creative commons
COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

교육학석사학위논문

딥러닝 기반 동해 고해상도 해빙 탐지와 마이크로파 자료와의 비교

Deep Learning-based High-resolution Sea Ice Detection and Comparison with Passive Microwave Data in the East Sea

2019년 2월

서울대학교 대학원

과학교육과 지구과학전공

이 지 현

딥러닝 기반 동해 고해상도 해빙 탐지와 마이크로파 자료와의 비교

Deep Learning-based High-resolution Sea Ice Detection and Comparison with Passive Microwave Data in the East Sea

지도교수 박 경 애

이 논문을 교육학석사 학위논문으로 제출함
2019 년 02 월

서울대학교 대학원
과학교육과 지구과학전공
이 지 현

이지현의 석사 학위논문을 인준함
2019 년 2 월

위 원 장 서 기 원 (인)

부위원장 박 경 애 (인)

위 원 최 승 언 (인)

국문초록

지구 시스템의 기본 구성 요소 중 하나인 해빙은 그린란드 빙하와 더불어 지구 온난화가 얼마나 진행되었고, 어느 정도로 심각한지 알려주는 지표로 대규모 환경 변화와 미래 기후 예측에 있어 무시 할 수 없는 변수이다. 1970년대 후반 수동 마이크로파(passive microwave, PMW)를 이용한 해빙 원격 탐사법이 제안된 이후로 현재까지 많은 연구들이 수행되고 있다.

동해 북부 연안과 타타르 해협에 형성되는 해빙은 플랑크톤의 번성과 해양 심층 순환을 유도하여 주변 해양 환경과 생태계에 큰 영향을 주고 있다. 본 연구에서는 1988년부터 30년간의 북반구 일평균 해빙 농도 자료를 활용하여 해빙의 시간에 따른 변동성을 살펴보았으며, Landsat 8 OLI/TIRS L1 영상 자료를 활용하여 해빙을 탐지하고, 탐지된 해빙과 수동마이크로파 해빙 농도 자료를 비교하였다. Landsat 8 영상에서의 해빙 탐지는 켤레 기울기 지표 역전파 (Scaled Conjugate Gradient backpropagation) 알고리즘으로 학습한 다중 퍼셉트론 신경망을 활용하였다.

타타르 해협 일대 지역은 고농도 해빙이 꾸준히 분호하고 있는 지역으로 10월중 형성되기 시작하여 여름인 7월 중에 급격히 소멸된다. 반면 연해주 해안 일대는 해빙이 주로 연안에 붙어 얇은 해빙으로 형성되며, 12월 중에 형성되어 평균 해빙농도 최고 15% 이하로 매우 옅게 형성되나, 봄철까지 일부 유지되는 것으로 나타난다.

각 층에서 14개, 8개, 4개의 뉴런으로 구성된 신경망을 학습시켜 Landsat 8 영상에서 해빙을 탐지하는 과정을 수립하였으며, 학습 결과 해빙의 경계를 잘 구분하여 주는 것으로 사료된다.

Landsat 8 자료를 이용하여 PMW 해빙 자료의 격자와 통일한 뒤 상호 비교 하였을 때, 구름에 의한 오차와 육지로 오염된 격자에 의한 오차가 나타났다.

주요어 : 해빙, 수동 마이크로파, Landsat 8 OLI/TIRS, 켤레 기울기 지표 역전파 알고리즘

학 번 : 2017-25040

목 차

초록 ····· i
List of Tables ····· v
List of Figures ····· vi

1. 서론 ····· 1

2. 연구 자료 ····· 4
2.1. 해빙 농도 자료 ····· 4
2.2. Landsat 8 Operational Land Image/Thermal Infrared Sensor 영상 ····· 7
2.3. 수치 표면 모델 ····· 10

3. 연구 방법 ····· 11
3.1. Landsat 8 OLI/TIRS L1 자료 전처리 및 육지 차폐 과정 ····· 11
3.2. 신경망 학습 알고리즘 ····· 14
3.3 해빙 자료 비교를 위한 격자 통일화 ····· 19

4. 연구 결과 ····· 20
4.1. 동해 북부 연안 및 타타르 해협 PMW 해빙 농도 변동 특성 ····· 20
4.2. 신경망 학습 결과 ····· 25
4.3. Landsat 8 OLI/TIRS 자료로 탐지한 동해 북부

연안 및 타타르 해협의 해빙 ····· **26**
4.3.1. 신경망 학습에 이용한 표본 화소가 포함된 영상에서 ··· 26
4.3.2. 복잡한 해빙 공간 분포를 나타내는 영상에서 ····· 28
4.3.3. 장막과 같은 층운형 구름과 혼합된 화소가 포함된 영상에서 ····· 30
4.4. PMW 해빙 농도 자료와 고해상도 Landsat 8 해빙 농도 자료의 비교 ····· **32**

5. 요약 및 결론 ····· **36**

참고문헌 ····· **37**
Abstract ····· **41**

List of Tables

Table 1. Description of passive microwave sea ice concentration data. ····· 6

Table 2. List of Landsat 8 Operational Land Imager and Thermal Infrared Sensor Bands used in the sea ice detection algorithm (* TIRS bands are acquired at 100 meter resolution, but are re-sampled to 30 meter in delivered data product). ····· 8

Table 3. Description of input parameters that applied to the Neural network and Output parameter ····· 18

List of Figures

Figure 1. Schematic current map with cold (blue) and warm(red) currents (Park et al., 2013) around the study area (black box). ····· 3

Figure 2. (a) 30-year climatological mean and (b) standard deviation of passive microwave sea ice concentrations in Northern Hemisphere (from January 1988 to December 2017). ····· 5

Figure 3. Distribution of the Landsat 8 imagery border lines (blue boxes) over the study area. ····· 9

Figure 4. Flow chart for preprocessing of the Landsat 8 L1 images including the land masking, conversion of Digital Numbers to physical units, Normalized Difference Water Index, Normalized Difference Snow Index, RGB index parameter retrieval. ····· 13

Figure 5. Structure of applied Neural Network based on Scaled Conjugate Gradient Backpropagation Algorithm with three hidden layers (14-8-4 hidden neurons). ····· 15

Figure 6. Whole process flow chart for Landsat 8 imagery sea ice detection in East Sea. ····· 16

Figure 7. Landsat 8 natural color images using 4, 3, 2 bands for Neural Network training on (a) January 12, 2014, (b) February 13, 2014, (c) March 17, 2014, (d) March 26, 2014, (e) February 25, 2015, (f) February 03, 2016, (g) February

28, 2016, (h) March 15, 2016, and (i) February 05, 2017, respectively. ····· 17

Figure 8. Schematic of retrieving sea ice concentration data from sea ice detected classification image. ····· 19

Figure 9. (a) Time series of averaged passive microwave sensor sea ice concentration in study area and (b) anomaly. ····· 21

Figure 10. (a) climatological mean and (b) standard deviation of passive microwave sea ice concentrations around the East Sea. ····· 22

Figure 11. Location of (a) Tatar Strait area and (b) Primorye coast area, (c)-(d) Year to year and monthly distribution of sea ice concentrations in (a) and (b), (e)-(f) Monthly variations of the five-year averaged sea ice concentrations in (a) and (b), (g)-(h) Trends of sea ice concentrations in the (a) and (b) from January 1988 to December 2017. ·· 24

Figure 12. Cross entropy loss on NN training set. ····· 25

Figure 13. Results of NN sea ice detection algorithm on (a) January 12, 2014, (b) February 13, 2014, (c) March 17, 2014, (d) March 26, 2014, (e) February 25, 2015, (f) February 03, 2016, (g) February 28, 2016, (h) March 15, 2016, and (i) February 05, 2017, respectively. ····· 27

Figure 14. (a) Landsat 8 natural color image using 4, 3, 2 bands on March 26, 2014, (b) Classification images of (a), (c) Enlarged portion of (a), (d) Enlarged portion of (b).

····· 29

Figure 15. Landsat 8 natural color image using 4, 3, 2 bands around Tatar Strait on (a) January 28, 2014, (c) March 17, 2014, (e) February 19, 2016 and (b), (d), (f) classification images of (a), (c), (e), respectively. ····· 31

Figure 16. Down scaled imagery of Figure 12 to compare with passive microwave sea ice concentration data. ····· 33

Figure 17. Comparison of estimated SIC using Landsat 8 OLI/TIR imagery and Passive Microwave SIC data (a) before the elimination of cloud error and (b) after elimination around Tatar Strait (The black line means that estimated SIC using Landsat 8 imagery equals to PMW SIC data). ····· 34

FIgure 18. Comparison of estimated SIC using Landsat 8 OLI/TIRS imagery and Passive Microwave SIC data over (a) the Tatar strait area and (b) Primorye coast area in Figure 11 (The black line means that estimated SIC using Landsat 8 imagery equals to PMW SIC data). ····· 35

1. 서론

북극해(Arctic Ocean), 남극해((Southern Ocean)와 같은 극지방뿐 만 아니라 발트해(Baltic Sea), 카스피해(Caspian Sea), 오호츠크해(Okhotsk Sea) 일대에서는 해마다 거대한 면적의 해역이 얼었다 녹기를 반복하고 있다. 이와 같이 바닷물이 얼어 형성되는 해빙(sea ice)은 지구 시스템의 기본 구성 요소 일 뿐만 아니라 대규모 환경 변화와 미래 기후 예측에 있어 무시 할 수 없는 척도로 자리 잡고 있다(Thomas & Dieckmann, 2008).

해빙은 해양과 대기 사이의 열 교환, 해양 심층 순환 등 해양의 다양한 물리적 기작에도 영향을 끼친다(Stroeve et al., 2008). 겨울철 해빙 분포의 변동은 일대의 대기 순환 패턴에 큰 영향을 주며(Kimura & Wakatsushi, 1999; Honda et al., 1996), 해빙의 밀도 변화는 주변 바다의 식물성 플랑크톤 분포 범위 및 성장 시기를 결정한다(Arrigo & Thomas, 2004). 더욱이 미생물부터 고래에 이르기까지 다양한 해양 식물과 동물의 생활 주기가 대규모 해빙 형성 과정에 영향을 받고 있다(Thomas & Dieckmann, 2008). 또한 타타르 해협과 동해 북부에 분포하는 해빙은 봄철 이 일대의 찬 민물을 표층수에 공급하여 동해 해류 순환(Figure 1)에 영향을 주고 있다(Nihashi et al., 2009).

1970년대 후반 수동 마이크로파 (passive microwave) 기반의 해빙 원격 탐사법이 제안된 이후로 해빙 실측 관측의 인적·물리적 자원의 한계를 보완할 수 있게 되었고, 지속적이고 광범위한 실시간 해빙 관측이 가능해졌다. 이로 인해 최근까지 다양한 인공위성 센서 및 자료를 활용한 해빙 연구가 활발히 이루어지고 있다(Parkinson et al., 1999; Comiso et al., 2008; Rösel et al., 2012; Laxon et al., 2013; Ricker et al., 2017).

국립 설빙 센터(National Snow and Ice Date Center, NSIDC)에서 제공하고 있는 수동 마이크로파 (Passive Microwave, PMW) 해빙 농도 자료는 연구자들에게 포괄적이고 광범위한 전 지구 해양 영역을 낮은 해상도로 제공하고 있다(Belchansky & Douglas, 2002). 이 자료는 다른 해

빙 자료에 비하여 구름, 수증기와 같은 기상 요소로 인한 간섭이 적고, 원격 탐사가 제안된 초기부터 오랜 기간 누적된 자료가 있다는 데서 큰 지역의 장기 변동을 이해하고자 할 때 선호된다. 이 밖에도 산란계(Scatterometer), 광학/준광학 인공위성(e.g. MODIS, AVHRR), 합성 개구 레이더(Synthetic Aperture Radar, SAR) 등 다양한 센서를 활용한 해빙 자료 산출 및 연구도 활발히 진행되고 있으나, 고해상도 광학/준광학 Landsat 인공위성을 활용한 해빙 연구는 아직까지 미비하다.

