

BSPEA0052-13408-10

2023.01

해양 재해 예측을 위한 멀티모달 학습·추론 기술 개발

www.kiost.ac.kr

A development of multimodal learning and inference
for prediction of marine disaster

제 출 문

한국해양과학기술원장 귀하

본 보고서를 “해양 재해 예측을 위한 멀티모달 학습·추론 기술 개발” 과제의 최종보고서로 제출합니다.

2023. 1.

총괄연구책임자 : 김진아

참 여 연 구 원 : 임학수

“ : 강현우

“ : 김성대

보고서 초록

과제고유 번호	PEA0052	해당단계 연구기간	2022. 06. 01 - 2022. 12. 31	단계 구분	단년도
연구사업명	중사업명	한국해양과학기술원 주요사업			
	세부사업명	미래선도사업			
연구과제명	대과제명	중견연구자지원사업			
	세부과제명	해양 재해 예측을 위한 멀티모달 학습·추론 기술 개발			
연구책임자	김진아	해당단계 참여연구원수	총 : 4 명 내부: 4 명 외부: 명	해당단계 연구비	정부: 천원 기업: 천원 계 : 천원
		총연구기간 참여연구원수	총 : 4 명 내부: 4 명 외부: 명	총 연구비	정부: 천원 기업: 천원 계 : 천원
연구기관명 및 소속부서명	한국해양과학기술원 해양재난·재해연구센터		참여기업명		
국제공동연구 위탁연구					
요약(연구결과를 중심으로 개조식 500자 이내)				보고서 면수	
<p>○ 멀티모달 해양 데이터 AI 표현학습 개발</p> <ul style="list-style-type: none"> - 지역-국지연안의 재분석·위성·부이관측을 통한 기온, 수온, 해상풍, 파랑 데이터 수집 및 학습데이터 구축 - 멀티모달 해양 데이터의 표현학습 기술 개발 - 확장된 수용영역 합성곱 신경망, 주의집중 메커니즘, 장단기 메모리 네트워크 구조 개발 <p>○ AI 기반 해양 재해 예측 모델 개발</p> <ul style="list-style-type: none"> - 재해성 파랑, 이상 수온 예측 - 한반도 주변해역 적용, SOTA 대비 예측 정확도 개선 - 이상 수온 및 고파랑에 대한 성능을 구분하여 평가, 정량적 성능 향상치 제공 					
색인어 (각 5개 이상)	한 글	해양 재해, 재해성 파랑 예측, 이상수온 예측, 멀티모달 학습, 딥러닝/인공지능			
	영 어	Marine disaster, hazardous ocean wave prediction, abnormal sea temperature prediction, multimodal learning, deep learning/artificial intelligence			

요 약 문

I. 제 목

해양 재해 예측을 위한 멀티모달 학습·추론 기술 개발

II. 연구개발의 목적 및 필요성

해양 재해 예측을 위한 멀티모달 학습·추론 기술 개발

○ 기후변화 및 해양 재해 예측의 중요성

- UN 및 IPCC 기후변화 시나리오, 급격한 해수면 상승 및 해양 재해 증가 예상
- 삼면이 바다로 둘러싸인 한반도 주변 해역은 태풍, 폭풍해일 침수범람, 해안 침식, 연안 구조물 파괴 등으로 인한 각종 해양재해에 취약해질 것으로 예상
- 지구온난화에 따른 해수면상승 및 해수온 상승은 고수온 등의 이상수온과 태풍의 대형화와 강도 증가에 따른 연평균 재해성 파랑 야기로 양식장 피해, 적녹조, 월파에 의한 연안 구조물 파손에 따른 재산 및 인명 피해 증가 추세

○ 도시의 연안 집중화 및 기후변화 영향 증대

- 여름철 태풍 및 겨울철 폭풍으로 인하여 남해안 및 동해안 연안 도시에서 해수범람 및 고파랑 침습의 피해가 빈번하게 발생하게 발생
- 해수면 상승, 고파랑 등 기후변화의 영향으로 항만이 그 기능을 유지하지 못하는 경우 막대한 경제적 피해 발생

○ 기존 예측기술의 한계로 미래 거대 규모의 해양 및 연안 재해재난 대응체계의 한계 미비

○ 해양 재해 예측의 어려움

- 기존 관측자료, 위성, 역학모델 또는 통계모델, 자료동화, 앙상블 모델 이용 예측에 대한 예측 정확도 향상 필요
- 기후변화, 각종 해양·연안 개발 등으로 인한 높은 불확실성과 불규칙성, 해역별로 상이한 환경과 이들 간 복잡한 상호작용으로 지배방정식이 부재한

비정형화된 해양 재해에 대한 예측과 이를 통한 지능형 취약성 평가 기술 부재

- 해양 재해와 같은 고영향(高影響) 극한 자연현상은 다양한 시공간 해상도에서 다양한 대기-해양 환경 변수 간의 상관관계를 반영 (상호작용) 해야 하기 때문에 예측 난이도가 높음
- 인공지능 기반 해양·기상 예측
 - 해양·기상 예측 분야 AI 기반 연구개발 활발히 수행되고 있음
 - 대표 AI 학회 (NeurIPS, ICML, ICLR 등)에서 2019년부터 기후 변화 워크숍을 정례적으로 개최함으로써 해양·기상 분야 다양한 문제에 대한 AI 솔루션 제시
 - 국내외 기상청 (대한민국, 미국, 영국 등)에서도 축적된 데이터를 이용한 AI 기반 기상예측 연구 및 개발을 통한 현업 예보 도입을 위한 준비 중에 있음.

Ⅲ. 연구개발의 내용 및 범위

- AI 기반 해양 재해 예측 모델 개발
 - 재해성 파랑, 이상 수온 예측
 - 한반도 주변해역 적용, SOTA 대비 예측 정확도 개선
 - 이상 수온 및 고파랑에 대한 성능을 구분하여 평가, 정량적 성능 향상치 제공
- 해양 재해 예측을 위한 멀티모달 학습·추론 기술 개발
 - 멀티모달 해양 데이터의 AI 표현학습 기술 개발
 - AI 기반 해양 재해 예측 모델 개발 (이상수온, 재해성 파랑)
 - 한반도 주변해역 적용, SOTA 대비 예측 정확도 개선
- 멀티모달 해양 데이터 AI 표현학습 개발
 - 지역-국지연안의 재분석·위성·부이관측을 통한 기온, 수온, 해상풍, 파랑 데이터 수집 및 학습데이터 구축
 - 멀티모달 해양 데이터의 표현학습 기술 개발
 - 확장된 수용영역 합성곱 신경망, 주의집중 메커니즘, 장단기 메모리 네트워크 구조 개발

Ⅳ. 연구개발결과

- 데이터 확보 및 학습데이터 구축
 - 수치재분석 및 협업 예보 데이터
 - : ECMWF Reanalysis v5 (ERA5) / 해상풍, 파랑, 표층수온
 - : KMA LDAPS / 해상풍, 파랑, 표층수온
 - 격자화된 위성합성 데이터

- : NCEP/NOAA NCDC OISSTv2AVHRR / 표층수온
 - : UK Met office OSTIA / 표층수온
 - In-situ 관측 데이터
 - : KMA·KHOA Ocean buoy / 해상풍, 파랑
 - : NIFS Coastal station / 표층수온
 - : KIOST / 파랑

- 멀티모달 학습 AI 모델 개발
 - 확장 수용영역 합성곱 신경망 학습 기술 개발
 - : Convolutional Residual Block Dilation 모듈 적용
 - 주의집중 메커니즘 기반 심층 신경망 학습 기술 개발·적용
 - : Spatial self-attention, Temporal attention 메커니즘 개발·적용
 - 장단기 시계열 메모리 네트워크 개발
 - : LSTM, Bidirectional LSTM, ConvLSTM, LRT 등 장기 시계열 모델링 구조 적용
 - 시공간 파랑역학 이해 AI/딥러닝 모델 개발
 - : U-Net based OceanWaveNet 및 딥러닝 기반 EnKF 자료동화
 - 시공간 수온변동 이해 AI/딥러닝 모델 개발
 - : Spatiotemporal Graph Neural Network (STGNN)
 - : Self-attention based two-pathway spatiotemporal network (MPViT-TE)

- AI 기반 해양 재해 예측 정확도 검증
 - 한반도 주변해역 및 연안 관측정점 적용
 - : OISST, OSITA 한반도 주변해역 SST 공간 데이터
 - : ERA5 동해 해상풍, 파랑 공간 데이터
 - : 기상청 LDAPS 현업예보 해상풍, 파랑
 - : 16개 in-situ SST 관측 정점 데이터 (동서남해 전 해역 표층수온)
 - : 7개 in-situ 파랑 관측 정점 데이터 (동해 파랑)
 - AI 모델 기반 파랑 예측
 - : 24시간 입력 → 연속 48시간 예측 (한시간 간격)
 - : 학습 2013.01.01~2014.12.31, 2017.01.01~2020.12.31 / 평가 2015.01.01~2016.12.31
 - AI 모델 기반 수온 예측
 - : 14일 입력 → 연속 7일 예측 (하루 간격)
 - : 학습 2011.12.28~2017.12.31 / 평가 2018.01.01~2021.09.30
 - 이상 수온 및 고파랑에 대한 성능을 구분하여 평가하고, 정량적 성능 향상치 제공

: 이상수온 예측

P1_SE (2018.07.01~2018.08.31)

P2_SE (2021.07.01~2021.08.31)

P3_WE (2018.01.01~2018.03.31)

P4_WE (2021.01.01~2021.02.28)

: 고파랑 예측

WS1_2015 (2015.11.25 13:00~11.28 23:00)

WS2_2015 (2015.12.11 00:00~12.15 12:00)

WS3_2016 (2016.12.22 00:00~12.25 00:00)

※ 평가방법

- AI 모델의 성능 평가는 테스트 데이터에 대한 RMSE와 CC(상관계수) 계산, 전체 학습데이터 중 테스트 데이터의 비율은 20% 이내 비율로 구분
- 연속 예측을 수행하되 기준치 이상의 극값에 대한 성능 평가를 별도로 수행하여 성능을 검증

V. 연구개발결과의 활용계획

- 해양 재난재해 예측 및 취약성 정보의 의사결정 지원 등의 활용 극대화를 위한 서비스 플랫폼 구축에 활용
- KIOST 해양기후예측센터 개발모델 이전 및 예측 결과 생산·서비스
- 대기-해양물리-생지화학 결합 'Earth Machine' 개발을 위한 R&D 프로젝트 발굴
- 연안으로의 산업화, 경제 집중화 및 경제적 성장에 따른 해양관광 및 여가 활동의 증가로 인한 위험 노출의 증가로 해양 재난재해 피해 저감
- 기후변화에 따라 예상되는 해양 재해 증가에 대한 대응체계 구축에 활용
- 빅데이터-인공지능 기술을 접목한 미래 기후변화 대응 해양·기상·기후·환경 재난재해 예측과 이와 관련된 인공지능 선도 기술 선점

S U M M A R Y 및 KEYWORDS

The accurate prediction of extreme water temperature is very essential in understanding the variability of the marine environment and in reducing marine disasters maximized by global warming.

In this work, we propose a self-attention-based two-pathway approach consisting of separate spatial and temporal encoder networks for the precise prediction of coastal water temperature and coastal waves, particularly the extremely high temperature and hazardous coastal waves, through effective spatiotemporal representation learning.

We assess the performance of the proposed vision Transformer, (ViT)-Transformer encoder, (TE) and multi-path ViT-TE networks with the best experimental conditions for a consecutive 7-day ahead prediction of the extreme coastal water temperature by applying the proposed framework to the waters of the Korean Peninsula and by performing various comparative ablation experiments to determine the combination of the self-attention-based state-of-the-art model, modality, and resolution of spatiotemporal data.

