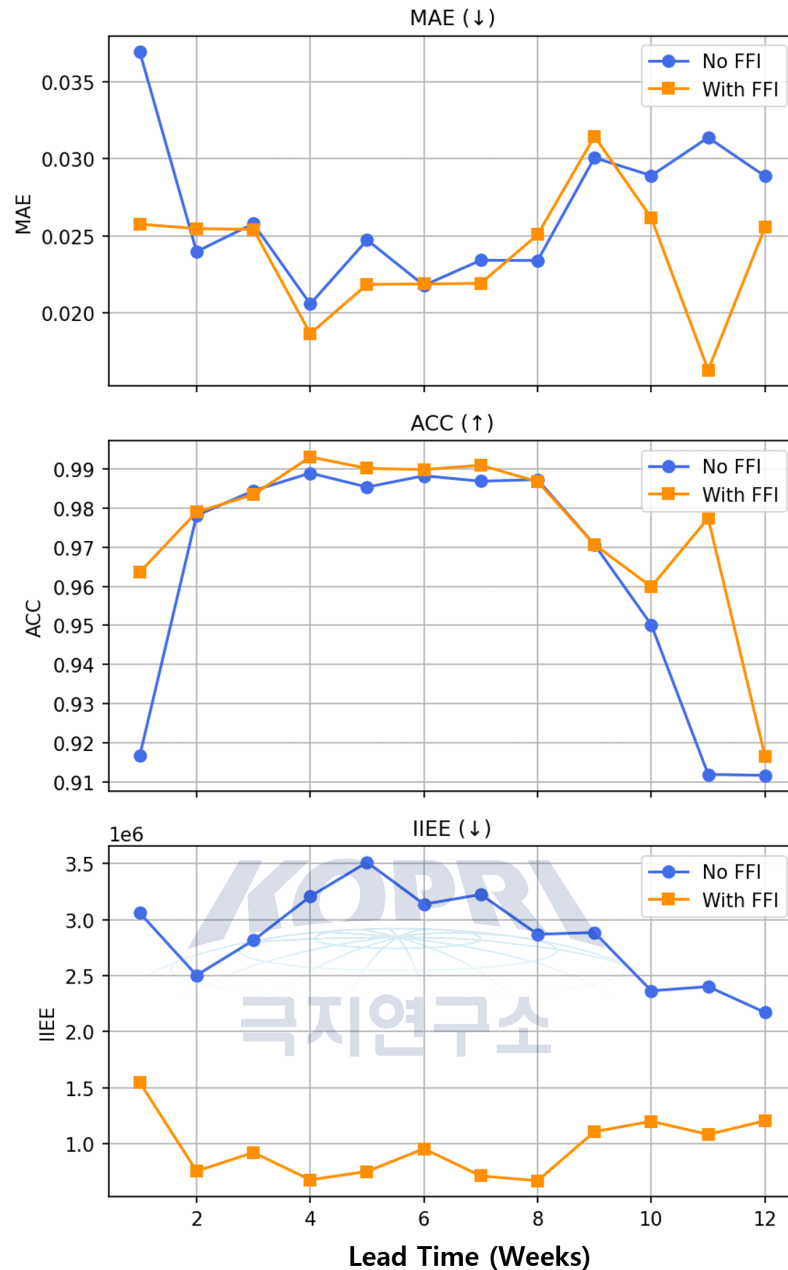


그림 3.6.9 Lead time에 따른 FFI를 사용한 모델 (주황색)과 FFI를 사용하지 않은 모델 (파란색)간의 성능 차이 비교. 각각 MAE (위쪽), ACC (중간), IIEE (아래쪽)을 나타냄.

그림 3.6.10은 2023년 3월을 목표 시점으로 했을 때, 모델에 따른 리드타임(Lead 1, 4, 8, 12)에 따른 잔차(Residual = Prediction - GT)의 공간 분포를 비교한 결과이다. 전반적으로 잔차는 해빙이 급격히 변하는 해빙 외곽 경계 및 연안 인접 해역에 집중되어 나타나며, 리드타임이 길어질수록(특히 Lead 8 - 12) 오차 패턴의 공간적 범위가 넓어지고 강도가 커지는 경향을 보인다. 두 모델을 비교하면, FFI를 사용한 모델이 그렇지 않은 모델보다 동일한 구간에서 붉은색(과대 예측)과 푸른색(과소 예측)으로 나타나는 잔차의 강도와 면적이 전반적으로 줄어들어, 경계 부근의 과대·과소 추정이 완화된 모습을 확인할 수 있다. 즉, FFI 입력은 예측이 어려운

해빙 경계 영역에서 오차를 억제하고, 리드타임 증가에 따른 성능 저하를 상대적으로 완만하게 만드는 데 기여한 것으로 해석된다.