Landsat은 광학/ 준광학 센서를 모두 탑재한 인공위성으로 공간 해상도 30m로 고해상도 관측이 가능하기 때문에 해양, 대기, 지질, 생물 등 다양한 분야의 연구에 적극적으로 활용되고 있다(Bayarsaikhan et al., 2009). 이를 활용한 해빙 연구가 진행되고는 있으나, Landsat 관측 자료를 주로 활용하는 것이 아닌 타 위성 자료의 보조체로 활용하는 연구가 주를 이루고 있다(Cavalieri et al., 2006). 또한 미항공우주국(National Aeronautics and Space Administration, NASA)에서 배포중인 Landsat 8 QA 밴드(band) 자료에서는 눈, 얼음, 구름 등의 영상 분류 결과를 확률로 제공하고 있어 해빙의 분포를 정확히 파악하기 힘들다(USGS, 2015). 그러나 Landsat 8이 고해상도로 연안 주변을 관측한다는 점은 연안에서 주로 해빙이 분포하는 동해 북부에서 해빙을 탐지하고자 할 때 장점으로 충분히 작용될 수 있다.

본 연구에서는 동해 북부 및 타타르 해협(Figure 1, black box)에 대하여 (1) 1988년 1월부터 2017년 12월까지 PMW 일별 해빙 농도 자료를 활용하여 동해 북부에서의 해빙 분포 특성을 살펴보았고, (2) 159장의 Landsat 8 위성 영상을 처리하였으며, (3) 딥러닝(Deep Learning)으로 신경망(Neural Network)을 학습시켜 각 영상에서의 해빙 탐지 및 화소 분류를 수행하였고, (4) 프리모르스키 연안 지연 부근에서 Landsat 8 영상으로 탐지한 해빙과 PMW 해빙 분포를 비교하였다.

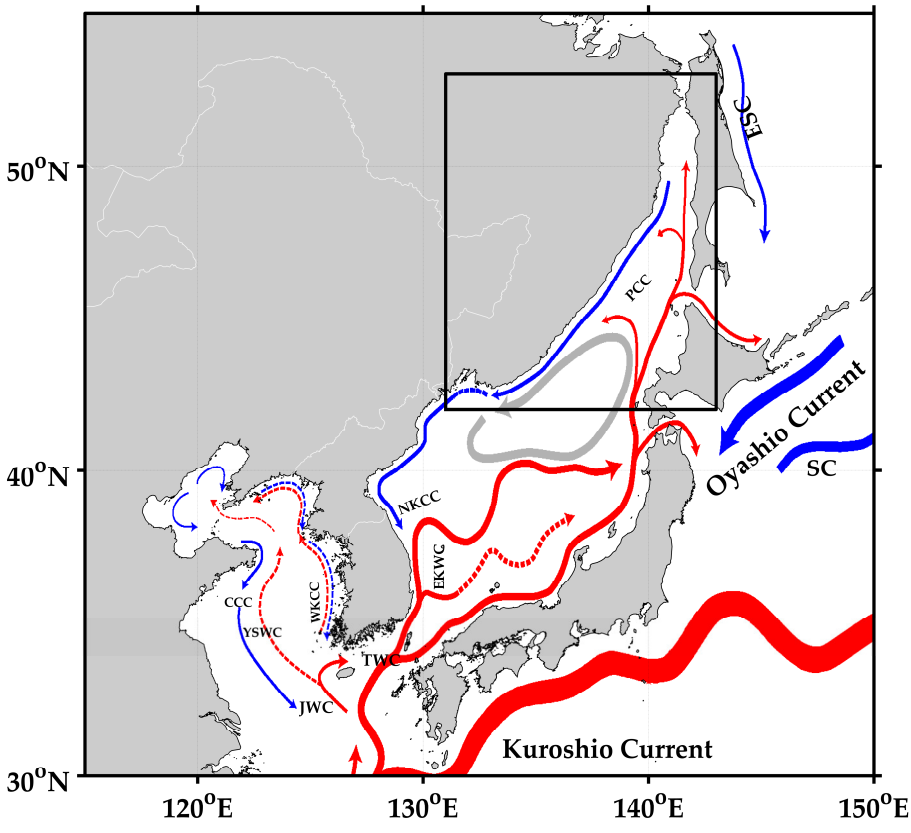

Figure 1. Schematic current map with cold (blue) and warm (red) currents (Park et al., 2013) around the study area (black box).

2. 연구 자료

2.1. 해빙 농도 자료

블라디보스톡 부근부터 프리모르스키 연안을 따라 타타르 해협까지 분포하는 해빙을 중심으로 동해 북부에 분포하는 해빙의 변동을 연구하고자 NSIDC에서 제공하는 해빙 농도 자료를 활용하였다.

이 자료는 1978년 Nimbus - 7에 탑재된 PMW 센서 Scanning Multichannel Microwave Radiometer(SSMR, 1878. 10. 26. - 1987. 08. 20.)가 관측한 휘도 온도를 비롯하여 Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) - F8, F11, F13의 Special Sensor Microwave Imager(SSM/I, 1987. 08. 21. - 2007. 12. 31.), DMSP - F17의 Special Sensor Microwave Imager/Sounder (SSMIS, 2008. 01. 01. -) 관측 휘도 온도를 NASA Team Sea Ice Algorithm(Swift & Cavalieri, 1985; Cavalieri et al., 1997)에 적용해 해빙 농도 자료로 결합해 놓은 것이다.

격자 내에서 해빙의 면적을 백분율로 나타내어 해빙 농도 (Sea Ice Concentration, SIC), 또는 해빙 면적비로 표현하고 있으며, Table 1에서 나타낸 바와 같이 중-고위도 지역(북반구에서는 30.98°N - 90°N, 남반구에서는 39.23°S - 90°S)의 일별, 월별 해빙 농도를 격자에 맞춰 나타내고 있다. 해빙 농도 자료의 공간 해상도는 25km x 25km이며, 해빙의 두께가 20cm 이상으로 두껍고 한 격자 내에서의 해빙 면적비가 높을 때 해빙 농도 자료의 정확도가 높다. 또한 일반적으로 겨울철에는 관측 해빙 면적비와 ±5% 이내, 여름철에는 ±15%정도로 계절에 따라 그 정확도에 차이가 있다 (Cavalieri, 1992; Gloersen et al., 1992).

북반구 해빙 농도의 평년치(1988 - 2017)는 위도에 따라 큰 차이가 있으며, 표준 편차는 극보다 북위 60° - 80° 사이의 극과 가까운 해빙 외곽 지역 및, 오호츠크해 북부에서 크게 나타난다(Figure2).

본 연구에서는 1988년 1월 1일부터 2017년 12월 31일까지, 지난 30년

간의 북반구 일별 해빙 농도 자료를 활용하였다.

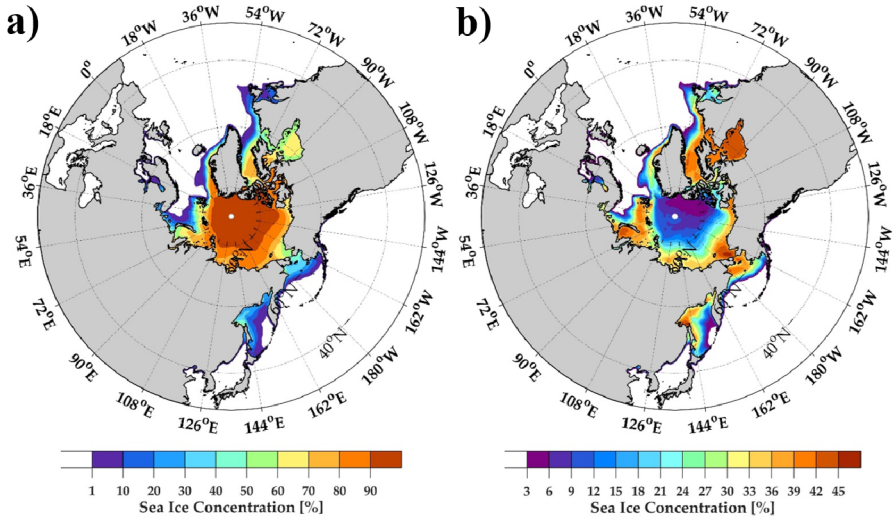

Figure 2. (a) 30-year climatological mean and (b) standard deviation of passive microwave sea ice concentrations in Northern Hemisphere (from January 1988 to December 2017).

Table 1. Description of passive microwave sea ice concentration data.

Parameter	Sea Ice Concentration
Platforms	Nimbus-7, DMSP 5D-2/F11, DMSP 5D-2/F13, DMSP 5D-2/F8, DMSP 5D-3/F17,
Sensors	SMMR, SSM/I, SSMIS
Spatial Coverage	N: 90, S: 30.98, E: 180, W: -180 / N: -39.23, S: -90, E: 180, W: -180
Spatial Resolution	25km x 25km
Temporal Coverage	26 October 1978 - 31 December 2017 (updated yearly)
Temporal Resolution	1 month, 1 day
Data Contributors	National Snow and Ice Data Center (Claire Parkinson, Per Gloersen, H. Zwally, Donald Cavalieri, Walt Meier, F. Fetterer, Kenneth Knowles, Matthew Savoie , Mary Brodzik)

2.2. Landsat 8 Operational Land Imager/Thermal Infrared Sensor 영상

동해 북부 연안의 해빙 분포를 좀 더 세밀하게 살펴보기 위하여 고해상도 다중 채널을 갖춘 미지질조사국(United States Geological Survey, USGS) Landsat 8 위성의 Operational Land Imager/Thermal Infrared Sensor (OLI/TIRS) 영상을 이용하였다.

Landsat 8은 2013년 2월 11일에 발사되어 현재까지 운용 중이며, 육상 지역을 중심으로 전 세계를 가시광선, 근적외선, 단파적외선, 열적외선 영역에 고루 분포하고 있는 12개의 밴드로 관측하고 있다. 한 지점에서 다시 위성이 방문하기까지 걸리는 시간인 재방문 시간(revisit time)은 16일이며, 각 밴드의 공간 해상도는 가시(visible), 근적외(Near Infrared, NIR), 단파적외 (Shortwave Infrared, SWIR) 영역을 관측하는 band 1 ~ band 7, band 9 이 30m, 전정색 (panchromatic) 영상을 촬영하는 band 8 이 15m, 열적외 (Thermal Infrared, TIR) 영역을 관측하는 band 10, band 11이 100m이다(Table2).

본 연구에서는 2013년 3월 8일부터 2017년 12월 31일까지 연구 영역에 포함되는 Landsat 8의 궤적 (Figure 3) 중 영상 내에서 구름이 70% 이하이고 해빙이 존재하는 159장의 영상을 수집하여 활용하였다.

Table 2. List of Landsat 8 Operational Land Imager and Thermal Infrared Sensor Bands used in the sea ice detection algorithm (* TIRS bands are acquired at 100 meter resolution, but are re-sampled to 30 meter in delivered data product.)