Compared with conventional convolution and recurrent networks, the proposed framework based on the self-attention mechanism, which captures the long-range dependencies of the input data, obtained well a better predictability by allowing the learning of the spatiotemporal teleconnection of regional-scale water temperature features affecting the coastal water temperature with a proper time-lag.

The explainability of the deep neural network is presented by visualizing the spatial and temporal attention maps of the trained model for prediction and confirming that the results are consistent with the major oceanic currents in the Korean Peninsula and autocorrelation in the time series data.

(KEYWORDS : Marine disaster, hazardous ocean wave prediction, abnormal sea temperature prediction, multimodal learning, deep learning/artificial intelligence)

< Contents >

1. Overview of the Study	13
2. Current Status of Technological Advances	19
3. Contents and Results	22
4. Achievement of Goals and Contributions to Relevant Field	36
5. Plans for Utilization of Results	39
6. References	40

< 목 차 >

1. 연구개발과제의 개요	13
2. 국내외 기술 개발 현황	19
3. 연구 수행 내용 및 결과	22
4. 연구개발목표 달성도 및 대외기여도	36
5. 연구개발성과의 활용계획	39
6. 참고 문헌	40

목 차

제 1 장 연구개발과제의 개요

- * 연구개발의 목적, 필요성 및 범위 등을 기술

제 2 장 국내외 기술개발 현황

- * 국·내외 관련분야에 대한 기술개발현황과 연구결과가 국·내외 기술개발현황에서 차지하는 위치 등을 기술

제 3 장 연구개발수행 내용 및 결과

- * 이론적, 실험적 접근방법, 연구내용, 연구결과를 기술

제 4장 연구개발목표 달성도 및 대외기여도

- * 연도별 연구목표 및 평가착안점에 입각한 연구개발목표의 달성도 및 관련분야의 기술발전에의 기여도 등을 기술

제 5 장 연구개발결과의 활용계획

- * 추가연구의 필요성, 타연구에의 응용, 기업화 추진방안을 기술
- * 연구기획사업 등 사업별 특성에 따라 목차는 변경 가능함.

제 6 장 참고문헌

- * 보고서 작성시 인용된 모든 참고 문헌을 열거한다.

제 1 장 연구개발과제의 개요

1. 연구개발 목적

2016년 세계경제포럼인 다보스포럼에서 Klaus Schwab 회장의 ‘4차 산업혁명 (Industry 4.0)’ 사전 선언과 AI 기술의 폭발적 성장으로 AI 기술은 자체 기술발전과 혁신을 넘어 과학기술, 산업기술 전반의 성장을 가속화하는 단계에 이르렀으며, 이는 경제·사회 변혁, 산업구조 변화의 핵심동력으로 각국 경제성장에 미치는 파급효과가 비약적이고 이를 통해 국민 삶의 질과 국가 경쟁력이 제고되는 시점에 이르렀다.

이에 정부는 ‘I-Korea 4.0’이라는 정책 브랜드로 AI 기술 혁신 인프라 구축과 [AI+X]라는 AI기술 융합을 통한 타 산업분야 응용활성화를 통한 혁신 시너지 확보로 세계 수준의 AI 기술력을 확보하고, 지능형 DNA (Data·Network·AI) 인프라 구축 및 AI 기술의 확산을 통해 각 분야 혁신성장을 가속화하는 정책을 수행하고 있다.

기존 해양기후변화 연구에서는 관측자료, 위성자료와 역학모델을 이용하여 현황분석과 예측을 수행하여 왔으나, 자연현상에 대한 완전한 이해에는 도달하지 못하고 있다. 최근 개발, 확장되고 있는 머신러닝기술은 해양기후 연구를 위한 새로운 도구로 활용 가능하며, 전 세계적으로도 다양한 연구들이 시도되고 있다. 현존하는 자료를 최대한 수집하고 이를 이용한 자료기반모형을 개발함으로써, 기후변화와 관련된 많은 현상에 대한 이해를 증진시킬 수 있을 것으로 기대된다.

폭염, 고수온 현상 등과 같은 고영향(高影響) 극한 자연현상은 사회·경제적 파급효과가 크기 때문에 현상의 이해와 예측에 대한 노력이 필요하나 고수온 현상은 지역적 규모에서 많이 일어나는 특징 때문에 전세계적인 관심에도 불구하고 유럽, 호주 등 일부 국가에서만 현상에 대한 이해나 예측에 대한 연구가 수행되고 있다. 현재 지속적으로 개발되고 적용되고 있는 머신러닝 기술을 활용하여, 지역적 고수온 현상을 이해하고 예측할 수 있는 자료기반모형 (data driven model)을 개발하고자 한다.

이를 위해 ▲ 고수온과 관련된 전세계 관측자료, 인공위성자료, 재분석자료를 수집하고, ▲ 인공지능 시스템의 동작과 결과를 이해하고 올바르게 해석하여 결과물이 생성되는 과정을 설명 가능하도록 해주는 기술인 X-AI 기술을 이용하여, ▲ 한반도 해역의 고수온 현상의 메카니즘 이해를 통해 이를 모델링하고 예측하는 기술을 개발하고자 한다.

2. 연구개발의 필요성

□ 기후변화 및 해양 재해 예측의 중요성

- UN 및 IPCC 기후변화 시나리오, 급격한 해수면 상승 및 해양 재해 증가 예상
 - 삼면이 바다로 둘러싸인 한반도 주변 해역은 태풍, 폭풍해일 침수범람, 해안 침식, 연안 구조물 파괴 등으로 인한 각종 해양재해에 취약해질 것으로 예상
 - 지구온난화에 따른 해수면상승 및 해수온 상승은 고수온 등의 이상수온과 태풍의 대형화와 강도 증가에 따른 연평균 재해성 파랑 야기로 양식장 피해, 적 녹조, 월파에 의한 연안 구조물 파손에 따른 재산 및 인명 피해 증가 추세
- 도시의 연안 집중화 및 기후변화 영향 증대
 - 여름철 태풍 및 겨울철 폭풍으로 인하여 남해안 및 동해안 연안 도시에서 해수범람 및 고파랑 침습의 피해가 빈번하게 발생하게 발생
 - 해수면 상승, 고파랑 등 기후변화의 영향으로 항만이 그 기능을 유지하지 못하는 경우 막대한 경제적 피해 발생
- 기존 예측기술의 한계로 미래 거대 규모의 해양 및 연안 재해재난 대응체계의 한계 미비

< 최근 10년간(2009~2018) 재해 원인별 피해현황 >

구분	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
인명 피해	78	16	4	2	0	7	7	53	48
재산 피해	7,942	10,892	1,721	1,800	319	2,884	1,873	1,413	2,162

※ 자료: 행정안전부 2020 재해연보 통계자료

< 재해 원인별 최근 10년간(2010~2019) 재해 원인별 피해현황 >

구분	태풍	강풍	지진	풍랑	합계
피해액 (억원)	18,929	312	983	207	20,437
비율 (%)	92.62	1.53	4.81	1.01	100

※ 자료: 행정안전부 통계자료(재산피해액은 2018년도 환산가격)

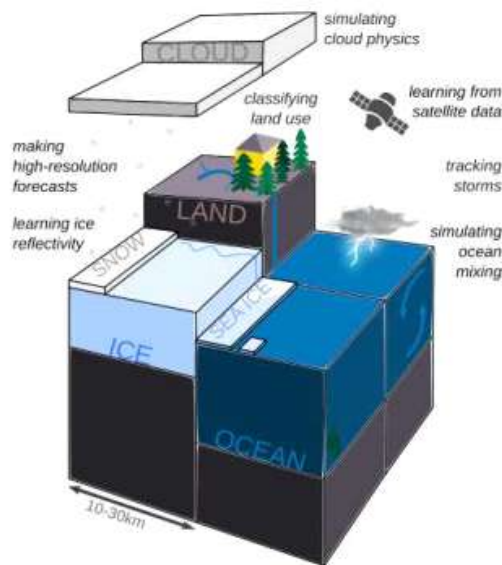
□ 해양 재해 예측의 어려움

- 기존 관측자료, 위성, 역학모델 또는 통계모델, 자료동화, 앙상블 모델 이용 예측에 대한 예측 정확도 향상 필요
 - 기후변화, 각종 해양·연안 개발 등으로 인한 높은 불확실성과 불규칙성, 해역 별로 상이한 환경과 이들 간 복잡한 상호작용으로 지배방정식이 부재한 비정

- 형화된 해양 재해에 대한 예측과 이를 통한 지능형 취약성 평가 기술 부재
- 해양 재해와 같은 고영향(高影響) 극한 자연현상은 다양한 시공간 해상도에서 다양한 대기-해양 환경 변수 간의 상관관계를 반영 (상호작용) 해야 하기 때문에 예측 난이도가 높음

□ 인공지능 기반 해양·기상 예측

- 해양·기상 예측 분야 AI 기반 연구개발 활발히 수행되고 있음
 - 대표 AI 학회 (NeurIPS, ICML, ICLR 등)에서 2019년부터 기후 변화 워크숍을 정례적으로 개최함으로써 해양·기상 분야 다양한 문제에 대한 AI 솔루션 제시
 - 국내외 기상청 (대한민국, 미국, 영국 등)에서도 축적된 데이터를 이용한 AI 기반 기상예측 연구 및 개발을 통한 현업 예보 도입을 위한 준비 중에 있음.
- 극한 자연현상에 대한 AI 기술 융합을 통한 해양 재해 모델링 및 예측 성능 향상 기대



< 미국의 인공지능 기반 기후변화 예측을 위한 대기-해양 기후모델 개념도 (DAVID ROLNICK et al., Tackling Climate Change with Machine Learning2022) >

□ 해양과기원 기관고유미션 및 연구성과계획서와의 연계성

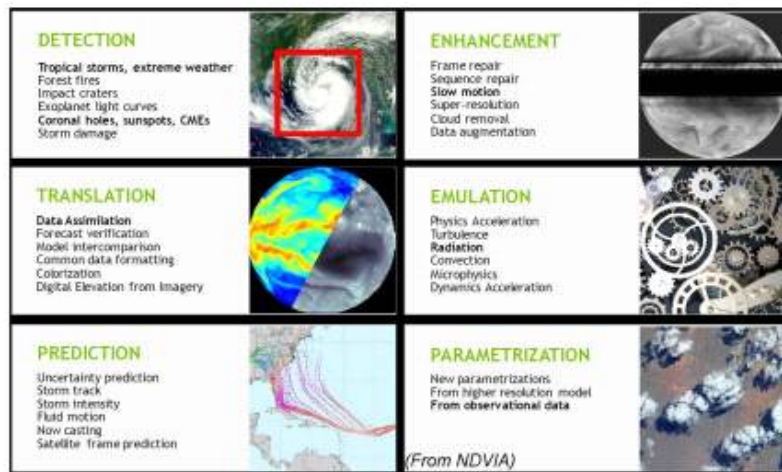
- 해양과기원 기관고유미션 및 기관 경영목표에 부합
 - 기관 고유미션인 해양과학기술 및 해양산업 발전에 필요한 원천연구, 응용 및 실용화 연구
 - 기관 경영목표* 달성을 위한 4가지 중심 전략 중 '4차 산업혁명 대응 해양산업 허브 조성'
 - * 도전적 융합연구로 선도적 해양과학기술 역량강화 • 해양 신산업 발굴, 육성 및 산업화 기반 기술 개발
 - 국가사회 현안해결을 위한 체계적 해양과학기술 지원
 - 해양과기원 연구성과계획서의 성과목표에 부합
 - 성과목표 1-1 : 해양기후변화 감시 및 관리기술 개발 (대양과 한반도 주변해의 기후변화 예측)
 - 성과목표 4-2 : 해양 재난재해 피해저감을 위한 예측기술 개발
 - 중견연구자의 축적된 연구경험과 창의적 연구아이디어에 기반한 혁신적인 연구성과 창출 (KIOST '연구개발실-596' 공람문서 참조)
- 국가적 아젠다(정부 국정과제, 제4차 과학기술기본계획 등)와의 연계성
- 과기분야의 7대 이슈는 ①초격차·초연결·AI혁신, ②디지털, ③4차 산업혁명, ④기초과학연구 투자 확대, ⑤질적성장을 위한 R&D 지원, ⑥메타버스, ⑦우주 강국으로 분류
 - ①초격차·초연결·AI혁신, ②디지털, ③4차 산업혁명 해당
 - 해양분야 및 정부출연(연) 관련 핵심키워드는 ①국가 난제 해결, ②정부출연연구기관의 공공임무형 기관으로 전환, ③국가임무해결 집중 투입, ④연구도전 시스템 확대 등이 있음
 - ①국가 난제 해결 해당
- 기후변화 연구에 대한 높은 연계성
- 제안하는 연구과제는 과거 수백년간의 해양-대기 상호작용으로 야기되는 현상을 규명하기 위한 기초정보를 습득하고, 폭넓은 이해를 요구하는 기후변화 연구에 관해 높은 연계성을 가짐.
 - 또한 기존에 알려진 과학적 정보를 확인하고, 새로운 접근법에 근거하여 사실관계 규명, 불확실한 원격상관을 파악하고자 하는 도전성을 함유하고 있음.