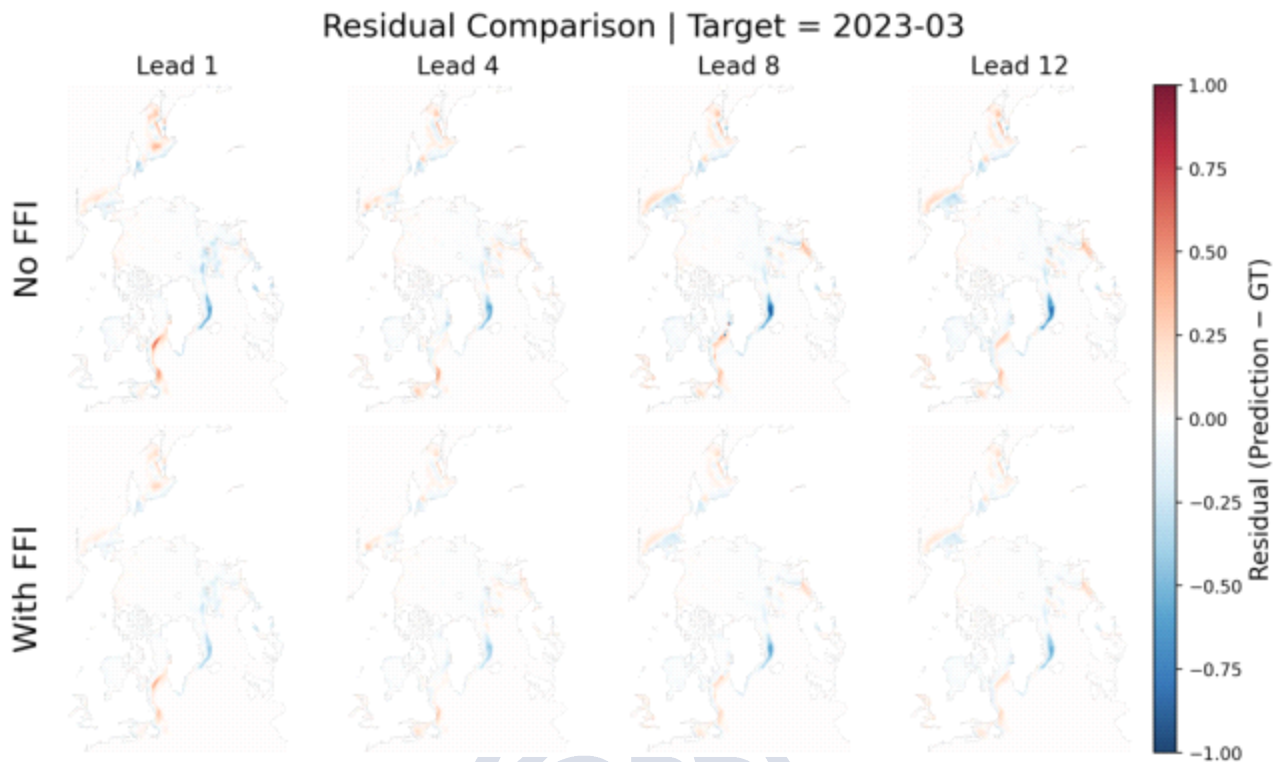


그림 3.6.10 Lead time(Lead 1, 4, 8, 12)에 따른 2023년 3월의 참조자료와 예측결과 간의 차이의 공간 분포 비교 결과

앞선 2023년 3월 사례와 마찬가지로, 2023년 9월을 목표로 한 잔차 분포에서도 오차는 해빙이 크게 변하는 외곽 경계와 주변 해역에 집중되어 나타난다 (그림 3.6.11). 특히 9월은 해빙 면적이 연중 최저에 가까운 시기라 경계가 불안정한 구간이 많아, Lead 1 - 4에서도 잔차가 비교적 넓게 분포하고 Lead 8 - 12로 갈수록 붉은색과 푸른색 패치가 더 뚜렷해지며 공간적으로 확산되는 경향을 보인다. 두 모델을 비교하면, FFI를 사용한 모델이 그렇지 않은 모델보다 동일 리드타임에서 잔차의 강도와 면적이 전반적으로 약화되어 나타나며, 특히 일부 해역에서 두드러지는 과소 예측(푸른색) 또는 과대 예측(붉은색) 패턴이 완화된 모습을 확인할 수 있다. 이는 9월처럼 계절적 변동이 큰 시기에도 FFI 정보가 해빙 경계 인근의 과대·과소 추정을 줄이고, 리드타임 증가에 따른 오차 누적을 상대적으로 억제하는 데 기여했음을 시사한다.