Sensors	Bands	Wavelength (㎛)	Resolution (m)
Operational Land Imager (OLI)	Band 1 - Ultra Blue	0.435 - 0.451	30
	Band 2 - Blue	0.452 - 0.512	30
	Band 3 - Green	0.533 - 0.590	30
	Band 4 - Red	0.636 - 0.673	30
	Band 5 - Near Infrared (NIR)	0.851 - 0.879	30
	Band 6 - Shortwave Infrared (SWIR) 1	1.566 - 1.651	30
	Band 7 - Shortwave Infrared (SWIR) 2	2.107 - 2.294	30
	Band 8 - Panchromatic	0.503 - 0.676	30
	Band 9 - Cirrus	1.363 - 1.384	30
Thermal Infrared Sensor (TIRS)	Band 10 - Thermal Infrared (TIRS) 1	10.60 - 11.19	100(30)
	Band 11 - Thermal Unfrared (TIRS) 2	11.50 - 12.51	100(30)

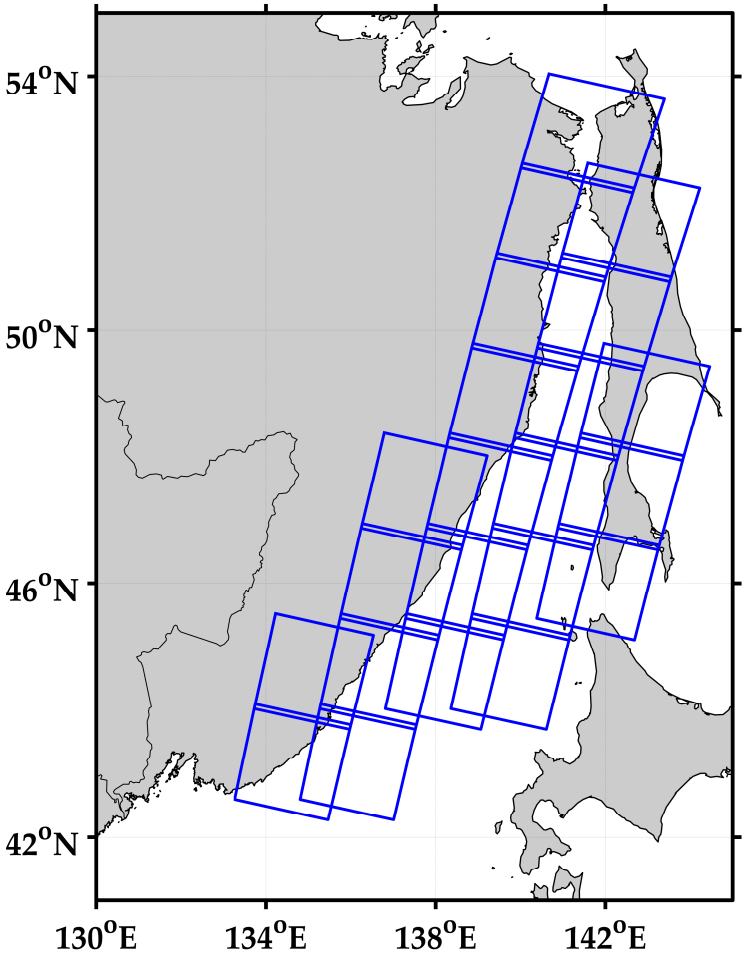

Figure 3. Distribution of the Landsat 8 imagery border lines (blue boxes) over the study area.

2.3. 수치 표면 모델

Landsat 8 관측 영상 내에서 육지 영역을 차폐(masking)하기 위하여 일본 우주항공연구개발기구(Japan Aerospace Exploration Agency, JAXA)의 지구관측연구센터(Earth Observation Research Center, EORC)에서 제공하고 있는 ALOS Global Digital Surface Model (AW3D30) version 2.1 자료를 이용하였다.

AW3D30은 2006년부터 2011년까지 운용한 Advanced Land Observing Satellite(ALOS)의 Panchromatic Remote-sensing instrumentfor Stereo Mapping (PRISM) 센서가 관측한 3 백만 개 이상의 데이터를 활용해 모델링한 전 지구 3D 지도로, 2018년 4월에 2.1 버전이 배포되었다. 전 지구 육상 지역의 육지 고도를 표준편차로 5m (1σ) 정확도로, 1 arc-second, 약 30m의 공간 해상도로 나타내고 있다.

3. 연구 방법

3.1. Landsat 8 OLI/TIRS L1 자료 전처리 및 육지 차폐 과정

Landsat 8 OLI/TIRS L1 영상은 각 밴드별로 지리 정보가 포함된 회색조 이미지로 배포되며, 이를 연구에 활용하기 위해 기기값(digital numbers, DNs)을 물리적 변수로 바꿔주는 과정이 선행되어야 한다. 또한 육상 지역은 식생, 인공 구조물, 경작지 등 다양한 지표 환경이 존재하여 반사도 및 휘도 온도의 분포가 산포되어 있고, 자료의 활용 목적이 해양 영역의 해빙을 탐지하는 것이므로 육지 영역을 차폐(masking)하는 과정 또한 필요하다.

본 연구에서는 band 8을 제외한 모든 밴드를 활용하므로 각 밴드의 DNs을 파장대에 따라 반사도(reflectance, ρ) 또는 휘도 온도(brightness temperature, BT)으로 변환하였다. OLI 센서가 관측한 가시, 근적외, 단파적외 파장 영역대의 band 1 - band 9 DNs은 식 (1)과 같은 과정을 거쳐 대기 상부 반사도로 변환한다(Markham et al., 2014). 열적외 파장 영역대의 band 10 - band 11 DNs은 식 (2)와 같은 과정을 거쳐 휘도 온도로 변환한다(Barsi et al., 2014). 식(1)과 (2)에서 $\rho_{\lambda'}$은 태양각 보정을 하지 않은 대기 상부 반사도, ρ_{λ}는 대기 상부 반사도, θ는 태양 고도각, M_{ρ}, M_L는 곱셈 스케일링 계수, A_{ρ}, A_L는 덧셈 스케일링 계수, Q_{cal}은 화소 값, L_{λ}는 분광 복사도($Wm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$), T는 대기 상부 휘도 온도(K), K_1, K_2는 밴드별 열변환 상수를 나타낸다.

$$\rho_{\lambda} = \frac{\rho_{\lambda'}}{\sin(\theta)} = \frac{M_{\rho}Q_{cal} + A_{\rho}}{\sin(\theta)} \quad (1)$$

$$T = \frac{K_2}{\ln(\frac{K_1}{L_\lambda}+1)} = \frac{K_2}{\ln(\frac{K_1}{\mathrm{M}_L \mathrm{Q}_{cal}+\mathrm{A}_L}+1)} \quad (2)$$

각각의 밴드 값은 위치 정보를 위도, 경도 자료로 변환하는 과정과 DNs을 물리적 변수로 변환하는 복사 보정(radiometric calibration)을 과정을 거친 후 AW3D30의 고도 자료를 활용하여 육상 영역은 모두 차폐한다(Figure 4).

또한 해빙 탐지 알고리즘에 입력 자료로 활용하기 위하여 정규 수분 지수(Normalized Difference Water Index, NDWI), 정규 적설 지수(Normalized Difference Snow index, NDSI), RGB 지수를 식(3) ~(5)를 활용하여 계산하였다.

$$NDWI = \frac{\rho_5 - \rho_6}{\rho_5 + \rho_6} \quad (3)$$

$$NDSI = \frac{\rho_3 - \rho_6}{\rho_3 + \rho_6} \quad (4)$$

$$RGB = \frac{\rho_4 + \rho_3 + \rho_2}{3} \quad (5)$$

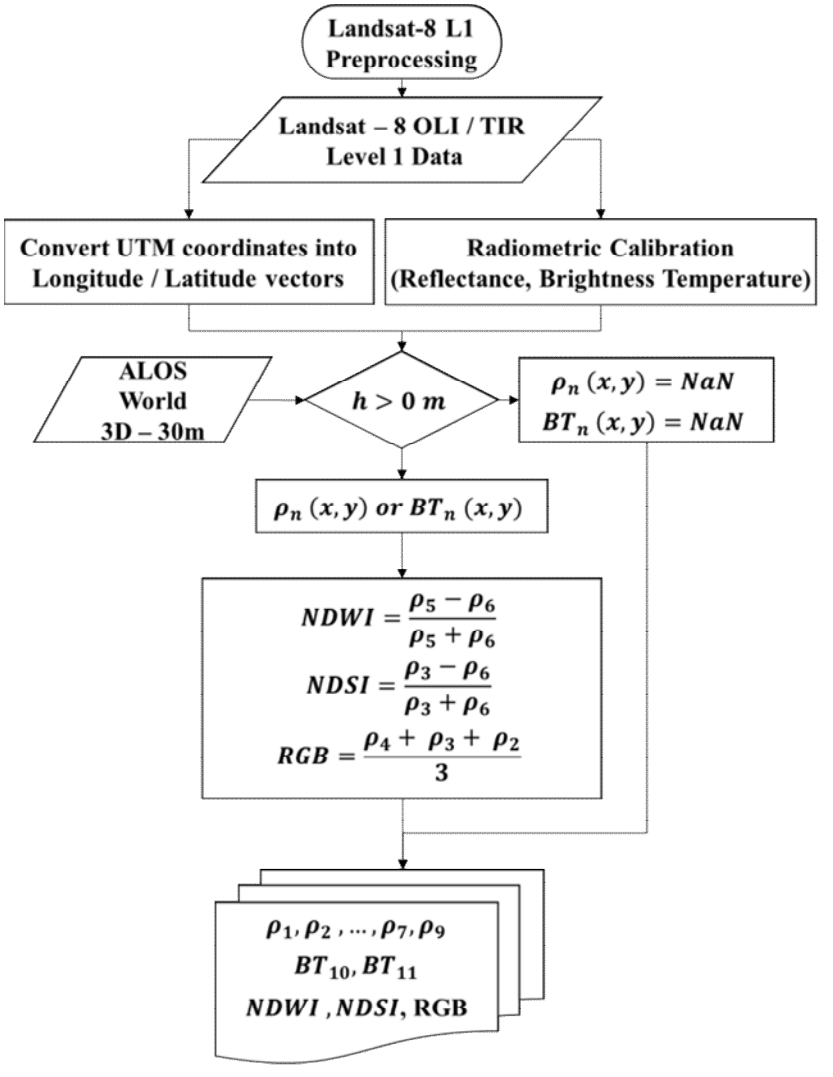

Figure 4. Flow chart for preprocessing of the Landsat 8 L1 images including the land masking, conversion of Digital Numbers to physical units, Normalized Difference Water Index, Normalized Difference Snow Index, RGB index parameter retrieval.

3.2. 신경망 학습 알고리즘

본 연구에서 Landsat 8 OLI./TIRS L1 영상 내의 해빙을 탐지하기 우하여 Møller(1993)가 제안한 켤레 기울기 척도 (Scaled Conjugate Gradient, SCG) 역전파 (backpropagation) 알고리즘을 활용하였다. 이는 지도 학습 알고리즘 중 하나로, 각 반복 과정에서 구배 변화를 반영하는 것을 근사를 이용해 생략함으로써 일반적인 역전파 알고리즘에 비하여 속도가 빠르다는 장점이 있어(Møller, 1993) 현재까지도 영상 내 화소 분류 등의 패턴 인식을 하고자 할 때 흔히 이용되는 학습 방법이다(Azami et al., 2013; Kuruvilla & Gunavathi, 2014; Abdel-Zaher & Eldeib, 2016; Parveen et al., 2018).

다층 퍼셉트론 (multilayer perceptron) 사이의 활성화 함수로는 널리 사용되고 있는 시그모이드(sigmoid) 함수를 이용하였으며, 신경망(Neura network, NN)은 총 3개의 은닉층(hidden layer)으로 구성되어 있다. 각 층의 뉴런 수는 Hunter el al.(2012)와 Sheela & Deepa(2013)을 참고하여 층별로 14, 8, 4 개의 뉴런으로 구성하였다(Figure 5).