3. 연구개발 범위

세부 성과목표	세부 연구개발 내용 및 범위
멀티모달 해양 데이터 AI 표현학습 개발	<ul style="list-style-type: none"> • 지역-국지연안의 재분석·위성·부이관측을 통한 기온, 수온, 해상풍, 파랑 데이터 수집 및 학습데이터 구축 • 멀티모달 해양 데이터의 표현학습 기술 개발 • 확장된 수용영역 합성곱 신경망, 주의집중 메커니즘, 장단기 메모리 네트워크 구조 개발
AI 기반 해양 재해 예측 모델 개발	<ul style="list-style-type: none"> • 재해성 파랑, 이상 수온 예측 • 한반도 주변해역 적용, SOTA 대비 예측 정확도 개선 • 이상 수온 및 고파랑에 대한 성능을 구분하여 평가, 정량적 성능 향상치 제공

제 2 장 국내외 기술개발 현황

- 해양연구 분야에서의 AI 기술 적용 대폭 증가
 - 미국 NOAA 산하의 NESDIS, ORNL 등의 연구기관에서는 NDVIA 등과의 협력 작업을 통해 기후변화와 해양 연구에 머신러닝 기술을 적용
 - 태풍 조기탐지, 극한기후 예측, 자료동화, 예측결과 검증, 결측자료 보간, 모수화 등에 대한 연구가 활발히 진행
 - 중국, 유럽 등의 국가에서도 관측자료 품질검증, 강수량 예측 등 많은 연구가 시도되고 있음.



<기후변화, 해양연구 분야에서의 머신러닝 활용>

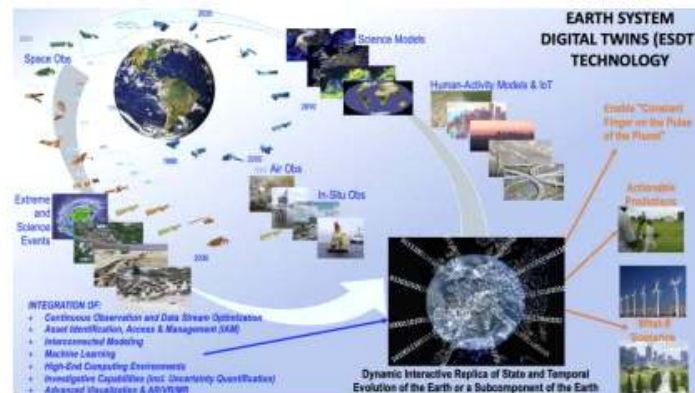
- 세계 수준의 전문 해양과학 연구기관 (미국 NOAA, NRL, USGS, NASA, 프랑스 IFREMER, 영국 MetOffice, 네덜란드 Deltares 등)에서는 AI 기술 융합을 통한 해양과학, 기후변화, 해양재해 분야 신기술 개발로 네이처, 사이언스 등 우수 연구성과 도출 및 현업 활용을 위한 기술력 확보와 선점에 집중
- AI 활용 실시간 해황과악 및 AI기반 위성자료와 해양관측자료 분석을 통한 관찰 해석 특수 상황
(선박항행, 해저채광, 조업, 어병, 외래종침입, 해양오염, 빈산소 등) 감시 기술 개발

○ AI 활용 기후기상 변화 예측

- US CLIVAR 산하에 딥러닝 WG 신설, 인공지능 기반 Aquaplanet 구축을 통한 해양 예측 수행
- AI를 활용한 지구시스템모델 예측력 향상을 위해 미국 Caltech, MIT, 해군대학원, NASA 등 공동 연구팀, Earth System Modeling 2.0 개발을 통한 AI 활용 지구시스템모델 예측력 향상

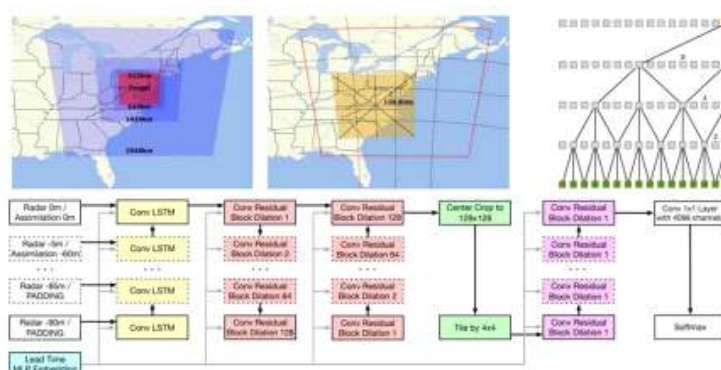
○ AI 활용 해양기상 정보 서비스 신속 자동화

- 미국 NOAA 산하 위성센터 STAR는 원격탐사 자료 동화를 위한 전처리, 품질관리 일괄처리 소프트웨어용 AI extension 시제품을 개발 완료



< Earth System Digital Twin (ESDT) 개념도
(<https://esto.nasa.gov/aist/>) >

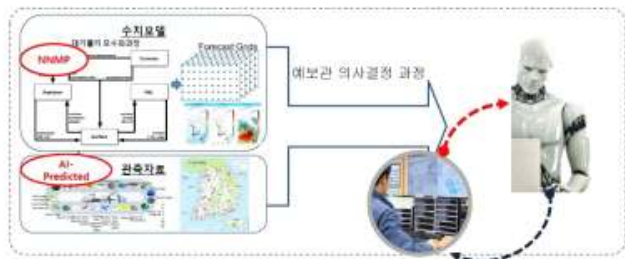
□ 구글 (Google) 역학모델과 인공지능 모델 결합 지능형 하이브리드 기상예측 모델 개발



- 한국 기상청/국립기상과학원은 KAIST 인공지능대학원과 협업을 통해 AI기반 기상 예측 기술 개발 및 현업 활용을 위한 기술력 확보
- 인공지능 기상예측 융합기술 개발
- 수치모델의 물리과정 대체기술 개발
- 인공지능(AI)-예보지원기술 개발
- 기상기후 데이터의 공공활용 및 AI 성능향상을 위한 AI-데이터 융합 서비스 기술 개발

알파 알웨더 Alpha-Weather

*씨는 인간대체자 아닌 조력자.
 인공지능(AI)은 '기술'이 아니라 인간을 돕는 '역물'입니다.
 -2020.11.11. '글로벌연재포럼2020' 기조연설 중-
 마이클 조던 미국 UC버클리 교수(전기공학 및 컴퓨터학자)



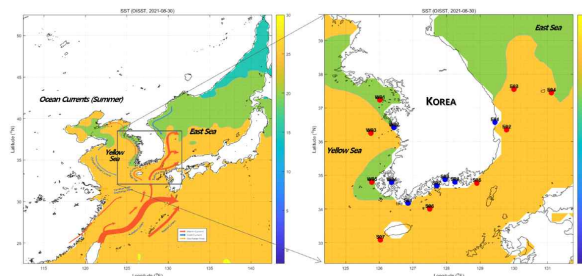
제 3 장 연구개발수행내용 및 결과

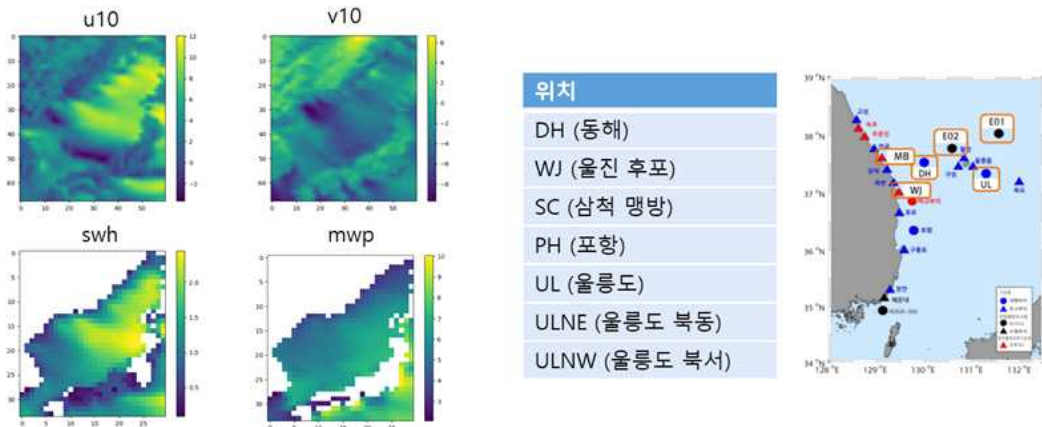
1. 멀티모달 해양 AI 표현학습 개발

- 1-1 지역-국지연안의 재분석·위성·부이관측을 통한 수온, 파랑 데이터 확보
 - 수치재분석 및 협업 예보 데이터
 - ECMWF Reanalysis v5 (ERA5) / 해상풍, 파랑, 표층수온
 - KMA LDAPS / 해상풍, 파랑, 표층수온
 - 격자화된 위성합성 데이터
 - NCEP/NOAA NCDC OISSTv2AVHRR / 표층수온
 - UK Met office OSTIA / 표층수온
 - In-situ 관측 데이터
 - KMA·KHOA Ocean buoy / 해상풍, 파랑
 - NIFS Coastal station / 표층수온
 - KIOST / 파랑

Dataset	Sea Surface Temperature (°)		Air Temperature (°)	Sea Surface Wind (m/s)	
	All 16 Locations		S05~S07, W01, W03, W05, E02 E04	U-component	V-component
Location of Availability	All 16 Locations		S05~S07, W01, W03, W05, E02 E04	All 16 Locations	
Time Interval	1 minute	1 day	1 hour	1 hour	
Data Type	In-situ Measurement	Gridded Analysis	In-situ Measurement	Numerical Simulation	
Data Source	Ocean Buoy	AVHRR / OISST	Weather Station	ERA5 Reanalysis	
Organization	NIFS, KMA	NCEI / NOAA	KMA	ECMWF	

