

기상기술·정책

Meteorological Technology & Policy

초단기부터 기후까지: AI 기반 기상예측 기술개발



CONTENTS

초단기부터 기후까지

: AI 기반 기상예측 기술개발

칼럼

AI 예보 혁신, 국민 안전을 위한 기상청의
새로운 도전
/ 장동언(기상청장) **04**

정책초점

AI 단중기 기상예측모델
/ 윤세영(KAIST 교수) **08**

AI 기반 기후예측기술 개발
/ 함유근(서울대 교수) **20**

예보 지원을 위한 설명가능 인공지능:
신뢰성과 현업 활용성 강화를 위한 제언
/ 최재식(KAIST 교수) **38**

예보관의 기상 업무 지원을 위한
인공지능기법 연구 방향
/ 장은철(공주대 교수) **57**

기상기술·정책

Meteorological Technology & Policy

Vol.
18-1

포커스

AI 분야 국가전략기술 특화연구소
/ 이해숙(국립기상과학원 과장) **70**

부록

기상기술·정책지 발간 목록 **82**

『기상기술정책』 편집위원회

발행인 장동연
편집기획 국립기상과학원 기획운영과
편집위원장 박영연
편집위원 이조한, 이해숙, 오하영
편집간사 우남철, 이경미, 김인겸

발행처

주소 (63568) 제주특별자치도 서귀포시 서호북로 33
국립기상과학원(책임운영기관)
전화 064-780-6505 팩스: 064-738-9071
E-mail leekm80@korea.kr

AI 예보 혁신, 국민 안전을 위한 기상청의 새로운 도전

2024년 여름, 우리 국민은 기후위기를 체감하지 않을 수 없었다. 장마철에는 일부 지역에 시간당 100mm가 넘는 폭우가 쏟아졌으며, 하루 강수량이 역대 최고치를 경신한 사례도 발생했다. 장마철을 지나고 숨을 고르기도 잠시, 기록적인 폭염과 열대야가 지칠 줄 모르고 이어져 국민들은 예년과 다른 무더운 추석을 보내기도 했다. 이처럼 극한 기상현상의 일상화를 실감케 하는 이례적인 기상현상이 반복됨에 따라, 기상예보의 중요성은 그 어느 때보다 커지고 있다. 특히 예보의 정확도는 국민의 생명과 재산 보호에 직결되기 때문에, 기상청은 기존의 방식을 넘어서는 새로운 접근이 필요하다는 인식 아래 변화에 나서고 있다.

이 변화의 중심에는 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 기술이 있다. AI는 기상청이 직면한 ‘예보 난도 상승’이라는 구조적 문제를 해결할 수 있는 열쇠로 주목받고 있다. 방대한 기상 데이터를 학습해 숨겨진 패턴을 발견하고 수치예보모델의 결과를 바탕으로 더 빠르고 정밀한 예측을 가능하게 한다는 점에서, AI는 예보 역량 고도화의 핵심 동력이라 할 수 있다.

기상청은 몇 해 전부터 AI 기반 기상예보 기술의 연구개발에 착수해 다양한 성과를 거두고 있다. 국립기상과학원은 AI 초단기 강수예측모델인 ‘나우알파(NowAlpha)’를 개발 중으로, 2014년부터 약 7년간 축적된 기상레이더 영상과 지상 관측자료를 학습 데이터로 활용하고 있다. 나우알파는 6시간 후까지의 강수량과 강수 지역을 10분 간격으로 예측할 수 있으며, 연산 시간도 약 40초로 매우 빠르다. 기상청은 올여름부터 나우알파를 시범 운영하여, 나우알파가 제공하는 2시간 후까지의 강수 예측 정보를 실시간 방재 대응에 활용할 계획이다. 이 정보는 기상청 날씨누리과 날씨알리미 앱을 통해 국민에게도 제공된다.

한편, 구글의 그래프캐스트(GraphCast), 엔비디아의 포캐스트넷(FourCastNet), 마이크로소프트의 클라이맥스(ClimaX), 화웨이의 팡구웨더(Pangu-Weather), 유럽중기예보센터(ECMWF)의 AI 예보시스템(AIFS) 등 세계 주요 기업과 기관들도 AI 기반 기상예측 모델 개발에 앞다투어 나서고 있다. 이러한 글로벌 흐름에 발맞추어, 국립기상과학원도 카이스트를 비롯한 국내외 기관들과의 협력을 강화하여 AI 기술의 기상 분야 적용을 가속화하고 있다. 특히,



장동언
기상청장

국립기상과학원은 최근 AI 분야 국가전략기술 특화연구소로 지정되며, 세계 5위권 수준의 기상·기후 AI 파운데이션 모델 개발을 목표로 연구 역량을 집중하고 있다. 아울러, 초단기 날씨 예보를 넘어 기후 예측 분야에도 AI 기술의 적용 가능성이 논의됨에 따라, 국립기상과학원은 이를 위한 기초 연구와 자료 기반 확충도 병행 중이다.

기상 분야에서 AI 기술의 활용 범위는 예보의 정확도를 높이는 것에 그치지 않는다. 기상정보가 국민의 일상적인 의사결정에 실질적으로 기여할 수 있도록, 정보를 가공하고 전달하는 방식의 혁신에도 활용되고 있다. 예를 들어, '시간당 50mm 강수'가 의미하는 바를 국민이 직관적으로 이해할 수 있도록 영상 콘텐츠를 통해 시각화하고, 다양한 수요자 맞춤형 예보 서비스를 개발하는 데에도 AI는 주요한 역할을 하고 있다. 이제 기상정보는 공급자 중심의 전달 체계에서 벗어나 수요자의 삶 속에서 실질적인 가치를 제공해야 하며, 그 전환의 중심에 AI가 있다.

물론 AI가 모든 해답을 제공하는 것은 아니다. 과거 사례를 기반으로 학습하는 AI의 특성상 아직 발생하지 않은 새로운 형태의 극한 기상현상에는 대응에 한계가 있으며, 모델의 성능 또한 학습 데이터의 질에 크게 좌우된다. 이에 따라 기상청은 AI 기술의 도입과 동시에, 한국형 수치예보모델의 해상도 향상, 관측자료의 확대, 물리 과정 정교화 등 기존 수치예보 기술의 고도화에도 지속적으로 투자하고 있다. AI와 수치예보, 그리고 예보관의 전문성이 유기적으로 결합될 때, 기상예보의 정확성과 신뢰도는 높아질 수 있을 것이다.

기후변화의 시대, 앞으로도 기상청은 AI 기술을 적극 활용하여 기상예보의 한계를 극복하고, 빠르게 변화하는 기후환경 속에서 국민의 생명과 안전을 지키기 위해 최선을 다할 것이다. 변화무쌍한 날씨 속에서도 국민이 언제나 신뢰할 수 있는 예보를 전달받고 이를 통해 안전한 일상을 누릴 수 있도록, 더욱 과학적이고 정밀한 기상예보 체계를 구축해 나가기 위한 기상청의 도전은 계속될 것이다.

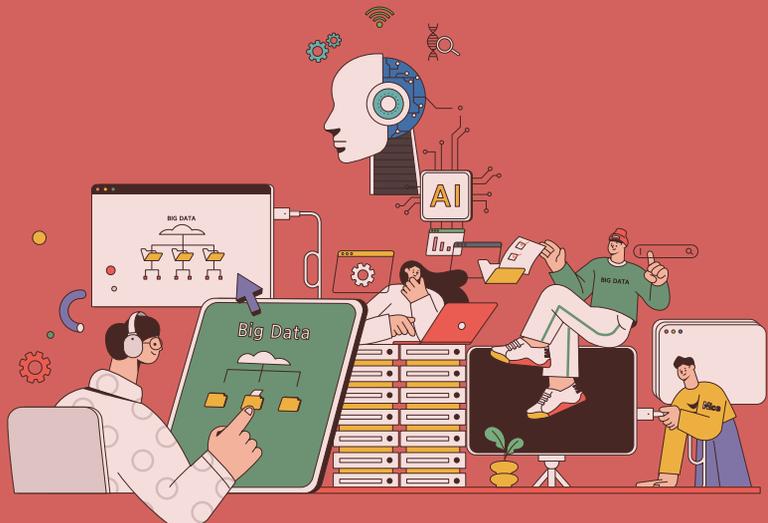
정책초점

AI 단중기 기상예측모델 / 윤세영(KAIST 교수)

AI 기반 기후예측기술 개발 / 함유근(서울대 교수)

예보 지원을 위한 설명가능 인공지능: 신뢰성과 현업 활용성
강화를 위한 제언 / 최재식(KAIST 교수)

예보관의 기상 업무 지원을 위한
인공지능기법 연구 방향 / 장은철(공주대 교수)



AI 단중기 기상예측모델

윤세영 KAIST 김재철AI대학원 부교수 yunseyoung@kaist.ac.kr

- Ⅰ AI 기술의 발전
- Ⅱ AI 기반 지역 모델
- Ⅲ AI 기반 전지구 모델
- Ⅳ 도전 과제 및 미래 전망
- Ⅴ 결론

인공지능(AI)의 발전은 다양한 분야에 혁신을 가져오고 있으며, 기상 예측도 그 예외가 아니다. Google, Microsoft와 같은 주요 IT 기업들의 주도로 최근 몇 년간 단중기 AI 기반 기상 예측 모델이 눈에 띄게 발전해왔다. 초기에는 지역 수준에서 강수량과 같은 특정 기상 변수를 예측하는 AI 모델이 주를 이루었으나, 최근에는 ECMWF의 ERA5 재분석 데이터를 기반으로 학습된 전지구 규모의 AI 모델들이 등장하여 기존 수치예보 기법보다 더 정확한 예측 성능을 보이고 있다. 본 문서에서는 이러한 AI 기반 기상 예측 모델들의 발전 양상과 성과, 현재의 한계점, 그리고 향후 전망에 대해 살펴본다.

I AI 기술의 발전

2022년 11월 30일 공개된 OpenAI의 ChatGPT가 보여준 놀라운 능력은 전 세계를 감탄시켰고, AI가 우리 일상으로 빠르게 스며드는 기폭제가 되었다. 이후 OpenAI의 Sora가 선보인 이미지 및 동영상 생성 기술, 구글(Google)의 Gemini와 NotebookLM 같은 서비스들은 더욱 다양한 영역에서 인간의 작업을 보조하거나 직접 수행하는 강력한 도구로 자리매김하고 있다. 이러한 AI 서비스들의 성공적인 발전은 기상 예측과 같이 복잡하고 방대한 데이터를 다루는 분야에서도 그 가능성을 기대하게 만든다.

최근 AI 기술 발전의 핵심에는 딥러닝(Deep Learning)이 있다. 딥러닝은 여러 층(Layer)으로 구성된 인공 신경망(Artificial Neural Network, ANN)을 기반으로 하는 기계학습(Machine Learning)의 한 분야이다. 데이터로부터 입력과 출력 사이의 복잡한 상관관계를 스스로 학습할 수 있으며, 여러 층으로 이루어진 심층적인 네트워크 구조 때문에 ‘딥(Deep)’이라는 명칭이 붙었다. 기존의 기계학습 알고리즘들은 연구자가 직접 데이터의 특징(feature)을 설계하고 추출하여 모델의 성능을 높이기 위해 노력했지만, 딥러닝은 계층적 구조를 통해 데이터로부터 원하는 출력을 얻는 데 유용한 특징을 자동으로 학습하고 추출한다는 점에서 큰 강점을 가진다.

딥러닝은 한때 ‘AI 겨울’이라 불리던 시기를 거치며 소수의 연구자들에 의해 명맥이 유지되던 분야였으나, 2012년 이미지넷(ImageNet) 이미지 분류 대회에서 CNN(Convolutional Neural Network)이라는 딥러닝 구조가 기존의 컴퓨터 비전 방법론들을 압도적인 성능으로 능가하면서 전 세계적인 주목을 받기 시작했다(Krizhevsky et al., 2012). CNN은 이미지 데이터의 공간적 특징을 효과적으로 추출하는 데 탁월한 성능을 보이며, 단순 이미지 분류를 넘어 객체 탐지, 이미지 분할 등 다양한 컴퓨터 비전 분야는 물론, 음성 인식, 자연어 처리 등 여러 영역으로 빠르게 확산되어 기계학습 분야에 혁명적인 변화를 가져왔다. CNN 외에도 시계열 데이터 처리에 강점을 보이는 RNN(Recurrent Neural Network) 및 장기 의존성 문제를 개선한 LSTM(Long Short-Term Memory) 등의 구조 역시 다양한 응용 분야에서 기존 방법들을 대체하며 딥러닝 시대의 개막을 알렸다.

최근 ChatGPT를 비롯한 거대 언어 모델(Large Language Models, LLM)들은 주로 트랜스포머(Transformer) 아키텍처를 기반으로 개발된다. 트랜스포머는 셀프 어텐션(self-attention) 메커니즘을 핵심으로 하며, 입력 데이터를 토큰(token) 단위로 분해하고 각 토큰 간의 문맥적 관계와 중요도를 동적으로 계산하여 정보를 처리한다(Vaswani et al., 2017). 이러한 셀프 어텐션 방식은 고정된 크기의 윈도우나 순차적인 처리 방식에서 벗어나

입력 전체의 상관성을 유연하게 파악할 수 있다는 장점을 제공한다. 트랜스포머의 강력한 표현력을 극대화하기 위해 모델들은 방대한 양의 데이터를 활용한 비지도 학습 방식의 사전학습(pre-training)을 거치고, 이후 특정 작업에 맞는 소규모의 레이블된 데이터로 미세조정(fine-tuning)하는 과정을 통해 다양한 다운스트림 작업에서 뛰어난 성능을 보인다. 언어 모델뿐만 아니라, Vision Transformer (ViT), Swin Transformer 등 트랜스포머 구조를 이미지 처리에 성공적으로 적용한 연구들도 활발히 진행되고 있다.

이처럼 눈부시게 발전하고 있는 딥러닝 기술은 복잡하고 비선형적인 물리 시스템을 모델링하는 데 강력한 도구가 될 수 있으며, 특히 방대한 시공간 데이터를 다루는 기상 예측과 같은 고차원 시계열 문제 해결에 효과적인 접근법으로 주목받고 있다. 이러한 딥러닝 기술이 구체적으로 기상 예측에 어떻게 적용되고 있는지, 그리고 기존 수치예보모델과의 차별점은 무엇인지 살펴보겠다.

II AI 기반 지역 모델

AI 기술은 특정 지역을 대상으로 하는 상세 기상 예측, 특히 강수량과 같은 국지적이고 변화가 심한 변수 예측에서 적용이 시도되었다.

구글은 북미 지역의 단기 강수 예측 정확도 향상을 목표로 MetNet 시리즈를 개발해왔으며, 2023년 6월에는 세 번째 버전인 MetNet-3를 발표했다(Andrychowicz et al., 2023). MetNet-3는 8km 해상도의 다중 레이더/다중 센서 시스템(Multi-radar/multi-sensor system, MRMS) 데이터와 1분 단위 지상 관측소(One Minute Observations, OMO) 데이터를 주요 입력으로 활용한다. 고해상도 MRMS 입력은 강수 강도와 유형을 나타내는 두 개의 채널로 구성되며, 보조적으로 16km 해상도의 저해상도 MRMS 강수 강도 정보도 함께 사용된다. OMO 데이터에서는 온도, 이슬점, 바람 정보가 주요 입력 변수로 활용된다. 이러한 정보들은 현재 시점뿐만 아니라, 과거 일정 기간의 데이터를 함께 입력하여 기상 변수의 시간적 변화 패턴을 모델이 학습할 수 있도록 한다.

MetNet은 1시간 간격으로 최대 24시간까지의 예보 시간(lead time)에 대해 순간 강수량과 1시간 누적 강수량을 예측하며, 동시에 OMO 관측 변수인 온도, 이슬점, 바람에 대한 예측도 수행한다. MetNet의 예측 성능은 기존의 앙상블 예보 시스템(ENSEmble forecast, ENS), 고해상도 예보 시스템(High-Resolution forecast, HRES), 그리고 단기 예보 특화

모델인 HRRR (High-Resolution Rapid Refresh)과 비교되었으며, 여러 평가지표에서 개선된 정확도를 보여주었다. 모델 학습 및 검증에는 2017년 7월부터 2022년 9월까지의 데이터가 사용되었으며, 시계열 데이터의 특성을 고려하여 학습, 검증, 테스트 데이터셋이 시간 순서대로 번갈아 나타나는 방식으로 구성되었다. 구체적으로는 19일간의 데이터로 학습을 진행하고, 1일의 간격을 둔 후 2일간의 데이터로 검증하며, 다시 1일의 간격을 둔 후 2.5일간의 데이터로 테스트하는 방식을 반복적으로 사용하였다.

국내에서도 기상청 국립기상과학원과 KAIST가 공동으로 한반도 지역의 강수 예측 성능 향상을 위한 AI 모델 개발 연구를 수행하였다. 이 연구는 특히 예보 리드 타임을 최대 72시간까지 확장하는 것을 목표로 하였으며, 이를 위해 기존 수치예보모델의 예측 결과를 AI 모델을 통해 보정하는 방식을 채택하여 수치 모델의 물리 기반 예측 정보와 AI의 데이터 기반 패턴 인식 능력을 결합하고자 했다. GDAPS-KIM (Global Data Assimilation and Prediction System-Korean Intergrated Model), UM (Unified Model) 및 ECMWF-IFS (Intergrated Forecast Model) 수치예보모델의 예측장을 입력으로 받아 트랜스포머 구조의 강수확률 보정모델이 3시간 누적 강수량을 0.1mm/h 기준 양분 예보에 대한 확률을 출력으로 만들어내는 결과를 살펴봤으며, 기존 수치예보 모델을 30% 이상 개선하고 Best Guidance 모델 성능을 상회하는 결과들을 얻었다(그림 1).

그러나 초기 AI 기반 기상 모델들은 주로 결정론적(deterministic) 예측, 즉 단일한 평균값을 예측하는 경향이 있다. 이러한 접근은 실제 대기가 가지는 불확실성과 다양한 가능성을 충분히 반영하지 못하며, 특히 강수와 같이 시공간적 변동성이 큰 현상에 대해서는 예측장이 실제보다 흐릿하게 나타나거나(blurry effect) 극단적인 강수 강도를 과소평가하는 경향이 있다. 이는 예보 활용 측면에서 큰 한계로 작용한다.

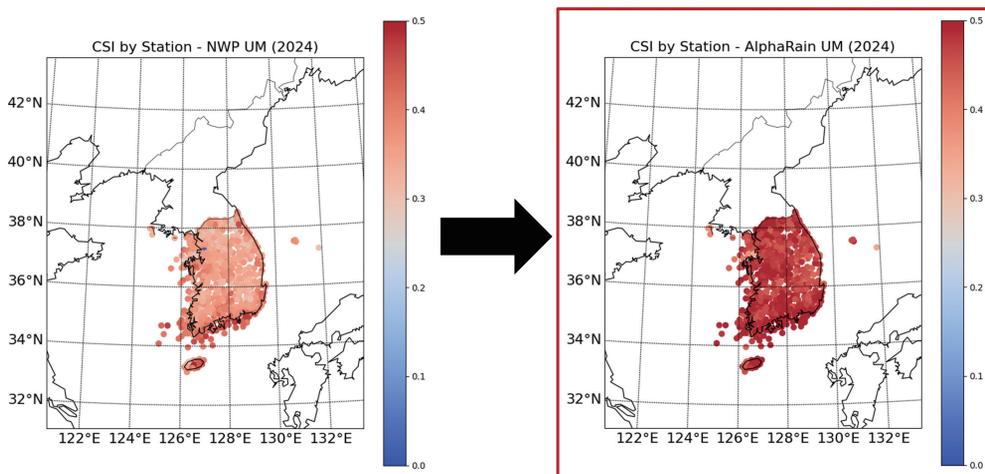


그림 1. GDAPS-UM 모델의 보정 전(좌) 후(우)의 AWS (Automatic Weather System) 지점별 CSI (Critical Success Index)

이러한 한계를 극복하고 보다 현실적이며 다양한 기상 시나리오를 생성하기 위해 확률론적 확률론적 예측(probabilistic forecasting) 방법론, 특히 생성 모델(generative models)의 도입이 매우 중요한 연구 방향으로 부상하였다. 구글 딥마인드(Google DeepMind)에서 발표한 심층 생성 모델(Deep Generative Model of Radar, DGMR)이라는 생성형 적대적 신경망(Generative Adversarial Network, GAN) 기반의 모델이 그 대표적인 연구이다(Ravuri et al., 2021). 해당 연구에서는 레이더 영상 기반의 초단기 강수 예측(nowcasting, 일반적으로 0~2시간 예측)의 질을 크게 향상시켰다. DGMR은 과거 레이더 관측치 시퀀스를 입력받아 미래의 가능한 레이더 강수 패턴들을 여러 개의 앙상블 멤버(ensemble members) 형태로 생성한다. 이 앙상블 멤버들은 각각이 통계적으로 발생 가능한 미래 시나리오를 나타내며, 이를 통해 예측의 불확실성을 정량화하고, 단일 예측에서는 놓치기 쉬운 국지성 호우나 강한 강수대의 발달 및 이동 패턴을 보다 선명하고 현실적으로 예측할 수 있음을 보여주었다. 특히, 기존의 결정론적 모델들이 강수 강도의 정점(peak intensity)을 제대로 포착하지 못하고 평균화된 예측을 내놓는 반면, DGMR은 강한 강수 영역의 디테일을 살리면서도 다양한 가능성을 제시하여 예보관들의 평가에서 높은 점수를 받았다.

DGMR의 성공 이후, 생성 모델을 활용한 강수 예측 연구는 더욱 활발해졌다. 후속 연구들은 DGMR의 아키텍처를 개선하거나, 다른 유형의 생성 모델(예: Variational Autoencoders, VAEs; Diffusion Models)을 적용하려는 시도로 이어지고 있다. 예를 들어, 확산 모델(Diffusion Models)은 이미지 생성 분야에서 뛰어난 성능을 보이며 기상 예측, 특히 강수 예측 분야에서도 그 가능성을 탐색하고 있다. 확산 모델은 데이터에 점진적으로 노이즈를 추가하는 과정(forward process)과 노이즈로부터 원본 데이터를 복원하는 과정(reverse process)을 학습하여 고품질의 다양한 샘플을 생성할 수 있다. 이는 강수 예측에서 시공간적 일관성을 유지하면서도 현실적인 강수 패턴의 다양성을 포착하는데 기여할 수 있을 것으로 기대된다. 또한, 예측 결과의 신뢰도를 높이기 위한 앙상블 보정(ensemble calibration) 기법, 물리적 제약 조건을 생성 모델에 통합하려는 연구, 그리고 더 긴 리드 타임으로 확률론적 예측의 범위를 확장하려는 노력들이 지속되고 있다.

III AI 기반 전지구 모델

지역 모델을 넘어 전지구를 대상으로 하는 AI 기상 예측 모델의 등장은 이 분야의 패러다임을 전환하는 계기가 되었다.

2022년 12월, Google DeepMind에서 발표한 GraphCast는 유럽중기예보센터(ECMWF)의 현업 운영 모델보다 온도, 기압, 풍향, 풍속 등 다수의 기상 변수에서 더 높은 예측 정확도를 보이며 AI 기상 예측의 가능성을 전 세계에 각인시켰다(Lam et al., 2023). GraphCast는 ECMWF의 재분석 자료인 ERA5의 약 40년간의 전지구 기상 데이터를 기반으로 학습되었으며, Google의 TPU (Tensor Processing Unit)를 활용하여 학습된 모델은 기존 수치예보모델에 비해 훨씬 빠른 속도로 전지구 예측 결과를 생성할 수 있다. 학습에는 막대한 비용과 시간이 소요될 수 있지만, 일단 학습이 완료된 후 예측을 생성하는 속도(inference time)가 매우 빠르다는 점은 AI 기반 예측 모델의 주요 장점 중 하나이며, 이 분야의 연구가 더욱 기대되는 이유이다.

GraphCast의 이름은 입력 자료를 Graph의 개념으로 활용한 방법의 특징으로부터 명명되었다. 지구는 구형이므로, 이를 평면적인 이미지 격자 형태로 처리하는 것은 위도에 따른 왜곡 등 명확한 한계를 가진다. GraphCast는 이러한 문제를 극복하기 위해 지구 표면을 등간격의 메시(mesh)로 표현하고, 각 메시 노드 간의 관계를 그래프 형태로 정의하여 그래프 신경망(Graph Neural Network, GNN)을 핵심 딥러닝 아키텍처로 활용했다. 이러한 접근법은 이미 다양한 물리 시스템 모델링 연구에서 그 효과가 입증된 바 있으며, GraphCast가 기존의 격자 기반 AI 예측 모델들과 차별화되는 핵심적인 특징이다. 모델은 인코더(Encoder), 프로세서(Processor), 디코더(Decoder)의 세 부분으로 구성되며, 모두 GNN을 기반으로 설계되어 구형 지구의 시공간적 정보를 효과적으로 처리하도록 최적화되었다. 이러한 구조의 원형을 Ryan Keisler 라는 당시 독립 연구자에 의하여 처음 제안되었으며 약 6개월 이후 Google DeepMind에 의하여 개선된 형태로 공개되었다.

GraphCast는 높은 예측 성능으로 많은 주목을 받았지만 결정론적 모델로서, 기상 예측에서 중요한 앙상블(ensemble) 예보 생성이 어렵고 단일 평균값만을 예측하는 데 그치는 한계점을 지녔다. 이를 극복하기 위하여 초기 조건에 미세한 무작위 섭동(random perturbation)을 주어 다양한 앙상블 멤버를 생성하려는 시도가 있었으나, 그 다양성과 신뢰성에는 명확한 한계가 있었다. 또한, GraphCast의 학습 형태는 자연스럽게 평균값을 예측하게 만들고 따라서 시간이 지날수록 예측장의 평균값을 만들어 내기에 그 모양이 점차 흐릿해지는(blurry) 현상이 나타나, 실제 예보 활용 관점에서 단점으로 지적되었다.

이러한 단점들을 해결하기 위해 Google DeepMind는 2023년 6월 GenCast를 발표했다(Price et al., 2025). GenCast는 확산 모델(diffusion model)을 활용하여 다양한 기상 시나리오를 확률적으로 생성하는 개념의 알고리즘이다. GenCast는 12시간 간격으로 다음 시간대의 예측을 사실적으로 생성하도록 학습되었으며, 이를 반복 적용하여 장기 예측을 수행한다. 확산 모델은 확률적 생성 모델로서, 동일한 초기 조건에 대해서도 통계적으로 발생 가능성이 있는 다양한 예측 결과를 생성할 수 있다. 이를 통해 생성된 예측 앙상블은 CRPS (Continuous Ranked Probability Score)와 같은 확률 예보 평가 지표에서 GraphCast보다 우수할 뿐만 아니라, ECMWF의 현업 앙상블 예보 시스템(ENS)보다도 더 나은 성능을 보여주었다. 또한, 생성된 예측장의 시각적 형태(예: 구름 패턴, 기압골 등)를 주파수 분석한 결과, 실제 관측과 매우 유사한 수준의 상세함을 유지함을 확인했다. GenCast의 뛰어난 성능은 단순히 GraphCast의 GNN 기반 구조에 확산 모델을 적용한 것을 넘어, 프로세서 부분에 트랜스포머 구조를 도입하는 등 딥러닝 아키텍처의 개선도 함께 이루어졌기에 가능했다.