NN의 학습 과정은 Figure 6으로 나타내었다. 육지 차폐 과정을 거친 입력 자료(input)에 해양의 일반적인 반사도인 0.065 (Moore et al., 2000) 보다 다소 낮은 반사도인 0.06을 임계값으로 정하여 해수를 일차적으로 제외하고, Figure 7의 216만개 가량의 해빙인 것과 그렇지 않은 표본화소를 지정하여 목표 학습률 70%로 학습시켰다.

NN에 입력 자료는 Landsat 8 OLI/TIRS의 band 1 ~ band 7, band 9의 반사도와 band 10, band 11의 휘도 온도, NDWI, NDSI, RGB index이며 출력 자료는 해빙과 그렇지 않은 픽셀로 분류된 값이다(Table 3).

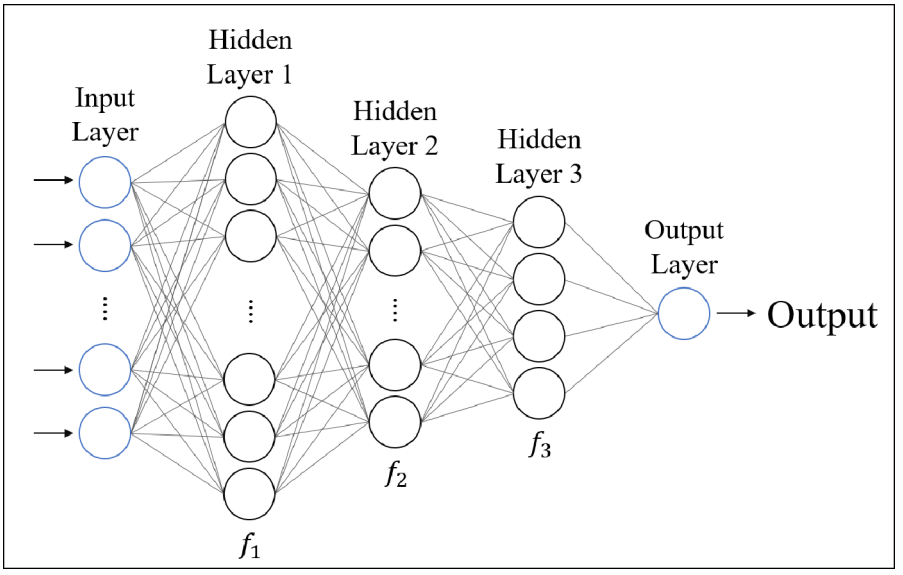

Figure 5. Structure of applied Neural Network based on Scaled Conjugate Gradient Backpropagation Algorithm with three hidden layers (14-8-4 hidden neurons).

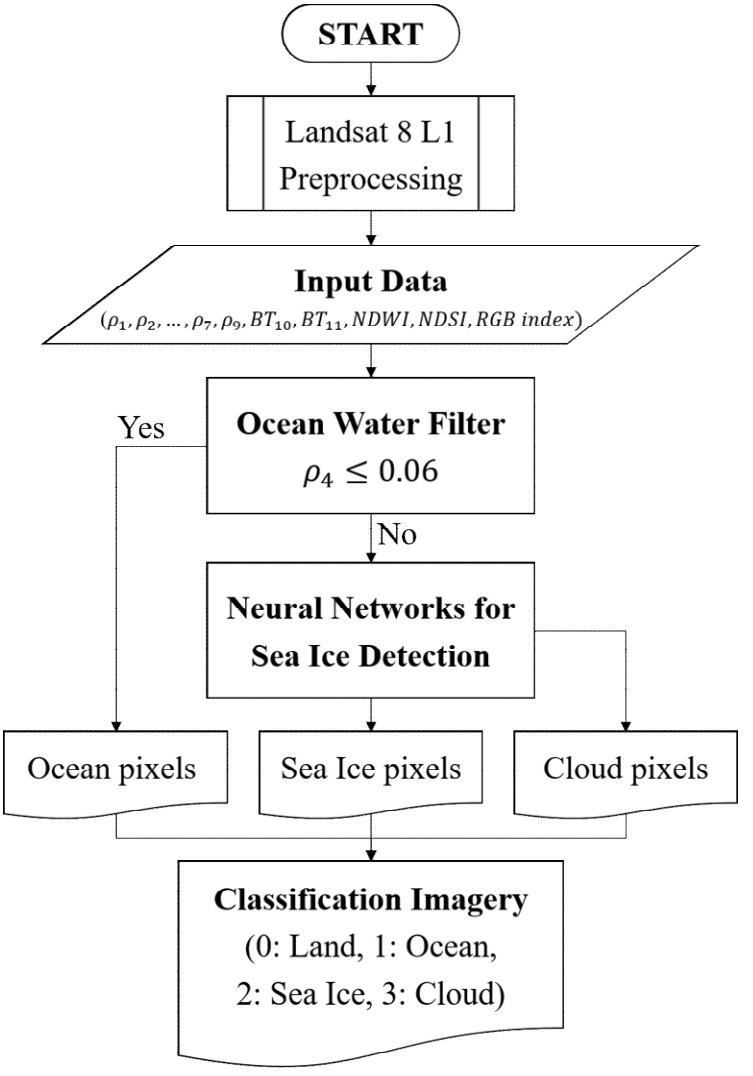

Figure 6. Whole process flow chart for Landsat 8 imagery sea ice detection in East Sea.

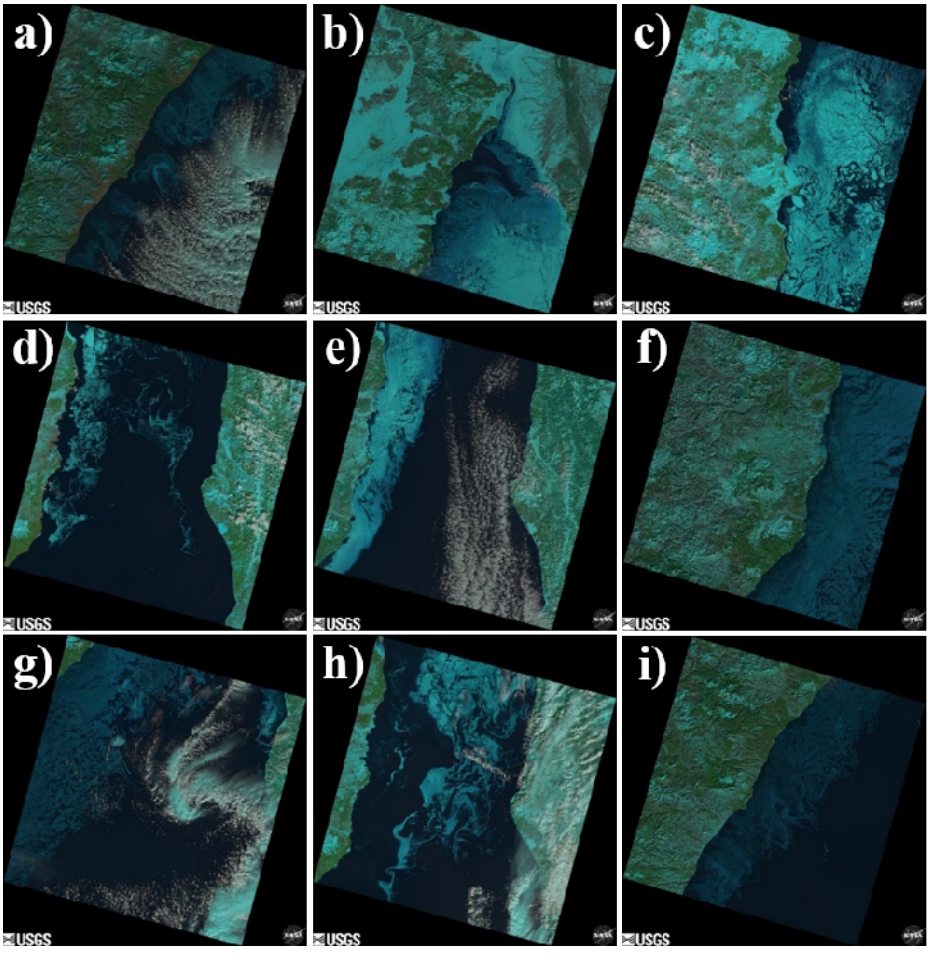

Figure 7. Landsat 8 natural color images using 4, 3, 2 bands for Neural Network training on (a) January 12, 2014, (b) February 13, 2014, (c) March 17, 2014, (d) March 26, 2014, (e) February 25, 2015, (f) February 03, 2016, (g) February 28, 2016, (h) March 15, 2016, and (i) February 05, 2017, respectively.

Table 3. Description of input parameters that applied to the Neural network and Output parameter.

Parameters		Type	Characteristics
input	Landsat 8 OLI Band 1 ~7, 9 Reflectance	Numerical	Float (-0.099980 - 1.210700)
	Landsat 8 TIRS Band 10 Brightness Temperature	Numerical	Float (147.5714 - 368.0307)
	Landsat 8 TIRS Band 11 Brightness Temperature	Numerical	Float (141.7257 - 383.8444)
	Normalized Difference Water Index	Numerical	Float (-inf - inf)
	Normalized Difference Snow Index	Numerical	Float (-inf - inf)
	RGB index	Numerical	Float (-0.099980 - 1.210700)
output	Type of pixel	Nominal	Sea Ice(1), Cloud(0)

3.3. 해빙 자료 비교를 위한 격자 통일화

해빙을 탐지한 Landsat 8 분류 (Classification) 이미지를 PMW 해빙 농도 자료와 비교하기 위하여 격자를 통일시키고, 해빙 농도로 변환하는 과정을 거쳤다. Landsat 8의 해상도는 30m로 한 격자의 크기가 25km x 25km 인 PMW 해빙 농도 자료와 큰 차이가 있다. 먼저 주어진 Landsat 8 영상에 PMW 격자를 덧씌우고, 이에 맞춰 이미지 정보를 불러온다. 해빙의 농도는 PMW 격자 내에서 해빙으로 탐지된 Landsat 격자수를 PMW 격자 하나를 채우는 Landsat 격자의 전체 크기로 나누어 주어 구한다.

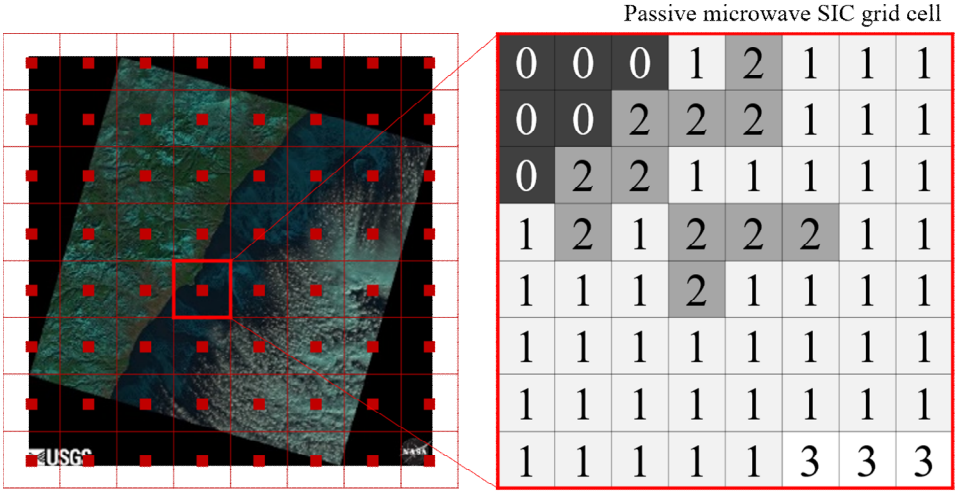

Figure 8. Schematic of retrieving sea ice concentration data from sea ice detected classification image.