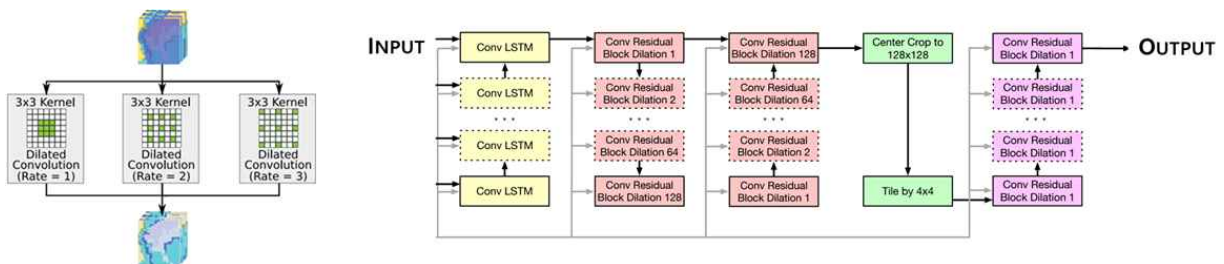
Location	W01	W02	W03	W04	W05	S01	S02	S03	S04	S05	S06	S07	E01	E02	E03	E04
Longitude (°)	126.02	126.43	125.75	126.37	125.78	126.85	127.71	127.95	128.25	128.90	127.50	126.03	129.44	129.78	129.95	131.11
Latitude (°)	37.24	36.42	36.25	34.79	34.79	34.17	34.69	34.87	34.80	34.77	34.00	33.08	36.573	36.35	37.48	37.46
Water Depth (m)	37	≤ 30	58	≤ 30	36	≤ 30	≤ 30	≤ 30	≤ 30	89	81	116	≤ 30	372	1,520	2,123





- 1-2 확장된 수용영역 합성곱 신경망, 주의집중 메커니즘, 장단기 메모리 네트워크 구조 개발

- 확장 수용영역 합성곱 신경망 학습 기술 개발
 - Convolutional Residual Block Dilation 모듈 적용
 - : 3x3 Conv-LayerNorm-ReLU-3x3 Conv-LayerNorm-ReLU 로 구성된 Block
 - : 3x3 TransposedConv-LayerNorm-ReLU-3x3 Conv-LayerNorm-ReLU 로 구성된 Block
 - : Block 사이 skip-connection으로 연결
 - : Dilation은 1부터 128까지 2의 승수로 늘어남 (총 8개 Block)
 - : 2개의 Block으로 128x128 → 512x512 영상 복원



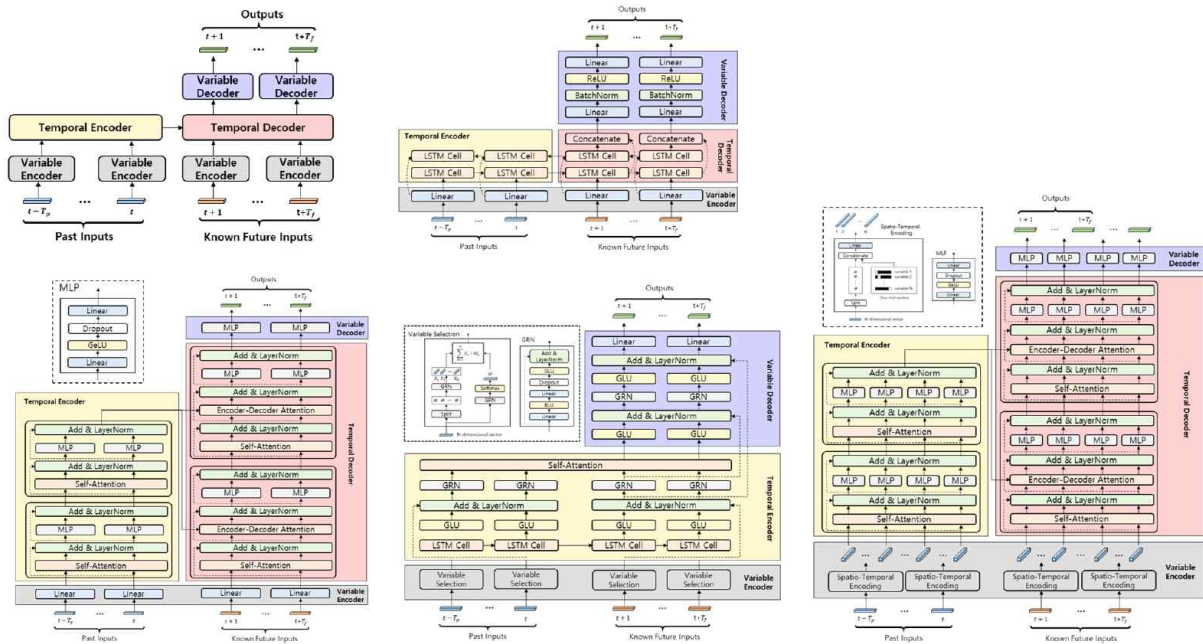
- 주의집중 메커니즘 기반 심층 신경망 학습 기술 개발·적용
 - Spatial self-attention, Temporal attention 메커니즘 개발·적용

- 장단기 시계열 메모리 네트워크 개발
 - LSTM, Bidirectional LSTM, Transformer, Temporal fusion Transformer, Long-range Transformer 등 장기 시계열 모델링 구조를 SOTA 베이스라인으로 구현

Baseline Model	Variable Encoder	Temporal Encoder	Temporal Decoder	Variable Decoder
LSTM	concatenate → Dense	LSTM	LSTM	Multilayer Perceptron (MLP)
Bid-LSTM	concatenate → Dense	Bidirectional LSTM	Bidirectional LSTM	MLP
Transformer	concatenate → Dense	Transformer Encoder	Transformer Decoder	MLP
TFT	Variable Selection Network	LSTM	Multi-head Attention	Gated Residual Network
LRT	concatenate → Dense	Transformer Encoder	Transformer Decoder	MLP

- LSTM, Bidirectional LSTM
 - : LSTM encoder 입력 : 과거의 정점 정보 (수온, 기온, 바람) + 대응 시간 + 예측 위치 정보
 - : LSTM decoder 입력 : 정점 정보 + 대응되는 시간 + 예측하려는 위치 정보
 - : Decoder는 LSTM의 출력에 비선형 매핑을 적용하는 단순한 MLP
- Transformer
 - : Transformer encoder 입력 : 과거의 정점 정보 (수온, 기온, 바람) + 대응 시간 + 예측 위치 정보
 - : Transformer decoder 입력 : 정점 정보 + 대응되는 시간 + 예측하려는 위치 정보
 - : Decoder는 Transformer의 출력에 비선형 매핑을 적용하는 단순한 MLP
- Temporal Fusion Transformer (TFT)
 - : 모델의 각 부분은 3가지로 구분된 정보를 입력 받음
 - : Static Metadata 시계열 벡터 전반에 변하지 않는 정보로, 예측하려는 위치 정보가 해당
 - : Past Inputs : 과거의 정점 정보 (수온, 기온, 바람) + 대응되는 시간
 - : Known Future Inputs : 0으로 채워진 정점 정보 + 대응되는 시간
 - : LSTM 및 Transformer와는 달리 모델의 수용 능력이 매우 크므로 별도의 Decoder를 추가하지 않음
- Long-Range Transformer (LRT)
 - : Transformer의 Attention은 시간 단위로 적용되는 반면, LRT의

- Attention은 변수와 시간 모두에 개별적으로 적용됨
- : LRT는 Transformer의 Positional Encoding을 Time Embedding과 Variable Embedding으로 대체
- : LRT는 다변량 변수를 시간 축으로 펼치는 것 외에는 Transformer와 이론적으로 동일
- : 정점 정보(수온, 기온, 바람)가 다변량인 경우에만 분리하여 시간 축으로 펼치고, 시간 정보와 예측하려는 위치 정보는 그대로 복제하여 사용



- 1-3 멀티모달 해양 데이터의 표현학습 기술 개발

- 시공간 파랑역학 이해 AI/딥러닝 모델 개발

- U-Net based OceanWaveNet 및 딥러닝 기반 EnKF 자료동화

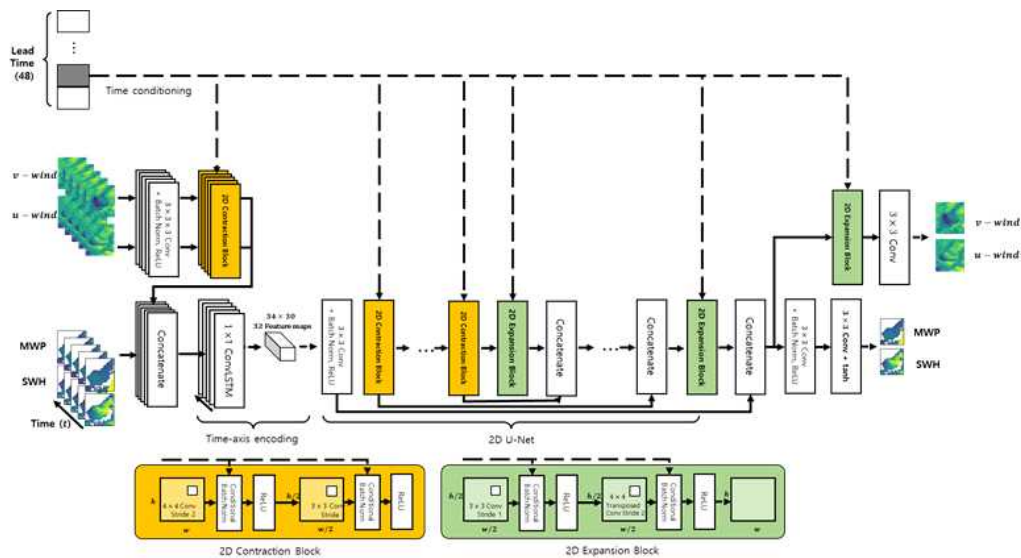
- : 입력 Wave와 Wind 정보 Concatenate 후 바로 ConvLSTM을 이용하여 시간 축 압축

- : 시간 축으로 압축된 2D Feature는 Contraction Block과 Expansion Block으로 구성된 U-Net 구조에 의해 공간 정보 특징 추출됨

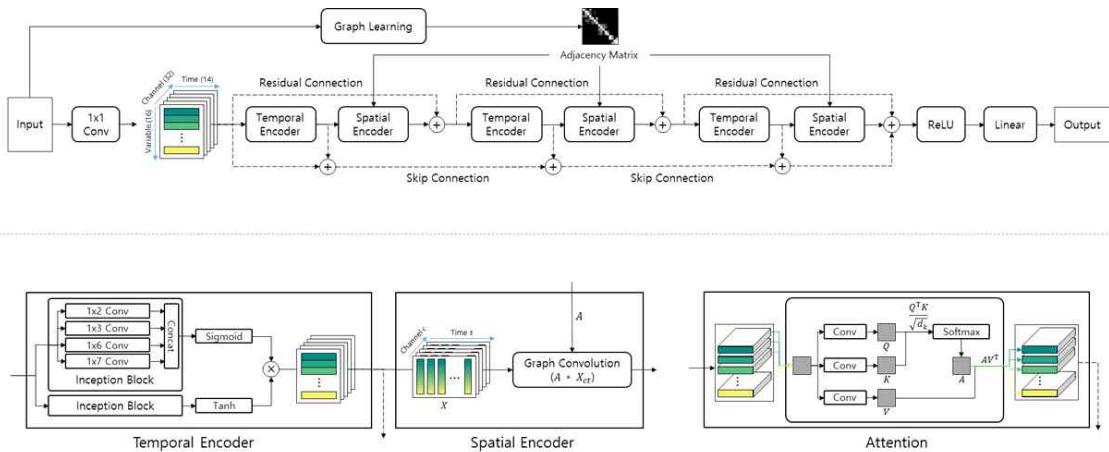
- : 모든 Contraction Block과 Expansion Block은 Conditional Batch Norm을 가지고 있으며 Lead Time에 의해 Conditioned 적용됨

- : 모든 BatchNorm은 48개의 mean, variance를 갖고 있으며, 입력 Lead Time에 대응되는 mean, variance를 사용하여 forward 수행

- : 모델은 입력과 lead time을 입력 받아 lead time에 해당하는 출력 생성하며, 동일한 입력에 대해 서로 다른 lead time을 48번 forward하여 48시간 분량의 예측 생성