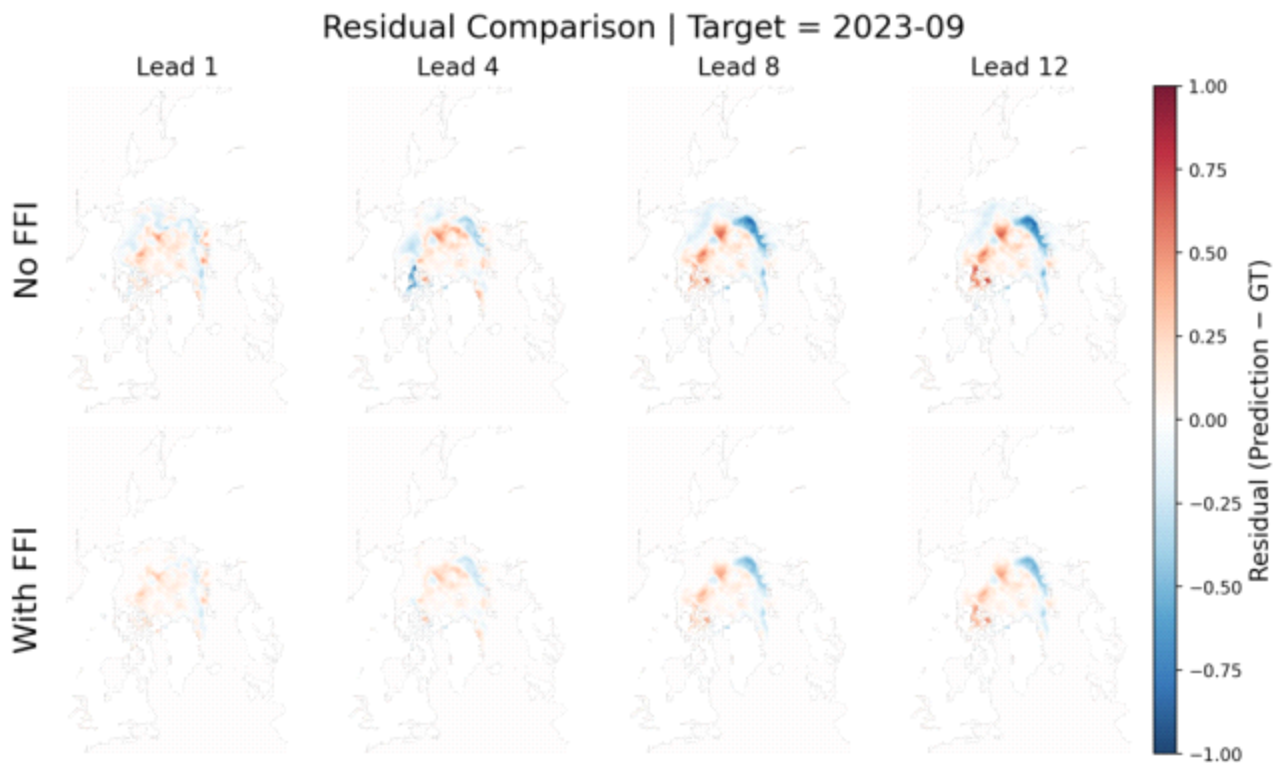


그림 3.6.11 Lead time(Lead 1, 4, 8, 12)에 따른 2023년 9월의 참조자료와 예측결과 간의 차이의 공간 분포 비교 결과

Laptev Sea와 Kara Sea는 북극 항로를 따라 위치한 대표적인 주요 해역으로, 최근 해빙의 분포와 거동이 크게 변화하고 있어 지역 단위의 분석이 특히 중요하다. 이들 해역에서 생성된 해빙은 뚜렷한 계절성을 보이며, 겨울철에는 TDS 경로를 따라 Kara Sea를 거쳐 Fram Strait 방향으로 이동하는 장거리 수송이 강화된다. 반대로 여름철에는 빠른 TDS와 주변 해빙 조건 변화로 인해 외부 해역으로부터 해당 지역으로 유입되는 해빙이 제한적이어서, 해빙 경계의 변동성이 커지고 지역 내 해빙 특성이 보다 민감하게 변화할 수 있다. 선행연구 결과에서도 Laptev Sea 인근에서 형성된 해빙이 시간에 따라 이동 경로와 체류 특성이 달라졌으며, 월별 해빙 플럭스 또한 계절에 따라 변화 폭이 크게 나타나는 것으로 보고된다 (Krumpen et al., 2019; Sumata et al., 2023). 이러한 특징은 해빙 변화가 단순히 국지적 생성·소멸로만 설명되기보다, 수송 과정과 계절적 환경 변화가 함께 작용한 결과임을 시사한다. 따라서 Laptev Sea - Kara Sea 구간은 해빙 예측 결과를 해역별로 분해해 해석하고, 오차가 집중되는 시기와 위치를 물리적으로 설명하기 위한 핵심 분석 대상 지역으로 활용될 수 있다.

Laptev Sea - Kara Sea 구간 및 2023년 9월 목표 시점에 대해 lead time 12주의 잔차 분포를 비교한 결과, 두 모델의 오차 양상이 연안 및 해빙 경계 부근에서 뚜렷하게 구분된다 (그림 3.6.12). FFI를 사용하지 않은 모델은 육지와 인접한 연안 구간 및 해빙 외곽 경계 주변에서 잔차가 상대적으로 크게 나타나며, 특정 구간에서는 한 방향의 편향된 오차 패턴이 연속적으로 형성되어 해빙 분포를 과대 또는 과소 추정하는 경향을 보인다. 반면 FFI를 사용한 모델은 동

일 구간에서 잔차의 강도와 공간적 확산 범위가 줄어들고, 해빙 경계선을 따라 나타나는 띠 형태의 오차가 완화되어 보다 균질한 분포를 보인다. 특히 항로가 실제로 통과하게 되는 연안 인접 해역에서 오차가 집중되는 특성이 관측되므로, 이러한 잔차 감소는 단순한 지표 개선을 넘어 항해 계획 수립 측면에서의 위험도를 낮추는 데 직접적으로 연결될 수 있다. 즉, Laptev Sea - Kara Sea처럼 해빙의 이동과 경계 변동이 큰 해역에서는 FFI를 활용한 모델이 경계 인근의 체계적 오차를 줄이고 공간적으로 더 안정적인 예측을 제공함으로써, 보다 신뢰도 높은 항로 판단과 운영 의사결정에 기여할 수 있음을 시사한다.