4. 연구 결과

4.1. 동해 북부 연안 및 타타르 해협 PMW 해빙 농도 변동 특성

1988년 1월 1일부터 2017년 12월 31일까지 NSIDC에서 제공하고 있는 일별 PMW 센서 측정 해빙 농도 자료를 획득하여 연구 영역에 대한 평균 해빙 농도 변화를 살펴보았다. 이 일대의 sea ice는 대개 first-year ice로 기온이 내려가면 형성되어 다시 따듯해지는 봄이나 여름철에 녹아내린다. 이는 Figure 9a에서 잘 나타나며, 북극해의 경우 지구 온난화로 인해 해빙 면적이 크게 감소하고 있을 뿐만 아니라 계절 변화 폭 또한 점차 증가 하고 있다(Gregory et al., 2002)고 했던 연구 결과와 달리 연구 지역의 연 최고 - 연 최저 해빙 농도 차는 비슷한 수준으로 연구기간 동안 유지되었음을 알 수 있다. 또한 초기 값에서 평년값을 뺀 이상치(anomaly를 나타낸 Figure 9(b)에서도 1년을 주기로 하는 변동 이외에 특별한 변동 주기를 찾기 어려웠다.

다음으로 연구 지역 PMW 해빙 농도 자료의 평년(1988 - 2017, 30년간) 해빙 농도와 표준 편차를 살펴보았다(Figure 10). 블라디보스톡 일대부터 연해주(Primorye) 해안을 따라 동해 북부 경계(51°45′N) 부근까지 평균 해빙 농도는 0% ~ 50% 사이의 비교적 낮은 값을 나타내고 있으며 타타르 해협에서도 북으로 갈수록 평균 해빙 농도가 높아지는 경향을 나타내었다.

연구 지역의 해빙 농도 변동의 표준 편차는 해빙 농도 평균의 공간 분포와는 다른 특성을 나타내고 있다. 49°N 이남의 지역에서는 평균 해빙 농도가 낮아 표준 편차 또한 상대적으로 낮게 나타났으며, 52°N 이남까지는 육지와 근접한 몇몇 지점을 중심으로 표준편차가 높게 나타나는 경향을 보였다. 타타르 해협에서 폭이 가장 좁은 지역 일대인 52°N -

53.5°N 부근에서는 표준 편차가 10% -15% 정도로 낮게 나타나 이 일대는 연중 해빙이 높은 밀도로 큰 변화 없이 유지됨을 알 수 있으며, 오호츠크 해와 인접한 지역의 경우 높은 평균 해빙 농도가 나타나지만, 표준 편차 또한 높아 연 변동이 극심한 지역임을 알 수 있다.

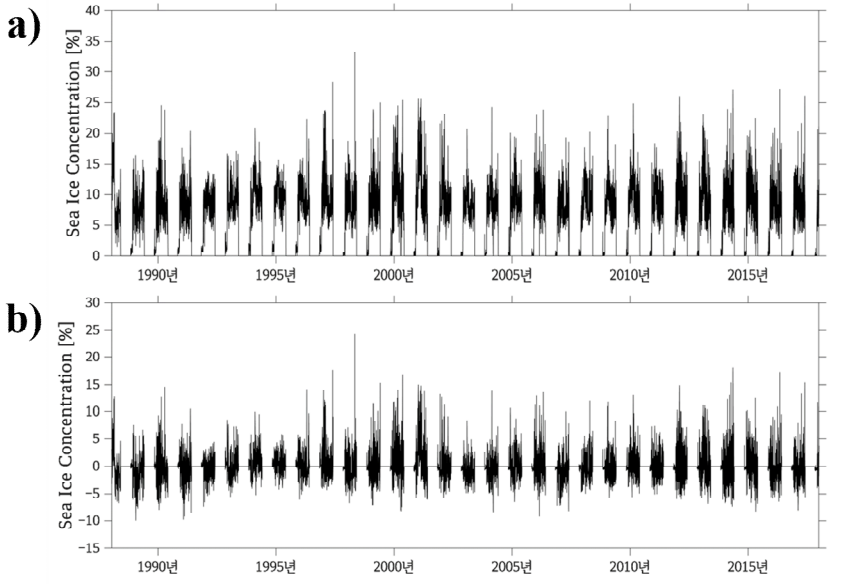

Figure 9. (a) Time series of averaged passive microwave sensor sea ice concentration in study area and (b) anomaly

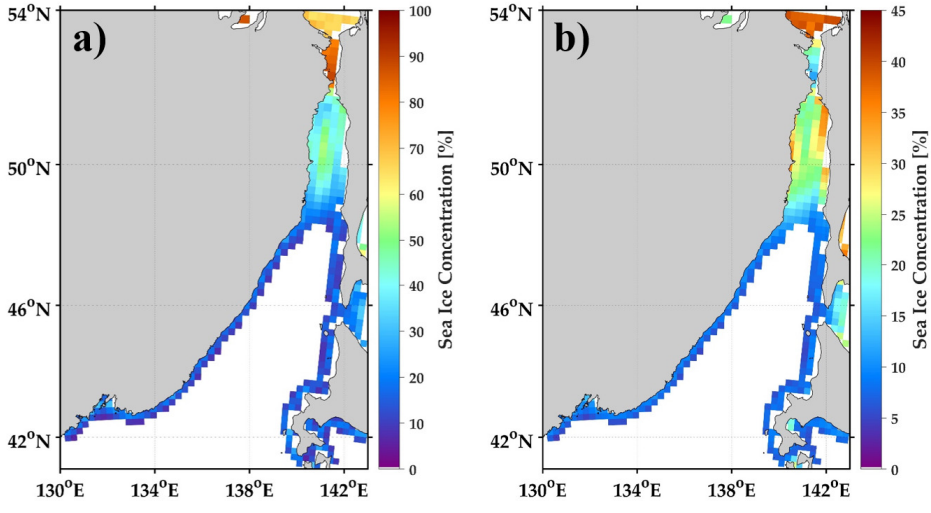

Figure 10. (a) climatological mean and (b) standard deviation of passive microwave sea ice concentrations around the East Sea.

이에 타타르 해협에서도 해빙 농도가 높게 나타나는 일부 지역(Figure 11a)과 연해주 해안의 일부 지역(Figure 11b)을 표본으로 두 지역의 연별, 월별 평균 해빙 농도 변화와 5년씩 평균한 월 변동, 월 변동 추세를 비교하였다(Figure 11).

(a) 지역과 (b)지역의 월평균 해빙 농도 변동 양상은 상이하게 나타난다. (a) 지역의 경우 타타르 해협에서도 해빙 농도가 특히 높게 나타나는 지역을 포함하고 있어, 10월부터 해빙이 형성되기 시작하여 6월까지 30% 이상의 농도를 유지하다가 7월 여름이 되면 급격히 없어지는 해빙 형성 및 소멸 과정을 반복하고 있으며, 극대기는 1-2월 부근에서 나타난다. 반면 (b) 지역의 경우 12월경에 형성되기 시작하여 4월에 극대기가 나타나고 있으며, 일반적으로 해빙의 극대기로 알려져 있는 한겨울(2월)에 12월과 4월에 비해 더 낮은 값을 나타내고 있다. 그러나 이 일대의 해빙의 경우 최고 농도가 10% 아래로 전반적으로 매우 낮은 농도를 띠고 있고, 추후 다른 자료와 검증이 필요할 것으로 사료된다. 또한 각 해역에서의 월별 추세도 다른 양상으로 나타나고 있다.

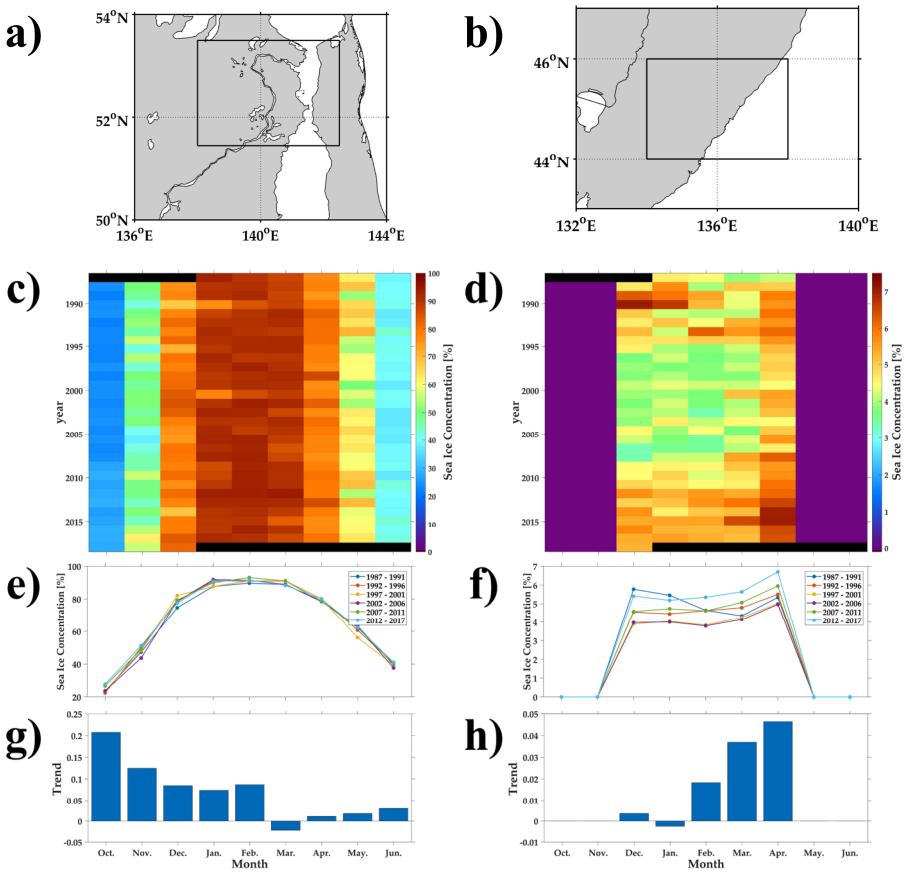

Figure 11. Location of (a) Tatar Strait area and (b) Primorye coast area, (c)-(d) Year to year and monthly distribution of sea ice concentrations in (a) and (b), (e)-(f) Monthly variations of the five-year averaged sea ice concentrations in (a) and (b), (g)-(h) Trends of sea ice concentrations in the (a) and (b) from January 1988 to December 2017.

4.2. 신경망 학습 결과

해빙 탐지에 활용된 인공 신경망은 SCG backpropagation 알고리즘을 활용하여 학습 되었다. 학습에는 해수 화소와 해수가 아닌 화소 216만개를 표본으로 활용하였으며, 총 3개의 은닉층과 각 층에서 14, 8, 4개의 뉴런으로 구성된 다층 퍼셉트론을 학습 시켰다. 데이터 분할은 무작위(random)로 수행 되었으며, 손실 함수(cost function)로 크로스 엔트로피(cross entropy)를 채택하고 70% 학습률을 목표로 하였다. 신경망은 80세대(epoch)를 학습에 이용하였을 때 0.0024327의 기울기(gradient)에서 최적화되었다.