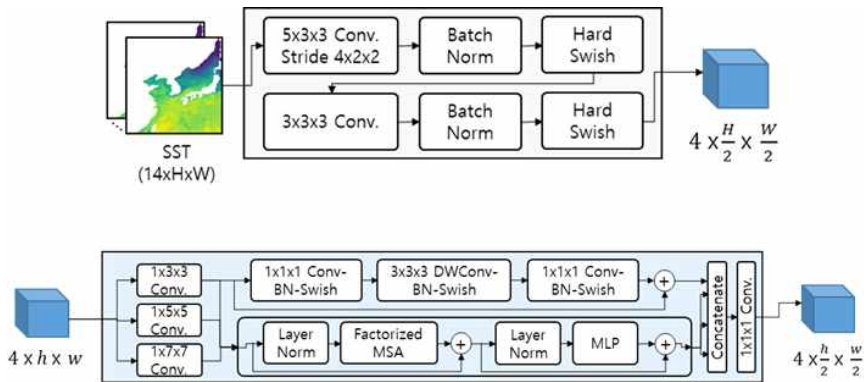


- 시공간 수온변동 이해 AI/딥러닝 모델 개발
 - Spatiotemporal Graph Neural Network (STGNN)
 - : 입력 데이터로부터 특징을 추출하는 Spatial Encoder, Temporal Encoder, 그래프 컨볼루션을 위한 adjacency matrix를 생성하는 Graph Learning 층, 그리고 각각 모델의 앞 뒤에서 데이터의 차원을 변환하는 1x1 Conv와 Linear 층으로 구성
 - : 두 개의 스트림 중 먼저 Graph Learning 층과 연결된 스트림은 입력 데이터로부터 adjacency matrix를 생성한 후 그것을 Spatial Encoder로 전달
 - : 두 번째 스트림은 예측 출력을 생성하기 위해 여러 구성요소를 이용하여 입력 데이터로부터 spatio-temporal 정보를 인코딩
 - : Spatial Encoder는 Graph Learning 층에서 생성된 adjacency matrix A 를 이용하여 입력 X 에 그래프 컨볼루션을 적용
 - : Residual Connection는 복잡한 데이터를 다루기 위해 더 많은 Temporal Encoder와 Spatial Encoder로 네트워크를 깊게 쌓는 경우 잠재적으로 발생할 수 있는 gradient vanishing 문제를 완화하기 위해 Temporal Encoder의 입력과 Spatial Encoder의 출력을 더하는 연결
 - : Skip Connection은 인코더 각 단계의 출력을 전부 더하는 WaveNet에서 동기부여 된 것으로, Residual Connection이 모델의 출력과 각 Spatial Encoder의 출력을 연결하여 gradient를 전파하는 반면, Skip Connection은 모델의 출력과 각 Temporal Encoder의 출력을 연결하여 gradient를 전파하여 Residual Connection을 보완하여 gradient vanishing 문제를 완화



- Self-attention based two-pathway spatiotemporal network (MPViT-TE)

- : Embedding 입력 영상에 일련의 컨볼루션 연산 (Conv-BN-HardSwish)을 적용하여 특징 공간에 임베딩하는 연산
- : 2D Embedding 14일 분량의 입력 영상에 각각 2차원 컨볼루션 연산을 적용하여 가로, 세로 해상도를 절반으로 축소
- : 3D Embedding 입력 영상 전체에 3차원 컨볼루션 연산을 적용하여 가로, 세로 해상도를 절반으로 줄이고, 시간 축 해상도를 4로 만들
- : Spatial Encoder는 공간 축으로 커널을 적용하는 세 개의 컨볼루션(3x3, 5x5, 7x7)을 이용하여 Multi-Path를 구성, 3개의 Path는 Transformer Encoder에 의해 인코딩되고, 3x3 Path로부터의 특징은 추가로 일련의 컨볼루션 Block에 의해 인코딩된 후 채널 축으로 Concatenate 수행하여 합쳐짐



2. AI 기반 해양 재해 예측 모델 개발

- 2-1. 재해성 파랑, 이상 수온 예측

- AI 모델 기반 파랑 예측

- 24시간 입력 → 연속 48시간 예측

- 학습 2013.01.01~2014.12.31, 2017.01.01~2020.12.31

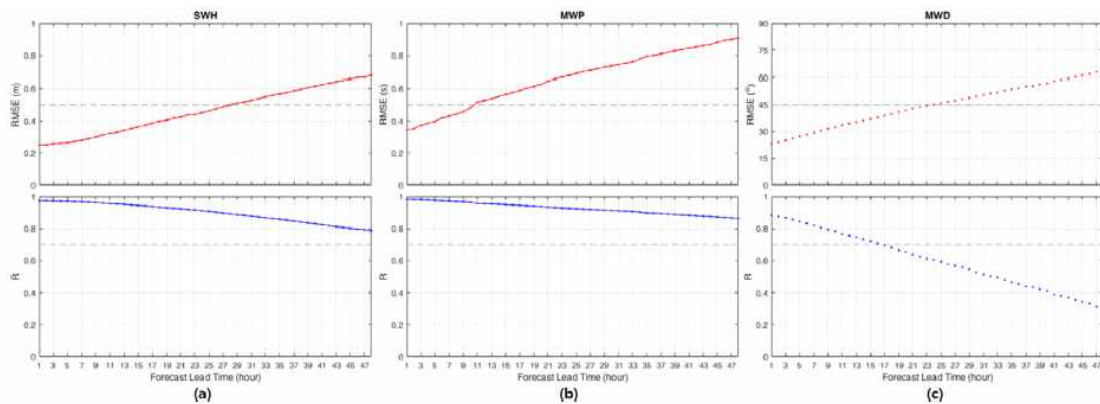
- 평가 2015.01.01~2016.12.31

- AI 모델 기반 수온 예측

- 14일 입력 → 연속 7일 예측

- 학습 2011.12.28~2017.12.31

- 평가 2018.01.01~2021.09.30



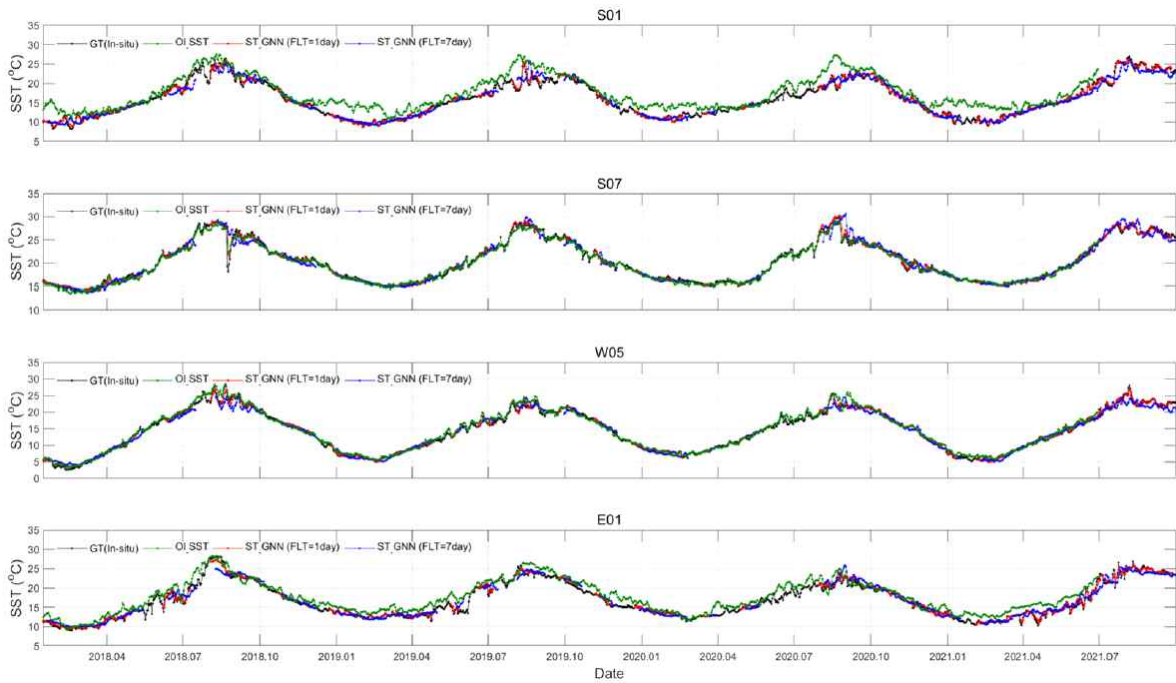
- 2-2. 한반도 주변해역 적용, SOTA 대비 예측 정확도 개선

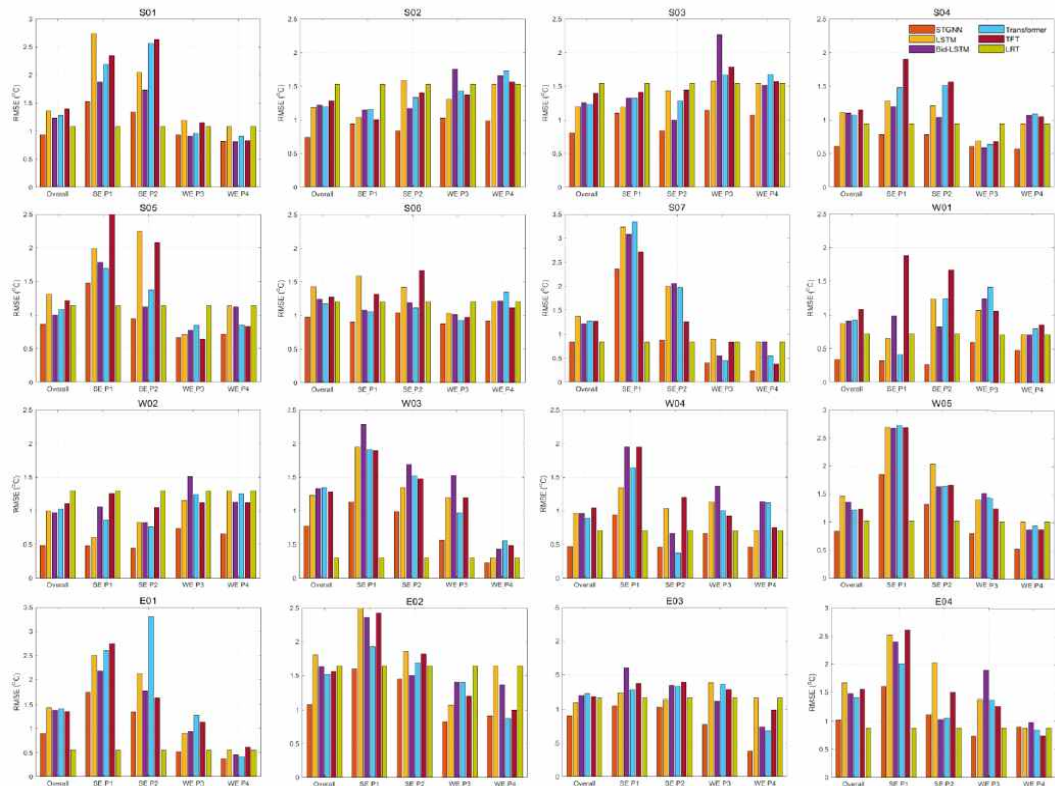
- AI모델 기반 파랑예측

Case	Experiment	Ocean waves	Forecast lead time (h)							
			1	3	6	12	18	24	36	48
Model architecture	STG-OceanWaveNet	SWH	0.25	0.26	0.27	0.33	0.40	0.45	0.58	0.68
		MWP	0.34	0.37	0.42	0.53	0.60	0.68	0.80	0.91
	Baseline	SWH	0.31	0.29	0.29	0.34	0.41	0.46	0.59	0.69
		MWP	0.43	0.42	0.46	0.51	0.62	0.70	0.83	0.94