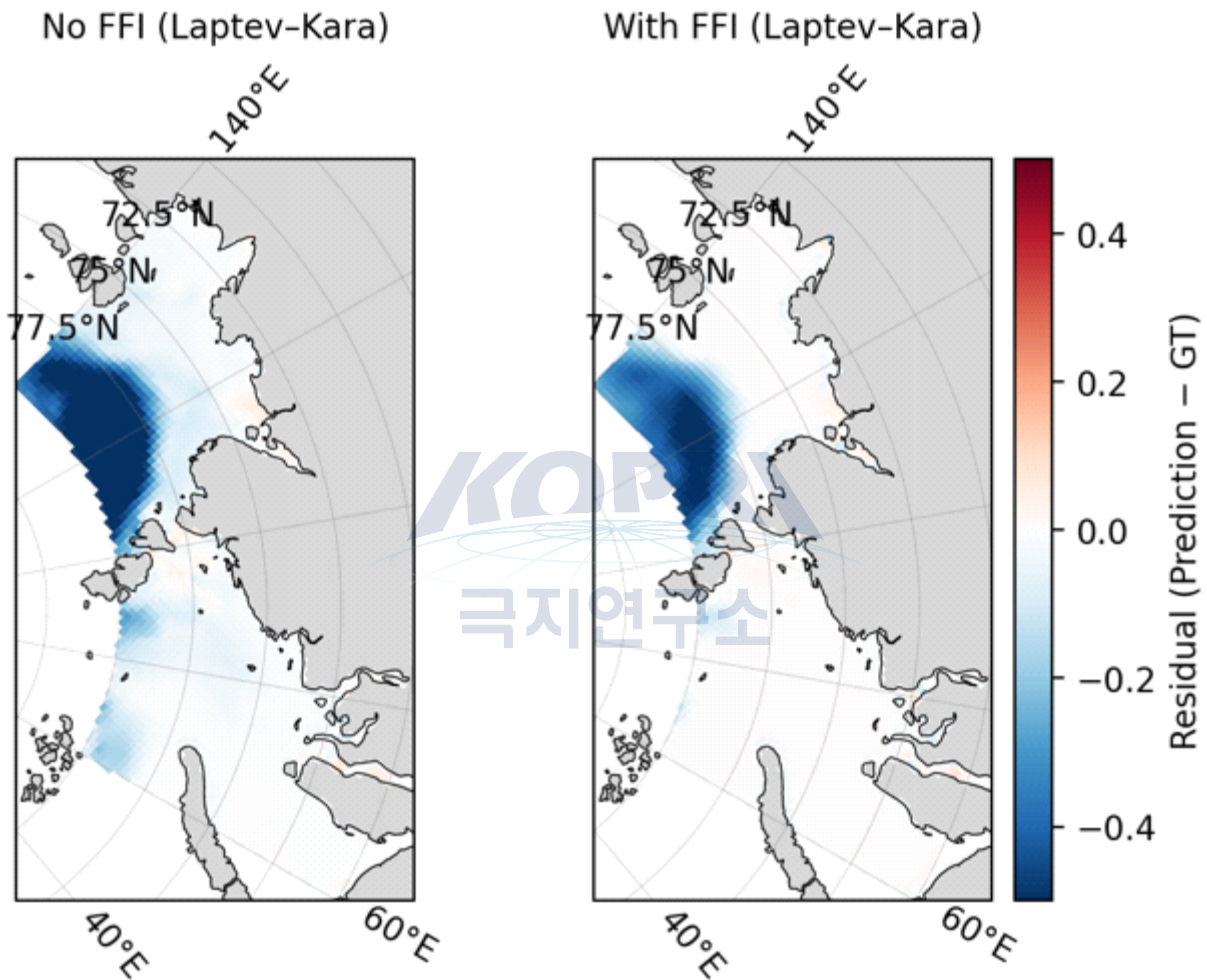


그림 3.6.12 Laptev Sea - Kara Sea 구간에서 2023년 9월에 대한 lead time 12주의 모델 예측 결과. 각각 FFI를 사용하지 않은 모델 (좌측), FFI를 사용한 모델 (우측)을 나타냄.

제 4 장 연구개발 목표 달성도 및 대외기여도

제 1 절 연구개발목표의 달성도

본 연구는 1단계 3차년도, 2단계 3차년도의 총 6년의 연구 기간 동안 크게 북극 해빙 변화 예측 연구 및 유빙과편화지수 FFI 개발 연구의 두 개의 연구를 수행하였다. 먼저 북극 해빙 lead 및 meltpond 탐지를 수행하였으며 lead 및 meltpond fraction에 따른 북극 해빙 변화 영향을 분석하였다. 또한 유빙의 파편화를 정량화한 FFI 지수를 개발 및 추정 알고리즘을 개발하였으며, FFI의 시공간 패턴을 분석함과 동시에 다른 해빙인자와의 상관성을 확인하였다.

1단계에서는 ICESat-2 Waveform 특성 분석을 통해 해빙 lead 탐지 알고리즘을 개발하였으며, 다중 위성을 활용하여 lead 너비 추정 알고리즘을 개발하였다. 또한 OCESate-2 고도계 자료의 분석을 통해 해빙 meltpond 탐지 알고리즘을 개발하였다. 이를 통해 산출된 lead 및 meltpond fraction에 영향을 미치는 기후 인자를 파악하였고, lead 및 meltpond fraction과 해빙의 변화와의 상관관계를 분석하였다.

2단계에서는 도시 설계분야의 공간적 파편화 개념인 DIVI 지표를 차용하여 해빙 농도에 상관 없이 유빙의 파편화에 대한 정도를 나타내는 FFI 지표를 개발하였으며, Sentinel-2 고해상도 광학위성을 활용하여 FFI 추정 알고리즘에 활용할 reference를 구축하였다. 또한, 구름 영향의 한계를 극복하기 위해 AMSR2 수동마이크로파 데이터와 기계학습 데이터를 활용하여 FFI 추정 알고리즘을 개발하였다. 이를 통해 개발된 FFI 지표가 독특한 공간적 패턴을 보이고 있는 해역에 대해 세부 분석을 수행하였으며, 연도별 FFI 분석 및 장기 시계열 분석을 수행하였다. FFI 추정 알고리즘은 지속적으로 수정·보완되고 있으며, FFI와 여러 해빙인자와의 시계열 상관성 및 공간적 상관성을 분석한 뒤 FFI를 활용한 해빙 인자 변화 예측 모델링을 수행하였다.