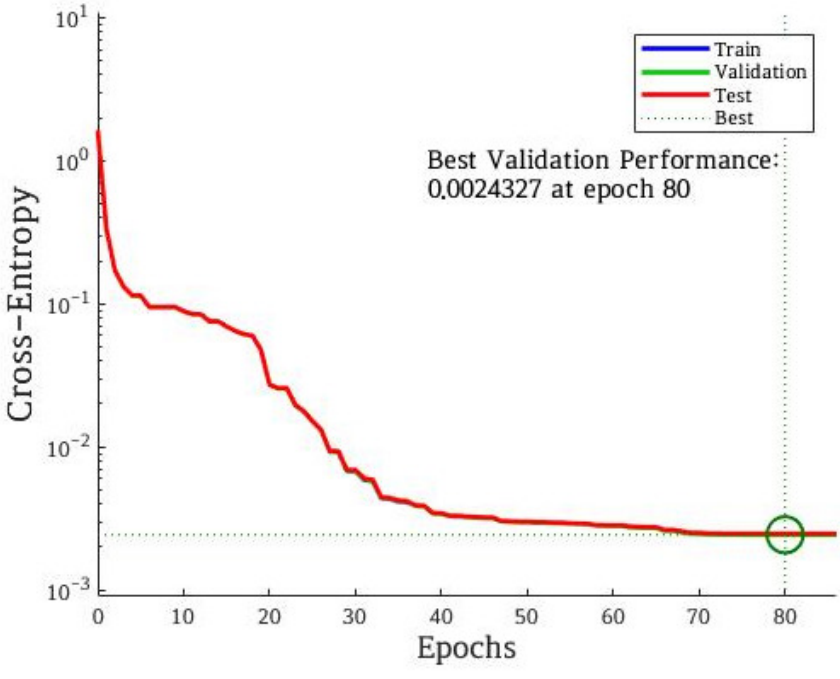

Figure 12. Cross entropy loss on NN training set.

4.3. Landsat 8 OLI/TIRS 자료로 탐지한 동해 북부 연안 및 타타르 해협의 해빙

4.3.1. 신경망 학습에 이용한 표본 화소가 포함된 영상에서

신경망 학습 시 표본 화소를 추출하였던 2014년 1월 12일 (path:110, row: 27), 2014년 2월 13일(path: 110, row: 24), 2014년 3월 17일(path: 110, row: 25), 2014년 3월 26일(path: 109, row: 26), 2015년 2월 25일(path: 110, row: 26), 2016년 2월 3일(path: 109, row: 27), 2016년 2월 28일(path: 109, row: 26), 2017년 2월 5일(path: 110, row: 27) 영상의 해빙을 탐지한 결과이다(Figure 13).

Figure 14a, 14e, 14g, 14h에서 확인할 수 있듯이 구름과 해빙을 잘 구분하여 탐지하였으며, 육안으로 확대하거나 합성 영상으로 확인 가능한 얇은 해빙이 존재하는 지역도 잘 탐지되었다(Figure 14a, 14f, 14g, 14i). 그러나 해빙의 두께, 규모, 물리적 특성을 반영한 분류가 아니기 때문에 해빙 농도가 옅은 지역 또한 같은 가중치로 처리하게 된다. 이로 인해 해빙이 옅은 지역의 경우 잘못 탐지한 것으로 오해 할 가능성이 높으므로 추가 검증이 필요할 것으로 사료된다.

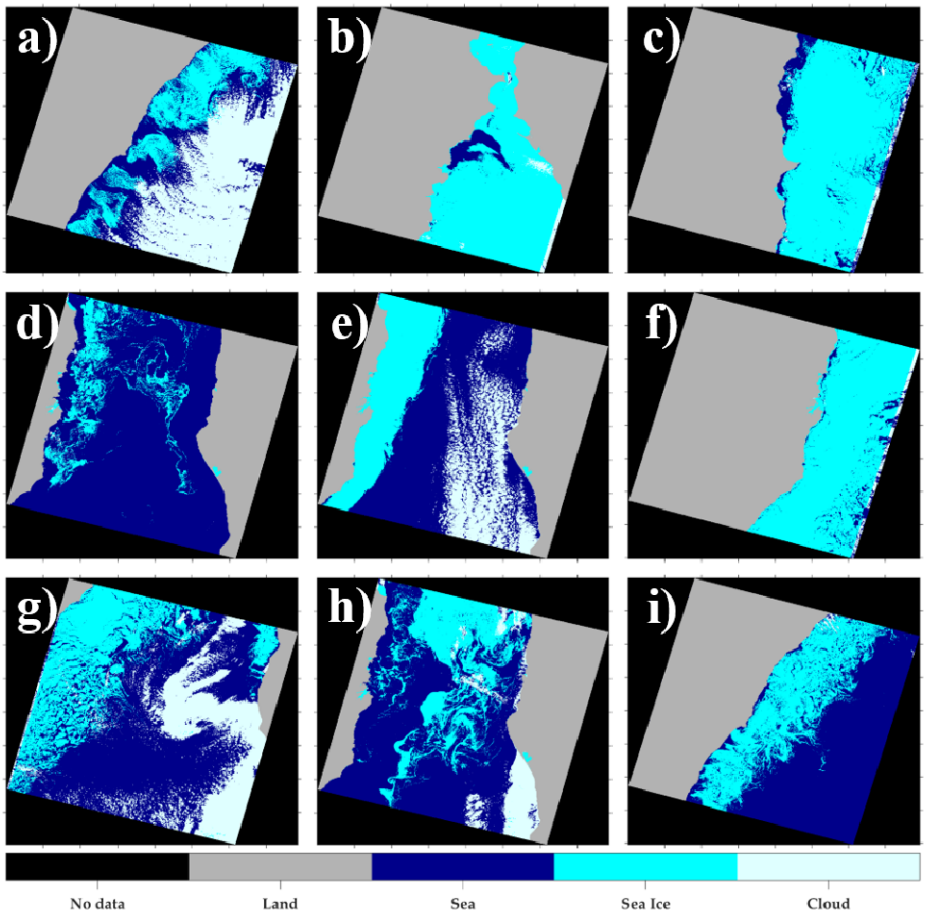

Figure 13. Results of NN sea ice detection algorithm on (a) January 12, 2014, (b) February 13, 2014, (c) March 17, 2014, (d) March 26, 2014, (e) February 25, 2015, (f) February 03, 2016, (g) February 28, 2016, (h) March 15, 2016, and (i) February 05, 2017, respectively.

4.3.2. 복잡한 해빙 공간 분포를 나타내는 영상에서

해빙은 극대기를 지나 소멸하면서 해양-대기의 다양한 물리적 환경에 영향을 받는다. 해양 운동의 수렴(convergence) 작용으로 인해 래프팅(rafting; 얇은 해빙에서 주로 이루어짐)과 이랑이 만들어지고(ridging), 발산(divergence) 작용으로 인해 해빙 사이의 균열(crack)이 생기고 이를 중심으로 갈라지기 시작하여 빙호(polynya)가 생성되기도 한다. 때문에 이 시기의 해빙 분포는 다양한 형태와 두께의 해빙이 함께 복잡한 공간 분포를 나타내며 존재하게 된다. 이러한 사례 중 한 예시로서 2014년 3월 26일에 관측한 Landsat 8 영상에 해빙 탐지 알고리즘을 적용한 결과를 살펴보고, 탐지 알고리즘이 해빙의 두께와 형태에 상관없이 잘 탐지하고 복잡한 공간 분포를 잘 구현하였는지 살펴보았다(Figure 14).

Figure 14a에서 붉은 사각형으로 강조된 부분은 얇은 해빙과, 복잡한 모양의 해빙, 다각형 모양의 해빙, 두꺼운 해빙 등 다양한 해빙이 공존하는 구역이다. 이 영상에서 해빙을 탐지하여 분류한 결과 (d)는 해빙의 농도와 상관없이 해빙이 존재한다고 판단되는 화소 모두를 해빙으로 분류 하고 있다. 육안으로 확인하는 만큼 매끄러운 형태의 다각형으로 탐지가 되지 않으나, 좌측 중앙의 얇은 해빙이 바닷물과 섞여 있는데도 불구하고 외곽 경계가 잘 구분 지어져 있음을 알 수 있다.

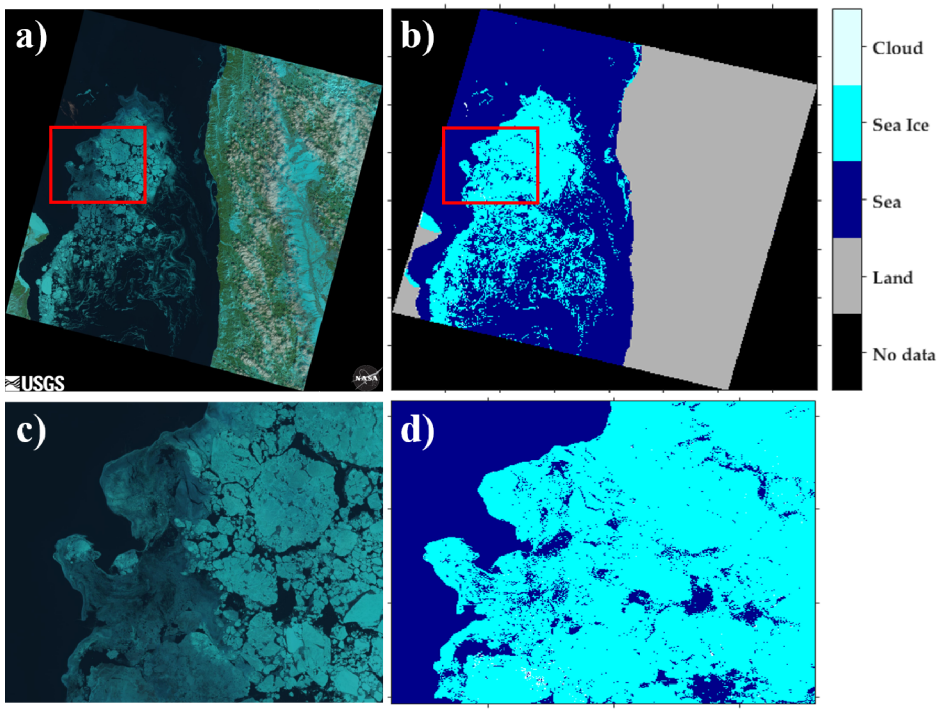

Figure 14. (a) Landsat 8 natural color image using 4, 3, 2 bands on March 26, 2014, (b) Classification images of (a), (c) Enlarged portion of (a), (d) Enlarged portion of (b).

4.3.3. 장막과 같은 층운형 구름과 혼합된 화소가 포함된 영상에서

학습된 알고리즘은 해빙의 두께와는 상관없이 모두 해빙으로 탐지하는 결과를 보여주었다. 해빙 탐지 방법이 합성영상에서의 해빙 농도, 음영에 관계없이 똑같은 해빙으로 탐지하는지, 대기 상부 반사도를 알고리즘 입력 자료로 이용하므로 얇은 장막 같은 층운형 구름이 존재할 때 알고리즘은 어떻게 반응하는지 살펴보고자 하였다.

아래는 각각 2014년 1월 28일, 2014년 3월 17일, 2016년 2월 19일에 타타르 해협 부근의 같은 지역을 관측한 영상이다(Figure 15a, 15c, 15e). 각 영상은 서로 다른 환경 조건을 나타내고 있는데, 영상 전체에 옅게 구름 덮여있거나, 해빙으로 판단되는 화소가 합성영상으로 봤을 때 다양한 음영색으로 구분되어 있어 해빙의 두께가 다양하다고 짐작해볼 수 있는 경우의 예시로서 제안하였다.

Figure 15에서 확인할 수 있듯이 학습된 알고리즘은 해빙의 두께와는 상관없이 해빙 탐지가 가능하지만, 입력 자료로 대기 상부의 복사 특성을 이용하므로 (a)와 같이 옅은 구름이 뒤덮여있는 경우에는 탐지가 불가능 하다.