Google 외의 다른 기관들도 비슷한 시기에 주목할 만한 AI 기반 전지구 모델들을 발표했다. 화웨이(Huawei) 클라우드에서 2022년 11월에 공개한 Pangu-Weather는 LLM의 철학과 유사하게 트랜스포머 구조를 깊게 쌓아 올리고, 약 43년 치의 ERA5 데이터를 장시간 학습시켜 높은 예측 성능을 달성했다. 0.25도의 고해상도로 예측을 수행하며, 정확도 측면에서 당시 GraphCast를 능가하는 성능을 보여 AI 기반 방식의 잠재력을 다시 한번 입증했다(Bi et al., 2023). 이 모델은 높이(기압 고도) 정보를 포함하는 3차원 지구 데이터를 효과적으로 처리하기 위한 3D Earth-Specific Transformer (3DEST) 아키텍처를 사용하며, 예측 시간이 길어짐에 따라 누적되는 오차를 완화하기 위한 계층적 시간 집계(hierarchical temporal aggregation) 알고리즘을 적용했다. 또한, 지구 좌표계의 고유한 위치 정보를 모델이 학습할 수 있도록 지구 특정 위치 편향(Earth-specific positional bias, ESP)을 도입한 것이 특징이다.

중국 푸단대학교(Fudan University) 연구팀이 개발한 Fuxi 모델 또한 뛰어난 성능으로 주목받았다(Chen et al., 2023). Fuxi는 6시간 간격으로 예측을 순차적으로 수행하는 캐스케이드(cascade) 방식을 사용한다. 역시 트랜스포머를 기반으로 개발되었으며, 예측 기간에 따라 최적화된 세 개의 다른 모델(0~5일, 5~10일, 10~15일)을 학습시킨 후, 각 예측 구간에 해당하는 모델을 순차적으로 적용하여 최종 예측 결과를 얻는 특징을 가진다. 예를 들어, 11일 후의 예측 결과를 얻기 위해서는 먼저 0~5일 예측 모델을 6시간 단위로 5일까지 반복 적용한 후, 5일이 넘어가는 시점부터는 5~10일 예측 모델을, 그리고 10일 이후부터는 10~15일 예측 모델을 사용하여 11일째의 예측 결과를 생성한다. 이러한 접근 방식을 통해 Pangu-Weather보다 특히 일주일 이후의 장기 예측에서 더욱 향상된 성능을 보였다고 보고되었다. 최근 발표된 Fuxi의 새로운 모델은 1시간 단위의 고해상도 예측을 위한 보간

모델을 추가로 제공하여 시간 해상도를 높였다.

거대 언어 모델에서 성공을 거둔 ‘파운데이션 모델(foundation model)’ 철학, 즉 거대한 데이터로 큰 기계학습 모델을 사전 학습한 후 다양한 하위 작업에 맞게 미세 조정하는 접근 방식은 기상 모델 분야에도 유용할 수 있음이 최근에 보여졌다. Microsoft에서 2024년에 공개한 Aurora는 ERA5 재분석 자료, HRES 현업 예보, IFS 앙상블 예보, GFS 현업 예보, GEFS 앙상블 재예보, CMIP6 기후 시뮬레이션, MERRA-2 대기 재분석 자료, 그리고 CAMS의 대기질 예보/분석/재분석 자료 등 매우 다양한 종류의 데이터를 통합하여 거대 모델을 사전 학습했다(Bodnar et al., 2025). 이후, 단순 기상 예측뿐만 아니라, 대기질 예측, 파고 예측, 태풍 경로 예측과 같은 다양한 특정 작업에 대해 미세 조정을 거쳐 우수한 성능을 달성했다. 이는 AI 모델이 다양한 기상 관련 현상을 포괄적으로 이해하고 예측할 수 있는 잠재력을 보여준다.

마지막으로 주목할 연구는 Google에서 2024년에 발표한 NeuralGCM이다(Kochkov et al., 2024). NeuralGCM은 기계학습 모델과 전통적인 대기 대순환 모델(General Circulation Model, GCM)의 구성 요소를 결합한 하이브리드 접근 방식을 제시하여 새로운 방향을 보여주었다. 이 모델은 단기적인 날씨 예측 능력뿐만 아니라, 장기적인 기후 패턴을 시뮬레이션하는 능력까지 갖추고 있음을 보여주어 AI가 기후변화 연구에도 기여할 수 있는 가능성을 열었다. NeuralGCM은 GCM의 물리 방정식을 직접 풀기보다는, 신경망을 사용하여 물리 과정의 일부를 모수화하거나 전체적인 시간 변화를 학습하는 방식으로 작동한다. 순수 데이터 기반 AI 모델이 장기 시뮬레이션에서 겪을 수 있는 물리적 일관성 부족 문제(예: 에너지 보존 실패, 예측장 발산)를 완화하고, 더 안정적이고 신뢰할 수 있는 장기 예측 및 기후변화 시나리오 생성을 가능하게 하였다.

IV 도전 과제 및 미래 전망

AI 기반 기상 예측 기술은 눈부신 발전을 이루었지만, 여전히 해결해야 할 도전 과제들이 남아있다.

먼저 AI 모델의 성능은 학습 데이터의 양과 질에 크게 좌우된다. 고품질의 장기간 관측 데이터 및 재분석 자료 확보는 필수적이며, 데이터 편향이나 오류는 모델 성능에 직접적인 영향을 미칠 수 있다. 이 데이터 문제는 기상이나 기후에 AI 기술을 적용하고 높은 성능을

얻는데 있어서 가장 어려운 문제이기도 하다. 예를 들어, 강수 예측을 위한 데이터는 근본적으로 강수 지점이 비강수 지점보다 훨씬 적기에 데이터 편향이 생기기 쉬우며 강수 지점을 포함한 장기간의 데이터를 확보하고 싶어도 1년에 얻을 수 있는 새로운 데이터는 1년 뿐이다. 또한 기후변화로 모든 지점의 강수 형태가 변하고 있으며 이는 과거 데이터를 바탕으로 미래를 예측하는 AI 방법론들에게 큰 어려움을 안겨준다. 특히 태풍, 집중호우, 폭염, 한파 등 사회경제적으로 큰 피해를 유발하는 극단 기상 현상은 발생 빈도가 낮아 학습 데이터가 부족하지만 이러한 희소 사건에 대한 예측 정확도를 높이는 것은 중요한 과제이다.

모델 해석 가능성 및 신뢰성(Explainable AI, XAI) 역시 풀어야 할 숙제이다. 현재의 딥러닝 모델은 ‘블랙박스’처럼 작동하는 경우가 많아, 특정 예측 결과를 도출한 이유를 설명하기 어렵다. 예보관이나 사용자가 모델의 예측을 신뢰하고 의사결정에 활용하기 위해서는 모델의 내부 작동 방식을 이해하고 예측 결과의 근거를 파악할 수 있는 해석 가능성 연구가 매우 중요하다. 현재 AI 모델들이 만들어내는 예측들은 평균적인 성능 수치 향상은 인상적이나 종종 나오는 기존 예보 상식을 어긋나는 예측들은 더더욱 이러한 설명성이 치명적이라고 판단된다. 순수 데이터 기반 AI 모델은 때때로 물리 법칙에 위배되거나 비현실적인 예측을 생성할 수 있다. 설명성에 더불어 물리 법칙을 모델 학습 과정에 제약 조건으로 통합하거나, 물리 기반 모델과 AI 모델을 결합하는 하이브리드 접근 방식이 앞으로 더 많이 고려가 될 필요가 있으며, 해석 가능성 및 신뢰성을 부여하는 연구와의 연계를 통하여 발전되어야 한다.

향후 AI 기상 모델은 더욱 더 거대한 형태로 더 많은 데이터와 고려사항을 추가하며 발전할 것으로 예측된다. 이러한 거대 AI 모델의 학습에는 막대한 계산 자원과 에너지가 소모되며 따라서 보다 효율적인 모델 아키텍처 개발, 경량화 기술, 그리고 추론 속도 최적화는 같이 고민되어야 할 사항이 될 것이다. 하지만 이러한 노력은 한계가 있기에 딥러닝을 위한 GPU 기반의 슈퍼컴퓨터가 기상에서도 매우 중요한 연산 자원으로 사용되어야 할 것이다. 그리고 개발된 AI 모델이 실제 예보 현업에 성공적으로 통합되기 위해서는 예보관의 전문 지식과 경험을 활용하고, 이들이 AI 예측 정보를 효과적으로 이해하고 활용할 수 있도록 지원하는 시스템 구축이 중요하다.

V 결론

AI, 특히 딥러닝 기술은 기상 예측 분야에 혁명적인 변화를 가져오고 있다. ChatGPT로 대변되는 생성 AI의 발전은 복잡한 패턴을 학습하고 새로운 정보를 생성하는 AI의 능력을 입증했으며, 이러한 능력은 MetNet, DGMR, GraphCast, Pangu-Weather, Fuxi, Aurora 등 정교한 AI 기상 모델 개발로 이어졌다. 이 모델들은 기존 수치예보모델을 능가하는 예측 정확도를 보이거나, 훨씬 빠른 속도로 예측 정보를 제공하며 그 가능성을 확장하고 있다.

지역 상세 강수 예측부터 전지구 대기 순환 예측, 나아가 기후변화 시뮬레이션에 이르기까지 AI의 적용 범위는 빠르게 넓어지고 있다. GNN, 트랜스포머, GAN, 확산 모델과 같은 첨단 딥러닝 아키텍처는 지구 시스템의 복잡성을 이해하고 예측하는 데 강력한 도구임이 입증되었으며 파운데이션 모델의 등장과 물리 기반 모델과의 결합 시도는 AI 기상 예측의 새로운 지평을 열고 있다.

물론 데이터의 질, 모델의 해석 가능성, 극단 현상 예측의 정확도, 계산 효율성 등 해결해야 할 과제도 남아있다. 이러한 도전 과제들을 극복하기 위한 연구가 AI 연구자와 기상학자들의 협력을 통하여 활발하게 진행된다면 앞으로 더욱 정교하고 신뢰할 수 있는 기상 정보를 AI를 통하여 얻을 수 있을 것이다. AI와 기상 과학의 융합은 이제 시작 단계에 있으며, 그 무한한 가능성은 높은 기대감을 준다.

참고문헌

- Andrychowicz, M., Espeholt, L., Li, D., Merchant, S., Merose, A., Zyda, F., Agrawal, S., and Kalchbrenner, N., 2023: Deep Learning for Day Forecasts from Sparse Observations. arXiv preprint arXiv:2306.06079.
- Bi, K., Xie, L., Zhang, H., Chen, X., Gu, X., and Tian, Q., 2023: Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks. *Nature*, 619 533-538.
- Bodnar, C., Bruinsma, W. P., Lucic, A., Stanley, M., Allen, A., Brandstetter, J., Garvan, P., Riechert, M., Weyn, J. A., Dong, H., Gupta, J. K., Thambiratnam, K., Archibald, A. T., Wu, C.-C., Heider, E., Welling, M., Turner, R. E., and Perdikaris, P., 2025: A foundation model for the Earth system. *Nature*, 641 1180-1187.
- Chen, L., Zhong, X., Zhang, F., Cheng, Y., Xu, Y., Qi, Y., and Li, H., 2023: FuXi: a cascade machine learning forecasting system for 15-day global weather forecast. *NPJ Climate and Atmospheric Science*, 6(190).
- Kochkov, D., Yuval, J., Langmore, I., Norgaard, P., Smith, J., Mooers, G., Klöwer, M., Lottes, J., Rasp, S., Düben, P., Hatfield, S., Battaglia, P., Sanchez-Gonzalez, A., Willson, M., Brenner, M. P., and Hoyer, S., 2024: Neural general circulation models for weather and climate. *Nature*, 632, 1060-1066.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E., 2012: ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*.
- Lam, R., Sanchez-Gonzalez, A., Willson, M., Wirnsberger, P., Fortunato, M., Alet, F., Ravuri, S., Ewalds, T., Eaton-Rosen, Z., Hu, W., Merose, A., Hoyer, S., Holland, G., Vinyals, O., Stott, J., Pritzel, A., Mohamed, S., and Battaglia, P., 2023: Learning skillful medium-range global weather forecasting. *Science*, 382(6677), 1416-1421, arXiv preprint arXiv:2212.12794.
- Price, I., Sanchez-Gonzalez, A., Alet, F., Andersson, T. R., El-Kadi, A., Masters, D., Ewalds, T., Stott, J., Mohamed, S., Battaglia, P., Lam, R., and Willson, M., 2025: Probabilistic weather forecasting with machine learning. *Nature*, 637, 84-90.
- Ravuri, S., Lenc, K., Willson, M., Kangin, D., Lam, R., Mirowski, P., Fitzsimons, M., Athanassiadou, M., Kashem, S., Madge, S., Prudden, R., Mandhane, A., Clark, A., Brock, A., Simonyan, K., Hadsell, R., Robinson, M., Clancy, E., Arribas, A., and Mohamed, S., 2021: Skilful precipitation nowcasting using deep generative models of radar. *Nature*, 597(7878), 672-677.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., and Polosukhin, I., 2017: Attention is all you need. Advances in neural information processing systems.

AI 기반 기후예측기술 개발

함유근 서울대학교 환경대학원 부교수 yoojeun@snu.ac.kr

- Ⅰ AI 기반 전지구 기후모델링
- Ⅱ AI 기반 자료동화
- Ⅲ AI 기반 고해상도화
- Ⅳ AI 기반 기후예측 후보정
- Ⅴ AI 기반 기후예측기술 개발 방향 제언

AI 기술은 기후예측기술 개발의 전반에 걸쳐 다양하게 활용되고 있다. 기후예측기술의 핵심이 되는 딥러닝 기반 전지구 해양 모델들은 지역적·전지구적 해양 구조를 동시에 학습하여 중규모 소용돌이와 거대 규모의 해류 패턴을 효과적으로 재현하며, 대기-해양 상호작용을 정밀하게 반영하고 에너지 보존성을 고려하도록 개발되고 있다. 이를 통해 ENSO와 같은 장기 기후 변동을 물리적으로 일관되게 모사할 수 있어 기후예측에 활용 가능성이 보고되고 있다. 한편, 딥러닝 기반 전지구 지면 모델은 역학 모델과 결합된 하이브리드 형태를 많이 띄는데, 하이브리드 모델은 식생 수분 스트레스 모듈을 통합함으로써 복잡한 지면 반응을 보다 정확히 재현한다고 알려져 있다. 자료동화 분야에서는 자동미분, 확산모델, 이미지 복원 기술 등을 활용한 딥러닝 기반 접근이 기존 4DVAR 방식보다 계산 효율성과 표현력을 동시에 확보하고 있으며, 최근 Variational AutoEncoder나 Score-based Diffusion 방식은 고차원 비선형 특성을 반영하여 해양-대기 초기장 성능을 지속적으로 향상시키고 있다. 기후예측 결과의 고해상도화를 위해서 SRGAN과 Implicit Neural Representation 기법이 활용될 수 있으며, 기후예측의 편향 보정을 위한 후보정 기술로는 GAN 기반의 생성형 모델들이 주로 도입되고 있다. 이렇듯, AI 기반 기술들은 기후 기술 과정 전반의 정밀도 향상과 계산 자원 효율성 증대에 기여하며, 차세대 기후 시스템 모델의 발전 방향을 제시하고 있다.

I AI 기반 전지구 기후모델링

1. AI 기반 전지구 해양모델 개발

해양은 기후 시스템의 핵심 축으로 그 변동은 지구 기후의 중장기 변동을 결정짓는다. 기존 전지구 해양 순환 모델(Ocean General Circulation Model, OGCM)은 예측에 활용되었으나, 막대한 계산 비용과 물리 파라미터화의 구조적 편향이라는 한계를 가졌다. 이러한 한계를 극복하고자 최근 딥러닝 기반 모델이 해양 예측 분야에서 주목받고 있다. 이들은 고해상도 재현성과 계산 효율성을 동시에 추구하며, 전지구 3차원 구조 복원, 극한 현상 모사, 장기 예측 역량 확보, 그리고 대기-해양 상호작용 내재화 등을 차세대 해양 예측 모델의 주요 과제로 삼고 있다.

이러한 흐름 속에서 등장한 대표적인 딥러닝 해양 예측 모델은 XiHe (Wang et al., 2024)이다. 이 모델은 1/12도 해상도에서 Swin Transformer 기반의 계층적 구조를 활용하여 지역적 특성과 전지구적 상호작용을 동시에 학습했다(그림 1). 특히 Local SIE와 Global SIE 모듈로 중규모 소용돌이와 장거리 해양 상관성을 효과적으로 포착하며, 기존 수치 모델(PSY4)보다 장기 해류 예측 정확도 및 anomaly correlation에서 뛰어난 성능을 보였다. 얇은 수심에서 일부 한계도 있었지만, XiHe는 딥러닝이 기존 물리 기반 모델을 대체하거나 보완할 가능성을 분명히 제시했으며, 향후 하이브리드 통합 및 자료동화(Data assimilation) 기반의 보강이 주요 발전 방향으로 제시된다.

XiHe의 성공에 이어, 이를 확장하고 보완하려는 시도로 WenHai (Cui et al., 2025)가 개발되었다. WenHai 역시 1/12도 해상도에서 상층 해양 상태를 예측하는데, 초기 해양장과 함께 표면 대기장을 입력으로 받아 대기-해양 상호작용을 보다 정밀하게 모사했다는 점이 특징이다. 학습 방법의 개선과 얇은 수심 강조 등으로 중규모 변동성 재현 성능을 크게

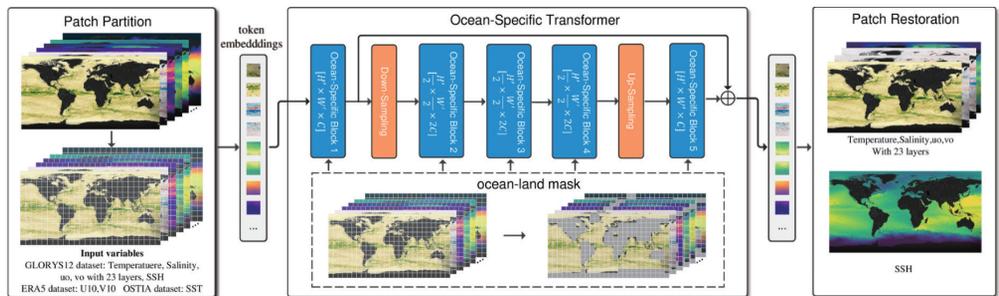


그림 1. XiHe 모델의 구조 모식도. Patch Partition, Ocean-Specific Transformer, Patch Restoration 모듈로 구성됨. Ocean-Specific Transformer는 해양 특화 블록과 업/다운샘플링 블록으로 이루어지며, ocean-land masking을 통해 해양 역학에 집중하도록 설계되었음.

향상시켰으며, 기존 수치 모델과 딥러닝 모델 XiHe 대비 뛰어난 정확도와 물리적 표현력을 보여주었다. 다만, 일평균 예측 구조로 인해 조석 등 고주기 변동을 반영하지 못하는 제한은 존재한다.

한편, 해양 예측 정확도를 더욱 높이기 위해 대기와 해양을 통합적으로 고려하는 딥러닝 기반 대기-해양 결합 모델 개발도 이루어졌다. 대표적인 모델인 Ola (Wang et al., 2024)는 0.25도 해상도에서 대기와 해양 역학을 개별 학습하되 상호작용의 물리적 일관성을 유지하도록 설계되었다. Spherical Fourier Neural Operator (SFNO)와 autoregressive 구조를 통해 장기 시계열을 빠르게 예측하며, ENSO 재현에서 관측 수준에 근접한 성과를 보였다.

XiHe, WenHai, Ola는 각각 단기, 중기, 결합 예측이라는 서로 다른 방향에서 기존 해양 예측 모델의 한계를 극복하려는 혁신적인 시도들이었다. 이들 접근은 상호 융합되어 앞으로 인공지능 기반 전지구 결합 지구 시스템 모델(Coupled Earth System Model)로 진화할 것으로 전망된다. 이는 단순히 예보 정확도를 넘어 기후위기 대응, 재난 예측, 탄소중립 전략 수립 등 실질적인 사회 수요에 부응하는 새로운 예측 모델의 방향을 제시할 것이다.

2. AI 기반 전지구 지면모델 개발

지면은 기후 시스템에서 수분, 에너지, 탄소 흐름이 교차하는 핵심 매개체로서 그 예측은 기후변화 대응에 필수적이다. 그러나 지면의 복잡성 때문에, 기존 육상 모델(Land Surface Model, LSM)은 구조적 한계를 지녀 예측 불확실성의 주된 원인이었다. 이에 최근 기계학습 기반 접근이 이 한계를 극복하려는 시도로 활발히 연구되고 있다.

Abimbola et al. (2021)은 딥러닝을 활용한 토양 온도 예측에서 깊은 토양층의 성능 저하 문제를 해결했다. 기상 변수에 시차 및 이동 평균을 적용하여 입력을 재구성함으로써, 예측 깊이가 깊어질수록 정확도가 향상되는 결과를 보였다. 이는 모델 구조를 복잡하게 만들지 않고도 물리적 특성을 반영하여 예측 성능을 개선할 수 있음을 입증했다.

육상 증발산(Evapotranspiration, ET) 예측에서도 기존 모델은 식생 수분 스트레스 처리 등에서 한계를 보였다. 이에 하이브리드 접근이 주목받았고, Koppa et al. (2024)은 GLEAM 모델(Global Land Evaporation Amsterdam Model)의 식생 수분 스트레스(St) 함수 모듈을 딥러닝 기반으로 대체했다. 이 모듈은 다양한 관측 데이터를 학습하여 증발량 추정 정확도를 높였으며, 이는 복잡한 시스템의 일관성을 유지하며 성능을 향상시킨 모듈형 설계의 가능성을 제시했다.

이러한 하이브리드 접근은 Miralles et al. (2025)의 GLEAM4로 이어졌다(그림 2). GLEAM4는 Koppa et al. (2024)의 St 모듈을 통합하여 전지구 육상 증발산 및 토양 수분

데이터를 고해상도로 산출한다. 덩러닝으로 예측된 식생 스트레스를 기반으로 식생 수분 응답을 정밀하게 재현했으며, 기존 모델 대비 높은 정확도를 보였고 가뭄 등 극한 사건에서도 우수한 성능을 기록했다. 비록 일부 한계점도 지적되었지만, GLEAM4는 기후-수문-생태계 전반에 걸쳐 광범위한 활용 가능성을 제시하며, 물리 기반 시스템과 데이터 기반 모듈의 기능적 분업을 통한 예측 시스템의 진화를 보여주었다. 결론적으로, 이 연구들은 지면 예측의 한계를 넘어서는 덩러닝 기반의 혁신적인 시도들을 보여주었으며, 이는 기후 과학의 다양한 영역으로 확산될 잠재력을 시사한다.

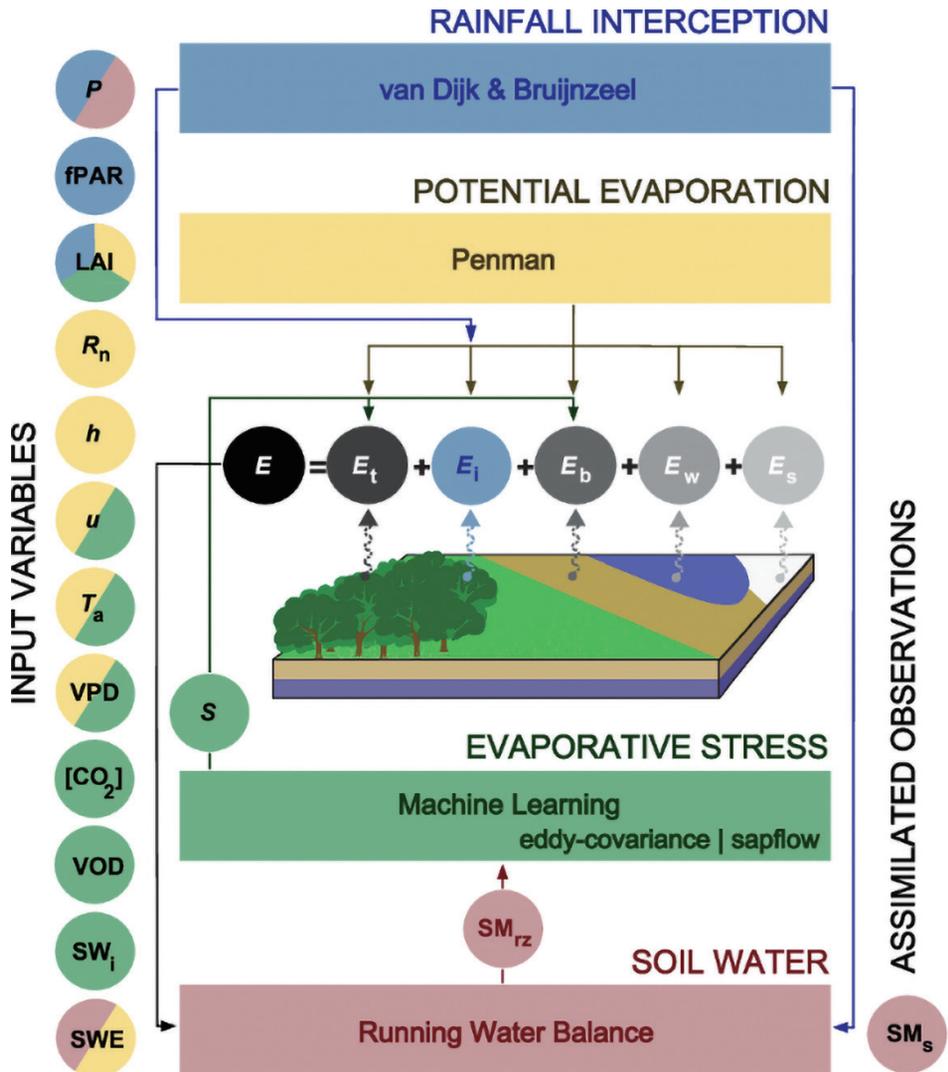


그림 2. GLEAM4 모델의 구조 모식도. 강수 차단(van Dijk), 잠재 증발산(Penman), 토양 수분 균형 등의 물리 기반 모듈과 다양한 입력 변수(P , $fPAR$, LAI , T_a , VPD 등), 위성 관측자료가 결합되어 증발산(E)의 구성 요소들(E_t , E_i , E_b , E_w , E_s)을 계산하고, 증발 스트레스는 에디 공분산 및 수액 흐름 관측을 기반으로 머신러닝을 통해 추정되며, 토양 수분(SM_{rz} , SM_s)은 재분석 자료를 동화하여 추정됨.

II AI 기반 자료동화

날씨 및 기후예측 성능을 담보하기 위해서는 정확한 초기조건(Initial condition)의 이용이 필수적이다. 수치모델 기반 예측 시스템에서는 초기조건 산출을 위해 모델 자료와 관측자료를 통계적 오차 정보에 근거하여 최적화된 통합을 수행하는 자료동화 방법이 주로 활용되고 있다. 자료동화의 방법론은 다양하지만, 오차 정보를 활용하고 관측과 모델의 서로 다른 시공간 정보를 다루기 위해 복잡한 대수학적 연산 체계가 요구된다. 즉, 전통적인 자료동화 방법론은 복잡한 연산 체계와 많은 자원이 불가피하다.