○ AI모델 기반 수온예측

Location	RMSE (°)							Bias (°)							CC						
	1	2	3	4	5	6	7	1	2	3	4	5	6	7	1	2	3	4	5	6	7
S01	0.50	0.75	0.90	1.00	1.08	1.13	1.17	-0.02	0.00	0.04	0.05	0.07	0.09	0.11	0.99	0.99	0.98	0.98	0.98	0.97	0.97
S02	0.35	0.55	0.70	0.80	0.88	0.94	0.99	-0.07	-0.06	-0.02	-0.02	-0.02	0.01	0.01	1.00	1.00	1.00	0.99	0.99	0.99	0.99
S03	0.41	0.61	0.75	0.86	0.94	1.00	1.05	-0.11	-0.10	-0.07	-0.09	-0.09	-0.08	-0.09	1.00	1.00	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
S04	0.35	0.47	0.57	0.64	0.70	0.75	0.79	-0.10	-0.08	-0.06	-0.06	-0.06	-0.05	-0.05	1.00	1.00	1.00	0.99	0.99	0.99	0.99
S05	0.64	0.79	0.86	0.91	0.94	0.95	0.95	-0.01	-0.02	-0.02	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	0.99	0.99	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98
S06	0.66	0.88	0.98	1.03	1.07	1.10	1.13	-0.02	0.02	0.05	0.07	0.09	0.09	0.09	0.99	0.98	0.98	0.98	0.98	0.97	0.97
S07	0.50	0.69	0.81	0.89	0.94	0.98	1.02	0.04	0.06	0.08	0.09	0.08	0.08	0.06	0.99	0.99	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98
Avg.	0.42	0.68	0.80	0.88	0.94	0.98	1.01	-0.04	-0.03	0.00	0.00	0.01	0.02	0.01	0.99	0.99	0.99	0.98	0.98	0.98	0.98
W01	0.22	0.26	0.30	0.35	0.38	0.42	0.45	-0.07	-0.07	-0.05	-0.06	-0.06	-0.03	-0.02	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
W02	0.26	0.36	0.45	0.51	0.57	0.61	0.64	-0.06	-0.05	-0.03	-0.03	-0.03	-0.02	-0.03	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
W03	0.45	0.64	0.74	0.82	0.88	0.92	0.96	-0.08	-0.09	-0.10	-0.10	-0.10	-0.10	-0.12	1.00	1.00	1.00	0.99	0.99	0.99	0.99
W04	0.26	0.34	0.42	0.49	0.55	0.60	0.64	-0.06	-0.02	0.03	0.04	0.05	0.08	0.09	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
W05	0.47	0.66	0.79	0.89	0.96	1.00	1.04	-0.02	0.05	0.11	0.15	0.18	0.20	0.21	1.00	1.00	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
Avg.	0.33	0.45	0.54	0.61	0.67	0.71	0.75	-0.06	-0.04	-0.01	0.00	0.01	0.03	0.03	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
E01	0.59	0.77	0.87	0.94	0.99	1.03	1.08	-0.09	-0.07	-0.07	-0.08	-0.09	-0.10	-0.12	0.99	0.99	0.98	0.98	0.98	0.98	0.97
E02	0.67	0.91	1.05	1.15	1.22	1.25	1.28	-0.09	-0.08	-0.05	-0.06	-0.06	-0.06	-0.07	0.99	0.98	0.97	0.97	0.97	0.96	0.96
E03	0.61	0.74	0.86	0.95	1.01	1.07	1.11	-0.11	-0.11	-0.11	-0.11	-0.11	-0.11	-0.12	0.99	0.99	0.99	0.98	0.98	0.98	0.98
E04	0.63	0.86	0.98	1.07	1.14	1.20	1.24	-0.05	0.00	0.03	0.05	0.07	0.06	0.05	0.99	0.99	0.98	0.98	0.98	0.97	0.97
Avg.	0.63	0.82	0.94	1.03	1.09	1.14	1.18	-0.09	-0.07	-0.05	-0.05	-0.05	-0.05	-0.07	0.99	0.99	0.98	0.98	0.98	0.97	0.97

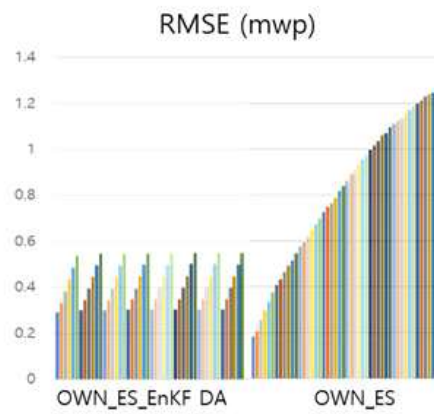
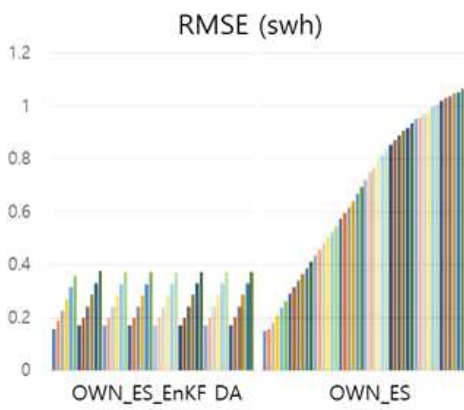
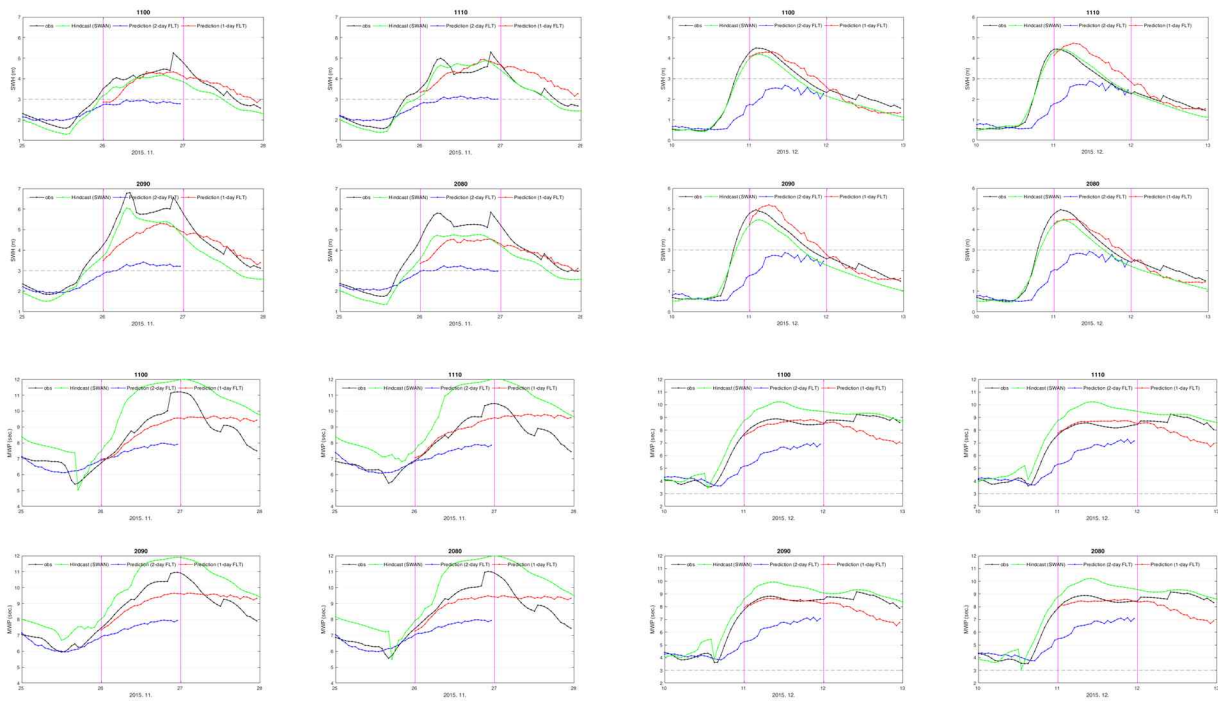


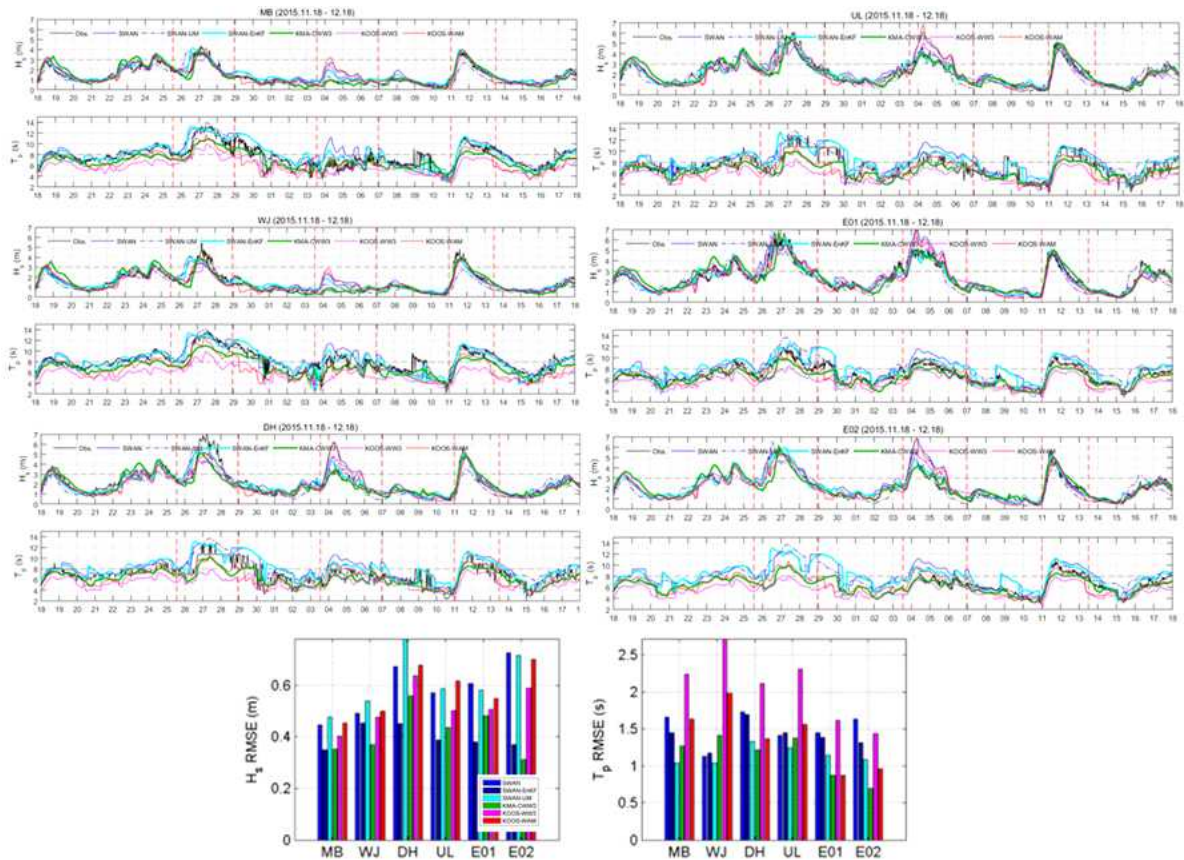


● 2-3. 이상 수은 및 고파랑에 대한 성능을 구분하여 평가, 정량적 성능 향상치 제공

○ 재해성과랑 예측

- 평가 2015.01.01~2016.12.31
- 예측성능 : 0.4m(유의과고) 1.0sec(유의과주기) RMSE 개선
- WS1_2015 (2015.11.25 13:00~11.28 23:00)
- WS2_2015 (2015.12.11 00:00~12.15 12:00)
- WS3_2016 (2016.12.22 00:00~12.25 00:00)