제 2 절 관련 분야에의 기여도

1. 학술적 파급효과

우리나라에 극지연구와 위성자료의 활용도를 높임으로써 위성강국으로 발돋움하는데 일조하였다. 본 연구에서 개발한 공간모델과 연구결과는 국제적인 극지 연구 분야의 기초자료로써 활용될 것으로 예상된다. 우리나라에는 아직 극지연구 인력이 부족한 편이고 특히 원격탐사 전문가가 더더욱 부족한 실정이며, 본 연구 과제를 통해 극지 원격탐사 분야 연구 인력을 양성함으로써 극지연구의 발전가능성을 제고하였다.

또한, 북극 해빙의 변화에 대한 보다 다각적인 분석이 가능할 것으로 기대된다. 특히, 해빙

의 lead와 meltpond fraction 자료를 활용하여 간빙기의 해빙의 변화 및 다른 기후 인자들과 해빙간의 상관성을 확인할 수 있게 되었으며, FFI 지표를 활용하여 해빙이 급격히 감소하고 있는 북극 빙권의 특성을 보다 섬세히 이해할 수 있을 것으로 기대된다.

뿐만 아니라, 이러한 북극 빙권의 정량적 특성은 추후 북극 해빙 분야 연구에 적극적으로 활용한다면 국제적으로 신뢰할 수 있는 위성 원격탐사 산출물을 제공하는데에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

2. 경제적 파급효과

북극 해빙의 공간적 분포를 예측하는 위성기반 모델을 개발함으로써 다양한 응용분야에 중요한 정보를 제공할 수 있다. 해빙의 리드 탐지 기법 및 리드 비율 지도를 활용하여 해빙의 분포를 파악할 수 있으며, FFI 지표를 통해 해빙의 파편화 정도를 보다 자세히 파악함으로써 이를 활용하여 해빙조사 및 연구단 파견의 계획을 세우는 데에 의사결정 지표로써 활용할 수 있을 것으로 기대된다.

이러한 정량화된 지표는 여름철 북극 항로를 결정하는데 활용할 수 있으며, 이로 인한 사회·경제적 손실을 감소할 수 있을 것으로 기대된다. 또한, 탐지된 lead 및 meltpond fraction은 해빙 변화에 영향을 미치는 해양·대기 변수와 함께 해석되어 해빙의 변화를 보다 상세하게 관측할 수 있으며, 이는 해빙분야 현장 조사 계획 수립에 보다 유용하게 활용할 수 있을 것으로 기대된다.

극지연구소

제 5 장 연구개발결과의 활용계획

본 연구 결과를 활용하면 북극 해빙 변화에 대한 분석을 보다 다각적으로 확장할 수 있을 것으로 기대된다. 특히 위성 기반으로 산출한 해빙 lead와 meltpond의 분포 자료를 융합해 활용할 경우, 기존에 한계로 지적되어 온 열역학 기반 해빙 변화 메커니즘 예측 모델을 보완하는데 기여할 수 있으며, 나아가 해빙 두께와 북극 해빙 부피 변화에 대한 분석으로까지 활용 범위를 확대할 수 있다. 또한 현재까지 위성을 활용한 북극 해빙 lead 및 meltpond에 대한 구체적인 분석은 충분히 이루어지지 않았고, 특히 lead의 너비나 meltpond 면적과 같은 정량 산출물이 제공되지 않는 실정이므로, 본 과업에서 제시한 리드 탐지 결과와 lead fraction 지도는 후속 산출물 개발을 위한 핵심 참고자료로 활용될 수 있다. 이를 바탕으로 리드 및 meltpond가 해빙 변화에 미치는 영향을 정량적으로 규명하고, 해빙 변화를 예측하는 연구로 연계하는 것이 가능하며, 리드 너비 추정 알고리즘 개발과 lead fraction의 공간분포 분석을 위한 기반 자료로도 활용할 수 있다. 더불어 해빙의 파편화를 정량화한 지표인 FFI를 적용하면, SIC만으로는 직관적으로 파악하기 어려운 해빙의 용해 속도와 시점을 보다 명확하게 해석할 수 있다. 현재 해빙 크기 및 파편화 관련 연구는 주로 FSD 중심으로 수행되어 왔으나, 특정 광학 영상 또는 특정 해역에 제한되는 경우가 많다는 점에서, 전 북극지역에서 일관되게 확인 가능한 FFI를 활용함으로써 전북극 해빙농도 예측 모델을 포함한 다양한 해빙 모델의 성능 향상과 해석력 제고에 기여할 것으로 기대된다. 마지막으로 본 연구에서 분석한 ECMWF, MERRA 2 등 재분석자료는 북극 해빙 농도 및 면적 변동에 영향을 미치는 요인을 해석하는 참고자료로 활용할 수 있으며, 추가적으로 Arctic Oscillation(AO), 북극 dipole index 등 기상 지수와 리드 및 meltpond fraction 간 상관관계를 분석함으로써 해빙 변화의 대기 해양 연계 요인 규명에도 확장 적용이 가능하다.