최근 딥러닝 기반 전지구 날씨 예측 모델의 등장과 함께 자료동화를 통한 초기화 문제가 대두되고 있다. 딥러닝 모델은 관측 또는 모델 데이터를 정답(Label)으로 사용하고, 모델이 예측한 값(Predicted value)과의 차이를 손실함수(Loss function)로 정의한 뒤, 이 손실함수를 최소화하는 방향으로 모델의 가중치를 경사하강법(Gradient descent)을 통해 최적화 한다. 이러한 학습 메커니즘은 관측과 배경장 사이의 차이를 비용함수(Cost function)로 정의하고, 이를 최소화하는 해(분석장, Analysis)를 찾는 변분 자료동화(Variational data assimilation)의 원리와 유사하다. 특히, 전통적인 변분 자료동화에서는 비용함수를 최소화하기 위해 배경장 오차 공분산(Background error covariance), 접선 선형모델(Tangent linear model)과 수반모델(Adjoint model) 등의 정교한 모델링이 필요하다. 이들은 고차원의 모델 공간에서 민감도(Gradient) 정보를 계산하기 위해 필수적이지만, 수치 구현이 복잡하고 계산 비용 또한 매우 높다. 반면, 딥러닝 기반 접근법은 대규모 관측자료와 모델 자료를 활용하여 이러한 복잡한 연산 과정을 직접적으로 모사하거나 근사할 수 있다. 예를 들어, 접선 선형모델과 수반모델은 딥러닝 모델의 자동미분(Automatic differentiation)을 통해 암시적으로 구현할 수 있으며(Xiao et al., 2023; Li et al., 2024), 배경오차 공분산 역시 과거 데이터를 기반으로 학습하여 통계적으로 추정할 수 있다(Lu, 2025). 이러한 방식은 기존 수치모델에 비해 계산 효율성을 높이는 동시에, 기존 방법의 한계를 보완하고, 다양한 형태의 비선형성과 고차원 상호작용을 효과적으로 반영할 수 있다는 점에서 자료동화의 새로운 가능성을 제시한다.

딥러닝을 활용한 자료동화에는 크게 두 가지 접근법으로 구분하여 볼 수 있다. 첫 번째는, 전통적 자료동화와 유사한 경사하강법 구조를 딥러닝으로 대체하는 접근이다. 프랑스 국립과학연구센터 연구팀에서는 딥러닝의 자동 미분 기반의 비용 함수 계산 및 수반 모델을 활용하여 4차원 변분 자료동화(4DVAR) 시스템을 개발하였다(Fablet et al., 2021). 이를 단순 비선형 역학 시스템(Lorenz model)에 적용하여 전통적인 자료동화에 비해 효율적인 연산 속도와 더불어 높은 정확도의 분석장을 산출하였다. 이론적인 딥러닝 기반 변분

자료동화의 강점이 알려지면서, 최근 딥러닝 기반 전지구 날씨 예측 시스템에도 활발히 적용되고 있다.

중국 칭화대학교 연구팀에서 개발한 FengWu-4DVAR (Xiao et al., 2023)은 전통적 4DVAR의 구조를 그대로 유지하면서 자동 미분을 최적화 문제와 수반행렬에 적용하여 자료동화를 수행하였다(그림 3). 산출된 초기조건의 성능과 초기화를 통한 예측 성능 모두 기준실험에 비해 향상되는 것을 보여 딥러닝 기반 자료동화의 강점을 확인하였다. 중국과학원 또한 자체 개발한 딥러닝 기반 전 지구 날씨 예측 시스템인 FuXi 모델(Chen et al., 2023)에 적용 가능한 자료동화 체계를 공개하였다(FuXi-En4DVAR; Li et al., 2024). 앞서 FengWu-4DVAR와 동일하게 자동 미분을 최적화 문제 및 수반행렬에 적용하여 자료동화를 수행하였고, 이를 통해, 높은 정확도의 분석장 및 예측 결과가 산출됨을 보였다.

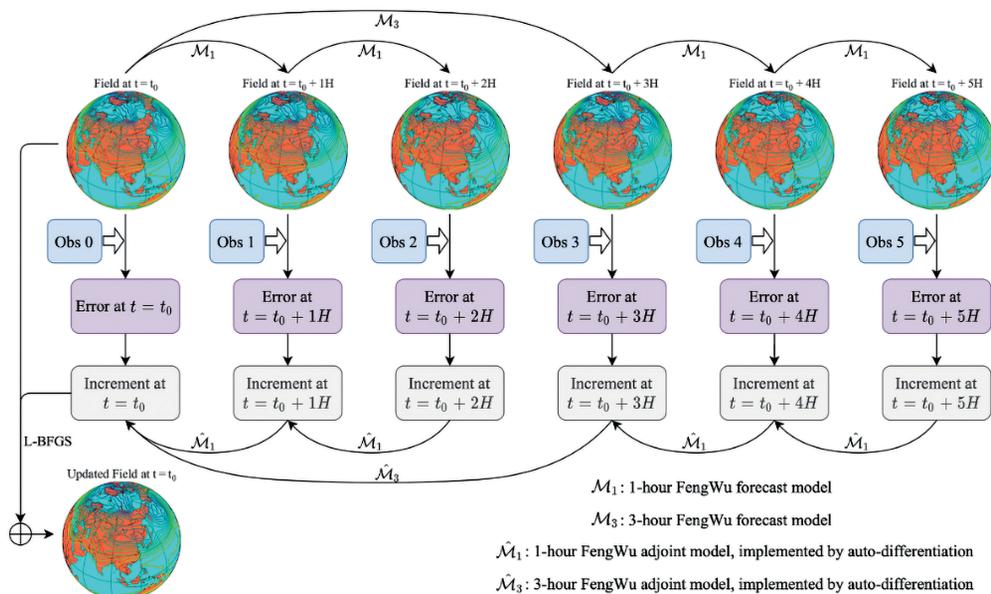


그림 3. FengWu-4DVAR 모식도. FengWu 예측 모델을 이용해 1시간 및 3시간 예측을 수행하고, 여러 시점의 관측값(Obs 0~5)에 대한 예측 오차를 바탕으로 초기장을 갱신하는 4DVar 알고리즘이 적용되며, PyTorch의 자동 미분 기능을 통해 수반 모델 (\hat{M})을 구현하고, 경사하강법을 적용함.

두 번째는 딥러닝 기법들이 갖는 고유한 방법론적 특징을 활용하여 자료동화를 수행하는 접근이다. 이러한 접근법은 전통적인 자료동화와 목적만 일치할 뿐, 방법적 측면에서 뚜렷한 차이가 있다. 자료동화에 적용되는 딥러닝 방법에는 크게 변분 오토 인코더(Variational Auto Encoder, VAE), 점수 기반 확산(Score-based diffusion), 부분 컨볼루션 기반 이미지 복원 기술(Image inpainting) 등이 있다. 우선 VAE는 대규모 데이터로부터 의미 있는 특징(Feature)을 추출하고 잠재 공간(Latent space) 상의 확률 분포로 표현한 뒤, 해당 분포에서 샘플링한 벡터를 통해 원래 데이터를 복원하는 구조를

갖는다. VAE 기반 자료동화 연구에서는 고차원의 모델 배경장을 저차원 잠재 공간으로 학습시키고, 잠재 공간에서 관측자료와의 동화를 수행한다. 그리고 이 잠재 공간으로부터 분석장을 복원하도록 VAE 구조를 학습한다(Mack et al., 2020; Peyron et al., 2021; Melinc and Zlotnik, 2024). 이러한 잠재 공간 기반의 자료동화는 고차원의 모델 배경장으로부터 주요 특징을 추출하여 축소된 저차원 모델(Reduced-order model)을 사용하여 연산 비용을 줄일 수 있다는 장점이 있다.

다음으로 점수 기반 확산 모델을 활용한 자료동화 연구가 최근 활발하게 수행되고 있다. 이는 VAE 기반 생성형 모델을 통해 산출되는 결과물의 품질이 생성형 적대적 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)이나 확산 모델(Diffusion model) 등의 다른 생성형 딥러닝 기법에 비해 낫다는 한계를 해결하기 위한 방법으로 알려져 있다(Pandey et al., 2022). 확산 모델은 입력 자료를 정규 분포를 따르는 잡음 과정(Noising process)을 거쳐 무작위 패턴으로 만든 후, 그 패턴으로부터 로그 우도 추정을 기반으로 하는 손실함수를 통해 잡음을 단계적으로 제거하면서 입력 자료의 확률 분포를 최대한으로 따르는 새로운 샘플을 생성하는 방법이다(Ho et al., 2020). 벨기에 리에주 대학 연구팀에서는 Score-based Data Assimilation (SDA)라는 이름의 점수 확산 모델 기반의 자료동화 시스템을 개발하였다(Rozet and Louppe, 2023). Lorenz 모델과 Navier-Stokes 기반 난류 모델을 이용하여 사전 확산 모델을 구축한 뒤, 추론 단계에서 관측자료를 동화할 때 관측 정보에 대한 조건부 점수 함수를 기반으로 하는 손실함수를 정의하여 관측자료의 확률 분포까지 최대화하는 결과를 산출하는 방식으로 자료동화를 수행한다. NVIDIA에서는 SDA를 고해상도 기상 모델에 적용하여 미국 본토 현장 관측자료를 동화함으로써 그 효과를 조사하였다(Manshausen et al., 2024). SDA를 통해 현장 관측자료의 반영이 모델 데이터에서 표현되는 물리 균형을 보존하고, 특히 다변량 특성을 반영할 수 있음을 보였다. 확산 모델은 추계론적 미분 방정식(Stochastic differential equation)에 기반을 두어 앙상블 초기장의 확보가 가능하다는 점에 착안하여 특정도 조사하였지만, 충분한 앙상블 스프레드(Ensemble spread)를 담보하는 초기장 생성에는 한계가 있음을 밝혔다. 미국 워싱턴 대학교 연구팀에서는 SDA를 이용하여 중규모 와류 규모(eddy-resolving scale) 표층 해양 초기장을 추정하기 위해 고해상도 해양 재분석 자료를 활용하여 위성 기반 해양 관측자료를 동화하는 시스템(GenDA)을 개발하였다(Martin et al., 2025). 이 연구에서는 전통적 자료동화 방법인 최적 내삽법(Optimal interpolation)이나 회귀 기반 딥러닝 모델(U-Net)에 비해 SDA의 성능이 우수함을 보였다.

마지막으로 결측 인식형 합성곱 기법 기반의 딥러닝 이미지 복원 기술을 활용한 자료동화 연구도 활발히 수행되고 있다. 결측 인식형 합성곱은 결측이 포함된 입력 데이터에 대해 결측 여부를 고려하여 합성곱 연산을 수행하는 방식이다. 이 접근은 입력 내 유효한(관측된) 영역의 정보만을 기반으로 연산을 수행하거나, 결측 여부에 따라 정보의 반영 정도를

조절한다. 대표적인 기법으로는 부분 합성곱(Partial Convolution)과 게이트 합성곱(Gated Convolution)이 있다(Liu et al., 2018; Yu et al., 2019). 독일 기후 컴퓨팅 센터 연구팀에서는 부분 합성곱 기반의 이미지 복원 기술을 전 지구 표층 온도 데이터에 적용하였다(Kadow et al., 2020). CMIP5 (Coupled Model Intercomparison Project Phase 5) 모델 자료를 기반으로 관측에 존재하는 결측 범위를 부분 합성곱을 통해 복원하는 모델을 학습한 뒤 관측자료에 적용하였다. 관측망이 부족한(결측 범위가 큰) 시기에 결측이 없는 완전한 관측자료 복원이 성공적으로 수행됨을 보였으며, 이는 모델 자료를 통해 학습된 이미지 복원 모델을 관측자료에 적용함으로써 자료동화를 통해 분석장이 산출됨을 의미한다. 서울대학교 함유근 교수 연구팀에서는 부분 합성곱 기반 이미지 복원 기술과 더불어 GAN 모델을 활용한 전진 연산자(time-forward operator)를 구현하여 3차원 전 지구 해양 온도 재분석이 가능한 자료동화 시스템을 개발하였다(Ham et al., 2024).

자료동화는 기상 및 기후예측 성능을 향상하거나, 과거 현상의 재현 및 현재 상태 모니터링을 위해 필수적이다. 물론 물리 법칙이 내재된 모델에 기반을 둔 전통 자료동화와 달리, 딥러닝 기반 자료동화 시스템들은 오로지 데이터에만 의존한다는 한계가 있다. 하지만, 기존의 전통 자료동화에서는 복잡한 계산 시스템 및 높은 구현 난이도, 방대한 연산 자원이 요구되며, 이는 이상적 성능을 달성하기 위해 해결해야 할 난제임이 분명했다. 이를 타개하기 위해 딥러닝 기술의 적용을 시도하는 연구가 꾸준히 이뤄지고 있고, 전통 자료동화 시스템에 비해 효율적인 연산 과정 및 자원에 의존하면서도 비슷하거나 상회하는 성능을 보이는 사례가 지속적으로 증가하면서 자료동화 기술의 새로운 흐름이 형성되고 있다.

III AI 기반 고해상도화

저해상도 전지구 기후 모형 시뮬레이션 결과의 해상도를 증가시키는 방식의 후보정 방법에 대한 연구도 활발히 이루어지고 있다. 초고해상도화(Super-resolution) 딥러닝 기법이 주로 활용되어 오고 있으며, 초창기 U-Net 기반 기법에서(Damiani et al., 2025), 최근 적대적 신경망(adversarial network) 기반의 기법들이 고해상도 온도 및 강수 생산에 성공적임이 다수의 논문에 의해 보고되고 있다. 이 중, Oyama et al., (2023)는 수평 해상도 1.25도의 Japanese 55-year reanalysis (JRA-55) 데이터를 입력장으로, 수평 해상도 1km 일본 내륙 온도 및 강수 데이터인 Agro-Meteorological Grid Square Data (AMGSD)를

출력장으로 SRGAN 모델을 구축하여 수평 해상도를 약 50배 증가시키는 다운스케일링 기법을 개발하였으며, 해면기압장을 추가적인 입력 정보로 주었을 때 정확도가 더욱 향상됨을 보였다.

앞서 언급된 초고해상도화 딥러닝 기법들은 저해상도 기후 모델 결과에 대해 공간적 보정을 성공적으로 해냄에도 불구하고, 출력장 데이터로 정의된 해상도에 대해서만 데이터를 생성할 수 있다는 한계가 존재한다. 이에 반해 Implicit Neural Representation (INR) 기반 딥러닝 기법들은 데이터의 공간적인 분포를 연속적인 함수로서 인식하여 이론적으로는 무제한 해상도를 갖는 이미지를 생성할 수 있다(Sitzmann et al., 2020). INR은 일반적으로 위치 인코딩 모듈인 매핑 네트워크와 위치 정보를 입력장으로 하는 MLP로 구성된다. 의료 영상 재구성 분야에 활용되고 있는 순수 MLP 기반의 Implicit Neural Representation Learning with Prior Embedding (NERP) 기법(Shen et al., 2022), StyleGAN 기반 매핑 네트워크에 기반한 Poly-INR 기법(Singh et al., 2023)이 있으며, 최근 Diffusion 기법에 기반한 INR 기법이 개발되고 있다(Park et al., 2024)(그림 4). 현재까지 INR 기법이 기후 데이터 후보정에 성공적으로 활용된 연구는 보고된 적 없으나, 해당 기법이 무제한 해상도의 데이터를 생성할 수 있다는 장점이 있어 지속적인 연구를 통해 적용 가능성을 타진해 볼만한 가치가 있다고 판단된다.

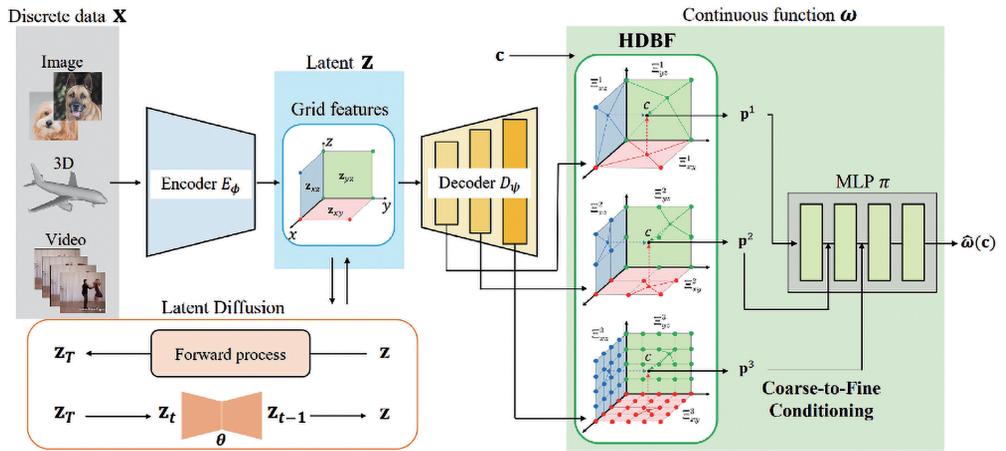


그림 4. Domain-agnostic Latent Diffusion Models (DDMI) 기법의 모식도. Encoder는 다차원 이미지로부터 잠재 벡터를 생산하며, Decoder는 Hierarchically Decomposed Basis Fields (HDBFs)를 생산함. MLP는 위치 정보 c 를 입력으로 받아 HDBF에 투영시킨 값을 이용해 최종적인 출력장을 생산함. Diffusion model은 Encoder로부터 나오는 잠재벡터를 재생산하도록 학습됨.

IV AI 기반 기후예측 후보정

수치예보모형(Numerical Weather Prediction, NWP)의 예측 편향(bias)은 기상 재해의 예방과 완화는 물론, 국가의 지속 가능한 발전과 사회적 안정을 위해서도 반드시 해결해야 할 핵심 과제이다. 이에 따라 예보 정확도 향상을 위한 체계적인 편향(systematic bias)의 보정은 필수적인 연구 주제로 인식되어 왔으며, 이를 위한 후보정(post-processing) 기법의 개발도 활발히 이루어지고 있다.

기존에는 통계 기반 기법들이 널리 활용되어 왔으며, 대표적으로 Empirical Orthogonal Function (EOF) (Danforth et al., 2007), Singular Value Decomposition (SVD) (Ward and Navarra, 1997), Anomaly Numerical Correction with Observations (ANO) (Peng et al., 2013; Qian, 2012), Quantile Mapping (QM) (Ines and Hansen, 2006) 등이 있다. 이 중 QM은 예측값과 관측값의 누적분포함수를 비교하여 매핑 함수를 도출하고, 이를 통해 새로운 예측값을 정량적으로 보정하는 방식으로 널리 사용된다. QM은 격자 단위의 시간적 분포 특성 보정에는 효과적이거나, 공간적 간헐성(spatial intermittency)이나 시공간 구조적 오류를 보정하는 데에는 한계가 있다(Thrasher et al., 2012; Déqué, 2007).

데이터 과학의 발전에 따라 Random Forest (Li et al., 2019), LightGBM (Zhong et al., 2021), Support Vector Machines (SVM) (Pour et al., 2018) 등 머신러닝 기반 후보정 기법이 제안되어 수치예보모형의 편향 보정에 적용되고 있다. 그러나 이러한 기법들은 주로 지점 단위 (single-point) 또는 단일 지수 기반 예측에 한정되며, 공간적 연속성과 시계열적 상관 구조를 충분히 반영하지 못하는 한계를 가진다.

이러한 한계를 극복하기 위해 최근에는 딥러닝 기반 후보정 기법의 연구가 활발히 진행되고 있다. 대표적으로 Convolutional Long Short-Term Memory (ConvLSTM) (Shi et al., 2015), Gated Recurrent Unit (GRU) (Guo et al., 2020), Convolutional Neural Networks (CNN) (Tao et al., 2016; Lebedev et al., 2019; Han et al., 2020) 등이 개발되었으며, 컴퓨터 비전 분야의 Image-to-Image Translation 기법도 기후 분야 후보정에 적용되기 시작하였다. 이러한 딥러닝 기반 기법은 시공간 데이터를 바탕으로 복잡한 비선형 상호작용을 효과적으로 학습할 수 있어 기존 통계 기반 후보정 기법의 한계를 보완하는 데 강점을 가질 뿐 아니라, 높은 예측 정확도와 일반화 성능을 보여주고 있다(François et al., 2021; Kim et al., 2021; Pan et al., 2021; Han et al., 2021; Ling et al., 2022; Hess et al., 2022).

또한, 생성 기반 모델(Generative Models)은 목표 분포(target distribution)를 보다 정밀하게 근사하고 지역적 특성(local characteristics)을 효과적으로 보존하는 데 강점을

가진 것으로 평가되고 있다(Pan et al., 2021; Hess et al., 2022; Ling et al., 2022). 단기 수치예보에서는 관측값과의 일대일 대응(pairwise match)이 가능하여 지도학습 기반 딥러닝 모델의 적용이 용이하지만, 지구시스템모델(ESM)을 활용한 장기 예측에서는 예측값과 재분석 자료 간 정합성이 부족하여 일반적인 지도학습 기반 모델의 학습에 구조적인 제약이 존재한다. 생성형 적대적 신경망은 목표 분포를 효과적으로 근사하여 현실적인 샘플을 생성할 수 있기 때문에, 지도 데이터가 부족하거나 쌍을 이루지 않는 데이터 환경에서도 유용하게 활용될 수 있다.

특히 Cycle-Consistent GAN (CycleGAN)은 쌍이 없는 학습(unpaired learning)을 가능하게 하며, 소규모 변동성 및 공간적 간헐성을 효과적으로 모사할 수 있어 기존 CNN 기반 모델의 블러링 문제(blurring)를 완화하는 데 유리하다. 이러한 특성 덕분에 GAN은 sub-grid scale 모수화, 다운스케일링, 그리고 다양한 형태의 기상자료 후보정에 활발히 응용되고 있으며, 일부 연구에서는 기존 QM 기법보다 뛰어난 성능을 보인다고 보고되고 있다.

CycleGAN 구조는 지도학습을 위한 정합된 훈련 데이터가 부족한 상황에서도 활용 가능한 비지도 학습 기반 생성 모델로서 두 도메인 간의 상호 변환 관계를 학습함으로써 일관된 보정을 수행할 수 있도록 설계되어 있다(그림 5). Hess et al. (2022)의 연구는 이러한 CycleGAN의 구조적 특성을 활용해 실제 기후모형 보정에 성공적으로 적용한 대표 사례로 지구시스템모형(CM2Mc-LPJmL)의 전지구 강수장을 재분석 자료의 통계적 특성에 맞도록 보정하였다. 이 과정에서 전지구 강수 총합 보존이라는 물리 제약 조건을 생성기에 부여함으로써, 학습되지 않은 미래 기후 시나리오에 대해서도 일반화 능력을 확보하였다. 해당 기법은 QM 및 고해상도 CMIP6 모델(GFDL-ESM4)과 비교하여 double ITCZ 현상 제거, 강수 빈도 및 간헐성 표현, 고주파 공간 구조 복원 등 다양한 측면에서 우수한 성능을 보였다.

또한 Yang et al. (2025)은 CycleGAN을 활용하여 NUIST-CFS 1.0 모델의 중국 동남부 지역 여름철(6~8월) 강수 예측을 보정하였으며, 시공간 분포의 예측 정확도뿐 아니라, 극한 강수의 빈도, 강도, 지속시간 예측 성능에서도 기존 QM 기법보다 향상된 결과를 제시하였다.

이러한 연구들은 GAN 기반 기법이 기후예측의 후보정 과정에서 실질적인 성능 향상을 제공할 수 있음을 입증하며, 향후에는 지구시스템모형의 공간 해상도를 증가시키는 딥러닝 기반 다운스케일링 기법, 또는 보정된 강수장을 입력으로 활용하는 독립형 지구 시스템 구성요소(예: 식생 모델)와의 연계 응용 등 다양한 확장 가능성을 제시한다. 이에 따라 해당 기법은 지속적인 연구와 검증을 통해 실제 기후 운영 체계에 적용될 수 있는 실용적 잠재력이 높은 기술로 평가되고 있다.

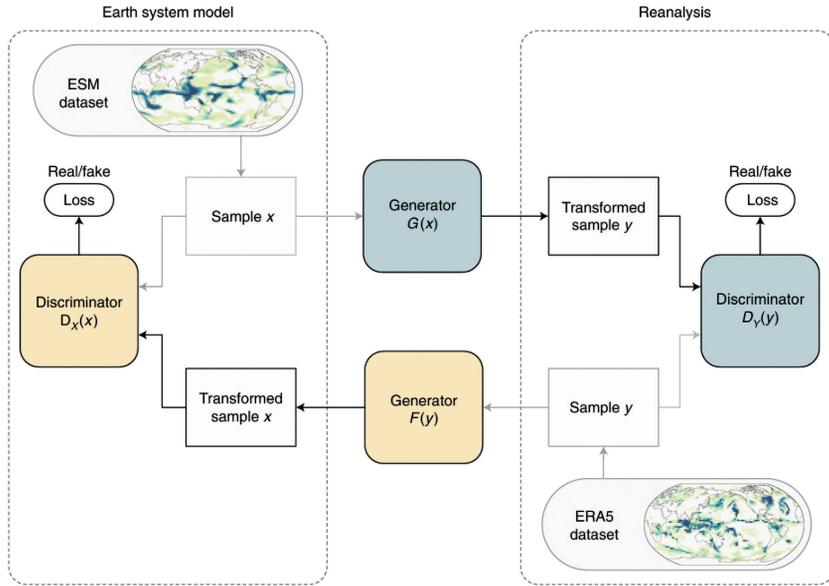


그림 5. CycleGAN 모형의 모식도. 두 개의 생성기(Generator)-판별기(Discriminator) 쌍이 지구 시스템 모델(ESM) 데이터를 ERA5 재분석 데이터로(회색) 그리고 그 반대로(노란색) 변환하는 법을 학습함. 두 생성기를 역변환 관계로 학습시키면 unpaired samples의 변환에서도 순환 일관성(cycle consistency)이 보장되도록 할 수 있음. $x \rightarrow G(x) \rightarrow F(G(x)) \rightarrow \bar{x} \approx x$, y 도 마찬가지임.

V AI 기반 기후예측기술 개발 방향 제언

AI 기술은 초기장 생성, 예측 시스템 개발, 후처리 및 다운스케일링 등 다양한 프로세스로 이루어진 기후예측기술의 성능을 획기적으로 발전시킬 수 있는 강력한 대안으로 자리잡고 있다. 미국은 글로벌 IT 기업들이, 중국은 국가 기관들이 강력한 이니셔티브를 가지고 기후예측을 위한 AI 기술을 새로이 개발·도입하여 세계적인 수준의 시스템을 만들어내고 있으나, 국내에서는 아직까지 소규모의 프로젝트 위주로 기존의 예측 시스템을 보완하는 식의 AI 기술만이 도입되고 있다. AI 기술에 대한 소극적인 도입으로 이미 AI 선진국과 우리나라의 AI 기반 기후예측기술 격차는 상당한 수준으로 벌어져 있다.