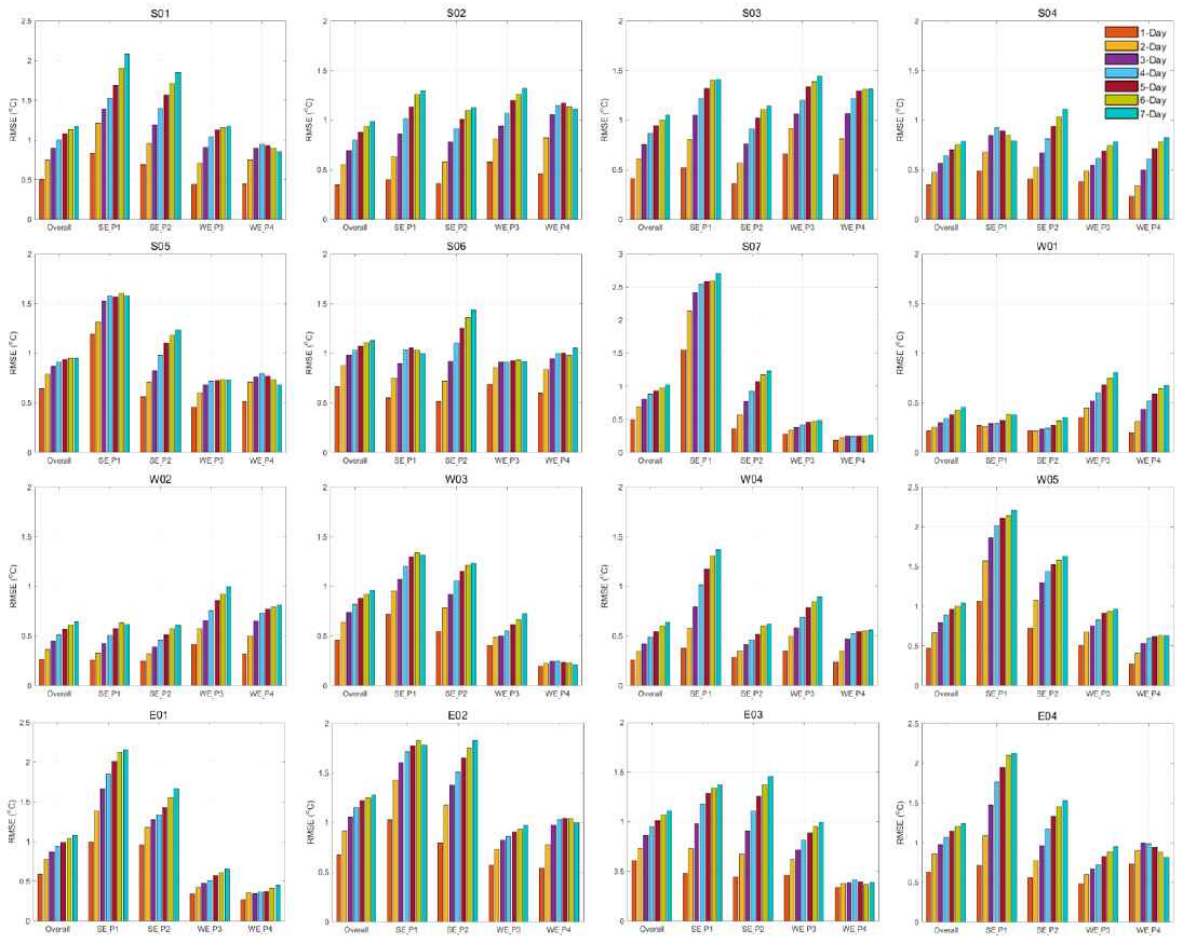
○ 이상수온 예측

- 수과원 정점 관측자료 기반 28도 이상 18도 이하일 때 고수온 및 저수온 예경보 발령 기준 예측성능 평가 기간에 고수온 및 저수온 발생 회수
- 평가 2018.01.01~2021.09.30
- 예측성능 : 1.17°(남해), 1.00°(서해), 1.29°(동해) RMSE 개선
- P1_SE (2018.07.01~2018.08.31), P2_SE (2021.07.01~2021.08.31)
- P3_WE (2018.01.01~2018.03.31), P4_WE (2021.01.01~2021.02.28)

Date	S03	W04	W02	S02	E01	S04	S06	W05	E02	Date	S03	W04	W02	S02	E02
2013.08-09	-	-	24	-	-	-	7	4	-	2012.02	-	-	28	4	-
2015.08	-	-	-	-	-	-	-	-	1	2013.01-02	2	-	30	8	11
2016.08	19	-	6	15	3	14	20	-	16	2015.02	-	-	1	-	-
2017.07-08	16	-	-	16	-	3	8	-	6	2016.01	-	-	2	1	-
2018.07-08	14	15	-	22	11	7	4	2	15	2017.02	-	-	1	-	-
2020.08	-	-	-	-	-	-	4	-	-	2018.01-03	19	21	40	19	35
2021.07-08	13	-	-	18	-	4	13	1	-	2021.01-02	5	-	2	3	-

2011.12.28 ~ 2017.12.31						
Dataset	South (S01~S07)		West (W01~W05)		East (E01~E04)	
	ViT-TE	MPViT-TE	ViT-TE	MPViT-TE	ViT-TE	MPViT-TE
	OISST	1.15	1.17	1.00	0.99	1.25
OSTIA	1.36	1.25	1.15	1.14	1.38	1.43
ERA5	1.26	1.27	1.10	1.22	1.29	1.53

Location	SE_P1							SE_P2							WE_P3							WE_P4						
	1	2	3	4	5	6	7	1	2	3	4	5	6	7	1	2	3	4	5	6	7	1	2	3	4	5	6	7
S01	0.83	1.21	1.39	1.53	1.69	1.91	2.08	0.69	0.96	1.19	1.39	1.57	1.71	1.85	0.44	0.71	0.91	1.04	1.12	1.16	1.17	0.45	0.74	0.90	0.95	0.93	0.90	0.85
S02	0.40	0.63	0.86	1.01	1.13	1.26	1.30	0.36	0.58	0.78	0.92	1.01	1.09	1.12	0.58	0.81	0.94	1.07	1.20	1.26	1.32	0.46	0.82	1.05	1.15	1.17	1.13	1.11
S03	0.52	0.81	1.05	1.22	1.32	1.40	1.41	0.36	0.57	0.76	0.91	1.02	1.10	1.14	0.66	0.92	1.06	1.20	1.34	1.39	1.44	0.45	0.81	1.07	1.22	1.30	1.31	1.31
S04	0.49	0.67	0.85	0.93	0.89	0.85	0.79	0.41	0.53	0.67	0.81	0.93	1.03	1.11	0.38	0.49	0.54	0.61	0.69	0.74	0.78	0.23	0.34	0.50	0.61	0.71	0.78	0.82
S05	1.20	1.31	1.52	1.58	1.57	1.60	1.58	0.56	0.71	0.83	0.98	1.10	1.18	1.24	0.46	0.60	0.68	0.71	0.72	0.74	0.73	0.51	0.71	0.77	0.79	0.77	0.73	0.68
S06	0.55	0.75	0.90	1.04	1.05	1.03	0.99	0.51	0.71	0.92	1.10	1.25	1.36	1.43	0.69	0.85	0.91	0.91	0.93	0.93	0.92	0.60	0.84	0.94	0.99	1.00	0.98	1.05
S07	1.55	2.14	2.42	2.54	2.58	2.59	2.71	0.36	0.58	0.77	0.93	1.07	1.17	1.23	0.28	0.33	0.38	0.42	0.46	0.48	0.49	0.19	0.22	0.25	0.25	0.25	0.25	0.26
Avg.	0.79	1.07	1.28	1.41	1.46	1.52	1.55	0.46	0.66	0.85	1.01	1.14	1.23	1.30	0.50	0.67	0.77	0.85	0.92	0.96	0.98	0.41	0.64	0.78	0.85	0.88	0.87	0.87
W01	0.27	0.27	0.29	0.29	0.32	0.39	0.38	0.22	0.21	0.24	0.25	0.28	0.32	0.35	0.35	0.45	0.52	0.60	0.68	0.75	0.81	0.20	0.31	0.44	0.52	0.59	0.64	0.67
W02	0.25	0.33	0.42	0.51	0.58	0.63	0.61	0.25	0.32	0.39	0.45	0.51	0.57	0.61	0.41	0.57	0.66	0.75	0.86	0.92	1.00	0.32	0.50	0.65	0.73	0.77	0.79	0.81
W03	0.72	0.95	1.07	1.20	1.30	1.33	1.32	0.55	0.78	0.92	1.06	1.15	1.21	1.23	0.41	0.49	0.50	0.55	0.61	0.66	0.73	0.20	0.22	0.24	0.25	0.24	0.23	0.21
W04	0.37	0.58	0.79	1.01	1.17	1.31	1.36	0.28	0.35	0.41	0.46	0.52	0.60	0.62	0.35	0.50	0.59	0.69	0.79	0.85	0.90	0.24	0.35	0.47	0.52	0.55	0.55	0.56
W05	1.06	1.57	1.86	2.01	2.10	2.14	2.20	0.73	1.07	1.29	1.44	1.52	1.58	1.63	0.51	0.67	0.75	0.83	0.91	0.94	0.96	0.27	0.41	0.54	0.59	0.62	0.64	0.64
Avg.	0.53	0.74	0.89	1.00	1.09	1.16	1.17	0.41	0.55	0.65	0.73	0.80	0.86	0.89	0.41	0.54	0.60	0.68	0.77	0.82	0.88	0.25	0.36	0.47	0.52	0.55	0.57	0.58
E01	1.00	1.39	1.66	1.85	2.01	2.12	2.16	0.96	1.18	1.27	1.34	1.43	1.56	1.67	0.34	0.43	0.48	0.51	0.57	0.61	0.65	0.27	0.35	0.35	0.37	0.37	0.41	0.45
E02	1.03	1.43	1.60	1.71	1.77	1.83	1.78	0.79	1.17	1.38	1.51	1.65	1.75	1.83	0.57	0.74	0.82	0.86	0.90	0.93	0.97	0.54	0.78	0.97	1.02	1.04	1.04	1.00
E03	0.48	0.73	0.98	1.17	1.28	1.34	1.37	0.44	0.67	0.91	1.10	1.25	1.38	1.46	0.46	0.62	0.71	0.81	0.89	0.95	1.00	0.34	0.38	0.39	0.42	0.39	0.37	0.39
E04	0.71	1.08	1.47	1.76	1.95	2.10	2.13	0.56	0.77	0.96	1.17	1.33	1.45	1.53	0.48	0.60	0.66	0.73	0.83	0.88	0.94	0.74	0.90	0.99	0.99	0.94	0.88	0.81
Avg.	0.81	1.16	1.43	1.62	1.75	1.85	1.86	0.69	0.95	1.13	1.28	1.42	1.54	1.62	0.46	0.60	0.67	0.73	0.80	0.84	0.89	0.47	0.60	0.68	0.70	0.69	0.68	0.66



제 4 장 연구개발 목표 달성도 및 대외기여도

1. 목표 달성도

달성내용			달성도
성과목표	연구내용	달성실적	
1. 멀티모달 해양 AI 표현학습 개발	1-1. 지역-국지연안의 재분석·위성·부이관측을 통한 수온, 파랑 데이터 확보	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 확보 및 학습데이터 구축 <ul style="list-style-type: none"> - 수치재분석 및 협업 예보 데이터 - 격자화된 위성합성 데이터 - In-situ 관측 데이터 	100
	1-2. 확장된 수용영역 합성곱 신경망, 주의집중 메커니즘, 장단기 메모리 네트워크 구조 개발	<ul style="list-style-type: none"> • Convolutional Residual Block Dilation 모듈 적용 • Spatial self-attention, Temporal attention 메커니즘 개발·적용 • LSTM, Bidirectional LSTM, ConvLSTM, LRT 등 장기 시계열 모델링 구조 적용 	
	1-3. 멀티모달 해양 데이터의 표현학습 기술 개발	<ul style="list-style-type: none"> • 시공간 파랑역학 이해 AI/딥러닝 모델 개발 <ul style="list-style-type: none"> - U-Net based OceanWaveNet 및 딥러닝 기반 EnKF 자료동화 • 시공간 수온변동 이해 AI/딥러닝 모델 개발 <ul style="list-style-type: none"> - Spatiotemporal Graph Neural Network (STGNN) - Self-attention based two-pathway spatiotemporal network (MPViT-TE) 	