제 6 장 참고문헌

- Aagaard, K., Carmack, E.C., 1989. The role of sea ice and other fresh water in the Arctic circulation. *J. Geophys. Res. Ocean.* 94, 14485 - 14498.
- All About Glaciers, National Snow and Ice Data Center.
<https://nsidc.org/cryosphere/glaciers>. Accessed 10 November 2018.
- Andersen, S., Tonboe, R., Kaleschke, L., Heygster, G., Pedersen, L.T., 2007. Intercomparison of passive microwave sea ice concentration retrievals over the high-concentration Arctic sea ice. *J. Geophys. Res. Ocean.* 112.
- Archer, K. J., and Kimes, R. V.: Empirical characterization of random forest variable importance measures. *Comput. Stat. Data. An.*, 52(4), 2249-2260, doi:10.1016/j.csda.2007.08.015. 2008.
- Årthun, M., Eldevik, T., Smedsrud, L. H., Skagseth, Ø. and Ingvaldsen, R. B.: Quantifying the Influence of Atlantic Heat on Barents Sea Ice Variability and Retreat, *J. Clim.*, 25(13), 4736 - 4743, doi:10.1175/JCLI-D-11-00466.1, 2012.
- Baker, 2013. Joint Polar Satellite System (JPSS) Operational Algorithm Description (OAD) Document for VIIRS Sea Ice Concentration (SIC) Intermediate Product (IP) Software. Rev. B, 474 - 00094, 26 pp., NASA Goddard Space Flight Center, Greenbelt, Md.
- Baldwin, D., Tschudi, M., Pacifici, F., Liu, Y., 2017. Validation of Suomi-NPP VIIRS sea ice concentration with very high-resolution satellite and airborne camera imagery. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 130, 122 - 138.
- Beitsch, A., Kaleschke, L., Kern, S., 2014. Investigating high-resolution AMSR2 sea ice concentrations during the February 2013 fracture event in the Beaufort Sea. *Remote Sens.* 6, 3841 - 3856.
- Bröhan, D., and Kaleschke, L.: A Nine-Year Climatology of Arctic Sea Ice Lead Orientation and Frequency from AMSR-E, *Remote Sensing*, 6, 1451, 2014.
- Cavalieri, D. J. and Parkinson, C. L.: Arctic sea ice variability and trends, 1979 - 2010, *The Cryosphere*, 6, 881-889, doi.org/10.5194/tc-6-881-2012, 2012.
- Cavalieri, D. J., C. L. Parkinson, P. Gloersen, and H. J. Zwally: Sea Ice Concentrations from Nimbus-7 SMMR and DMSP SSM/I-SSMIS Passive Microwave Data, Version 1., Boulder, Colorado USA. NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center, <https://doi.org/10.5067/8GQ8LZQVL0VL>. 2018.
- Cavalieri, D.J., 1994. A microwave technique for mapping thin sea ice. *J. Geophys. Res.*

- Ocean. 99, 12561 - 12572.
- Cavalieri, D.J., Gloersen, P., Campbell, W.J., 1984. Determination of sea ice parameters with the Nimbus 7 SMMR. *J. Geophys. Res. Atmos.* 89, 5355 - 5369.
- Cavalieri, D.J., Parkinson, C.L., Gloersen, P., Zwally, H.J., 1996. Sea ice concentrations from Nimbus-7 SMMR and DMSP SSM/I-SSMIS passive microwave data. Boulder, Color. USA NASA DAAC Natl. Snow Ice Data Cent. 25.
- Chase, J. R., and Holyer, R. J.: Estimation of sea ice type and concentration by linear unmixing of Geosat altimeter waveforms, *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 95, 18015-18025, 10.1029/JC095iC10p18015, 1990.
- Chen, K., Wang, J., Chen, L.-C., Gao, H., Xu, W. and Nevatia, R.: Abc-cnn: An attention based convolutional neural network for visual question answering, *arXiv Prepr. arXiv1511.05960*, 2015.
- Chi, J. and Kim, H.: Prediction of Arctic Sea Ice Concentration Using a Fully Data Driven Deep Neural Network, *Remote Sens.*, 9(12), 1305, doi:10.3390/rs9121305, 2017.
- Chi, J., Kim, H., Lee, S., Crawford, M.M., 2019. Deep learning based retrieval algorithm for Arctic sea ice concentration from AMSR2 passive microwave and MODIS optical data. *Remote Sens. Environ.* 231, 111204.
- Chi, J., Kim, H.-C., and Kang, S.-H.: Machine learning-based temporal mixture analysis of hypertemporal Antarctic sea ice data, *Remote Sensing Letters*, 7, 190-199, 10.1080/2150704X.2015.1121300, 2016.
- Cho, K., Naoki, K., 2015. Advantages of AMSR2 for monitoring sea ice from space, in: *Asian Conference on Remote Sensing*, Manila, Philippines.
- Chouzenoux, E., Legendre, M., Moussaoui, S., and Idier, J.: Fast Constrained Least Squares Spectral Unmixing Using Primal-Dual Interior-Point Optimization, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7, 59-69, 10.1109/JSTARS.2013.2266732, 2014.
- Chu, C., Chen, C., Nolte, L. P. and Zheng, G.: Fully automatic cephalometric x-ray landmark detection using random forest regression and sparse shape composition, *Submitt. to Autom. Cephalometric X-ray Landmark Detect. Chall.*, 2014.
- Cohen, J., Screen, J. A., Furtado, J. C., Barlow, M., Whittleston, D., Coumou, D., Francis, J., Dethloff, K., Entekhabi, D., Overland, J. and others: Recent Arctic amplification and extreme mid-latitude weather, *Nat. Geosci.*, 7(9), 627, doi:10.1038/ngeo2234, 2014.
- Comeau, D., Giannakis, D., Zhao, Z. and Majda, A. J.: Predicting regional and pan-Arctic