그렇다면 이미 우리나라가 기후예측분야에 있어 AI 선진국으로 설 기회는 없는 것인가? 그렇지 않다. AI 기반의 전지구 대기-해양-지면 결합 모델은 여전히 국제적으로도 걸음마 단계이며, 온실 기체와 물리 변수간 관련성 모델링에 대한 이해 부족으로 AI

기반의 기후변화시나리오 생산은 시도조차 되지 못하고 있다. 또한, 기존 Variational 자료 동화기법의 Loss function과 딥러닝 학습 과정의 유사성을 이용한 AI 기반 전지구 자료 동화 기법들이 개발되었지만, 기존 자료동화 기법과 유사한 수준의 성능만을 보여주고 있어 기존 기법의 단점을 보완할만한 AI 기법은 아직 개발되지 않고 있다.

AI 기반 기후예측기술의 획기적인 발전을 위해서는 순수한 AI 기반의 기후예측시스템 구축을 새로운 장기 아젠다로 설정하는 것이 유일한 방법이다. 기존의 역학 기반 예측 시스템을 보완하는 방식만으로는 근본적인 한계가 존재한다. 이러한 인식은 세계 최고 수준의 역학 기반 기후예측시스템을 보유한 ECMWF에서도 2022년경부터 공유되기 시작했으며, 이에 따라 ECMWF는 세계적 흐름에 뒤처지지 않기 위해 자체적인 AI 기반 예측 시스템인 AIFS 구축에 착수하였다(Lang et al., 2024).

기후예측/연구를 위한 AI 기반 시스템 개발을 위해서는 초기화, 예측 시스템, 후처리에 이르는 다양한 기후예측시스템 전반을 이해하고 능숙하게 다뤄본 경험이 있는 AI 전문가가 필요하다. 컴퓨터 공학에서 마주하는 task와 기후예측시스템 개발을 위한 task 모두를 깊이 있게 이해하고, AI 기법을 기후예측에 맞게 최적화할 수 있어야 한다. 기후 변수 샘플 부족 문제를 해결하기 위한 학습 최적화, 대기-해양-지면-해빙 결합 물리 과정의 현실적인 모의를 위한 soft/hard 물리과정 제약, 기후예측 결과에 최적화된 다운스케일링을 위한 고해상도, 스케일프리 고해상도, 생성형 AI 기법 도입은 LLM 개발이나 사진 및 영상 생성 및 분석에 최적화된 컴퓨터 공학자에 의존하여서만 할 수 있는 일이 아니며, 컴퓨터 공학에서 개발되는 다양한 AI 기법을 깊이 있게 이해할 수 있는 AI-기후 전문가만이 이를 가능케 할 것이다. AI-기후 융합 인재 양성을 위한 장기적인 안목에서의 끊임없는 지원이 절실한 이유이다.

참고문헌

- Abimbola, O. P., Meyer, G. E., Mittelstet, A. R., Rudnick, D. R., and Franz, T. E., 2021: Knowledge-guided machine learning for improving daily soil temperature prediction across the United States. *Vadose Zone J.*, 20(5), e20151.
- Chen, L., Zhong, X., Zhang, F., Cheng, Y., Xu, Y., Qi, Y., and Li, H., 2023: FuXi: A cascade machine learning forecasting system for 15-day global weather forecast. *npj Clim. Atmos. Sci.*, 6(1), 190, doi.org/10.1038/s41612-023-00479-6.
- Cui, Y., Wu, R., Zhang, X. et al., 2025: Forecasting the eddy ocean with a deep neural network. *Nat. Commun.*, 16(1), 2268, doi.org/10.1038/s41467-025-40366-2.
- Damiani, A., Ishizaki, N. N., Feron, S., and Cordero, R. R., 2025: Projecting future snow changes at kilometer scale for adaptation using machine learning and a CMIP6 multi-model ensemble. *Sci. Total Environ.*, 964, 178606.
- Danforth, C. M., Kalnay, E., and Miyoshi, T., 2007: Estimating and correcting global weather model error. *Mon. Weather Rev.*, 135(2), 281-299, doi.org/10.1175/MWR3299.1.
- Déqué, M., 2007: Frequency of precipitation and temperature extremes over France in an anthropogenic scenario: Model results and statistical correction according to observed values. *Glob. Planet. Change*, 57(1-2), 16-26, doi.org/10.1016/j.gloplacha.2006.11.030.
- Fablet, R., Chapron, B., Drumetz, L., Mémin, E., Pannekoucke, O., and Rousseau, F., 2021: Learning variational data assimilation models and solvers. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 13(10), e2021MS002572, doi.org/10.1029/2021MS002572.
- François, B., Thao, S., and Vrac, M., 2021: Adjusting spatial dependence of climate model outputs with cycle-consistent adversarial networks. *Clim. Dyn.*, 57, 3323-3353, doi.org/10.1007/s00382-021-05869-8.
- Guo, H. Y., Chen, M. X., and Han, L., 2020: Evaluation of the Conv-GRU deep learning method for convective weather nowcasting. *Proc. 19th Conf. Artif. Intell. Environ. Sci.*, Boston, MA, Amer. Meteor. Soc.
- Ham, Y. G., Joo, Y. S., Kim, J. H., and Lee, J. G., 2024: Partial-convolution-implemented generative adversarial network for global oceanic data assimilation. *Nat. Mach. Intell.*, 6(7), 834-843, doi.org/10.1038/s42256-024-00799-x.

- Han, L., Sun, J. Z., and Zhang, W., 2020: Convolutional neural network for convective storm nowcasting using 3-D Doppler weather radar data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 58, 1487-1495, doi.org/10.1109/TGRS.2019.2948070.
- Han, Y., Kim, H.-S., and Ahn, J.-B., 2021: Bias correction of precipitation forecasts using convolutional U-Net: A case study over East Asia. *J. Climate*, 34(6), 2141-2156, doi.org/10.1175/JCLI-D-20-0413.1.
- Hess, P., Drücke, M., Petri, S., Strnad, F. M., and Boers, N., 2022: Physically constrained generative adversarial networks for improving precipitation fields from Earth system models. *Nat. Mach. Intell.*, 4(10), 828-839, doi.org/10.1038/s42256-022-00540-1.
- Ho, J., Ajay J., and Pieter A., 2020: Denoising diffusion probabilistic models. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 33, 6840-6851.
- Ines, A. V. M., and Hansen, J. W., 2006: Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. *Agric. For. Meteorol.*, 138(1-4), 44-53, doi.org/10.1016/j.agrformet.2006.03.009.
- Kadow, C., Hall, D. M., and Ulbrich, U., 2020: Artificial intelligence reconstructs missing climate information. *Nat. Geosci.*, 13(6), 408-413, doi.org/10.1038/s41561-020-0582-5.
- Kim, H., Ham, Y. G., Joo, Y. S., and Son, S. W., 2021: Deep learning for bias correction of MJO prediction. *Nat. Commun.*, 12(1), 3087, doi.org/10.1038/s41467-021-23406-3.
- Koppa, A., Rains, D., Hulsman, P., Poyatos, R., and Miralles, D. G., 2022: A deep learning-based hybrid model of global terrestrial evaporation. *Nat. Commun.*, 13(1), 1912, doi.org/10.1038/s41467-022-29543-7.
- Lang, S., Alexe, M., Chantry, M. et al., 2024: AIFS-ECMWF's data-driven forecasting system. *arXiv preprint*, arXiv:2406.01465, 1-13, doi.org/10.48550/arXiv.2406.01465.
- Lebedev, V., Ganin, Y., Rakhuba, M., Oseledets, I., and Lempitsky, V., 2019: Precipitation nowcasting with satellite imagery. *Proc. 25th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min.*, 2680-2688, doi.org/10.1145/3292500.3330762.
- Li, H., Yu, C., Xia, J., Wang, Y., Zhu, J., and Zhang, P., 2019: A model output machine learning method for grid temperature forecasts in the Beijing area. *Adv. Atmos. Sci.*, 36, 1156-1170, doi.org/10.1007/s00376-019-9023-z.
- Li, Y., Han, W., Li, H. et al., 2024: Fuxi-en4dvar: An assimilation system based on machine learning weather forecasting model ensuring physical constraints. *Geophys. Res. Lett.*, 51(22), e2024GL111136, doi.org/10.1029/2024GL111136.

- Ling, F. H., Li, Y., Luo, J.-J., Zhong, X. H., and Wang, Z. B., 2022: Two deep learning-based bias-correction pathways improve summer precipitation prediction over China. *Environ. Res. Lett.*, 17(12), 124025, doi.org/10.1088/1748-9326/aca68a.
- Liu, G., Reda, F. A., Shih, K. J., Wang, T. C., Tao, A., and Catanzaro, B., 2018: Image inpainting for irregular holes using partial convolutions. In *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis. (ECCV)*, 85-100, doi.org/10.1007/978-3-030-01252-6_6.
- Lu, F., 2025: U-net Kalman filter (UNetKF): An example of machine learning-assisted data assimilation. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 17(4), e2023MS003979, doi.org/10.1029/2023MS003979.
- Mack, J., Arcucci, R., Molina-Solana, M., and Guo, Y. K., 2020: Attention-based convolutional autoencoders for 3D-variational data assimilation. *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, 372, 113291, doi.org/10.1016/j.cma.2020.113291.
- Manshausen, P., Cohen, Y., Harrington, P. et al., 2024: Generative data assimilation of sparse weather station observations at kilometer scales. *arXiv preprint*, arXiv:2406.16947, 1-25, doi.org/10.48550/arXiv.2406.16947.
- Martin, S. A., Manucharyan, G., and Klein, P., 2025: Generative Data Assimilation for Surface Ocean State Estimation from Multi-Modal Satellite Observations. *EarthArXiv*, 1-40, doi.org/10.31223/X5ZT6N.
- Melinc, B. and Zaplotnik, Ž., 2024: 3D-Var data assimilation using a variational autoencoder. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 150(761), 2273-2295, doi.org/10.1002/qj.4728.
- Miralles, D. G., Bonte, O., Koppa, A. et al., 2025: GLEAM4: global land evaporation and soil moisture dataset at 0.1° resolution from 1980 to near present. *Sci. Data*, 12(1), 416, doi.org/10.1038/s41597-025-03170-0.
- Oyama, N., Ishizaki, N. N., Koide, S., and Yoshida, H., 2023: Deep generative model super-resolves spatially correlated multiregional climate data. *Sci. Rep.*, 13, 5992, doi.org/10.1038/s41598-023-32947-0.
- Pan, B., Guo, Y., and He, Y., 2021: Deep learning based post-processing of precipitation forecasts using CycleGAN. *Remote Sens.*, 13(9), 1822, doi.org/10.3390/rs13091822.
- Pandey, K., Mukherjee, A., Rai, P., and Kumar, A., 2022: Diffusevae: Efficient, controllable and high-fidelity generation from low-dimensional latents. *arXiv preprint*, arXiv:2201.00308, 1-39, doi.org/10.48550/arXiv.2201.00308.
- Park, D., Kim, S., Lee, S., and Kim, H. J., 2024: Ddmi: Domain-agnostic latent diffusion

- models for synthesizing high-quality implicit neural representations. arXiv preprint, arXiv:2401.12517, 1-26, doi.org/10.48550/arXiv.2401.12517.
- Peng, X. D., Che, Y. Z., and Chang, J., 2013: A novel approach to improve numerical weather prediction skills by using anomaly integration and historical data. *J. Geophys. Res.*, 118, 8814-8826, doi.org/10.1002/jgrd.50682.
- Peyron, M., Fillion, A., Gürol, S., Marchais, V., Gratton, S., Boudier, P., and Goret, G., 2021: Latent space data assimilation by using deep learning. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 147(740), 3759-3777, doi.org/10.1002/qj.4166.
- Pour, S. H., Shahid, S., Chung, E.-S., and Wang, X.-J., 2018: Model output statistics downscaling using support vector machine for the projection of spatial and temporal changes in rainfall of Bangladesh. *Atmos. Res.*, 213, 149-162, doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.06.006.
- Qian, W. H., 2012: How to improve the skills of weather and climate predictions? *Chin. J. Geophys.*, 55, 1532-1540, doi.org/10.6038/j.issn.0001-5733.2012.05.010.
- Rozet, F. and Louppe, G., 2023: Score-based data assimilation. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 36, 40521-40541.
- Shen, L., Pauly, J., and Xing, L., 2022: NeRP: implicit neural representation learning with prior embedding for sparsely sampled image reconstruction. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, 35(1), 770-782.
- Shi, X. J., Chen, Z. R., Wang, H., Yeung, D.-Y., Wong, W.-K., and Woo, W.-C., 2015: Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 28, 802-810, doi.org/10.5555/2969239.2969329.
- Singh, R., Shukla, A., and Turaga, P., 2023: Polynomial implicit neural representations for large diverse datasets. In *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, 2041-2051.
- Sitzmann, V., Martel, J., Bergman, A., Lindell, D., and Wetzstein, G., 2020: Implicit neural representations with periodic activation functions. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 33, 7462-7473.
- Tao, Y. M., Gao, X. G., Hsu, K., Sorooshian, S., and Ihler, A., 2016: A deep neural network modeling framework to reduce bias in satellite precipitation products. *J. Hydrometeorol.*, 17, 931-945, doi.org/10.1175/JHM-D-15-0075.1.
- Thrasher, B., Maurer, E. P., McKellar, C., and Duffy, P. B., 2012: Bias correcting climate

- model simulated daily temperature extremes with quantile mapping. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 16(9), 3309-3314, doi.org/10.5194/hess-16-3309-2012.
- Wang, C., Pritchard, M. S., Brenowitz, N. et al., 2024: Coupled ocean-atmosphere dynamics in a machine learning earth system model. *arXiv preprint*, arXiv:2406.08632, 1-24, doi.org/10.48550/arXiv.2406.08632.
- Wang, X., Wang, R., Hu, N. et al., 2024: Xihe: A data-driven model for global ocean eddy-resolving forecasting. *arXiv preprint*, arXiv:2402.02995, 1-18, doi.org/10.48550/arXiv.2402.02995.
- Ward, M. N. and Navarra, A., 1997: Pattern analysis of SST-forced variability in ensemble GCM simulations: Examples over Europe and the tropical Pacific. *J. Climate*, 10(9), 2210-2220, doi.org/10.1175/1520-0442(1997)010<2210:PAOSFV>2.0.CO;2.
- Xiao, Y., Bai, L., Xue, W., Chen, K., Han, T., and Ouyang, W., 2023: Fengwu-4dvar: Coupling the data-driven weather forecasting model with 4d variational assimilation. *arXiv preprint*, arXiv:2312.12455, 1-18, doi.org/10.48550/arXiv.2312.12455.
- Yang, S., Ling, F., Luo, J. J., and Bai, L., 2025: Improving the Seasonal Forecast of Summer Precipitation in Southeastern China Using a CycleGAN-based Deep Learning Bias Correction Method. *Adv. Atmos. Sci.*, 42, 26-35, doi.org/10.1007/s00376-024-4003-3.
- Yu, J., Lin, Z., Yang, J., Shen, X., Lu, X., and Huang, T. S., 2019: Free-form image inpainting with gated convolution. *Proc. IEEE/CVF Int. Conf. Comput. Vis.*, 4471-4480, doi.org/10.1109/ICCV.2019.00457.
- Zhong, J., Zhang, X., Gui, K. et al., 2021: Robust prediction of hourly PM_{2.5} from meteorological data using LightGBM. *Natl. Sci. Rev.*, 8(10), nwaa307, doi.org/10.1093/nsr/nwaa307.

예보 지원을 위한 설명가능 인공지능: 신뢰성과 현업 활용성 강화를 위한 제언

최재식 KAIST 김재철AI대학원 교수 jeasik.choi@kaist.ac.kr

- I 개요
- II 설명가능 인공지능의 주요 기법
- III 기상 분야 설명가능 인공지능 적용 사례
- IV 결론 및 제언

최근 인공지능 기술은 기상 예측 분야에서 성능을 크게 향상시키고 있으나, 내부를 알 수 없는 모델 특성으로 인해 예보관과 정책 결정자의 신뢰 확보에는 여전히 한계가 있다. 이에 따라, 모델의 예측 및 추론 과정을 사용자에게 이해 가능하게 전달하는 설명가능 인공지능 기술이 핵심 수단으로 부각되고 있다. 국립기상과학원과 수행한 사용자 중심의 설명가능 인공지능 적용 연구에서는 초기 사용자 요구 조사부터 설명 기법 적용, 사용자 인터페이스 구현 및 피드백 수렴까지 전 과정을 수행하였다. 이 연구에서는 설명가능 인공지능 기술이 인공지능 모델의 예측 결과에 대한 예보관의 신뢰도를 높일 수 있음을 확인했다. 사용자 설문과 인터뷰를 통해, 사용자에게 설명 제공 시 직관적인 설명, 간편한 조작이 가능한 인터페이스, 그리고 사람-컴퓨터 상호작용을 고려한 설계의 중요성을 확인했다. 향후에는 설명 결과의 일관성과 견고성을 보장하는 표준화된 평가 프레임워크의 구축이 필요하며, 예보관의 전문 지식 데이터의 체계적 생산 및 구조화 또한 병행되어야 한다. 결론적으로, 인공지능 기술이 기상 분야에 성공적으로 적용되기 위해서는 기술적 완성도뿐만 아니라, 사용자 수용성 확보를 위한 설명성 강화가 반드시 함께 이루어져야 한다.

I 개요

1. 인공지능의 발전과 설명가능 인공지능의 필요성

최근 인공지능(Artificial Intelligence, AI), 특히 딥러닝 기반 기술은 기상 예측 및 기후 분석 분야에서 비약적인 성능 향상을 이끌어내고 있으며, 예보 정확도, 계산 효율성, 정보 해석력 측면에서 새로운 가능성을 열고 있다. 그러나 이러한 인공지능 기술의 발전에도 불구하고, 복잡한 내부 연산과 불투명한 의사결정 구조를 가진 ‘블랙박스(black box)’ 특성은 신뢰성 확보와 기상현장에서의 실질적인 활용 확산에 걸림돌로 작용하고 있다. 인공지능 모델이 제시하는 예측 결과에 대해 “왜 그런 결과가 나왔는가?”에 대한 설명이 부재할 경우, 예보관과 정책결정자는 이를 신뢰하거나 의사결정에 활용하기 어렵다. 특히 극한 기상 현상, 기후변화와 같은 비정형적이고 고위험 상황에서는 인공지능 모델이 과거의 데이터 패턴에만 의존해 오작동할 가능성이 높으며, 이는 사회적 재난 대응이나 국가 인프라 보호에 중대한 영향을 미칠 수 있다. 이러한 블랙박스 문제는 인공지능 기반 기상 예측의 신뢰성과 투명성 확보에 핵심적 난제로 부상하고 있다.

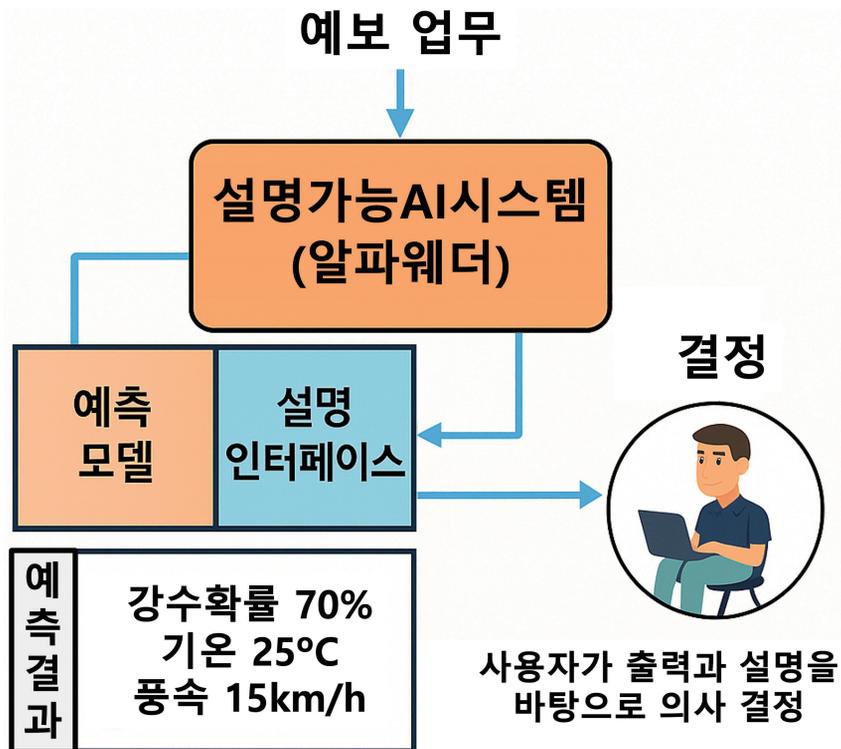


그림 1. 예보 업무에서 인공지능 예측 모델과 설명가능 인공지능의 사용

이와 같은 문제를 해결하고자, 최근 주목받는 개념이 설명가능 인공지능(Explainable AI, XAI)이다(그림 1). 설명가능 인공지능은 인공지능 시스템이 도출한 예측 결과와 그 과정을 인간이 이해할 수 있도록 지원하는 기술적 방법론을 포괄하는 개념으로 모델의 투명성, 공정성, 견고성을 제고하는 데 핵심적인 역할을 수행한다. 이는 예측 성능 향상뿐 아니라, 결과의 해석 가능성, 오류 진단 능력, 사회적 수용성 제고를 동시에 추구하는 방향으로 인공지능 발전의 균형을 맞추는 핵심축이라 할 수 있다. 다양한 설명가능 인공지능 기법들은 입력 변수의 중요도 도출, 시각적 근거 제공, 예측 신뢰도 정량화 등을 가능케 하여, 예보관이 모델의 출력을 진단하고 개선하는 데 실질적 도움을 줄 수 있다. 기상 분야에서의 첨단 인공지능 모델에 대한 설명가능 인공지능 적용은 여러 측면에서 중요하다. 첫째, 모델의 예측 결과를 과학적으로 검증하고, 예보관들이 모델의 예측을 신뢰하고 활용할 수 있도록 돕는다. 둘째, 모델이 어떤 입력 변수와 시공간적 패턴을 중요하게 고려하는지 파악함으로써, 기존에는 알려지지 않았던 새로운 기상학적 통찰을 얻을 수도 있다. 셋째, 모델의 잠재적인 편향이나 취약점을 식별하여 모델을 개선하고, 보다 견고하고 일반화 성능이 뛰어난 모델을 개발하는 데 기여할 수 있다.

2. 기상 분야 설명가능 인공지능 필요성

국제적으로 유럽중기예보센터(ECMWF)의 인공지능 예보 시스템(AIFS) 운영, 미국 해양대기청(NOAA)의 인공지능 기반 지구 예측 시스템 개발 및 설명가능 인공지능 연구는 인공지능 기술의 기상 분야 적용을 선도하고 있다(EPIC, 2025). ECMWF는 인공지능 예보시스템(AIFS)을 도입하여 기존 통합예보시스템(IFS)과 병행 운영하고 있으며, 일부 기상 요소에서는 20% 이상의 예측 성능 향상을 보고하였다(ECMWF, 2025). NOAA 역시 인공지능 기반 수치예보 시스템 개발과 더불어, 예측 결과의 해석 가능성과 신뢰성 확보를 위한 기술 연구를 병행하고 있다(EPIC, 2025). 민간 기업이 주도한 GraphCast (Lam et al., 2023), Pangu-Weather (Bi et al., 2022), FourCastNet (Kurth et al., 2023) 등 인공지능 기상예측 모델은 전통적 수치모델(NWP)과 유사하거나 그 이상의 성능을 달성하고 있으며, 전 세계적으로 인공지능 기반 기상예측이 본격적인 전환기를 맞고 있다. 국내에서는 기상청이 ‘알파웨더(AlphaWeather)’ 프로젝트를 통해 인공지능 기반 예보 시스템을 개발하고 있으며, 예보관의 의사결정을 지원하기 위한 설명가능 인공지능 기술 통합을 계획하고 있다. 또한, 초단기 강수 예측 모델 개발 등 인공지능 기술을 실제 예보 서비스에 접목하려는 노력이 활발히 진행 중이다. 학계에서도 미세먼지 농도 예측, 한반도 맞춤형 기후 예측 시스템 개발 등 다양한 연구에서 설명가능 인공지능 기법을 적용하여 모델의 해석 가능성을 높이려는 시도가 이루어지고 있으며, 관련 워크숍 및 학술 활동을 통해 연구 저변이 확대되고 있다. 민간 부문에서도 재생에너지 발전량 예측, 재해 예측 등 특화된 기상 서비스에 인공지능을 활용하고 있으며, 설명가능 인공지능의 도입은 서비스 신뢰도 제고에 기여할 것으로 기대된다.

하지만 설명가능 인공지능의 광범위한 적용에는 여전히 기술적, 개념적, 실용적 도전 과제들이 산재해 있다. 설명 결과의 일관성 부족, 계산 비용, 사용자 수용성 확보 등은 대표적인 문제로 지적되며, 설명가능 인공지능 기법이 단순한 변수 중요도 분석에 머무르고 있다는 한계도 제기된다. 데이터의 품질과 편향 문제, 그리고 예보관, 정책 결정자 등 실제 사용자의 수용성 확보 또한 중요한 고려 사항이다. 이에 따라 기상 분야에서는 설명가능 인공지능 기술의 신뢰도, 평가 기준, 사용자 인터페이스 개선 등을 포괄하는 통합적 접근이 필요하다.

본 보고서는 국내외 설명가능 인공지능 적용 동향과 핵심 과제들을 비교 분석하고, 향후 기상 분야에서 설명가능 인공지능 기술이 나아가야 할 방향으로 학제 간 협력 강화, 연구 및 인프라 투자 확대, 표준화된 평가 프레임워크 개발, 개방형 데이터 및 모델 공유 활성화 등을 제안한다. 궁극적으로 설명가능 인공지능은 인공지능 기반 기상-기후 서비스의 신뢰성과 투명성을 확보하여 보다 정확한 예측, 지구 시스템에 대한 깊이 있는 이해, 그리고 향상된 사회적 재난 대응 능력에 기여할 핵심 기술로 자리매김할 것이다.

II 설명가능 인공지능의 주요 기법

설명가능 인공지능 기술은 다양한 모델 구조와 데이터 유형에 적용될 수 있도록 다양한 기법으로 발전해왔다. 대표적으로 SHapley Additive exPlanations (SHAP) (Lundberg et al., 2017), Integrated Gradients (IG) (Sundararajan et al., 2017), Layer-wise Relevance Propagation (LRP) (Binder et al., 2016), Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) (Selvaraju et al., 2017), Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME) (Ribeiro et al., 2016) 등이 있으며, 입력 기여도 분석, 시각적 주목 영역 강조 등을 지원한다. 이러한 기법들은 기상·기후 분야에서도 실제 응용되고 있으며, 다음의 사례들이 이를 잘 보여준다.

- 극한 기상 현상 전조 예측: XAI4Extremes 프로젝트는 설명가능 인공지능 기법을 활용하여 인도차이나 반도 폭염의 전조 신호를 분석하였다(Wei et al., 2025). 예를 들어, 고도 200hPa의 기온 변화가 주요 전조로 확인되었으며, 설명가능 인공지능 기법을 통해 강수 예측 모델에서 중요한 위성 채널이나 기상 변수를 도출하는 연구도 이루어지고 있다.
- 기후변화 탐지: Zachary Labe et al. (2021)의 연구는 설명가능 인공지능 기법을 통해 인간 유발 기후변화와 자연적 변동성을 분리하고, 다양한 기후 모델의 예측 기제를 시각화함으로써 기후 분석의 정밀도를 높이고 있다.