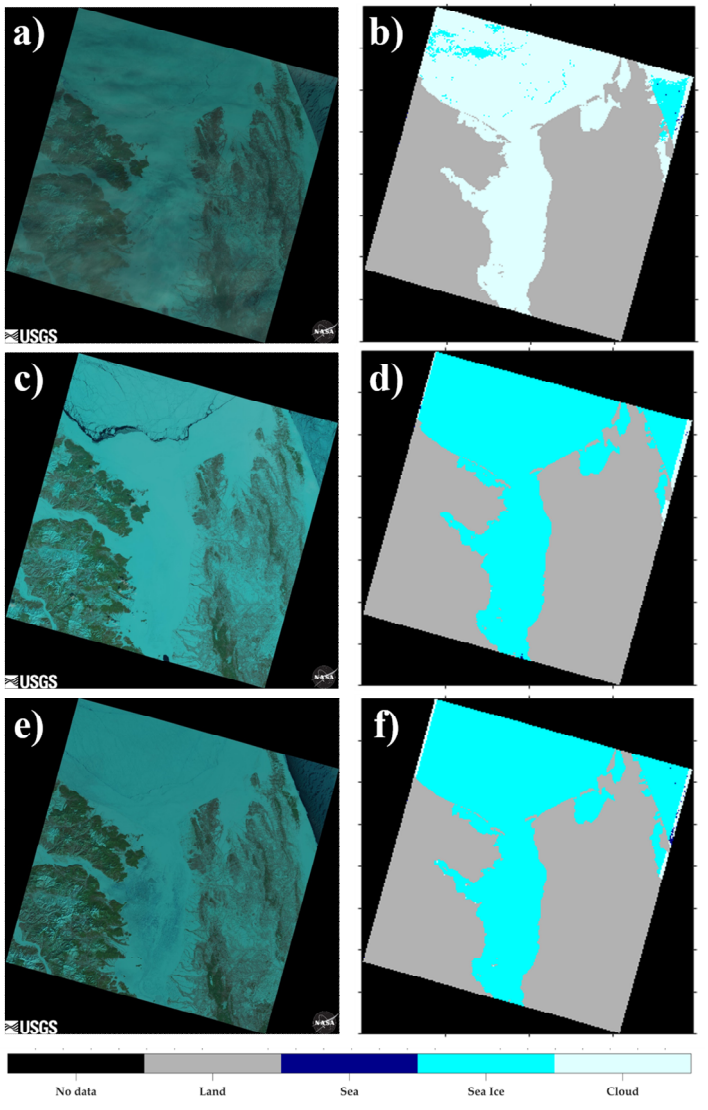

Figure 15. Landsat 8 natural color image using 4, 3, 2 bands around Tatar Strait on (a) January 28, 2014, (c) March 17, 2014, (e) February 19, 2016 and (b), (d), (f) classification images of (a), (c), (e), respectively.

4.4. PMW 해빙 농도 자료와 고해상도 Landsat 8 해빙 농도 자료의 비교

학습된 알고리즘을 Landsat 8 OLI/TIRS 영상 159장에 적용하여 해빙을 탐지하고 분류 이미지로 산출한 다음 PMW 해빙 농도 자료의 격자에 맞춰 해빙 농도 자료로 변환하는 과정을 거쳤다. 수집된 159 장의 영상은 26,880개의 PMW와 동일한 격자 및 위치 정보를 갖는 화소 값으로 변환되었으며, 그 중 Figure 13에서 나타낸 2014년 1월 12일 (path:110, row: 27), 2014년 2월 13일(path: 110, row: 24), 2014년 3월 17일(path: 110, row: 25), 2014년 3월 26일(path: 109, row: 26), 2015년 2월 25일(path: 110, row: 26), 2016년 2월 3일(path: 109, row: 27), 2016년 2월 28일(path: 109, row: 26), 2017년 2월 5일(path: 110, row: 27) 해빙 탐지 및 분류 이미지를 다운 스케일링(down-scaling)하여 PMW 해빙 자료와 동일한 격자로 맞춰 넣은 예시를 나타내었다(Figure 16).

Landsat 8 OLI/TIRS 영상으로 탐지, 산출한 해빙 농도와 PMW 해빙 농도 자료를 비교하기 위해 Figure 11a, 11b의 구역을 이용하였다. (a), (b)는 각각 타타르 해협 영역, 연해주 연안으로 간주하고, 각각의 구역에 포함되는 격자 개수는 6072개, 408개이다.

두 지역의 산분포도를 비교하기에 앞서 Landsat 8 해빙 농도를 산출하는데 오차로 작용될 수 있는 요인을 배제할 필요가 있다. 4.3.3.에서 언급하였다시피 해빙의 상단에 구름이 존재할 경우 해빙이 아닌 구름으로 탐지되므로 구름이 포함된 화소가 많이 포함된 격자는 정확한 해빙 농도를 대변한다고 보기 어렵다. 해빙의 농도가 높게 나타나고, 변동이 적어 PMW 해빙 농도에 오차가 적은 지역이라고 할 수 있는 타타르 해협의 해빙 농도자료를 이용하여 구름 화소의 영향을 살펴보면 (Figure 17) 격자 내 구름이 차지하는 화소 비율이 20% 이상인 격자를 제거하였을 경우 6072개에서 911개로 대폭 줄었으며 산발적으로 흩뿌려진 점들 또한 없어진 것을 알 수 있다.

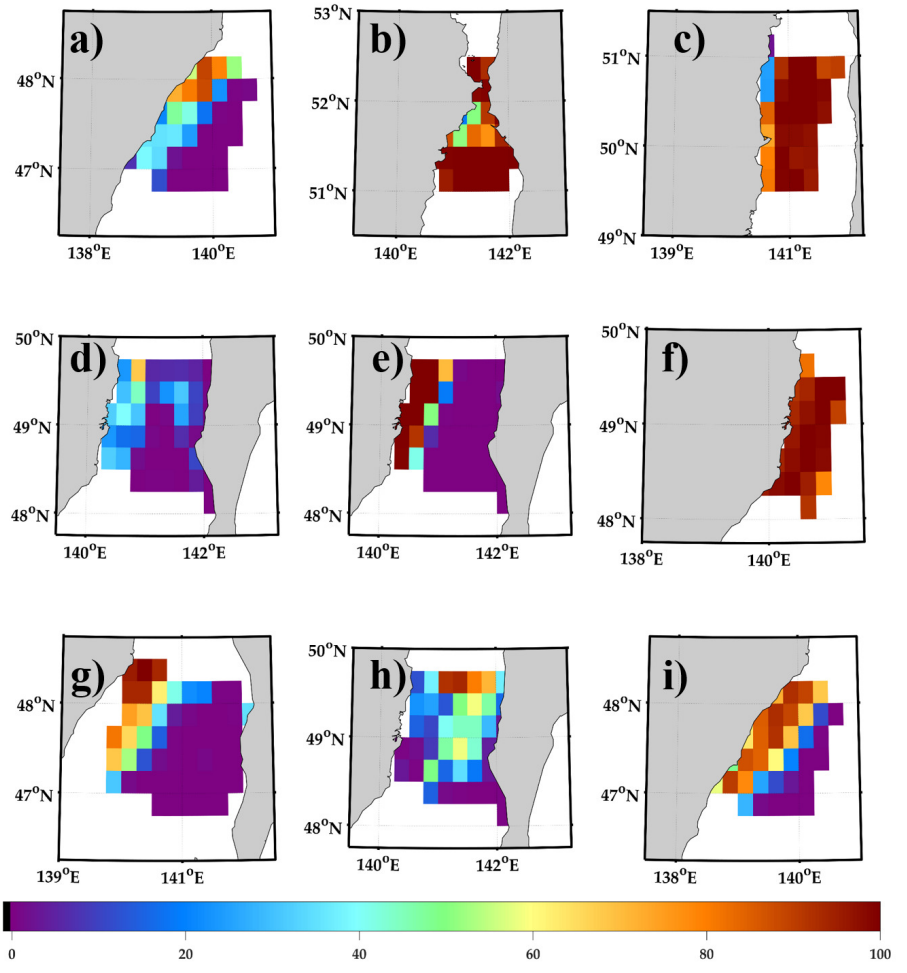

Figure 16. Down scaled imagery of Figure 13 to compare with passive microwave sea ice concentration data.

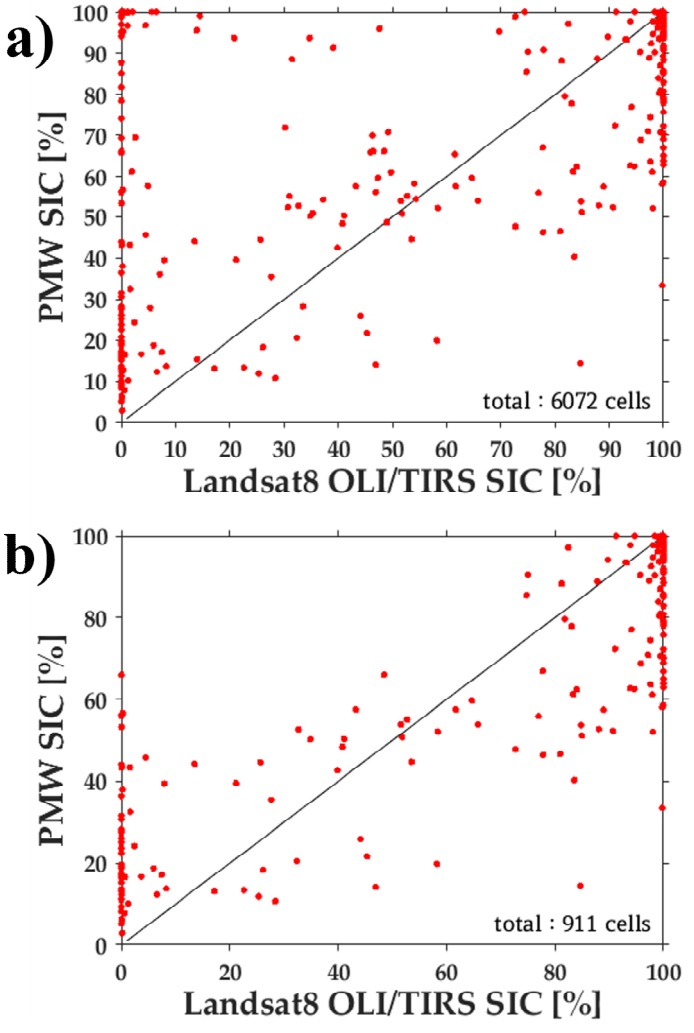

Figure 17. Comparison of estimated SIC using Landsat 8 OLI/TIR imagery and Passive Microwave SIC data (a) before the elimination of cloud error and (b) after elimination around Tatar Strait (The black line means that estimated SIC using Landsat 8 imagery equals to PMW SIC data).

격자 내 구름이 차지하는 화소 비율이 20% 이상일 경우 일치점 자료를 제거하면 타타르 해협 지역에서 911개, 연해주 연안 주변에서 72개의 일치점 자료가 만들어진다. 이를 이용해 산분포도를 그릴 경우 두드러지는 특징이 나타난다.

Landsat 8의 해빙 농도가 0%인 지역에서 PMW 해빙 농도는 0% - 70%, 0% - 25% 까지 다양한 분포를 나타내고 있음을 볼 수 있다. 이는 육지 부근에서 육지 화소에 의한 오염이 PMW 해빙 농도 자료에 영향을 준 것으로 사료된다.