- sea ice anomalies with kernel analog forecasting, *Clim. Dyn.*, 52(9 - 10), 5507 - 5525, doi:10.1007/s00382-018-4459-x, 2019.
- Comiso, J. C.: Abrupt decline in the Arctic winter sea ice cover, *Geophys. Res. Lett.*, 33(18), doi:10.1029/2006GL027341, 2006.
- Comiso, J.C., 1986. Characteristics of Arctic winter sea ice from satellite multispectral microwave observations. *J. Geophys. Res. Ocean.* 91, 975 - 994.
- Comiso, J.C., 1995. SSM/I sea ice concentrations using the bootstrap algorithm. National Aeronautics and Space Administration, Goddard Space Flight Center~...
- Comiso, J.C., Cavalieri, D.J., Parkinson, C.L., Gloersen, P., 1997. Passive microwave algorithms for sea ice concentration: A comparison of two techniques. *Remote Sens. Environ.* 60, 357 - 384.
- Cooke, C.L. V, Scott, K.A., 2019. Estimating Sea Ice Concentration From SAR: Training Convolutional Neural Networks With Passive Microwave Data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*
- Crane, R. G.: Seasonal variations of sea ice extent in the Davis Strait-Labrador Sea area and relationships with synoptic-scale atmospheric circulation, *Arctic*, 434 - 447, doi:10.14430/arctic2671, 1978.
- Deser, C. and Teng, H.: Evolution of Arctic sea ice concentration trends and the role of atmospheric circulation forcing, 1979--2007, *Geophys. Res. Lett.*, 35(2), doi:10.1029/2007GL032023, 2008.
- Deser, C., Tomas, R. A. and Peng, S.: The transient atmospheric circulation response to North Atlantic SST and sea ice anomalies, *J. Clim.*, 20(18), 4751 - 4767, doi:doi.org/10.1175/JCLI4278.1, 2007.
- Devasthale, A., Sedlar, J., Koenigk, T. and Fetzer, E. J.: The thermodynamic state of the Arctic atmosphere observed by AIRS: comparisons during the record minimum sea ice extents of 2007 and 2012, *Atmos. Chem. Phys.*, 13(15), 7441 - 7450, doi:10.5194/acp-13-7441-2013, 2013.
- Dierking, W., 2009. Mapping of different sea ice regimes using images from Sentinel-1 and ALOS synthetic aperture radar. *Ieee Trans. Geosci. Remote Sens.* 48, 1045 - 1058.
- Dierking, W., 2013. Sea ice monitoring by synthetic aperture radar. *Oceanography* 26, 100 - 111.
- Dokken, T. M. and Jansen, E.: Rapid changes in the mechanism of ocean convection during the last glacial period, *Nature*, 401(6752), 458, doi:10.1038/46753, 1999.

- Doney, S. C., Ruckelshaus, M., Emmett Duffy, J., Barry, J. P., Chan, F., English, C. A., Galindo, H. M., Grebmeier, J. M., Hollowed, A. B., Knowlton, N. and others: Climate change impacts on marine ecosystems, *Ann. Rev. Mar. Sci.*, 4, 11 - 37, doi:10.1146/annurev-marine-041911-111611, 2012.
- Drobot, S. D., Maslanik, J. A. and Fowler, C.: A long range forecast of Arctic summer sea ice minimum extent., *Geophys. Res. Lett.*, 33(10), doi: 10.1029/2006GL026216, 2006.
- Drobot, S.: Long-range statistical forecasting of ice severity in the Beaufort - Chukchi Sea., *Weather Forecast*, 18(6), 1161-1176., doi: 10.1175/1520-0434(2003)018<1161:lsfois>2.0.co;2, 2003.
- Drüe, C., Heinemann, G., 2004. High-resolution maps of the sea-ice concentration from MODIS satellite data. *Geophys. Res. Lett.* 31.
- Emery, W. J., Fowler, C. W. and Maslanik, J. A.: Satellite-derived maps of Arctic and Antarctic sea ice motion: 1988 to 1994, *Geophys. Res. Lett.*, 24(8), 897 - 900, doi:10.1029/97gl00755, 1997.
- Ertürk, A., and Plaza, A.: Informative Change Detection by Unmixing for Hyperspectral Images, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12, 1252-1256, 10.1109/LGRS.2015.2390973, 2015.
- Forkuor, G., Dimobe, K., Serme, I. and Tondoh, J. E.: Landsat-8 vs. Sentinel-2: examining the added value of sentinel-2's red-edge bands to land-use and land-cover mapping in Burkina Faso, *GIScience Remote Sens.*, 55(3), 331 - 354, doi:10.1080/15481603.2017.1370169, 2018.
- Francis, J. A. and Vavrus, S. J.: Evidence for a wavier jet stream in response to rapid Arctic warming, *Environ. Res. Lett.*, 10(1), 14005, doi:10.1088/1748-9326/10/1/014005, 2015.
- Ghimire, B., Rogan, J. and Miller, J.: Contextual land-cover classification: incorporating spatial dependence in land-cover classification models using random forests and the Getis statistic, *Remote Sens. Lett.*, 1(1), 45 - 54, doi:10.1080/01431160903252327, 2010.
- Gignac, C., Bernier, M., Chokmani, K., Poulin, J., 2017. IceMap250—Automatic 250 m sea ice extent mapping using MODIS data. *Remote Sens.* 9, 70.
- Gloersen, P., Cavalieri, D.J., 1986. Reduction of weather effects in the calculation of sea ice concentration from microwave radiances. *J. Geophys. Res. Ocean.* 91, 3913 - 3919.
- Grumbine, R. W.: Virtual floe ice drift forecast model intercomparison, *Weather Forecast.*, 13(3), 886 - 890, doi:10.1175/1520-0434(1998)013<0886:VFIDFM>2.0.CO;2, 1998.
- Guemas, V., Blanchard-Wrigglesworth, E., Chevallier, M., Day, J. J., Déqué, M.,