- 운영 기관의 설명가능 인공지능 적용 사례: ECMWF는 AIFS 시스템을 통해 고정밀 인공지능 예보를 운영하고 있으며, 기존 설명가능 인공지능 기법을 통합하는 해석 기능 도입을 추진 중이다(ECMWF, 2025). NOAA는 다양한 설명가능 인공지능 기법을 적용하여 예보 모델의 해석성을 개선하고 있으며, scikit-explain 도구를 통해 실무 활용을 지원한다.

이처럼 설명가능 인공지능은 단순한 부가 기술이 아니라, 기상·기후 분야에서 인공지능의 신뢰성과 해석 가능성을 제고하는 핵심 인프라로 자리매김하고 있다. 향후 기상청 및 민간 예보기관은 설명가능 인공지능 도입을 통해 예보관의 전문성 보완, 예보 시스템 진단, 정책적 의사결정 지원 등 다양한 부문에서 실질적 효과를 기대할 수 있다.

최근에는 설명가능 인공지능의 활용 편의성을 높이기 위한 도구와 플랫폼도 등장하고 있다. 「KAIST 설명가능 인공지능연구센터」는 2024년, 다양한 인공지능 모델에 손쉽게 설명 기능을 부여할 수 있는 ‘플러그앤플레이 설명가능 인공지능 프레임워크’를 공개하였다(Choi et al., 2025). 이 프레임워크는 모델 구조에 따라 적합한 설명 알고리즘을 자동 추천하고, 시각화 결과 및 신뢰도 평가 지표까지 함께 제공하는 시스템으로 구성되어 있다. 인공지능 비전문가도 손쉽게 사용할 수 있어 실제 기상 업무에 적용 가능성이 높은 실용적 도구로 평가된다. 또한 설명가능 인공지능은 학술적 영역에서도 활발한 논의의 대상이다. 최근 Longo et al. (2024)은 국제 설명가능 인공지능 연구자들과 함께 ‘XAI 2.0’이라는 선언문을 발표하고, 설명 가능성의 신뢰도 정량화, 사용자 중심 인터페이스, 윤리적 설명의 기준을 제시하였다.

Ⅲ 기상 분야 설명가능 인공지능 적용 사례

1. 해외 주요 연구 사례(McGovern et al., 2019)

대표적으로 소개하는 기상 분야 설명가능 인공지능 연구 사례로 McGovern et al. (2019)은 다양한 설명가능 인공지능 기법을 적용하여 기상 예측 모델의 투명성과 해석 가능성을 제고하는 연구를 수행하였다. 이 연구는 전통적 머신러닝(랜덤 포레스트, 서포트벡터머신 등)과 딥러닝(합성곱신경망 등)을 활용한 예측 모델을 기반으로 다양한 해석 기법을 비교하고 분석하였다. 분석 대상은 대륙 규모의 우박 예측, 중규모 겨울 강수 형태 예측, 토네이도 발생 예측 등 다양한 공간-시간 스케일의 기상 현상이다. 주요 설명가능 인공지능 기법과 사례는 다음과 같다.

Activation Vector Exploration (활성화 벡터 탐색)

토네이도 예측에 사용된 합성곱신경망 아키텍처의 내부 레이어별 노드들의 활성화 벡터인 피쳐 맵을 확인하여 모델이 내부에 학습한 노드들의 패턴을 시각화하여 확인한다. 사람이 이해가능한 설명을 제공하지는 않지만 모델 내부에서 활성화되는 패턴을 확인할 수 있다(그림 2).

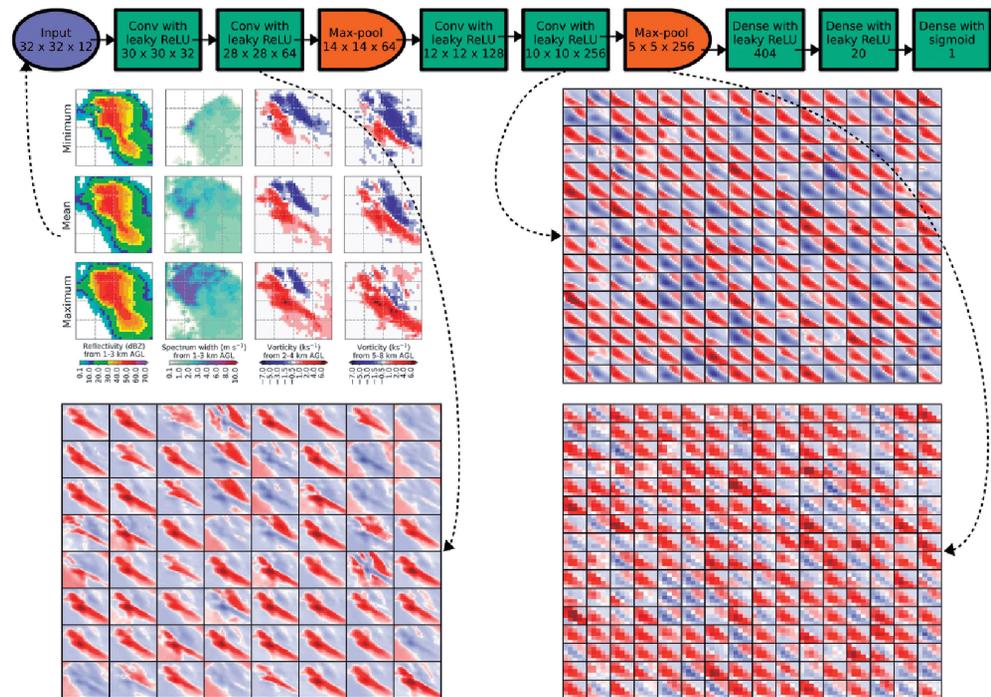


그림 2. 합성곱신경망 기반 토네이도 예측 모델의 내부 활성화 벡터 탐색(McGovern et al., 2019)

Permutation Importance (섭동 중요도)

섭동 중요도 기법은 어떤 변수가 예측에 중요한지를 정량적으로 파악하며, 변수의 변화가 예측 결과에 어떤 영향을 주는지를 시각화하는 방법이다. 대류성 폭풍 예측을 위해 학습한 딥러닝 모델(합성곱신경망)에서 섭동 중요도를 확인한 결과, 가장 중요한 변수는 지상 5km 상공 반사도 변수임을 확인하였다(그림 3).



그림 3. 대류성 폭풍 및 겨울 강수량 사례별 10개 변수의 섭동 중요도 순위 비교(McGovern et al., 2019)

Partial Dependence Plot (PDP, 부분 의존도 플롯)

기상 분야에 적용하기 위해 4개 겨울철 강수인 비(rain), 어는 비(freezing rain), 눈(snow), 싸락눈(ice pellets)을 분류하는 문제에 대해 학습한 랜덤 포레스트 모델을 사용하였다. 이 모델에 대해 PDP 분석을 통해 지표 습구 온도가 어는 비와 비를 구분하는데 매우 중요한 변수임을 확인하였다. 온도가 273.15K 이상일 경우 어는 비가 발생할 수 없다는 물리적 해석과도 일치하는 것을 보였다(그림 4).

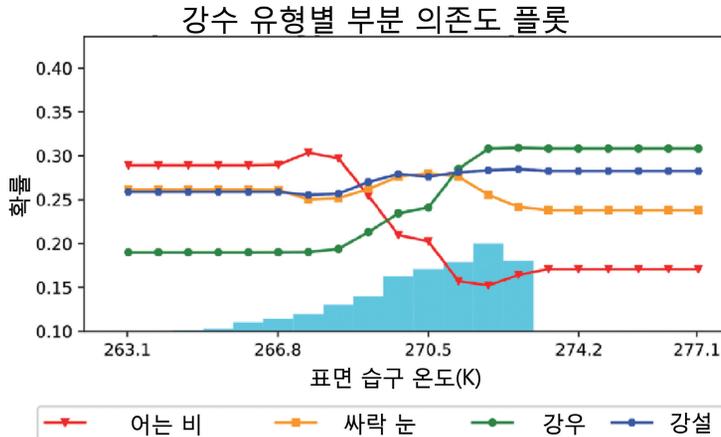


그림 4. 랜덤 포레스트 기반 모델의 두 개 예측 변수가 주어졌을 때 4개 강수 유형의 확률에 대한 부분 의존성 그래프(파란색 히스토그램은 훈련 데이터에서 각 예측 변수의 분포를 나타냄)

Saliency Map 및 Grad-CAM

이 두 방법 역시 입력 기여도 기법으로서 합성곱신경망 기반의 토네이도 예측 모델에서 각 입력 지점(레이더 변수 등)이 예측 확률에 어떤 영향을 주는지를 시각화할 수 있다. 사례 분석에서 Grad-CAM은 메조사이클론(회전 폭풍) 내부가 토네이도 발생 예측에 중요한 공간임을 강조했으며, 이는 기상학적 직관과도 일치하는 것을 확인하였다(그림 5).

Saliency Map 기법을 통해 합성곱신경망 기반 우박 예측 모델에서 상층, 중층, 하층 레이어의 뉴런들에 대한 기여도를 확인한 결과, 상층 뉴런은 수퍼셀과 유사한 태풍과 원형 및 회전형의 바람장을 포착하고, 중층 뉴런은 활형 예코와 유사한 태풍과 가늘고 긴 형태의 강한 저층 수렴장과 작은 회전 성분을 포착하고, 하층 뉴런은 점형 태풍과 원형이나 직선형이 아닌 예외적인 형태의 저층 바람장을 포착하는 것을 확인하였다(그림 6).

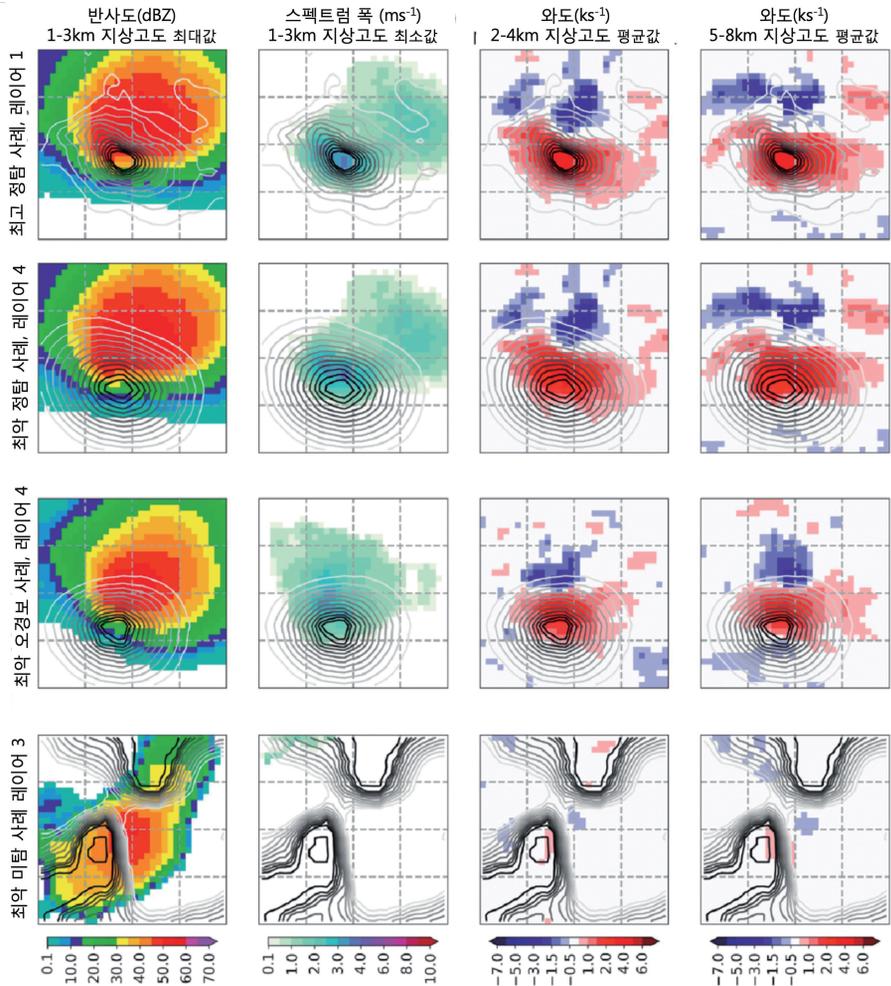


그림 5. 합성곱신경망 기반 토네이도 예측 모델에 대해 Grad-CAM 입력 기여도 설명 결과. 네 가지 정확도 사례인 최고 정탐 사례, 최악 오경보 사례, 최악 미탐 사례, 최고 무현상 예측 사례에 대해 네 가지 입력 변수별 기여도를 공간별로 확인함.

활성화된 태풍 공간 분포

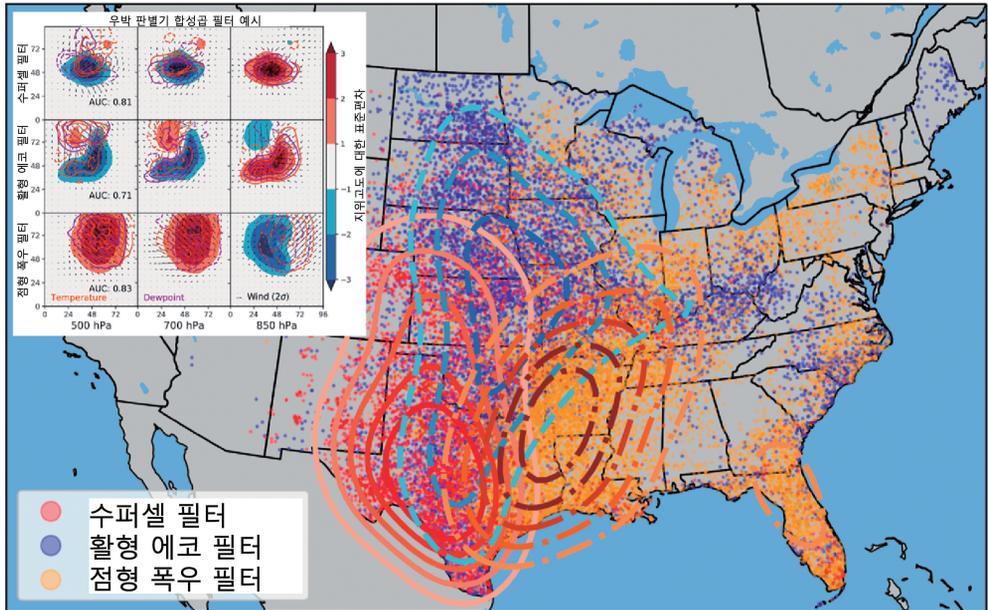


그림 6. 합성곱신경망 기반 우박 예측 모델의 Saliency Map 분석 결과

Backward Optimization (역방향 최적화)

역방향 최적화 기법은 자체 제안 방법으로서, 입력 초기값으로 모든 값이 0인 배열 즉, 아무 정보도 없는 상태를 기준으로 모델이 큰 우박 발생 확률을 최대화 또는 최소화하도록 입력을 조정하여 모델이 학습한 이상적인 우박 발생 조건을 분석한다. 예를 들어, 토네이도 발생 확률을 낮추기 위해 반사도, 회전도 등의 값을 감소시키는 방식으로 모델 입력이 조정됨을 시각화할 수 있다.

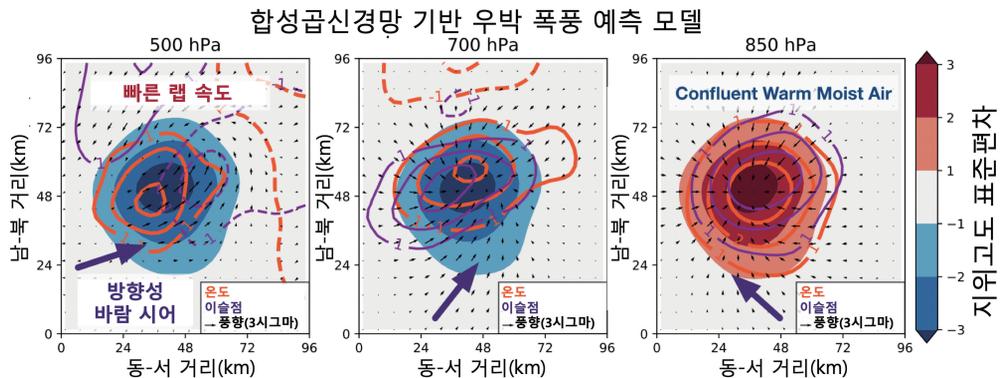


그림 7. 합성곱신경망 기반 우박 예측 모델의 세 가지 지위고도의 역방향 최적화 기법 분석 결과. 지위고도에 대한 표준편차 값을 시각화하여 파란색일수록 평균으로부터 음의 이상 편차를 나타내며 빨간색일수록 양의 이상 편차를 나타냄.

Novelty Detection (신규성 탐지)

합성곱신경망의 내부 활성화 벡터를 추출한 뒤, 이를 특이값 분해(SVD)를 통해 복원하고 원래 특성과의 차이를 계산하여 신기성(Novelty) 점수를 정량화한다. 이후 이를 다시 이미지 공간으로 투영하여 시각화함으로써, 관측자는 신기성이 높은 사례와 그 공간적 특이 위치를 파악할 수 있다. 이러한 분석은 새로운 예측 지표나 과소평가된 물리 메커니즘을 탐색하는 데 활용될 수 있으며, 데이터 수집의 우선순위를 결정하거나 물리 기반 수치모형 개선을 위한 피드백 루프로도 확장 가능하다(그림 8).

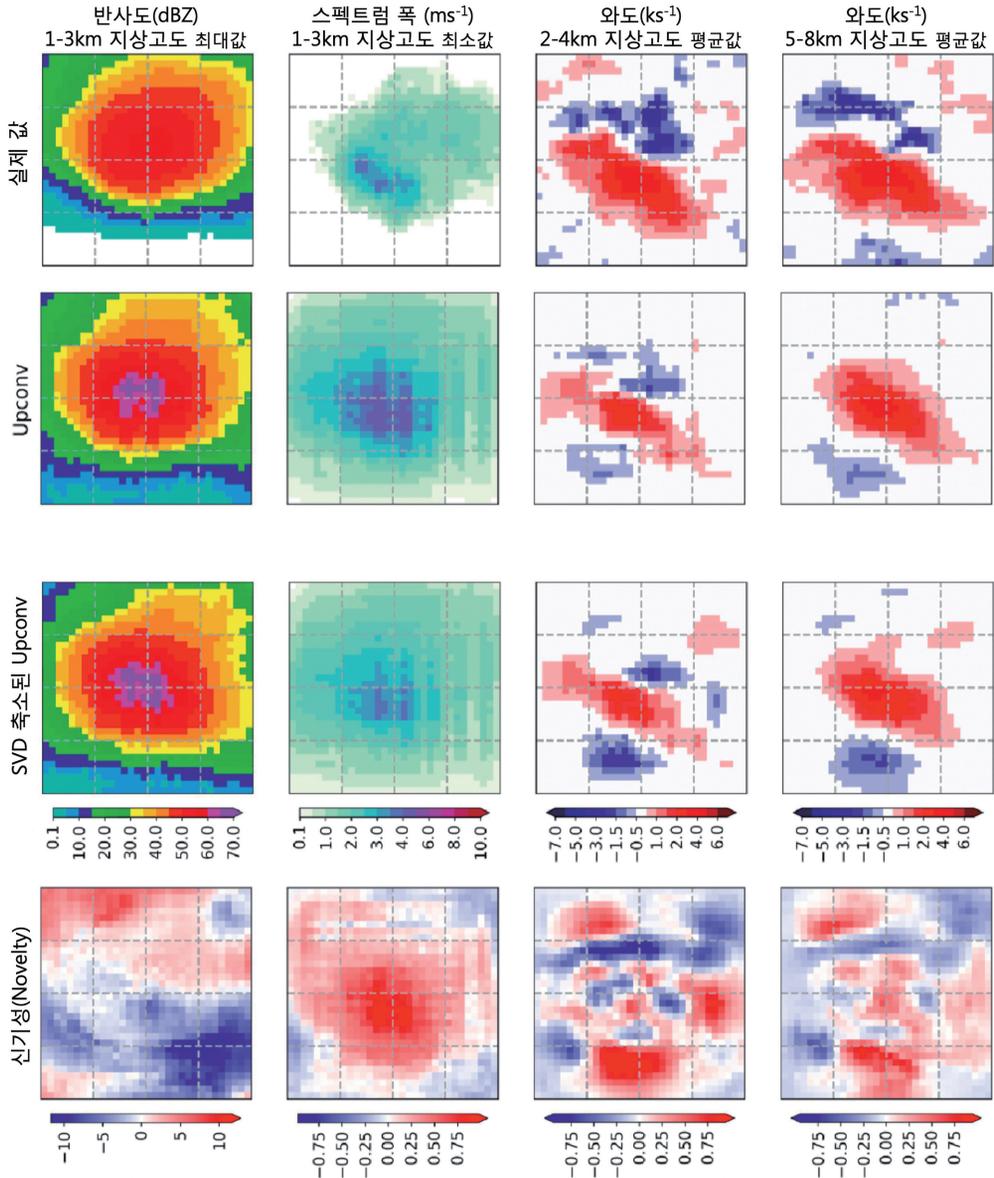


그림 8. 특정 기간 데이터 내 가장 새로운 토네이도 사례 100개에 대한 신규성 감지. 위에서 아래로 (1) 실제 폭풍, (2) 폭풍의 활성화 벡터를 이미지 공간으로 투영한 결과, (3) 활성화 벡터의 SVD, 신규성 맵(2에서 3을 뺀 값)

이 연구는 기상 분야에서 다양한 설명가능 인공지능 기법이 실질적인 예보 모델 해석 및 과학적 가설 생성에 어떻게 활용될 수 있는지를 체계적으로 보여주었다. 설명가능 인공지능은 단순히 모델 해석을 넘어서 예보관의 의사결정 신뢰성을 높이고, 물리 기반 모델의 개선 방향까지 제시할 수 있는 강력한 도구로 활용될 수 있음을 시사한다.

2. 사용자 중심 설명가능 인공지능 연구(Kim et al., 2023)

국내에서 기상 분야 설명가능 인공지능을 적용한 사례로 국립기상과학원과 KAIST가 수행한 두 가지 연구를 소개한다. 본 연구는 사용자 중심의 설명가능 인공지능을 기상 예측에 적용하고자 예보관 대상 사용자 연구를 통해 세 가지 주요 설명 요구사항을 도출하였다: (1) 강수 유형 시나리오별 통계적 성능 분석, (2) 모델의 입력력 원인, (3) 출력 결과에 대한 신뢰도 제공(그림 9). 도출한 각 요구사항에 적절한 설명가능 인공지능 기법을 매핑하고, 사용자 피드백을 반영한 인터페이스 시스템을 설계하였다(그림 10). 이후 현업 예보관을 대상으로 설문 및 인터뷰를 통하여 설명가능 인공지능이 도입되었을 때 효과를 계량하였다.

정량 및 정성 평가 결과, 시범 구축한 설명가능 인공지능 시스템은 사용자 신뢰와 의사결정 효율을 높이는 데 다소 효과적이었으며, 사용자는 설명가능 인공지능 알고리즘 기반 설명보다 직관적인 설명을 선호하는 경향을 보였다(그림 11). 이는 기상 분야에 특화된 사용자 중심 설명가능 인공지능 기술의 필요성과 가능성을 제시하며, 향후 실용적 인공지능-기상 시스템 개발의 기반을 마련할 수 있는 실증적 근거를 제공한다.



그림 9. 입력과 출력을 생성하는 블랙박스 인공지능 모델에 대해 사용자 연구를 통해 도출한 사용자에게 필요한 설명 유형 세 가지에 해당하는 설명가능 인공지능 기법과 구축 결과 표출 화면(kim et al., 2023)

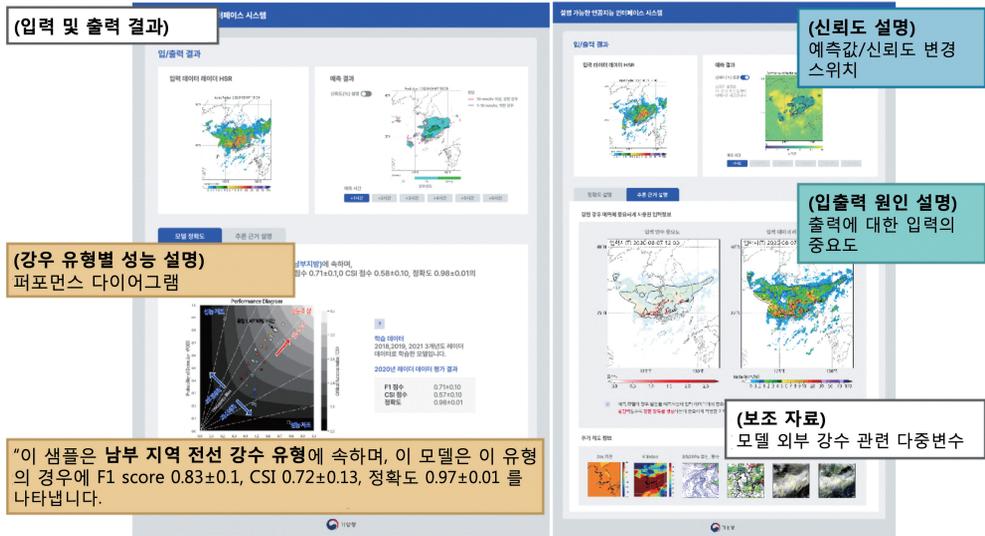


그림 10. 사용자 중심 설명가능 인공지능 연구에서 개발한 세 가지 설명 기법의 사용자 인터페이스 예시: (1) 강수 유형별 퍼포먼스 다이어그램, (2) 모델 예측에 대한 입력의 중요도 설명, (3) 예측 결과 신뢰도 설명(kim et al., 2023)

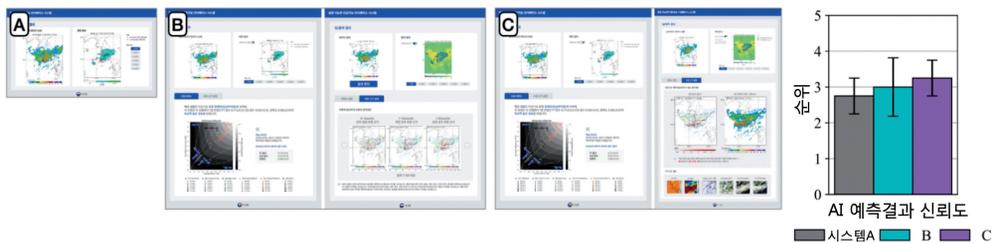


그림 11. 사용자 AB테스트를 통해 설명 기법이 추가될수록(A→B), 설명 결과의 표현이 쉬워질수록(B→C) 모델 예측 결과의 신뢰도가 증가함을 확인(kim et al., 2023)

3. 유사 강수 메커니즘 사례 검색 설명 연구(Kim et al., 2025)

앞서 연구 결과와 같이 기상 분야에서 초단기 인공지능 예측 모델의 신뢰성을 높이기 위해서는 단순한 예측 정확도 평가뿐 아니라, 모델의 추론 과정에 대한 직관적 설명 제공이 필수적이다. 본 연구는 이를 위해 모델이 학습한 데이터셋 내에서 인식한 패턴을 기준으로 유사 사례를 검색하여 현재 예측한 사례가 모델 내부 표현 공간에서 어떤 강수 메커니즘 유형으로 인식하고 출력을 냈는지 확인할 수 있는 프레임워크를 제안하며, 사용자가 이해할 수 있는 방식으로 인공지능 모델의 내부 추론 과정의 인식 패턴을 설명하는 것을 목표로 한다.