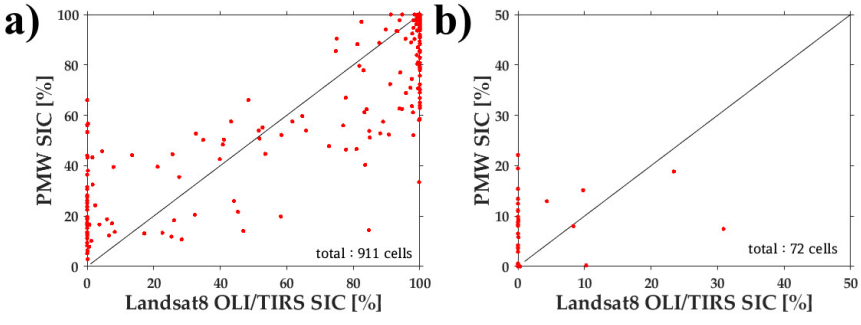

Figure 18. Comparison of estimated SIC using Landsat 8 OLI/TIRS imagery and Passive Microwave SIC data over (a) the Tatar strait area and (b) Primorye coast area in Figure 11 (The black line means that estimated SIC using Landsat 8 imagery equals to PMW SIC data).

5. 요약 및 결론

본 연구에서는 동해 북부 및 타타르 해협에 분포하는 해빙의 특성을 알아보고자 1988년 1월 1일부터 2017년 12월 31일까지, 30년간의 북반구 일별 해빙 농도 자료를 수집하고, 2013년 3월 8일부터 2017년 12월 31일까지 연구 영역 일대의 고해상도 Landsat 8 OLI/TIRS 관측 자료 159장을 수집하였다. 켤레기울기 지표 역전파 (SGC backpropagation) 알고리즘으로 딥러닝한 신경망을 활용하여 복사 보정 및 좌표 변환한 Landsat 8 위성 영상 자료에서 해빙 정보를 획득하였다. 이 때 신경망 학습에 입력 자료로 band8을 제외한 band1 - band7, band9 반사도와 band10. band11 휘도온도, NDWI, NDSI, RGB index를 활용하였다. 탐지된 해빙 위치를 이용하여 영상별 바다, 해빙, 구름, 육지로 분류하였다.

NN을 이용하여 해빙을 탐지하였을 때 해빙의 농도와 두께, 해빙 상태를 반영할 수는 없었으나, 청천 영역에서 얕은 해빙이더라도 잘 탐지하고 있었다. 그러나 구름 등 대기 상부 반사도 및 휘도에 영향을 줄 수 있는 요소와 해빙이 함께 존재할 경우 해빙으로 탐지되기 어려우므로 추후 분석에서 구름에 의해 오염된 격자는 제거하는 과정을 포함하였다.

격자 내 구름이 차지하는 화소 비율이 20% 이상일 경우 PMW 해빙 농도, Landsat 8.의 해빙 농도 사이 일치점 자료에서 배제하고 자료를 재수집 하면 911개, 연해주 연안 주변에서 72개의 일치점 자료가 만들어지고, 이를 이용해 산분포도를 그릴 경우, Landsat 8의 해빙 농도가 0%인 지역에서 PMW 해빙 농도는 0% - 70%, 0% - 25% 까지 매우 다양한 분포를 나타내고 있다. 이는 육지 부근에서 육지 화소에 의한 오염이 PMW 해빙 농도 자료에 영향을 준 것으로 사료되므로 추후 육지와 해빙 격자 사이의 거리를 고려하는 분석이 필요하며, 고해상도 해빙 자료의 정확도를 좀 더 객관적으로 입증할 수 있는 대조군을 모색하여 비교하여야 한다. 또한 고해상도 자료를 활용한 해빙의 단기 변동 알기 위해서는 추후 심도 깊은 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

Abdel-Zaher, A. M., &Eldeib, A. M. (2016). Breast cancer classification using deep belief networks. *Expert Systems with Applications* , *46* , 139-144.

Arrigo, K. R., &Thomas, D. N. (2004). Large scale importance of sea ice biology in the Southern Ocean. *Antarctic Science* , *16* (4), 471-486.

Azami, H., Mosavi, M. R., &Sanei, S. (2013). Classification of GPS satellites using improved back propagation training algorithms. *Wireless personal communications* , *71* (2), 789-803.

Barsi, J. A., Schott, J. R., Hook, S. J., Raqueno, N. G., Markham, B. L., &Radocinski, R. G. (2014). Landsat-8 thermal infrared sensor (TIRS) vicarious radiometric calibration. *Remote Sensing* , *6* (11), 11607-11626.

Bayarsaikhan, U., Boldgiv, B., Kim, K. R., Park, K. A., &Lee, D. (2009). Change detection and classification of land cover at Hustai National Park in Mongolia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* , *11* (4), 273-280.

Belchansky, G. I., &Douglas, D. C. (2002). Seasonal comparisons of sea ice concentration estimates derived from SSM/I, OKEAN, and RADARSAT data. *Remote Sensing of Environment* , *81* (1), 67-81.

Cavalieri, D. J. (1992). Sea ice algorithm. *NASA Sea Ice Variation Program for the Defense Meteorological Satellite Program Special Sensor Microwave Imager: Final Report, NASA*

Technical Memorandum , *104559* , 25-31.

Cavalieri, D. J., Parkinson, C. L., Gloersen, P., &Zwally, H. J. (1997). *Arctic and Antarctic Sea Ice Concentrations from Multichannel Passive-microwave Satellite Data Sets, October 1978-September 1995: User's Guide* . National Aeronautics and Space Administration, Goddard Space Flight Center.

Cavalieri, D. J., Markus, T., Hall, D. K., Gasiewski, A. J., Klein, M., &Ivanoff, A. (2006). Assessment of EOS Aqua AMSR-E Arctic sea ice concentrations using Landsat-7 and airborne microwave imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* , *44* (11), 3057-3069.

Comiso, J. C., Parkinson, C. L., Gersten, R., &Stock, L. (2008). Accelerated decline in the Arctic sea ice cover. *Geophysical research letters* , *35* (1).

Gloersen, P., Campbell, W. J., Cavalieri, D. J., Comiso, J. C., Parkinson, C. L., &Zwally, H. J. (1992). Arctic and Antarctic sea ice, 1978 - 1987. *Satellite Passive-Microwave Observations and Analysis* , *290*.

Gregory, J. M., Stott, P. A., Cresswell, D. J., Rayner, N. A., Gordon, C., &Sexton, D. M. H. (2002). Recent and future changes in Arctic sea ice simulated by the HadCM3 AOGCM. *Geophysical Research Letters* , *29* (24), 28-1.

Honda, M., Yamazaki, K., Tachibana, Y., &Takeuchi, K. (1996). Influence of Okhotsk sea ice extent on atmospheric circulation. *Geophysical Research Letters* , *23* (24), 3595-3598.

Hunter, D., Yu, H., Pukish III, M. S., Kolbusz, J., &Wilamowski, B. M. (2012). Selection of proper neural network sizes and

architectures－A comparative study. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* , *8* (2), 228-240.

Kimura, N., &Wakatsuchi, M. (1999). Processes controlling the advance and retreat of sea ice in the Sea of Okhotsk. *Journal of Geophysical Research: Oceans* , *104* (C5), 11137-11150.

Kuruvilla, J., &Gunavathi, K. (2014). Lung cancer classification using neural networks for CT images. *Computer methods and programs in biomedicine* , *113* (1), 202-209.

Laxon, S. W., Giles, K. A., Ridout, A. L., Wingham, D. J., Willatt, R., Cullen, R., ... &Hendricks, S. (2013). CryoSat 2 estimates of Arctic sea ice thickness and volume. *Geophysical Research Letters* , *40* (4), 732-737.

Markham, B., Barsi, J., Kvaran, G., Ong, L., Kaita, E., Biggar, S., ... &Helder, D. (2014). Landsat-8 operational land imager radiometric calibration and stability. *Remote Sensing* , *6* (12), 12275-12308.

Møller, M. F. (1993). A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural networks* , *6* (4), 525-533.

Nihashi, S., Ohshima, K. I., Tamura, T., Fukamachi, Y., &Saitoh, S. I. (2009). Thickness and production of sea ice in the Okhotsk Sea coastal polynyas from AMSR E. *Journal of Geophysical Research: Oceans* , *114* (C10).

Park, K., Park, J. E., Choi, B. J., Byun, D. S., &Lee, E. I. (2013). An oceanic current map of the East Sea for science textbooks based on scientific knowledge acquired from oceanic measurements. *The Sea* , *18* (4), 234-265.

Parkinson, C. L., Cavalieri, D. J., Gloersen, P., Zwally, H. J., &Comiso, J. C. (1999). Arctic sea ice extents, areas, and trends, 1978-

1996. *Journal of Geophysical Research: Oceans* , *104* (C9), 20837-20856.

Parveen, Z., Hasan, Y., Alam, A., Abbas, H., &Arif, M. U. (2018, July). Rice Classification Using Scale Conjugate Gradient (SCG) Backpropagation Model and Inception V3 Model. In *Science and Information Conference* (pp. 129-141). Springer, Cham.

Ricker, R., Hendricks, S., Girard Ardhuin, F., Kaleschke, L., Lique, C., Tian Kunze, X., ... &Krumpen, T. (2017). Satellite observed drop of Arctic sea ice growth in winter 2015 - 2016. *Geophysical Research Letters* , *44* (7), 3236-3245.

Rösel, A., Kaleschke, L., &Birnbaum, G. (2012). Melt ponds on Arctic sea ice determined from MODIS satellite data using an artificial neural network. *The Cryosphere* , *6* (2), 431-446.

Sheela, K. G., &Deepa, S. N. (2013). Review on methods to fix number of hidden neurons in neural networks. *Mathematical Problems in Engineering* , *2013*.

Stroeve, J., Serreze, M., Drobot, S., Gearheard, S., Holland, M., Maslanik, J., ... &Scambos, T. (2008). Arctic sea ice extent plummets in 2007. *Eos, Transactions American Geophysical Union* , *89* (2), 13-14.

Swift, C. T., &Cavalieri, D. J. (1985). Passive microwave remote sensing for sea ice research. *Eos, Transactions American Geophysical Union* , *66* (49), 1210-1212.

Thomas, D. N., &Dieckmann, G. S. (Eds.). (2008). *Sea ice: an introduction to its physics, chemistry, biology and geology* . John Wiley &Sons.

US Geological Survey. (2015). Landsat 8 (L8) data users handbook.

Abstract

Sea Ice Detection using Multi-Spectral Satellite Data and Distribution Characteristics of Sea Ice in the East Sea

Ji-Hyun Lee
Science Education (Earth Science)
The Graduate School
Seoul National University

Sea ice, one of the basic component of global climate system, is an indicator of how much global warming has progressed and how serious it is. And it is undeniable variable in large-scale environmental changes and prediction of future climate conditions. Since remote sensing of sea ice using passive microwave (PMW) has been proposed in the late 1970s, many studies have been conducted so far.

The sea ice formed on the northern part of the East Sea and the

Tatar Straits induces not only the prosperity of the plankton but also the deep ocean circulation, which has a great influence on the surrounding marine environment and ecosystems.

In this study temporal variability of daily passive microwave sea ice concentrations data were estimated on northern hemisphere from 1988 to 2017(30 years). And detected sea ice using Landsat 8 OL I/ TIRS L1 images were compared with passive microwave sea ice concentration data. Sea ice detection in Landsat 8 images utilised a multi-perceptual neural network trained from the scaled conjugate gradient backpropagation algorithm.

The area around Tatar Strait is steadily covered with high-concentration sea ice. It begins to form in October and rapidly disappears during summer in July. On the other hand Primorye coastal sea ice area is mainly formed as a thin ice attached to the coast. It is formed in December and has a maximum of less than 15% of the average concentration, but it remains until the spring.

The neural network consisting of 14, 8, 4 neurons was trained and the process of detecting the sea ice in the Landsat 8 image was established.

When the Landsat 8 data were compared with the grids of the PMW sea ice data, there was an error due to clouds and an error due to contaminated grids on land.

keywords : sea ice, passive microwave, Landsat 8 OLI/TIRS, scaled gradient backpropagation algorithm

Student Number **: 2017-25040**