- Doblas-Reyes, F. J., Fučkar, N. S., Germe, A., Hawkins, E., Keeley, S. and others: A review on Arctic sea-ice predictability and prediction on seasonal to decadal time-scales, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 142(695), 546 - 561, doi:10.1002/qj.2401, 2016.
- Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F. and Pedreschi, D.: A survey of methods for explaining black box models, *ACM Comput. Surv.*, 51(5), 93, doi:10.1145/3236009, 2018.
- Guo, Z. and Du, S.: Mining parameter information for building extraction and change detection with very high-resolution imagery and GIS data, *GIScience Remote Sens.*, 54(1), 38 - 63, doi:10.1080/15481603.2016.1250328, 2017.
- Han, H., Hong, S.-H., Kim, H., Chae, T.-B., Choi, H.-J., 2017. A study of the feasibility of using KOMPSAT-5 SAR data to map sea ice in the Chukchi Sea in late summer. *Remote Sens. Lett.* 8, 468 - 477.
- Han, H., Kim, H., 2018. Evaluation of summer passive microwave sea ice concentrations in the Chukchi Sea based on KOMPSAT-5 SAR and numerical weather prediction data. *Remote Sens. Environ.* 209, 343 - 362.
- Hassol, S.: Impacts of a warming Arctic-Arctic climate impact assessment, Cambridge University Press., 2004.
- Holland, M. M. and Stroeve, J.: Changing seasonal sea ice predictor relationships in a changing Arctic climate, *Geophys. Res. Lett.*, 38(18), doi:10.1029/2011gl049303, 2011.
- Hong, D.-B., Yang, C.-S., 2018. Automatic discrimination approach of sea ice in the Arctic Ocean using Sentinel-1 Extra Wide Swath dual-polarized SAR data. *Int. J. Remote Sens.* 39, 4469 - 4483.
- <http://www.nature.com/articles/srep40051#supplementary-information>, 2017.
- <http://www.nature.com/ngeo/journal/v8/n8/abs/ngeo2489.html#supplementary-information>, 2015.
- Huiying, L., Huadong, G., Lu, Z., 2014. Sea ice classification using dual polarization SAR data, in: *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. p. 12115.
- Iordache, M. D., Bioucas-Dias, J. M., and Plaza, A.: Sparse Unmixing of Hyperspectral Data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49, 2014-2039, 10.1109/TGRS.2010.2098413, 2011.
- Janout, M. A., Aksenov, Y., Hölemann, J. A., Rabe, B., Schauer, U., Polyakov, I. V., Bacon, S., Coward, A. C., Karcher, M., Lenn, Y.-D., Kassens, H., and Timokhov, L.: Kara Sea freshwater transport through Vilkitsky Strait: Variability, forcing, and further pathways toward the western Arctic Ocean from a model and observations, *Journal of Geophysical*

- Research: Oceans, 120, 4925–4944, 10.1002/2014JC010635, 2015.
- Ji, L., Geng, X., Sun, K., Zhao, Y., and Gong, P.: Modified N-FINDR endmember extraction algorithm for remote-sensing imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 36, 2148–2162, 10.1080/01431161.2015.1034895, 2015.
- Johannessen, O. M., Bengtsson, L., Miles, M. W., Kuzmina, S. I., Semenov, V. A., Alekseev, G. V., Nagurnyi, A. P., Zakharov, V. F., Bobylev, L. P., Pettersson, L. H. and others: Arctic climate change: observed and modelled temperature and sea-ice variability, *Tellus A Dyn. Meteorol. Oceanogr.*, 56(4), 328 - 341, doi:10.3402/tellusa.v56i5.14599, 2004.
- Kaleschke, L., Lüpkes, C., Vihma, T., Haarpaintner, J., Bochert, A., Hartmann, J., Heygster, G., 2001. SSM/I sea ice remote sensing for mesoscale ocean-atmosphere interaction analysis. *Can. J. Remote Sens.* 27, 526 - 537.
- Kang, D., Im, J., Lee, M. I., and Quackenbush, L. J.: The MODIS ice surface temperature product as an indicator of sea ice minimum over the Arctic Ocean. *Remote Sens. Environ.*, 152, 99–108., doi.org/10.1016/j.rse.2014.05.012, 2014.
- Karvonen, J., 2014. A sea ice concentration estimation algorithm utilizing radiometer and SAR data. *Cryosph.* 8, 1639 - 1650.
- Karvonen, J., 2017. Baltic sea ice concentration estimation using Sentinel-1 SAR and AMSR2 microwave radiometer data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 55, 2871 - 2883.
- Karvonen, J., Simila, M., Makynen, M., 2005. Open water detection from Baltic Sea ice Radarsat-1 SAR imagery. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 2, 275 - 279.
- Kauker, F., Kaminski, T., Karcher, M., Giering, R., Gerdes, R. and Voßbeck, M.: Adjoint analysis of the 2007 all time Arctic sea-ice minimum, *Geophys. Res. Lett.*, 36(3), doi:10.1029/2008gl036323, 2009.
- Kay, J. E., L'Ecuyer, T., Gettelman, A., Stephens, G. and O'Dell, C.: The contribution of cloud and radiation anomalies to the 2007 Arctic sea ice extent minimum, *Geophys. Res. Lett.*, 35(8), doi:10.1029/2008gl033451, 2008.
- Kern, S., Kaleschke, L., Clausi, D.A., 2003. A comparison of two 85-GHz SSM/I ice concentration algorithms with AVHRR and ERS-2 SAR imagery. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41, 2294 - 2306.
- Kern, S., Rösel, A., Pedersen, L. T., Ivanova, N., Saldo, R. and Tonboe, R. T.: The impact of melt ponds on summertime microwave brightness temperatures and sea-ice concentrations, *Cryosph.*, 10(5), 2217 - 2239, doi:10.5194/tc-10-2217-2016, 2016.

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.