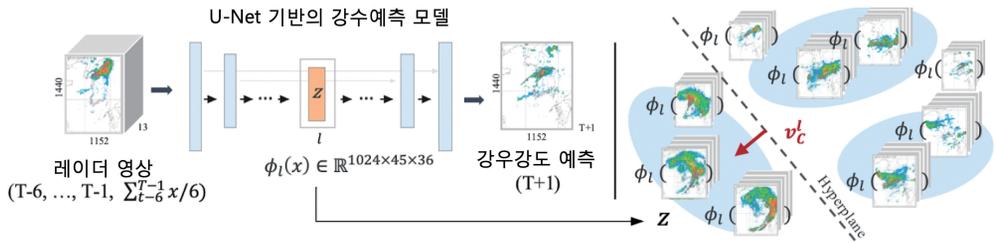


그림 12. 학습된 초단기 강수 예측 모델의 내부 표현 공간은 유사한 강수 시스템마다 가까운 위치에 놓여 있으며, 이 공간에서 유사한 기상 메커니즘 사례를 조화하여 모델 출력이 충분히 유사한 사례를 표현공간에 학습했는지 신뢰도 확인 가능(kim et al., 2025)

본 유사 강수 사례 설명 프레임워크는 레이더 데이터 기반으로 시간과 공간 패턴상 유사한 사례를 제시한다. 가까운 사례 간에는 군집화 기법을 통해 묶고, 임의의 기상 유형 이름을 정한다. 또한, 예보관이 작성하는 레이더 사후분석서 2년치 자료를 사용하여 개별 강수 시스템에 강수 유형을 할당하는 데이터 레이블링 작업을 통해 모델 표현 기반으로 임의로 묶인 군집들과 예보관이 인식하는 강수 유형 간에 서로 부합하는지 확인한다. 레이블 데이터를 통해 각 강수 유형별 이진 판별기를 학습하고, 입출력의 강수 세그먼트마다 각 강수 유형에 속할 확률을 부여하여 다중적이고 모호한 기상 유형도 설명가능하도록 설계하였다(그림 12).

실험 결과, 딥러닝 모델은 비선형적인 강수 메커니즘을 효과적으로 표현할 수 있으며, 그 개념 설명은 기상 전문가의 인식과 잘 부합하는 것으로 나타났다(그림 13-14). 이는 예측의 해석 가능성과 사용자 신뢰도를 높이는 데 기여한다. 기존의 설명가능 인공지능 연구들이 인공지능 개발자 중심으로 이루어진 반면, 본 연구는 기상청과 국립기상과학원 전문가들과 협업하여 사용자 중심의 설명가능 인공지능 기법을 고안하였으며 실제 적용을 위한 사용자 인터페이스도 함께 개발하였다(그림 15). 이러한 결과는 기상 예보 분야에서 인공지능 모델에 대한 설명가능 인공지능 기술의 활용 가능성을 보여주며, 향후 운영 시스템과 통합하여 실효성을 확인할 수 있는 기반을 제공한다.

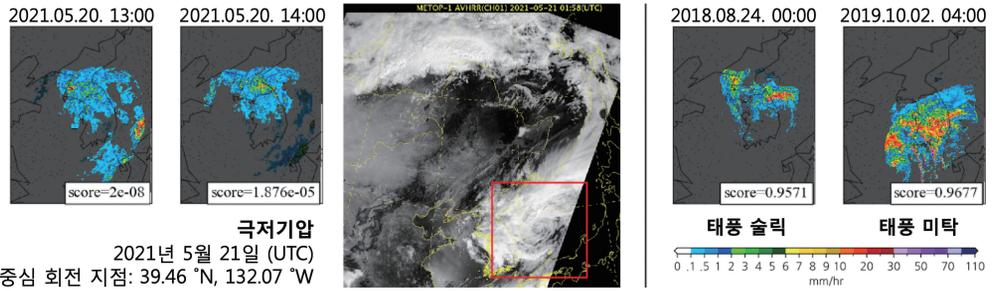


그림 13. 인공지능 모델이 학습한 표현 공간에서 추출한 태풍 샘플로 학습한 태풍 분류기는 시간적으로 유사한 회전성의 극저기압 사례에서는 낮은 판별 확률을 나타내는 반면, 태풍 사례에는 높은 판별 확률을 나타내어, 인공지능 모델은 내부에 비선형적 패턴을 식별하고 있음을 확인함(kim et al., 2025).

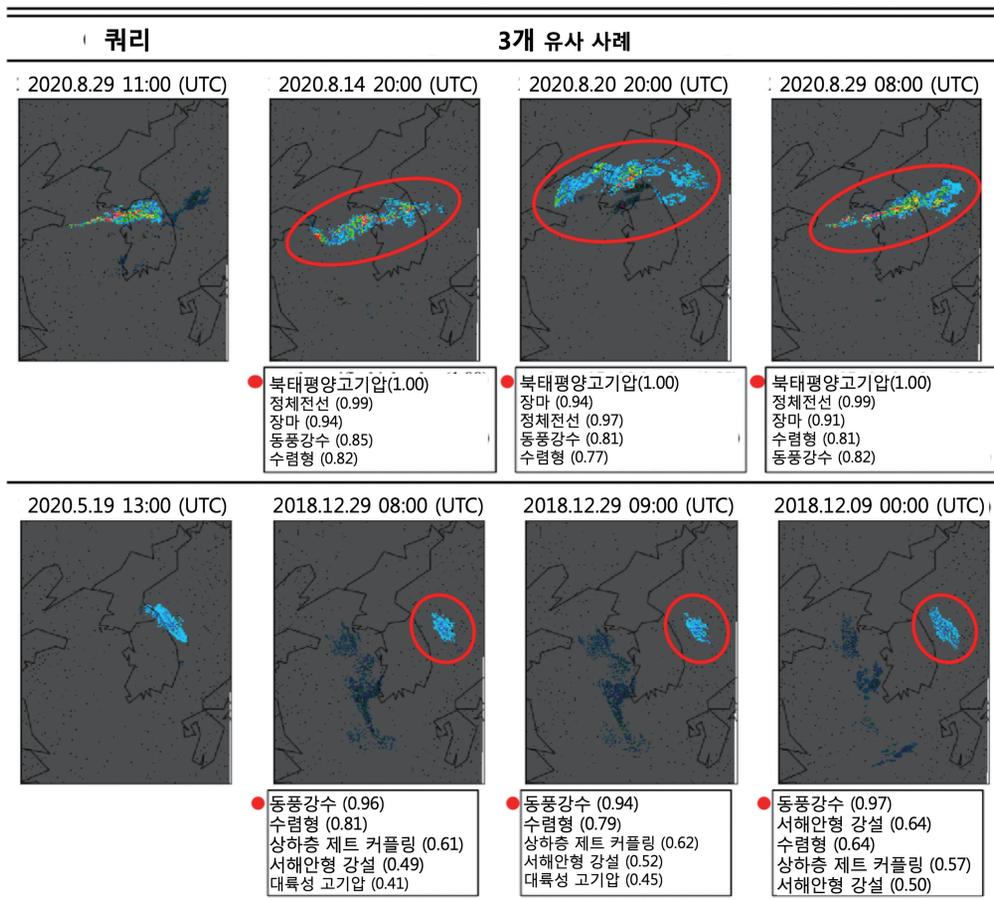


그림 14. 북태평양 고기압 강수 사례와 동풍강수 사례에 대해 상위 3개 유사 강수사례를 검색한 결과: 해당 강수 메커니즘에 대해 높은 확률을 나타냄(kim et al., 2025).

강수 메커니즘 유사 사례 검색기

> 자동 업데이트

날짜

2018-06-26 12:00:00 신음

영상 재생

Once
 Loop
 Reflect

201806261000

Segment 1

▼ Segment Information

연번	유형
1	경제민선
2	남풍
3	대류성
4	서해안형강설_고기압성회전
5	하승제트_경제민선

▼ Top 1 Sample

연번	유형
1	하승제트_후연방추수
2	경제민선
3	서해안형강설_고기압성회전
4	선발제강수
5	남풍

▼ Top 2 Sample

▼ Top 3 Sample

연번	유형
1	경제민선
2	서해안형강설_고기압성회전
3	대류성
4	광야민선
5	남풍

검색 실행 일자	검색 목표 날짜	데이터 여부	메세지
2024-07-24 18:26	2018-06-26 12:00		검색 성공
2024-07-24 18:26	2018-06-26 21:00	데이터 부족	2018-06-26 21:00 데이터 없음.
2024-07-24 18:25	2018-06-26 20:00	데이터 부족	2018-06-26 20:00 데이터 없음.
2024-07-24 18:24	2018-08-23 04:00		검색 성공
2024-07-24 18:23	2018-08-23 04:00		검색 성공
2024-07-24 18:23	2018-08-23 05:00	데이터 부족	2018-08-23 05:00 데이터 없음.

그림 15. 강수 메커니즘 유사 사례 설명 방법의 사용자 인터페이스(kim et al., 2025).

IV 결론 및 제언

1. 주요 시사점

기상청의 인공지능 기술 도입을 통한 효율적인 예보 지원을 위해서는 예측 정확도를 넘어 모델의 해석 가능성과 사용자 신뢰 확보가 핵심 과제로 대두되고 있다. 특히, 예보관이 인공지능을 현업에 활용하기 위해서는 설명가능 인공지능 기술을 통해 모델의 예측 및 추론 결과에 대한 해설을 제공함으로써 신뢰도를 높이는 것이 필수적이다.

국립기상과학원과의 협력을 통해 수행한 예보 지원을 위한 사용자 중심의 설명가능 인공지능 적용 연구 결과, 인공지능 모델의 추론 과정을 시각적이고 개념적으로 설명할 수 있었으며, 이러한 설명 방식은 기상청의 현업 시스템에 통합되어 예측 근거 제공, 국민 대상 예보 설명력 향상, 정책 신뢰도 제고 등 다양한 서비스 혁신의 기반이 될 가능성을 확인하였다. 또한, 해당 연구 과정에서 수행된 사용자 설문 및 인터뷰를 통해 예보관의 현업 활용성을 제고하기 위해서는 이해하기 쉬운 설명과 간단한 조작성이 가능한 인터페이스 제공이 필요하다는 요구를 도출하였다. 따라서 인공지능 모델 개발 이후에는, 설명가능 인공지능 기술을 통해 모델 의사결정의 근거를 직관적으로 전달할 수 있는 시각화 방식을 마련하는 것뿐 아니라, 사용자 중심의 사람-컴퓨터 상호작용(Human-Computer Interaction, HCI)에 대한 전문적인 고려 또한 병행되어야 한다.

인공지능 기술이 정교하게 발전하더라도, 최종 사용자인 기상 예보관, 기상 과학자, 정책 결정자, 일반 국민이 그 결과를 이해하고 신뢰하며 실제 의사결정에 활용하지 못한다면, 해당 기술의 가치는 제한적일 수밖에 없다. 따라서 인공지능 기술의 성공적인 현업 운영을 위해서는 기술적 완성도뿐 아니라, 사용자 수용성을 높이기 위한 설명가능 인공지능 기술을 통한 다각적인 노력이 함께 이루어져야 한다.

2. 향후 연구 및 정책 제언

궁극적으로, 설명가능 인공지능 기술은 기술 중심이 아닌 사용자 중심의 접근 방식으로 개발되고 평가되어야 한다. 기상학자를 포함한 최종 사용자들이 설명가능 인공지능 시스템의 설계, 개발, 평가 과정에 적극적으로 참여하여 그들의 요구사항과 피드백이 충분히 반영되어야 한다. 설명이 사용자의 기존 업무 흐름에 자연스럽게 통합되고, 의사결정 과정을 실질적으로 지원하며, 새로운 통찰을 제공할 때 비로소 인공지능 기술은 신뢰를 얻고 성공적으로 채택될 수 있다. 신뢰는 단번에 형성되는 것이 아니라, 일관되고 신뢰할 수 있으며 진정으로 유용한 설명을 통해 점진적으로 쌓여가는 것이다.

연구 측면에서의 향후 제언으로는 설명 결과의 일관성과 견고성이 사용자 신뢰 구축에 있어 중요한 요소라는 점을 들 수 있다. 동일한 상황에서 설명가능 인공지능 기법이 매번 서로 다른 설명을 제공하거나, 입력 값의 작은 변화에 따라 설명이 과도하게 달라진다면, 사용자는 그 결과를 신뢰하기 어렵다. 따라서, 다양한 설명가능 인공지능 방법의 성능과 신뢰성을 객관적으로 비교, 평가할 수 있는 표준화된 벤치마크와 평가 지표의 개발이 필요하다. 설명 결과가 실제 모델 작동 방식을 얼마나 잘 반영하는지, 입력의 작은 변화에 설명이 얼마나 안정적인지, 실제 사용자에게 얼마나 유용한지 등을 정량적으로 평가할 수 있는 평가 프레임워크가 구축된다면, 설명가능 인공지능 결과의 품질을 보증하고 사용자에게 일관된 수준의 설명을 제공하는 데 크게 기여할 수 있을 것이다.

정책 측면에서의 향후 제언으로는 국내에서 예보관의 빠르고 정확한 의사결정을 지원하기 위한 인공지능 에이전트 개발이 활발히 진행되고 있는 만큼, 그에 상응하는 설명성 확보가 필요하다. 특히, 예보관의 지식 수준에 적합한 설명을 제공하기 위해서는 예보관의 전문 지식을 반영하는 고품질 데이터의 체계적인 생산이 선행되어야 하며, 해당 데이터를 인공지능 연구자 및 개발자에게 적절히 제공하는 구조가 마련되어야 한다. 현재 다양한 유형의 자료가 전문가에 의해 생산되고 있으나, 인공지능 개발을 고려하여 학습에 적합한 데이터 유형을 사전에 정의하고, 전문가가 생성한 지식이 인공지능 학습에 활용 가능한 형태로 구조화되어 고품질의 인공지능 모델 및 설명 기법이 개발되고, 다시 예보관에게 유의미한 설명으로 환류될 수 있는 지식 순환 구조가 필요하다. 이를 통해 설명가능 인공지능 기술이 실제 현업 예보 서비스에서 안정적으로 활용될 수 있을 것이다.

참고문헌

- Bi, K., Xie, L., Zhang, H., Chen, X., Gu, X., and Tian, Q., 2022: Pangu-weather: A 3d high-resolution model for fast and accurate global weather forecast. arXiv preprint arXiv:2211.02556.
- Binder, A., Montavon, G., Lapuschkin, S., Müller, K. R., and Samek, W., 2016: Layer-wise relevance propagation for neural networks with local renormalization layers. In Artificial Neural Networks and Machine Learning-ICANN 2016: 25th International Conference on Artificial Neural Networks, Barcelona, Spain, September 6-9, 2016, Proceedings, Part II 25, 63-71. Springer International Publishing.
- Choi, JS., 2023: Method of providing explanation of artificial intelligence model based on plug-and-play mode (US20240202596A1). U.S. Patent Application.
- Earth Prediction Innovation Center (EPIC), 2025: Artificial Intelligence (AI) - Earth Prediction Innovation Center, accessed June 5, 2025, <https://epic.noaa.gov/get-code/ai/>.
- ECMWF, 2025: ECMWF's AI forecasts become operational, accessed June 5, 2025, <https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/news/2025/ecmwfs-ai-forecasts-become-operational>.
- Kim, S., Kim, S. A., Kim, G., Menadjiev, E., Lee, C., Chung, S., ..., and Choi, J., 2025: PnPXAI: A Universal XAI Framework Providing Automatic Explanations Across Diverse Modalities and Models. arXiv preprint arXiv:2505.10515.
- Kim, SY., Choi, JH., Choi, YJ., Lee, SB., Stitsyuk, A., Park, MK., Jeong, SY., Baek, YH., and Choi, JS., 2023: Explainable AI-Based Interface System for Weather Forecasting Model. International Conference on Human-Computer Interaction: 14059, Cham: Springer Nature Switzerland, https://doi.org/10.1007/978-3-031-48057-7_7.
- Kim, SY., Choi, JH., Lee, SB., and Choi, JS., 2025: Example-Based Concept Analysis Framework for Deep Weather Forecast Models. Artificial Intelligence for the Earth Systems.
- Kurth, T., Subramanian, S., Harrington, P., Pathak, J., Mardani, M., Hall, D., ..., and Anandkumar, A. 2023 June: Fourcastnet: Accelerating global high-resolution weather forecasting using adaptive fourier neural operators. In Proceedings of the platform for advanced scientific computing conference, 1-11.

- Labe, Z. M. and Barnes, E. A., 2021: Detecting climate signals using explainable AI with single-forcing large ensembles. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 13(6), e2021MS002464.
- Lam, R., Sanchez-Gonzalez, A., Willson, M., Wirnsberger, P., Fortunato, M., Alet, F., Ravuri, S., Ewalds, T., Eaton-Rosen, Z., Hu, W., Merose, A., Hoyer, S., Holland, G., Vinyals, O., Stott, J., Pritzel, A., Mohamed, S., and Battaglia, P., 2023: Learning skillful medium-range global weather forecasting. *Science*, 382(6677), 1416-1421.
- Longo, L., Brcic, M., Cabitza, F., Choi, J., Confalonieri, R., Del Ser, J., Guidotti, R., Hayashi, Y., Herrera, F., Holzinger, A., Jiang, R., Khosravi, H., Lecue, F., Malgieri, G., Páez, A., Samek, W., Schneider, J., Speith, T., and Stumpf, S., 2024: Explainable Artificial Intelligence (XAI) 2.0: A manifesto of open challenges and interdisciplinary research directions. *Information Fusion* 106: 102301.
- Lundberg, S. M. and Lee, S. I., 2017: A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in neural information processing systems*, 30.
- McGovern, A., Lagerquist, R., Gagne, D. J. II, Jergensen, G. E., Elmore, K. L., Homeyer, C. R., and Smith, T., 2019: Making the Black Box More Transparent: Understanding the Physical Implications of Machine Learning. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 100(11), 2175-2199, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-18-0195.1>.
- Ribeiro, M. T., Singh, S., and Guestrin, C., 2016: August: “Why should i trust you?” Explaining the predictions of any classifier. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*, 1135-1144.
- Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., and Batra, D., 2017: Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 618-626.
- Sundararajan, M., Taly, A., and Yan, Q., 2017: July: Axiomatic attribution for deep networks. In *International conference on machine learning* (pp. 3319-3328). PMLR.
- Wei, J., Bora, A., Oommen, V., Dong, C., Yang, J., Adie, J., ..., and Mengaldo, G., 2025: XAI4Extremes: An explainable AI framework for understanding extreme-weather precursors. In *AI4X 2025 International Conference*.

예보관의 기상 업무 지원을 위한 인공지능기법 연구 방향

장은철 공주대학교 대기과학과 교수 eunchul.chang@gmail.com

- Ⅰ 기상 예측 분야에서의 AI
- Ⅱ 현재 인공지능 기법 적용의 한계점
- Ⅲ 예보관 모사 인공지능 방안 개발
- Ⅳ 결론 및 제언

최근 인공지능 기법은 빠르게 발전하고 있으며, 기상 예측 분야에서도 인공지능 기법을 활용하는 연구가 급격히 늘어나고 있다. 국내외의 연구 결과는 인공지능 기법을 이용한 예측 성능이 수치예보모델에 비견할 정도의 수준에 도달하고 있음을 보고하고 있다. 하지만 지금까지의 인공지능 기법을 이용한 날씨 예보는 대량의 정보를 해석하고 추론하는 방향에 집중되어 과학적인 요소가 누락되어 있는 경우가 많다. 예측 정확도의 향상을 위하여는 예보관의 예보 결정 과정을 이해하고 인공지능 기법에 적용하는 방향으로 연구가 진행되어야 할 것이다.

I 기상 예측 분야에서의 AI

인공지능 기법은 다양한 과학·기술 분야에서 활용되고 있으며 날씨 예측 분야에서도 도전적 시도를 넘어 의미있는 성과를 보이고 있다. Google의 GraphCast는 Graph Neural Network 기반의 날씨 예보 시스템으로 수치예보(Numerical Weather Prediction, NWP)보다 600배 빠른 연산 속도로 전지구 10일 예보를 생산하며, 유럽중기예측센터(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)의 고해상도 모델(HRES)과 유사하거나 더 나은 정확도를 보였다(Lam et al., 2023). NVIDIA와 ECMWF는 Fourier Neural Operator 기반의 고해상도(0.25°) 해상도로 전지구 10일 예보를 생산하는데, GPU 가속으로 1초내 예측이 가능하다. FourCastNet은 빠른 계산 속도의 장점을 살려 앙상블 예측에 활용되고 있다. 기상청은 AI 기반의 초단기 강수 예측 시스템을 개발하여 운영하고 있다. ECMWF는 AI 기반의 자료동화 기법을 개발하여 사용 중이며, NVIDIA 및 Google DeepMind와 협업을 수행하고 있다.

날씨 예측에 사용되는 인공지능 기법을 기술 및 분야별로 정리하면 다음과 같다.

1. 기계학습 기반 예보

점 포레스트, 서포트 벡터 머신, 의사결정트리, XGBoost 등의 기계학습 기법을 이용하여 강수 유무, 낙뢰 가능성, 태풍 경로와 같은 단일 변수 예측에 활용할 수 있다. 또한 NWP 모델의 예측 결과의 보정에도 활용된다.

2. 딥러닝 기반 예보

CNN 기법은 위성영상, 레이더영상 등을 활용한 공간 패턴 인식 및 강수량 예측에 사용된다. RNN 및 LSTM 기법은 시계열 데이터를 이용하여 시간적 의존성을 학습하여 단기 기온 및 풍속 예측에 사용되고 있다. GAN (Generative Adversarial Networks)은 위성 영상을 생성하거나 미래 레이더 영상 예측에 활용된다.

3. 수치예보 요소 대체

NWP 모델에서 계산 자원을 많이 활용하는 복사과정 또는 미세물리과정의 모수화 입력 변수와 계산 결과를 혼련시켜 해당 모수화 모듈을 인공지능 기법으로 대체하는 연구가 수행되고 있다. 이는 수치예보 모델의 정확도를 유지하면서 계산 속도를 증가시켜 제한된 계산 자원 상황에서 더 고해상도의 모델 운영이 가능하게 하는 기반 기술로 활용될 수 있다.

또한 NWP 모델에서 대기 지배 방정식을 계산하는 역학 코어의 입력 변수와 결과를 훈련시켜 방정식 기반의 모델을 인공지능 기법으로 대체하는 연구가 실험적으로 수행되고 있다.

4. 기후 요소 예측

서울대학교 함유근 교수는 CNN 기법을 이용하여 엘니뇨 남방 진동(El Nino Southern Oscillation, ENSO)을 예측할 수 있음을 보였다(Ham et al., 2019). 기존의 ENSO 예측은 대기-해양 결합 모델 시스템으로도 예측이 쉽지 않았으며, 예측 선행시간도 6개월 수준에 불과했다. 또한 전형적인 동태평양 엘니뇨와 중태평양 엘니뇨의 구분이 어려웠던 것에 비해 개발된 CNN 기반의 예측 모형은 12개월의 선행 시간을 가지고 엘니뇨의 패턴 예측이 가능해졌다(그림 1).

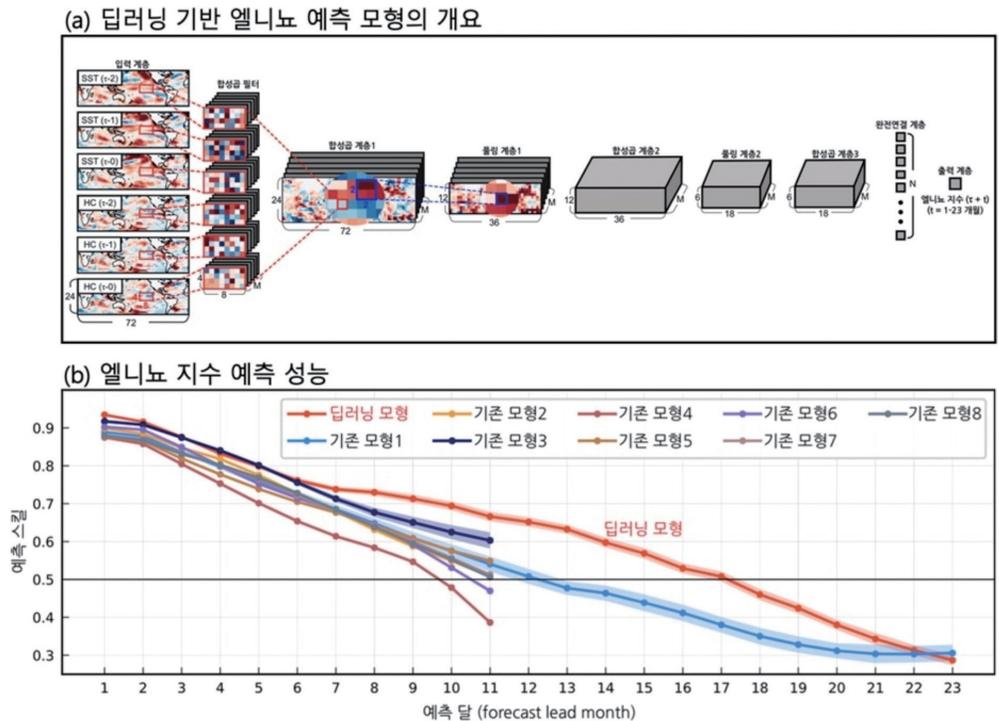


그림 1. 인공지능 엘니뇨 예측 모형의 개요와 성능

II 현재 인공지능 기법 적용의 한계점

현재 인공지능 기법을 이용한 날씨 예측 기술은 앞에서 언급된 바와 같이 다양한 변수들에 대하여 적용되고 있으며, 빠르게 발전하여 활용 가능한 수준의 성능을 제시하고 있다. 하지만 여전히 한계점을 가지고 있는데, 몇 가지 측면에서 이를 논의해 보고자 한다.