2. AI 기반 해양 재해 예측 모델 개발	2-1. 재해성 파랑, 이상 수온 예측	<ul style="list-style-type: none"> • AI 모델 기반 파랑 예측 <ul style="list-style-type: none"> - 24시간 입력 → 연속 48시간 예측 - 학습 2013.01.01~2014.12.31, 2017.01.01~2020.12.31 • AI 모델 기반 수온 예측 <ul style="list-style-type: none"> - 14일 입력 → 연속 7일 예측 - 학습 2011.12.28~2017.12.31 	100
	2-2. 한반도 주변해역 적용, SOTA 대비 예측 정확도 개선 (기상청 현업 예보 및 관측 정보 활용)	<ul style="list-style-type: none"> • AI 모델 기반 파랑 예측 <ul style="list-style-type: none"> - 평가 2015.01.01~2016.12.31 - 예측성능 : 0.4m(유의과고) 1.0sec(유의과주기) RMSE 개선 • AI 모델 기반 수온 예측 <ul style="list-style-type: none"> - 평가 2018.01.01~2021.09.30 - 예측성능 : 1.17°(남해), 1.00°(서해), 1.29°(동해) RMSE 개선 	
	2-3. 이상 수온 및 고파랑에 대한 성능을 구분하여 평가, 정량적 성능 향상치 제공	<ul style="list-style-type: none"> • 이상수온 예측 <ul style="list-style-type: none"> - P1_SE , P2_SE, P3_WE, P4_WE • 고파랑 예측 <ul style="list-style-type: none"> - WS1_2015 /WS2_2015 - WS3_2016 	

2. 대외기여도

- 해양 재난재해 예측 및 취약성 정보의 의사결정 지원 등의 활용 극대화를 위한 서비스 플랫폼 구축에 활용
- KIOST 해양기후예측센터 개발모델 이전 및 예측 결과 생산·서비스
- 대기-해양물리-생지화학 결합 ‘Earth Machine’ 개발을 위한 R&D 프로젝트 발굴
- 연안으로의 산업화, 경제 집중화 및 경제적 성장에 따른 해양관광 및 여가활동의 증가로 인한 위험 노출의 증가로 해양 재난재해 피해 저감
- 기후변화에 따라 예상되는 해양 재해 증가에 대한 대응체계 구축에 활용
- 빅데이터-인공지능 기술을 접목한 미래 기후변화 대응 해양·기상·기후·환경 재난재해 예측과 이와 관련된 인공지능 선도 기술 선점

제 5 장 연구개발결과의 활용계획

○ 연구 결과물의 활용성

- 해양 재난재해 예측 및 취약성 정보의 의사결정 지원 등의 활용 극대화를 위한 서비스 플랫폼 구축에 활용
- KIOST 해양기후예측센터 개발모델 이전 및 예측 결과 생산·서비스
- 대기-해양물리-생지화학 결합 'Earth Machine' 개발을 위한 R&D 프로젝트 발굴
- 연안으로의 산업화, 경제 집중화 및 경제적 성장에 따른 해양관광 및 여가활동의 증가로 인한 위험 노출의 증가로 해양 재난재해 피해 저감
- 기후변화에 따라 예상되는 해양 재해 증가에 대한 대응체계 구축에 활용
- 빅데이터-인공지능 기술을 접목한 미래 기후변화 대응 해양·기상·기후·환경 재난재해 예측과 이와 관련된 인공지능 선도 기술 선점

○ 연구 결과물의 기술적·경제적·사회적 파급 효과

- 인공지능 모델을 이용한 이상 수온 및 재해성 파랑 예측을 위해 수온 및 파랑역학을 멀티모달 해양기상데이터로부터 학습한 딥러닝 모델 개발과 기상청 현업 예보 및 국외 최고성능 인공지능 모델 대비 보다 우수한 예측성 확보
- 기존 수치모델 기반 예보모델과 함께 데이터 기반 인공지능 모델을 이용하여 재난재해 예측에 활용 가능
- extreme 시계열 예측 정확도 향상을 위한 딥러닝 모델의 구조적 개선과 물리역학의 사전 지식을 반영하는 새로운 딥러닝 모델 구조 제시
- 신규 R&D 프로젝트 발굴을 위한 기초자료로 활용 (대기-해양물리-생지화학 결합 'Earth Machine' 개발)

제 6 장 참고문헌

- Board, O.S., National Academies of Sciences, E., Medicine, et al., 2016. Next generation earth system prediction: strategies for subseasonal to seasonal forecasts. National Academies Press.
- Cao, D., Wang, Y., Duan, J., Zhang, C., Zhu, X., Huang, C., Tong, Y., Xu, B., Bai, J., Tong, J., et al., 2020. Spectral temporal graph neural network for multivariate time-series forecasting. *Advances in Neural Information Processing Systems* 33, 17766–17778.
- Chang, K.I., Teague, W., Lyu, S., Perkins, H., Lee, D.K., Watts, D., Kim, Y.B., Mitchell, D., Lee, C., Kim, K., 2004. Circulation and currents in the southwestern east/japan sea: Overview and review. *Progress in Oceanography* 61, 105–156.
- Chassignet, E.P., Hurlburt, H.E., Metzger, E.J., Smedstad, O.M., Cummings, J.A., Halliwell, G.R., Bleck, R., Baraille, R., Wallcraft, A.J., Lozano, C., et al., 2009. *Us godae: global ocean prediction with the hybrid coordinate ocean model (hycom)*. *Oceanography* 22, 64–75.
- Graves, A., Schmidhuber, J., 2005. Framewise phoneme classification with bidirectional lstm and other neural network architectures. *Neural networks* 18, 602–610.
- Grigsby, J., Wang, Z., Qi, Y., 2021. Long-range transformers for dynamic spatiotemporal forecasting. *arXiv preprint arXiv:2109.12218* .
- Ham, Y.G., Kim, J.H., Luo, J.J., 2019. Deep learning for multi-year ENSO forecasts. *Nature* 573, 568–572.
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., et al., 2020. The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 146, 1999–2049.
- Hochreiter, S., Schmidhuber, J., 1997. Long short-term memory. *Neural computation* 9, 1735–1780.
- Hou, S., Li, W., Liu, T., Zhou, S., Guan, J., Qin, R., Wang, Z., 2021. D2cl: A dense dilated convolutional lstm model for sea surface temperature prediction. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 14, 12514–12523.
- Hu, W., Xiao, L., Pennington, J., 2020. Provable benefit of orthogonal initialization in optimizing deep linear networks. *arXiv preprint arXiv:2001.05992* .
- Huh, O.K., 1982. Spring season flow of the Tsushima current and its separation

- from the kuroshio: Satellite evidence. *Journal of Geophysical Research: Oceans* 87, 9687–9693.
- Jahanbakht, M., Xiang, W., Azghadi, M.R., 2021. Sea surface temperature forecasting with ensemble of stacked deep neural networks. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 19, 1–5.
- ang Jin Lee, M.K., Kang, H.W., 2022. Record-breaking high temperature in july 2021 over east sea and possible mechanism. *Atmosphere* 32, 17–25.
- Kim, J., Kwon, M., Kim, S.D., Kug, J.S., Ryu, J.G., Kim, J.J.K., 2022. Spatiotemporal neural network with attention mechanism for el ni~no forecasts. *Scientific reports* 11, 1–12.
- Kwon, M., Jhun, J.G., Wang, B., An, S.I., Kug, J.S., 2005. Decadal change in relationship between east asian and wnp summer monsoons. *Geophysical research letters* 32.
- Leduc, G., Herbert, C.T., Blanz, T., Martinez, P., Schneider, R., 2010. Contrasting evolution of sea surface temperature in the benguela upwelling system under natural and anthropogenic climate forcings. *Geophysical Research Letters* 37.
- Lee, S., Park, M.S., Kwon, M., Kim, Y.H., Park, Y.G., 2020. Two major modes of east asian marine heatwaves. *Environmental Research Letters* 15, 074008.
- Lee, S.H., Beardsley, R.C., 1999. Influence of stratification on residual tidal currents in the yellow sea. *Journal of Geophysical Research: Oceans* 104, 15679–15701.
- Lim, B., Arık, S. Ö., Loeff, N., Pfister, T., 2021. Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting. *International Journal of Forecasting* 37, 1748–1764.
- Mhammedi, Z., Hellicar, A., Rahman, A., Bailey, J., 2017. Efficient orthogonal parametrisation of recurrent neural networks using householder reflections, in: *International Conference on Machine Learning*, PMLR. pp.2401–2409.
- Mills, K.E., Pershing, A.J., Brown, C.J., Chen, Y., Chiang, F.S., Holland, D.S., Lehuta, S., Nye, J.A., Sun, J.C., Thomas, A.C., et al., 2013. Fisheries management in a changing climate: lessons from the 2012 ocean heat wave in the northwest atlantic. *Oceanography* 26, 191–195.
- Oliver, E.C., Benthuisen, J.A., Darmaraki, S., Donat, M.G., Hobday, A.J., Holbrook, N.J., Schlegel, R.W., Sen Gupta, A., 2021. Marine heatwaves. *Annual review of marine science* 13, 313–342.
- O’ Carroll, A.G., Armstrong, E.M., Beggs, H.M., Bouali, M., Casey, K.S., Corlett,

- G.K., Dash, P., Donlon, C.J., Gentemann, C.L., Høyer, J.L., et al., 2019. Observational needs of sea surface temperature. *Frontiers in Marine Science* 6, 420.
- 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: JOURNAL OF THE KOREAN SOCIETY OF OCEANOGRAPHY* 18, 234-265.
- Salles, R., Mattos, P., Iorgulescu, A.M.D., Bezerra, E., Lima, L., Ogasawara, E., 2016. Evaluating temporal aggregation for predicting the sea surface temperature of the atlantic ocean. *Ecological Informatics* 36, 94-105.
- Schmidhuber, J., Hochreiter, S., et al., 1997. Long short-term memory. *Neural Comput* 9, 1735-1780.
- Smale, D.A., Wernberg, T., Oliver, E.C., Thomsen, M., Harvey, B.P., Straub, S.C., Burrows, M.T., Alexander, L.V., Benthuisen, J.A., Donat, M.G., et al., 2019. Marine heatwaves threaten global biodiversity and the provision of ecosystem services. *Nature Climate Change* 9, 306-312.
- Sotillo, M., Cailleau, S., Lorente, P., Levier, B., Aznar, R., Reffray, G., AmoBaladrón, A., Chanut, J., Benkiran, M., Alvarez-Fanjul, E., 2015. The myocean ibi ocean forecast and reanalysis systems: operational products and roadmap to the future copernicus service. *Journal of Operational Oceanography* 8, 63-79.
- Spadon, G., Hong, S., Brandoli, B., Matwin, S., Rodrigues-Jr, J.F., Sun, J., 2020. Pay attention to evolution: Time series forecasting with deep graph-evolution learning. *arXiv preprint arXiv:2008.12833* .
- Suresha, M., Kuppa, S., Raghukumar, D., 2020. A study on deep learning spatiotemporal models and feature extraction techniques for video understanding. *International Journal of Multimedia Information Retrieval* 9, 81-101.

뒷 면

주 의

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