1. 물리적 이해 및 설명 부족

인공지능을 이용한 날씨 예측은 역학적·열역학적 법칙에 기반한 이해가 부족하여 예측 결과를 도출하는 과정과 이유를 해석하는 것이 어렵다는 한계를 가진다. NWP 모델 결과가 날씨 예측을 위한 핵심 도구로 사용될 수 있는 것은 모델이 지배 방정식을 풀어 대기 상태 변화를 계산하기 때문에 결과 변수를 통해 대기 상태 변화 과정을 파악 가능하다는 점이 중요하다고 볼 수 있다. 하지만 NWP 모델 예측 결과는 완벽하게 실제 대기를 표현하고 예측하는 것이 불가능하다. 모델이 대기를 지배하는 모든 법칙을 온전하게 반영하고 있지 않으며, 시·공간에 대한 특징적 편차(계통 오차)를 가질 수 있고, 모델이 불연속적인 격자를 기반으로 연속적인 대기를 표현하기 때문에 격자 공간 내에서 극값이 발생하더라도 평활화하여 나타내는 문제 등이 원인이다. 그렇기 때문에 예보관은 생산된 모델 예측 결과를 모델의 특성을 고려하여 최종 결정한다. 인공지능 기법 기반의 예측 결과가 NWP 모델과 유사한 수준으로 생산된다는 것은 현재의 날씨 예측의 핵심 도구를 대체할 수 있는 가능성을 시사하지만 여전히 완벽한 예측을 기대하기는 어렵다는 점과, 인공지능 기법의 예측 결과가 가지는 오차의 구조를 예보관이 판단하기 어렵기 때문에 생산된 예측 결과 그대로를 최종 예보로 사용하는 데 어려움이 존재한다.

인공지능 기법이 물리 기반의 추론이 아니기 때문에 대기를 지배하는 법칙들을 위배하는 결과를 생산할 수 있다. 예를 들어 연속 방정식으로 표현되는 질량 보존 법칙, 열역학 방정식으로 표현되는 에너지 보존 법칙에 위배되는 결과를 생산하면 설명이 어려운 것 뿐만 아니라, 예측 결과에 대한 신뢰도가 떨어진다. 특히, 전례 없는 극한 현상이 발생할 경우 예측 실패의 가능성이 높아진다. 한반도 지역에서 최근 들어 시간당 100mm 이상의 강한 강수 사례가 종종 관측되고 있다. 이는 2020년 강한 장마가 나타나기 이전 관측에서는 확인되지 않은 사례들이다. 방정식 기반의 NWP 계산에서는 조건만 충족되면 극한 현상의 발생을 표현할 수 있다. 하지만 인공지능 기법을 활용하는 과정에서 이러한 극한 사례의 정보가 훈련 자료로 충분히 제시되지 못한다면 극값을 생산하는 것은 어려운 것이다. 유사한 이유로 온난화를 포함하여 과거에 겪지 못한 환경 변화가 예상되는 미래 시기의 기후변화를 예측하는 분야에서 인공지능을 이용한 방법은 과거에 겪지 못한 새로운 형태 또는 강도의 현상을 추론하는 것은 어려운 것이다.

2. 자료 의존성 및 편향 문제

인공지능 기법은 학습 자료에 의존하기 때문에 관측 인프라가 부족한 해양, 사막, 극지역 등에서는 정확도가 급감할 것이다. 최근 극지역에서 앞서 언급된 것과 같이 과거 훈련자료에 의존하기 때문에 새로운 양상으로 발생하는 극한 현상을 예측하기 어렵다는 것도 자료 의존성 한계로 고려할 수 있다. 또한 많은 AI 연구에서 ECMWF의 재분석 자료(ERA5)를 훈련 자료로 활용하고 있는데, 이 자료 역시 모델의 단기 수행 결과이기 때문에 모델의 계통 오차가 포함될 수 있어 학습 결과로 잘못된 정보가 전이될 수 있다.

지구 대기에서 발생하는 현상들은 수평적으로 나타나는 파동의 전파, 시스템의 이동 뿐만 아니라 연직 방향으로의 구조에 따라 현상의 발생·발달·소멸 과정이 결정되기 때문에 이를 이해하고 예측하기 위해서는 충분한 해상도의 3차원 관측망이 반드시 필요하다. 3차원 대기를 직접 관측하는 거의 유일한 방법은 라디오 존데를 사용하는 것이다(그림 2). 하지만 비용과 인프라 문제 등에 의하여 공간적 해상도를 충분히 확보하기 어렵고, 특히 해상 관측망을 구축하는 것이 어렵다. 대기 현상은 시간 규모와 공간 규모가 선형에 가까운 특징을 가지는데 짧은 시간 동안 강하게 발달하여 큰 영향을 미치는 극한 현상들을 이해하고 감시·예측하기 위해서는 최소 수 km 수준의 공간 해상도의 3차원 관측망이 필요하다. 이는 인공지능 기법을 학습시키기 위한 자료도 동일하게 충분한 해상도 문제가 적용될 것이기에 충분하지 않은 자료를 사용해야 한다는 자료 의존성 문제도 존재한다. 관측의 공간 제한을 극복하기 위하여 위성, 레이더가 사용되고 있으나 이는 직접 해당 대기 변수를 관측하는 것이 아니라, 복사 또는 반사도를 통해 변수를 추정하기 때문에 자료 내부에 추정식의 불확실성으로 인한 오차가 포함되어 있어 편향의 문제를 동반한다.

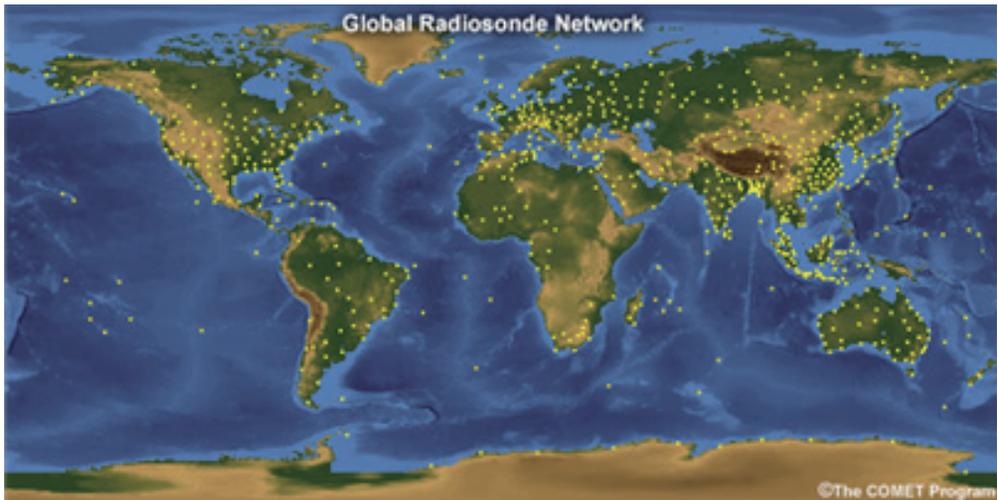


그림 2. 전지구 라디오 존데 관측소

3. 현업 운영의 어려움

기상청은 단순히 날씨 현상을 예측하여 정보를 제공하는 것을 넘어 재난 방재를 위한 결정 지원, 기후변화에 대응하고 적응하기 위한 정책 결정 및 인프라 구축의 과학적 근거를 제공한다. 그렇기에 기상청은 예보 실패 사례가 발생하면 사후 분석을 통해 실패의 원인을 과학적으로 규명하고 유사한 현상이 발생하는 경우에 예보 정확도가 높아질 수 있도록 예보 기술을 향상시키는 노력을 지속적으로 기울이고 있다. 예측 결과의 정확성 만큼이나 신뢰성이 중요하며 검증, 과학적 이해가 중요하기 때문에 설명 가능성에 한계를 가지는 인공지능 기법을 현업 예보로 바로 적용하는 것에는 부담이 있다.

국외의 최신 인공지능 날씨 예측 모델인 GraphCast, FourCastNet은 GPU 자원을 상당 규모로 요구한다. 현재 기상청에서 NWP를 운영하기 위한 슈퍼컴퓨터 시스템도 예산 확보에 부담을 가지고 있는데, 현재의 현업 모델들을 운영하기에 딱딱한 규모인 것이 현실이다. 향후 도입 예정인 시스템은 지금보다 높은 계산량을 가지도록 구성하고 있으나 현업 NWP 모델의 해상도 증가 및 미래 기후변화 대응을 위한 차세대 기후 예측 모델이 개발되고 있어 슈퍼컴퓨터의 계산량은 여유가 많지 않다. 이러한 현실에서 국가 기관인 기상청이 GPU 기반의 슈퍼컴퓨터 시스템을 추가로 확보하는 것은 많은 난관에 직면하게 될 것이 예상된다. 또한 NWP 모델을 개선하는 연구는 상대적으로 실험실 수준의 계산 서버에서 수행이 가능하지만 인공지능 기법 모델을 개선하는 과정은 주로 데이터의 품질을 개선하여 재학습을 수행하기 때문에 업데이트 비용이 큰 점 역시 현업 운영과 개선의 어려움으로 작용할 수 있다.

III 예보관 모사 인공지능 방안 개발

지금까지 현재 기상 분야에서 활용되고 있는 날씨 예측을 위한 인공지능 기법들과 한계점들에 대하여 논의하였다. 언급된 기술들은 날씨 예측을 위하여 자료 해석 및 추론이 주된 개념이라고 볼 수 있다. 여기에서는 예보관이 날씨를 예측하는 과정을 다시 검토하여 “인공지능”이 “예보관의 지능”을 모사하는 방안에 대하여 생각해 보고자 한다.

과거 국립기상과학원은 인공지능 전문가 그룹과 함께 인공지능 기법을 이용하여 예보관의 업무를 지원하는 연구를 수행하였다. 이를 포함한 기존의 인공지능 기반 예보 지원 연구의 주요 접근 방식은 예보관이 주로 참고하는 기본 및 보조 일기도를 입력 자료로

사용하여 예보관이 도출하는 결과를 학습시키는 방법이었다. 이 과정에서 대기과학의 배경 지식이 적극적으로 활용되기 보다는 예보관의 판단 절차를 주로 고려하였기 때문에 예보 생산 과정에 과학적 논리 판단은 크게 적용되기는 어려웠던 것으로 생각된다.

하나의 구체적인 예로 예보관이 500hPa 단과골을 파악하여 현상 발생을 판단하는 과정을 고려해보자. 숙련된 예보관은 500hPa 지위고도선을 이용하여 남쪽으로 휘어져 저기압성 흐름을 가지는 위치 중에서 곡률이 가장 작은 지역을 기준으로 파동의 특성을 고려하여 기압골을 판단하고 전형적인 형태인 고위도에서 저위도로 갈수록 서쪽으로 휘어지는 형태의 기압골을 결정할 것이다.

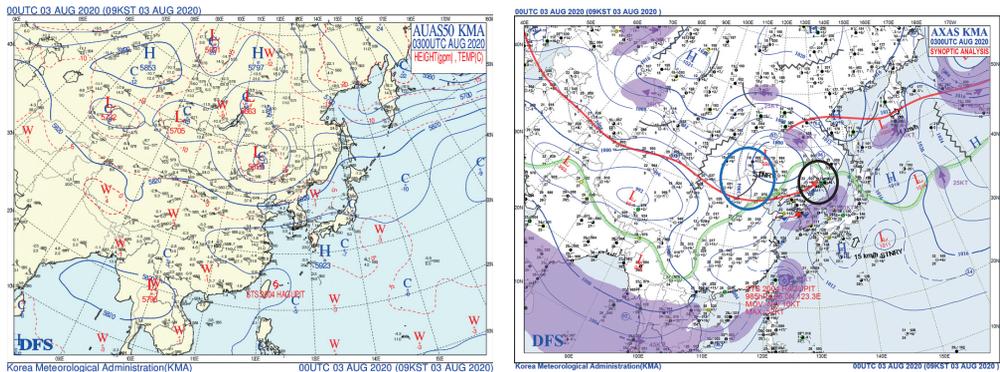


그림 3. 2020년 8월 3일 00 UTC의 (좌) 500hPa 일기도와 (우) 지상 분석 일기도

그림 3에 2020년 8월 3일 00 UTC의 예시를 제시하였다. 한반도 북서쪽 만주 지역에 상층 저기압 중심을 두고 기압골이 한반도로 접근하고 있는 상황에서 지상 분석 일기도에 표현된 것과 같이 중국 지역에 기압골(파란색 타원)이 분석되었으며, 동해 북쪽으로 한반도를 지나간 기압골(검은색 타원)이 분석되었다. 500hPa 일기도의 지위고도만으로 이 기압골을 파악하자면 중국 지역의 기압골은 상층 저기압 중심에서 다소 뾰족하게 남서쪽으로 표현된 지역을 판별해야 하며, 한반도 동쪽의 기압골은 5820gpm과 5760gpm 선이 굴곡을 가지는 위치로 판별해야 한다. 여기에 더하여 표현된 기압골의 위치를 판단한 다음 기압골의 범위를 결정하는 것은 다소 어려움이 있다. 예보관의 경험이 있다면 이를 판단하는 것은 가능하겠지만 지위고도만으로 모든 것을 판단하는 것은 무리가 있다.

기존의 접근 방식에서는 500hPa 지위고도를 입력자료로, 분석 일기도의 기압골 분석 결과를 정답으로 하여 인공지능 기법을 활용한 훈련을 수행하여 분석 모델을 구성하였다. 실제 이 인공지능 분석 모델을 통해 생산된 결과는 예보관이 판단한 기압골의 위치 및 형태와 큰 차이를 보였다. 숙련된 예보관이 지위고도를 참고하여 기압골을 분석한다는 사실에만 기반하여 발생하는 문제라고 할 수 있다. 예보관은 지위고도만으로 기압골 파악이 어려우면 그림 4와 같은 500hPa의 상대와도를 추가로 참고한다. 그림 4와 같이 주변 지역에

비해 상대와도가 높은 지역을 파악하면 지위고도 형태에 더하여 기압골 파악을 좀 더 명확하게 할 수 있다. 추가로 500hPa의 유선을 분석하면 완만한 흐름에서 굴곡을 가지는 변화를 분석하여 기압골 판단에 활용할 수 있다. 이와 같이 필요한 경우 추가되는 자료도 인공지능 모델을 학습시키는 데 고려할 필요가 있다. 이는 기압골의 특성을 파악하기 위하여 상세한 인간 예보관이 추가로 수행하는 분석 과정을 세심하게 검토할 필요가 있음을 의미한다.

하지만 이 예시에서도 상대와도가 크게 분석되는 모든 위치가 기압골로 분석되는 것은 아니며, 유선도의 모든 굴곡이 기압골로 판별되지 않거나 모든 기압골에서 유선의 굴곡이 부각되어 나타나지는 않는다. 현재 공주대학교 연구팀은 국립기상과학원에서 수행 중인 인공지능 기반의 예보관 지원 연구를 수행하고 있으며 이 예시에서와 같은 한계를 대기과학의 이론적 배경을 추가하여 극복하고자 한다. 그림 4에 표현된 상대와도 중 한반도를 동서로 통과하는 와도 밴드는 기압골로 분석되지 않는다. 상대와도를 자연좌표계로 표현할 경우 다음 수식과 같이 곡률와도와 시어와도로 나누어 표현할 수 있다.

$$\zeta = \frac{V}{r} - \frac{\partial V}{\partial n} \quad (1)$$

V는 풍속, r은 흐름의 곡률, n은 자연좌표계에서 흐름의 좌측으로 직교하는 법선 단위벡터이다. 한반도를 동서로 지나는 와도 밴드는 시어와도에 해당하는 것으로 분석할 수 있다(그림 5). 예보관이 판단하는 기압골은 곡률와도에 해당하는 것으로, 그림 5의 곡률와도가 그림 3에서 분석된 기압골과 잘 일치하는 것을 확인할 수 있다. 여기에서 대기과학의 이론적 배경을 고려할 필요가 있는데, 예보관이 기압골을 분석하는 이유는 상층 기압골의 진행 방향 전면에서 상승 운동이 유도되어 현상을 발생시킬 수 있으며, 이 지역의 하층에 저기압이 위치하면 저기압과 기압골은 결합되어 발달할 수 있기 때문이다.

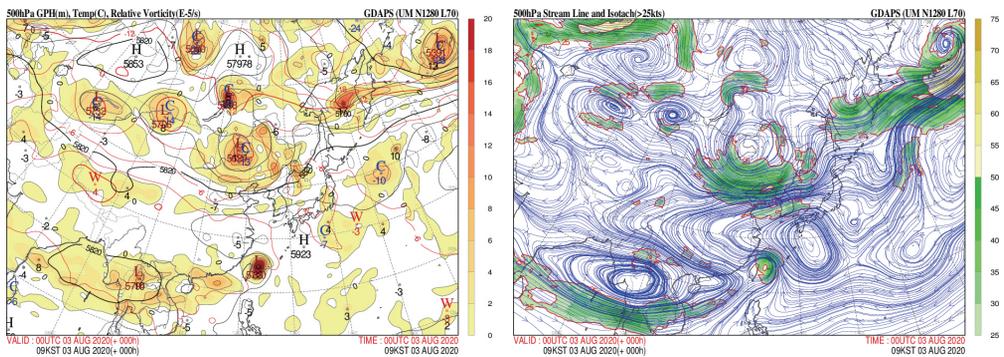


그림 4. 2020년 8월 3일 00 UTC 500hPa의 (좌) 지위고도, 기온, 상대와도 일기도, (우) 유선과 풍속

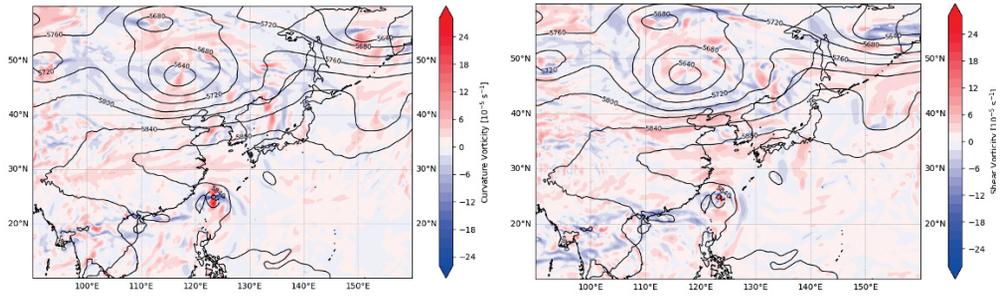


그림 5. 2020년 8월 3일 00 UTC 500hPa의 (좌) 지위고도, 곡률와도, (우) 지위고도, 시어와도

이를 설명하는 것이 준지균 이론이며 중요한 결론으로 식(2)의 지위경향 방정식과 식(3)의 오메가 방정식이 도출된다. 식(2)의 A는 지위고도의 경향, B는 와도 이류, C는 두께(층후) 또는 온도 이류의 연직 차이를 의미한다. C항은 상층 기압골의 전면 하층에 저기압이 위치하는 경우 상층 기압골 아래에 한랭 이류가 발생하여 지위를 감소시키기 때문에 기압골과 저기압이 발달함을 설명한다.

$$\underbrace{\left[\nabla^2 + \frac{\partial}{\partial p} \left(\frac{f_0^2}{\sigma} \frac{\partial}{\partial p} \right) \right]}_A \chi = \underbrace{-f_0 \vec{V}_g \cdot \nabla \left(\frac{1}{f_0} \nabla^2 \Phi + f \right)}_B - \underbrace{\frac{\partial}{\partial p} \left[-\frac{f_0^2}{\sigma} \vec{V}_g \cdot \nabla \left(-\frac{\partial \Phi}{\partial p} \right) \right]}_C \quad (2)$$

식(3)의 오메가 방정식은 A가 연직 운동(오메가, 기압 연직 속도), B가 와도 이류의 연직 차이, C는 두께 또는 온도 이류, D는 비단열 가열로 구성된다. 이는 B항에서 양의 와도 이류가 나타나면 상승 운동을 유도할 수 있음을 설명한다. 여기에서 양의 와도 이류는 최대 와도를 동서 흐름이 가로지를 때 나타날 수 있는데, 곡률와도 지역에서 크게 나타나며, 시어와도는 동서 흐름과 균일한 경도를 가지는 형태에 가깝기 때문에 상승 구역을 파악하기 위해서는 곡률와도 지역을 중점적으로 판단하는 것이 분석 목적에 가깝다고 볼 수 있다.

$$\underbrace{\left(\nabla^2 + \frac{f_0^2}{\sigma} \frac{\partial^2}{\partial p^2} \right)}_A \omega = \underbrace{-\frac{f_0}{\sigma} \frac{\partial}{\partial p} \left[-\vec{V}_g \cdot \nabla \left(\frac{1}{f_0} \nabla^2 \Phi + f \right) \right]}_B + \underbrace{\frac{1}{\sigma} \nabla^2 \left[\vec{V}_g \cdot \nabla \left(-\frac{\partial \Phi}{\partial p} \right) \right]}_C - \underbrace{\frac{R}{\sigma p c_p} \nabla^2 J}_D \quad (3)$$

지금까지 언급된 내용을 사용하여 객관적 기압골을 판단하더라도 예보관이 분석한 기압골과는 차이가 있을 수 있다. 현재 진행 중인 연구에서는 인공지능 기법을 사용하여 이론적 배경을 고려한 객관적 판단 요소를 예보관이 판단한 기압골과 같이 학습시켜 예보관의 지능을 모사하는 분석 모델을 개발하고자 한다.

이상의 논의를 통해 기압골 분석은 단순히 상층 일기도의 지위고도 형태를 인공지능 기법으로 학습시켜 얻을 수 있는 결론이 아님을 강조하고자 한다. 또한 현재의 인공지능

모델 학습 과정에서 예보관의 판단 과정을 고려하지 않고 단순히 예보관이 참고하는 대표 자료만을 입력 자료로 활용하는 방안이 타당하지 않음을 반드시 고려하여야 한다. 그리고 기압골 판단과 같은 분석 결과만을 목표로 하는 것이 아니라 예보관이 해당 분석 결과를 이용하여 예보에 사용하고자 하는 목적을 이해하고 이를 지원할 수 있는 모델이 개발되어야 한다.

예보관의 예보 생산 과정을 검토해 보면 제일 첫 단계는 현재 발생하여 한반도로 유입되고 있거나 향후 발생할 수 있는 현상의 구조와 메커니즘을 파악하는 것이다. 예보관은 대상 현상을 파악하면 이론과 경험을 통해 현상에 따라 중요한 핵심 요인을 다르게 적용한다. 이와 연계되어 과거 GK-2A 위성 활용 방안 개발 과정에서 NWP 모델과 위성 영상 및 산출물을 통해 발생한 현상을 판별하고, 현상별로 발달 및 쇠퇴에 연계된 핵심 요인을 제시하여 예보관을 지원하는 연구가 수행되었다.

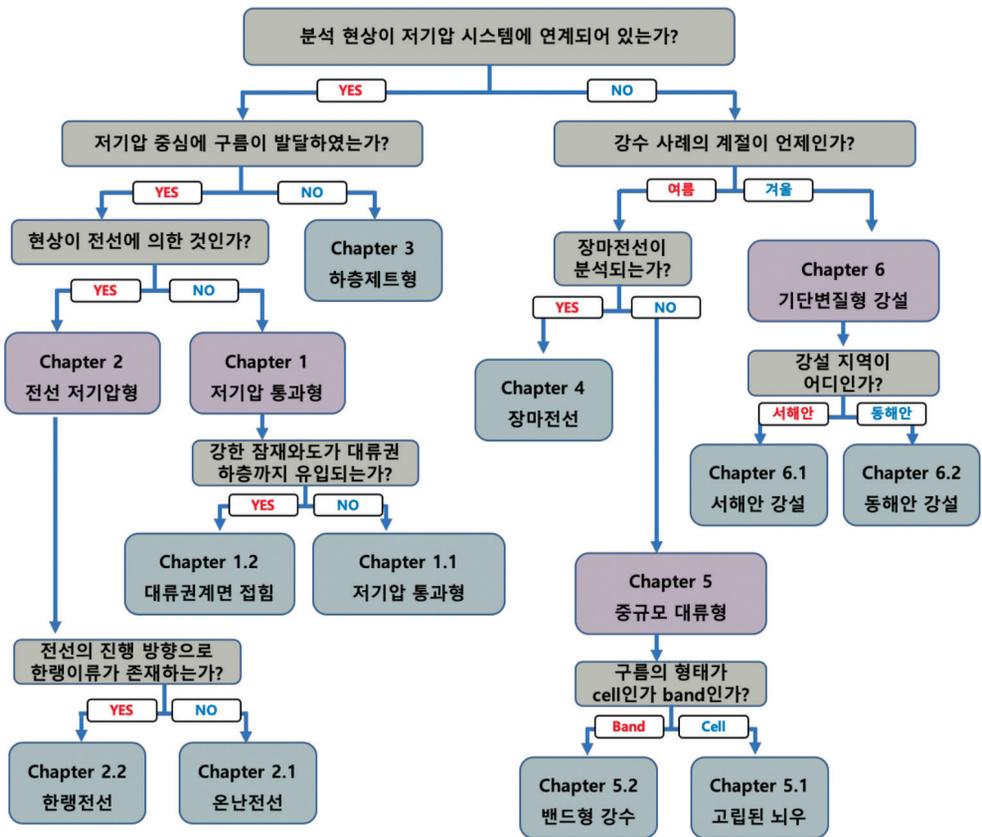


그림 6. 한반도 강수 시스템 특징에 따른 현상 분류표

이 연구의 결과는 객관적 요인을 사용하여 현상을 분류하고 발달을 판단하는 것이었으나, 예보관의 주관적 판단이 필요한 요소를 일부 포함하고 있다. 예를 들어 첫 질문인 “분석 현상이 저기압 시스템에 연계되어 있는가?”는 주요 요인 또는 강수가 저기압 구조와 이어져 있는지를 판단하는 것이다. 이러한 판단 과정은 “예보관의 지능”에 해당하는 경험에 의존할 수밖에 없다. 이 경험의 영역이야말로 인공지능 기법의 학습을 통해 극복할 수 있을 것으로 기대된다. 즉, 인공지능 기법이 대량의 자료 학습을 통해 모든 것을 해결한다는 것 보다, 이론적 내용을 포함한 객관적 요인을 입력자료로 활용하고 예보관의 경험에 따라 판단하는 영역을 인공지능 기법 기반의 학습으로 보완하면 예보관의 업무를 빠르게 지원하는 “지능을 가진” 결정 지원 도구가 될 수 있을 것이다.

IV 결론 및 제언

최근 인공지능 기법의 발전 속도는 가속되고 있다. 날씨 예보 분야 또한 인공지능 기법의 활용이 빠르게 늘어나고 있으며 인공지능 기법의 발전과 더불어 예측 성능이 수치예보모델에 비견할 정도의 수준에 도달하고 있다. 하지만 기술적 발전이 이루어지더라도 날씨 예보는 정보 생산 이상의 의미와 책임을 가진다. 그렇기에 예보관은 예보 과정에서 여전히 핵심적인 의미를 가진다. 먼 미래에 이 개념이 어떻게 바뀔지 예측하는 것은 쉽지 않으나, 현재 또는 가까운 미래에는 예보관 업무를 지원하는 형태로 인공지능 기법이 활용될 것으로 예상된다. 대량의 정보를 검색하고 처리하여 예보관의 업무 과정을 고려하여 지원하는 방향으로 인공지능 기법을 개발하고 적용하는 것은 현재의 예보 업무의 판도를 바꿀 수 있을 것으로 기대된다.

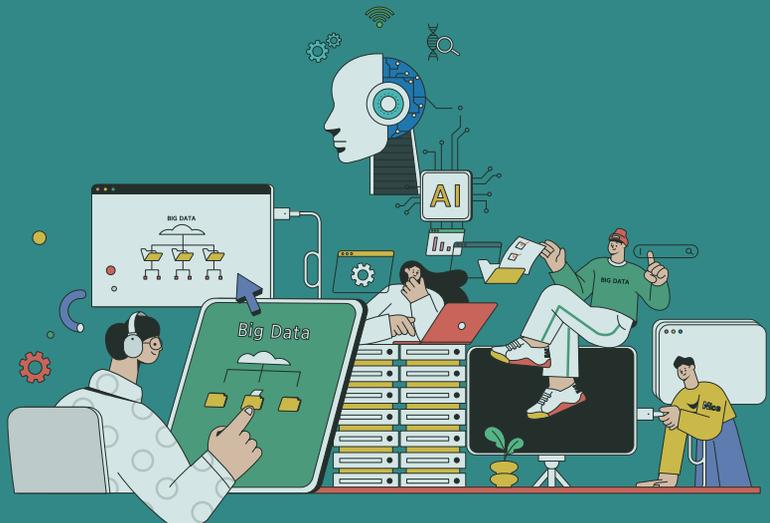
기상 예측을 위한 인공지능 기법 개발은 빅데이터 해석과 추론의 방향으로 진행되고 있다. 하지만 지금과 같은 대기 상태변수(온도, 지위고도, 바람 등)를 입력 자료로 학습시키는 것에서 나아가 기상 현상의 구조와 변화에 연관된 강제력을 설명할 수 있는 변수를 이론적으로 발굴하고 예보관의 판단 과정을 고려하여 인공지능 기법의 학습 자료로 사용하는 방향으로 전환될 필요가 있다. 이를 위해서는 인공지능 기법의 전문가 뿐만 아니라 과학적 이해를 바탕으로 하는 기상 현상 및 예측 전문가가 같이 참여하는 형태의 연구가 수행되어야 한다. 또한 인공지능 기법을 이용한 기상 예측의 비중이 늘어나는 상황에서도 기상 현상 자체에 대한 과학적 이해를 높이는 기초 연구가 같이 늘어나야 한다. 이론적 배경에 대한 연구와 이를 활용하는 인공지능 연구가 같이 진행될 때 궁극적으로 우리가 기대하는 예측 정확도의 향상이 이루어 질 수 있을 것이다.

참고문헌

- Ham, Y.-G., Kim, J.-H., and Luo, J.-J., 2019: Deep learning for multi-year ENSO forecasts. *Nature*, 573, 568-572, <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1559-7>.
- Lam, R., Sanchez-Gonzalez, A., Willson, M., Wirnsberger, P., Fortunato, M., Alet, F., Ravuri, S., Ewalds, T., Eaton-Rosen, Z., Hu, W., Merose, A., Hoyer, S., Vinyals, O., Stott, J., Pritzel, A., Mohamed, S., and Battaglia, P., 2023: Learning skillful medium-range global weather forecasting. *Science*, 384(6677), 1416-1421, DOI: 10.1126/science.adi233.

포커스

AI 분야 국가전략기술 특화연구소 / 이해숙(국립기상과학원 과장)



SI 분야 국가전략기술 특화연구소

이혜숙 국립기상과학원 인공지능기상연구과 과장 hslee05@korea.kr

- I 국가전략기술 개요와 의의
- II 기반 기술의 기상·기후 분야 적용
- III 한국형 기상·기후 SI 기반 모델 개발
- IV 기상·기후 SI 기반 모델 기술자립과 미래 전환

국립기상과학원은 기상·기후 분야 기술자립화를 위해 대한민국 2호 「국가전략기술특화연구소」로 지정되었다. 본 과제는 기후추세를 반영해 중기예보 정확도를 높이고, 초단기부터 장기까지 활용 가능한 한국형 SI 기반 모델 개발한다. 데이터 처리부터 인재양성까지 통합적 체계를 갖추고 있으며, 2025~2029년 동안 단계적으로 추진된다. 이후 국내외 협력과 기술확산을 통해 공공 SI 기술로 확장할 계획이다. 본 모델은 기상기후 분야 기술주권 확보와 국제 기술 기여의 기반이 될 것으로 기대된다.

I 국가전략기술 개요와 의의

1. 국가전략기술 정의 및 배경

국립기상과학원은 2025년 2월 「국가전략기술 인공지능분야 특화연구소」로 지정됐다. 이는 2023년 9월 「국가전략기술육성법」 시행 이후 서울대병원('24.1.)에 이어 두 번째로 지정된 '대한민국 2호 국가전략기술 특화연구소'이다.

국가전략기술은 전 세계적으로 기술패권 경쟁이 가속화되고 있는 기정학(技政學) 구도 속에서 대한민국의 기술주권 확립을 위한 핵심기술로 정부는 12대 핵심 국가전략기술¹⁾을 선정하고 관련 기술 육성을 위한 「국가전략기술 육성에 관한 특별법(이하 '특별법)」을 제정하였다. 특별법은 전략기술의 연구개발, 기술개발·인재양성 그리고 전략적 국제협력 등의 거점이 될 특화연구소 지정에 관한 내용을 담고 있다.

국립기상과학원은 인공지능 국가전략기술 특화연구소로서의 역할 수행을 위해 △한국형 기상·기후 AI 기반(FOUNDATION) 기술 개발, △핵심 인재양성 및 KAIST AI 기상예측연구센터 등 △국내·외 전문기관과의 협력 네트워크 구축을 통해 기상·기후 AI 기술 자립화 및 국내 기술확산을 위한 거점 센터로서의 역할을 수행할 예정이다.

2. 인공지능 특화연구소로 기상·기후 분야 지정

극한기상이 일상화되는 기후위기 시대, 기상재해 규모의 불확실성 증가는 기상·기후 정보를 날씨예보를 넘어 국가의 안정적이고 탄력성있는 생산능력 확보와 경제안보를 위한 핵심정보로 기능하게 하고 있다. 특히, 폭염, 태풍, 집중호우 등 극한기상이 일상화되는 가운데 기상·기후 예측기술은 재난 대응역량의 핵심지표로서 기술 주권의 확보는 첨단사회로 갈수록 더욱 중요해지고 있다.

이번 국립기상과학원의 인공지능분야 특화연구소 지정은 기상·기후 기술이 국가 차원의 전략기술 육성체계 안으로 본격 편입되었음을 의미한다(표 1).

1) 12대 핵심 국가전략기술: 반도체·디스플레이, 이차전지, 첨단 모빌리티, 차세대 원자력, 첨단 바이오, 우주항공·해양, 수소, 사이버보안, 인공지능, 차세대 통신, 첨단로봇 제조, 양자(국가전략기술 육성방안)

표 1. 국가전략기술 특화연구소 승인 및 지정 현황

분야	중점 기술	부처	지정대상	대표사업/지원내용
첨단바이오	합성 생물학	과기	한국생명공학연구원	<ul style="list-style-type: none"> 합성생물학 핵심기술개발(과기), 바이오파운드리 인프라 구축 및 활용기술개발(과기·산업) 등 바이오파운드리 인프라 구축, 합성생물학 협의체 운영 및 성과 기반 산업화
		산업		
		과기	KAIST 공학생명학대학원	<ul style="list-style-type: none"> 바이오파운드리 인프라 구축 및 활용기술개발 등 합성생물학 국제협력, 인력양성 프로그램 운영
	감염병	산업	백신글로벌산업화 기반구축사업단 (동물세포실증지원센터)	<ul style="list-style-type: none"> 바이오산업기술개발(맞춤형진단치료) 동물세포배양 기반 혁신제조기술 개발
			백신글로벌사업단 (미생물실증지원센터)	<ul style="list-style-type: none"> 바이오산업기술개발(맞춤형진단치료) mRNA 백신 실증지원
		과기	한국바이러스 기초연구소	<ul style="list-style-type: none"> 바이오의료기술개발(미래감염병 기술개발), 기초과학연구원연구단(한국바이러스기초연구소 운영) 등 바이러스 기초연구, 넥스트 팬데믹 대비(모의훈련 등)
		과기	한국화학연구원 의약바이오연구본부	<ul style="list-style-type: none"> 한국화학연구원 연구운영비 지원(국가위협 감염병 치료제어 기술개발), 바이오의료기술개발(미래감염병 기술개발) 등 치료제·백신 원천기술 확보 및 사업화
	디지털 헬스	복지	서울대병원 ('24.1. 지정)	<ul style="list-style-type: none"> 글로벌연구협력지원사업 (보스톤코리아 연구혁신지원- 디지털헬스 특화연구소) 韓美 의료데이터 연계 및 데이터기반 의과학자 양성
		과기	(공동) 생명연 KOBIC, KISTI 디지털바이오 컴퓨팅지원단	<ul style="list-style-type: none"> 국가통합바이오빅데이터구축, 국가생명연구지원선진화(바이오연구데이터 활용기반조성) 등 국가통합 바이오빅데이터 활용기반 조성
	유전자 세포 치료	과기	유전자·세포치료 TOP 전략연구단 (생명연 총괄, 총 6개 기관)	<ul style="list-style-type: none"> 바이오의료기술개발(바이오혁신기반조성) 희귀·난치 난제 해결 및 핵심기술 국산화, 지속적인 신규 파이프라인 공급
		복지	공모 후 결정	<ul style="list-style-type: none"> 재생의료 임상연구 기반조성 등 지정기관 추진 사업 유전자·세포치료제 선도기술 확보, 임상시료 생산, 사업화, 임상·산업계 인력양성, 국제협력
	인공지능	산업	한국전자기술연구원	<ul style="list-style-type: none"> PIM인공지능반도체핵심기술개발 등 온디바이스 및 서버향 AI반도체 및 SW기술 국산화
기상청		국립기상과학원 ('25.2. 지정)	<ul style="list-style-type: none"> 기상업무지원기술개발연구(인공지능 기술지원 및 활용) 기상 파운데이션 기술 자립화, 동아시아 AI 기상특화센터 지정 	
양자	과기	유관기관 컨소시엄 형태	<ul style="list-style-type: none"> 양자기술 플래그십 프로젝트 등 산학연 개방형 양자 연구거점 (인력 공동양성, 연구인프라 공동활용) 	

II 기반 기술의 기상·기후 분야 적용

1. 기반 모델이란?

최근 AI 기술은 ‘기반 모델(Foundation Model)’이라 불리는 새로운 패러다임의 등장으로 또다시 급격한 변화를 맞이하고 있다. 기반 모델은 방대한 양의 데이터를 활용하여 사전학습(pre-training)을 수행한 후 다양한 하위 과업에 맞게 적응(fine-tuning 또는 prompt engineering) 가능한 대형 AI 모델을 의미한다(Schneider et al., 2024). 이와 같은 접근은 기존의 특정 목적형 AI 모델과 달리, 하나의 모델이 텍스트 생성, 이미지 분석, 코드 생성, 번역으로 기상·기후 분야에서는 초단기에서 단·중기 그리고 계절과 기후까지 여러 분야에 걸쳐 광범위하게 활용될 수 있는 범용성과 유연성을 특징으로 한다.

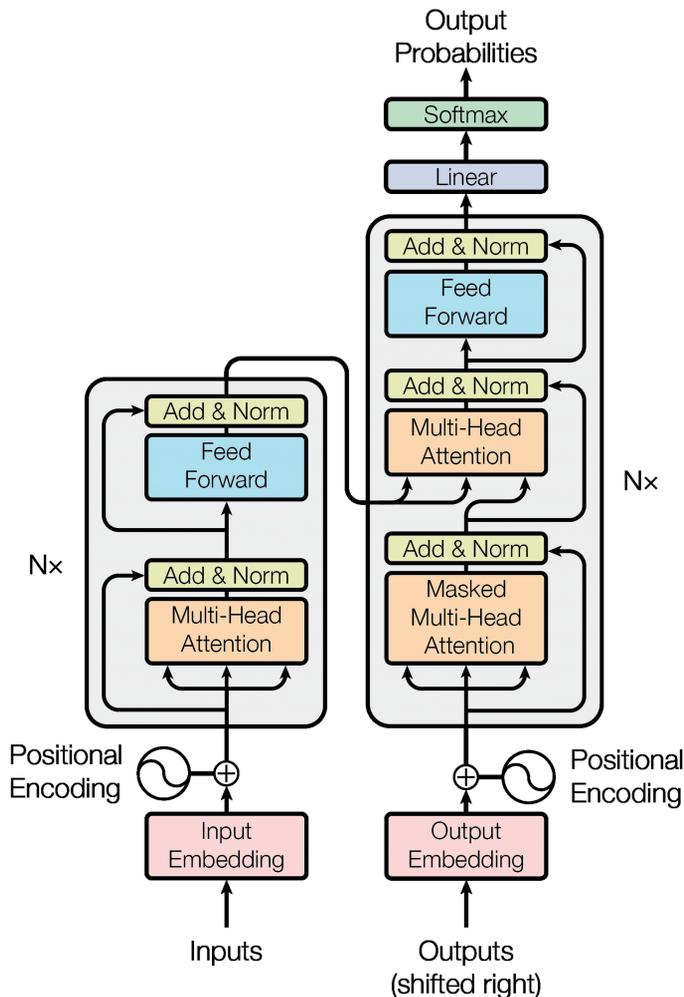


그림 1. 트랜스포머 구조

이러한 패러다임의 핵심 기술 중 하나는 2017년 구글이 발표한 ‘Attention Is All You Need’ 논문에서 제안된 트랜스포머(Transformer) 아키텍처이다(그림 1). 트랜스포머는 입력된 데이터 내 각 요소 간의 관련성을 self-attention 메커니즘을 통해 병렬적으로 계산함으로써, 정보 간 상호작용을 빠르게 파악하고 중요한 요소에 집중할 수 있게 한다. 이 구조는 학습 속도를 크게 향상시켰을 뿐만 아니라, 모델이 의미 있는 패턴을 스스로 선택·강조할 수 있도록 하여 텍스트, 이미지, 시계열 데이터 및 기후 데이터 등 다양한 형태의 데이터에 폭넓게 적용될 수 있는 기반을 마련하였다(Vaswani et al., 2017).

이와 같이 트랜스포머 구조의 도입으로 기반 모델은 수천억 개의 파라미터를 활용한 대규모 학습이 가능해졌으며, 논문·코드·이미지·웹문서 등 멀티모달 형태의 방대한 데이터를 통합적으로 수용할 수 있게 되었다. 그 결과, 학습 과정에서 명시적으로 다루지 않았던 문제에 대해서도 높은 성능을 보이는 ‘비약적 능력(emergent capabilities)’이 나타나고 있다. 예를 들어, 수학문제 풀이에 대한 별도 학습 없이도 적절한 프롬프트를 통해 정답에 가까운 해답을 도출해내는 현상은 이러한 능력의 대표적인 사례라 할 수 있다(Bommansini et al., 2021).

이러한 기반 모델의 확산은 AI 기술의 개발 방식뿐 아니라, AI를 활용한 서비스 전반의 구조적 변화를 야기하고 있다. 특히 모델 개발 및 배포의 중심이 소수의 글로벌 빅테크 기업에 집중되면서, 기상·기후를 포함한 다양한 도메인에서도 이들 기업의 기반 모델을 중심으로 생태계가 재편되는 양상이 뚜렷하게 나타나고 있다. 이를 통해 기술 개발의 효율성과 속도는 향상되었으나, 동시에 기술독점, 알고리즘 편향, 응용 확산에 따른 부작용도 함께 부각되고 있다. 특히 동일한 기반 모델이 여러 하위 응용에 반복 사용됨에 따라 하나의 오류나 편향이 광범위하게 전파될 수 있는 ‘알고리즘 동질화(homogenization)’ 현상에 대한 우려도 제기된다(Bommansini et al., 2021).

기상·기후 분야 또한 AI를 중심으로 한 글로벌 기술구도 변화의 영향권에 있다. 그러나 기상·기후 기술은 단순한 정보 제공을 넘어, 국가 재해대응 역량과 직결되는 공공 인프라로서의 성격을 갖는다. 따라서 해당 기술에 대해 기술주권을 확보하고, 국내 도메인 전문가의 참여를 통해 알고리즘 편향을 통제하며, 정확하고 신뢰 가능한 서비스를 제공할 수 있는 기술 자립화가 무엇보다 중요하다.

2. 기상·기후 AI 기반 모델 동향

AI 기반의 대규모 언어 및 시계열 모델 기술이 빠르게 발전함에 따라, 이러한 기반기술이 기상·기후 예측 분야에도 본격적으로 적용되기 시작했다. 특히 대용량 데이터 처리 능력과 다양한 시·공간 패턴 학습에 강점을 보이는 트랜스포머(transformer) 기반 구조는, 전통적인 수치예보모델(Numerical Weather Prediction, NWP)의 계산 복잡성과 의존적 구조를

보완하거나 대체할 수 있는 새로운 가능성을 제시하고 있다.

최근(2022~) 기상·기후 분야에서 AI 기술의 적용은 크게 두 가지 방향으로 발전하고 있다. 첫째는 특정 예보 범위(예: 5~10일)를 목표로 정밀 예측을 수행하는 단일 목적 AI 중기예측모델이며, 둘째는 다양한 예보 범위와 태스크에 걸쳐 확장 가능한 범용 기반 모델의 개발이다(그림 2).

전자의 대표 사례로는 Google DeepMind의 GraphCast와 Huawei의 Pangu-Weather가 있다. 두 모델은 고해상도 수치예보모델 출력을 학습하여 전지구 5일 또는 10일 단기 예보를 초고속으로 수행할 수 있도록 설계된 목적 특화 모델이다. GraphCast는 그래프 신경망 기반으로 ECMWF의 고해상도 수치모델(HRES) 대비 대부분의 주요 변수에서 더 높은 정확도를 보였으며, Pangu-Weather는 3차원 대기 구조를 반영한 트랜스포머 구조를 통해 빠른 계산과 높은 정확도를 동시에 달성하였다. 무엇보다 AI 기상예측모델은 1분 이내에 예측 수행이 가능할 정도로 연산 속도가 빠르며, 이는 수치예보 대비 수백 배 이상의 효율성을 보여준다(Bi et al., 2023; Lam et al., 2023).

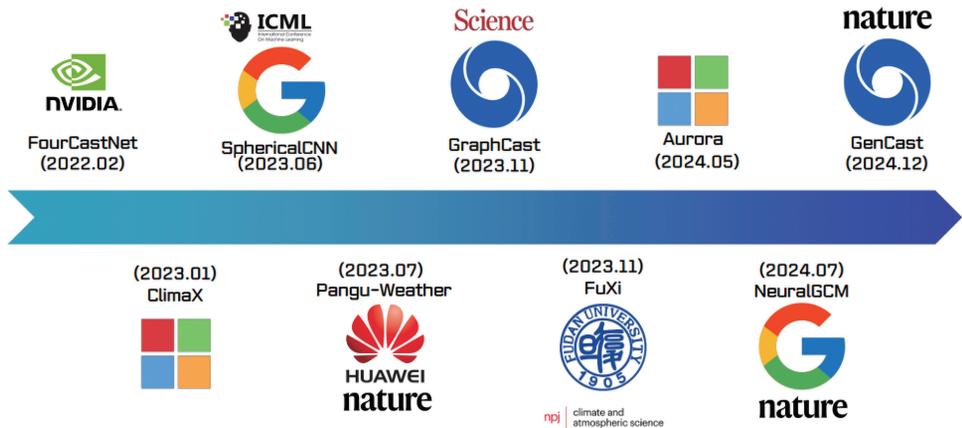


그림 2. 2022년 FourCastNet 이후 대표적인 기상·기후 AI 모델 발표 현황

한편, 다양한 시간·공간 범위의 기상·기후 예측을 단일 아키텍처로 수행하려는 시도는 기반 모델 개발을 통해 이루어지고 있다. 대표적으로는 Climax, Aurora, Prithvi WxC, CBottle이 있다.

- **Climax**는 Microsoft Research가 개발한 모델로, CMIP6의 다중 기후 데이터셋을 self-supervised 방식으로 사전학습한 후, 초단기예보부터 장기기후 전망까지를 단일 구조로 수행할 수 있는 잠재력을 입증하였다(Nguyen et al., 2023).

- **Aurora**는 Google Research가 개발한 멀티모달 트랜스포머 기반 모델로, NWP, 위성,

레이더 등 다양한 데이터를 통합하여 정밀 시계열 예측과 공간적 정합성을 동시에 확보한 최신 기반 모델이다(Bodnar et al., 2024).

- **Prithvi WxC**는 NASA와 IBM이 협력하여 개발한 기후 특화 AI로, 위성 관측 자료와 수치모델 출력을 통합한 AI 학습 구조를 바탕으로 여러 예측 태스크에 활용될 수 있는 확장성을 지닌다(Schmude et al., 2024).

- **CBottle**은 NVIDIA가 개발한 다중해상도 컨볼루션-트랜스포머 하이브리드 모델로, 대규모 ERA5 재분석 자료를 사전학습하였으며, 다양한 기상예보에 적용 가능한 범용 AI 기반 모델이다(Brenowitz et al., 2024).

이러한 AI 기상예측모델의 발전과 함께, AI 기상예보 관련 시장 규모도 빠르게 성장하고 있다. Verified Market Research는 매년 기상예보 및 안전·보안을 포함한 시장 규모를 분석하고 있으며 2023년 보고서에서는 2022년에서 2030년까지의 연평균 성장률(Compound Annual Growth Rate, CAGR)을 13.19%로, 2023년에서 2031년에 대한 분석에서는 5.6%의 연평균 성장률을 전망했다. 이러한 변화는 단순한 기술 진보를 넘어, 공공안전·국가 재난 대응 체계에 있어 기상·기후 기술의 전략적 중요성을 부각시키고 있다.

III 한국형 기상·기후 AI 기반 모델 개발

1. AI 초단기 강수예측 모델 개발

국립기상과학원은 위험기상에 대한 실시간 대응역량을 강화하고, AI 기반 기상예보 기술의 현업 적용 가능성을 검증하기 위한 연구의 일환으로, AI 초단기 강수예측 모델 'NowAlpha'를 개발하였다. NowAlpha는 10분 간격의 시간 해상도와 최대 6시간까지 강수예측을 목적으로 한다.

NowAlpha는 레이더 반사도를 입력으로 사용하는 생성형 딥러닝 모델로, 생성형 AI를 통해 과거 약 2시간 분량의 영상 데이터를 인코딩하여 강수의 이동 및 발달 패턴을 추출한 뒤, 트랜스포머 기반 예측 네트워크를 통해 미래 시점의 강수 분포를 예측한다(그림 3). 이후 예측된 잠재 공간(latent space) 정보를 생성형 AI로 디코딩하여 1km 해상도의 예측 영상으로 생성하는 구조를 갖는다. 이러한 인코딩-예측-디코딩 3단계 구조는 시·공간 상관관계를 효율적으로 학습할 수 있도록 설계되었으며, 특히 영상기반 AI 기술을 기상예측에 맞게 특화시킨 모델이라는 점에서 의미가 있다.

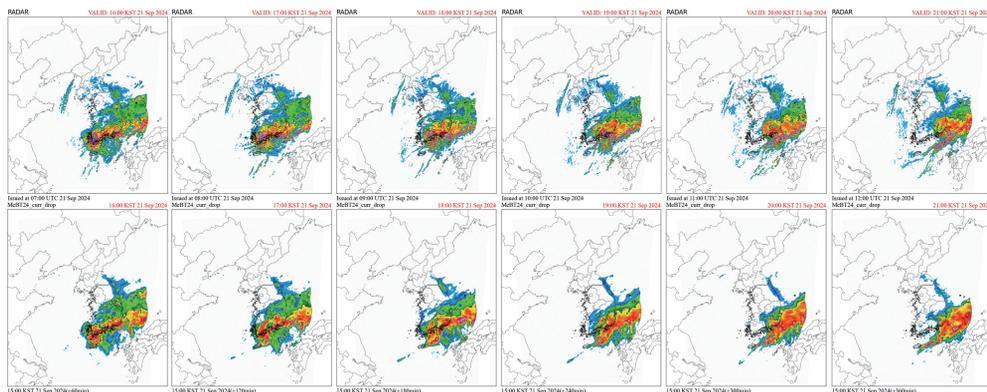


그림 3. 2024.09.21. 16:00 KST 사례: 관측 실황(위)과 NowAlpha 예측(아래) 결과 비교

NowAlpha는 2024년 국립기상과학원 테스트베드에서 시험운동을 거쳐 2025년 2월부터는 예보관 대상 시범운동을 통해 실시간 예보지원 도구로 제공되고 있다. 예보관들은 실제 예보 상황에서 NowAlpha의 예측 결과를 참고하고 있으며, 정성적 피드백과 정량적 검증을 바탕으로 모델의 현업 활용 가능성과 기술적 보완점을 동시에 평가하고 있다.

비록 NowAlpha는 입력 자료가 단일 채널(레이더 반사도)에 한정되어 있고, 아직 다양한 기상요소나 응용 분야로의 확장성은 고려되지 않은 단일 목적 모델이지만, 본 모델의 개발 및 운영 경험은 향후 AI 기반 예보기술이 기상청 현업 프로세스에 어떻게 통합될 수 있는지에 대한 실증적 사례를 제공하고 있다. 또한 고해상도 영상자료 처리, 실시간 예측 최적화, 예보관 피드백 기반 검증 등의 경험은 향후 한국형 기상·기후 AI 기반 모델(foundation model)을 구축하는 데 있어 실용적 기반을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

2. 한국형 기상·기후 AI 기반 모델 설계 및 개발

국립기상과학원은 특화연구소 대표과제인 ‘한국형 기상·기후 AI 기반 모델(K-Foundation Model for Weather & Climate)’ 개발에 착수하였다. 모델은 기상에서 기후까지 예측가능하도록 설계할 예정으로 기상·기후에 공통적으로 활용 가능한 사전학습 구조와 예측 선행시간, 시·공간 해상도와 목적별로 분화 가능한 응용 세부모델인 미세조정 구조로 구성된다.

사전학습은 위성, 레이더, 기상·기후 예측모델 등 이기종의 멀티모달 데이터를 통합 학습하는 구조로 설계되며 트랜스포머 기반의 사전학습을 통해 다양한 기상 현상의 시·공간적 패턴을 추출한다. 이를 통해 초단기(수 시간)에서 계절(수 개월)까지 다양한 예보범위를 포괄하는 미세조정 모델군과 연계한다(그림 4).

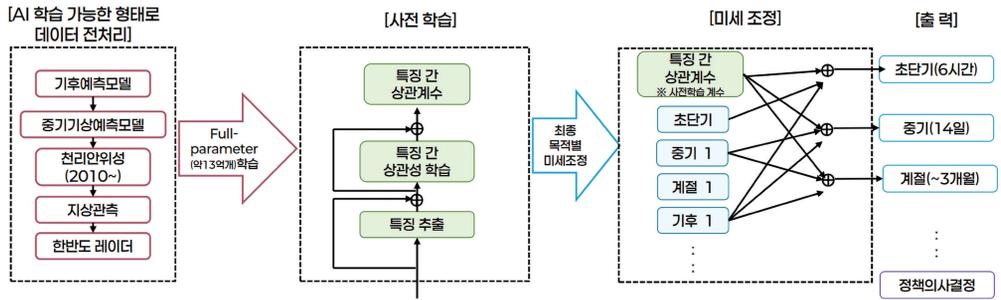


그림 4. 한국형 기상·기후 AI 기반모델 개념도

한국형 기상·기후 AI 기반 모델은 기후변화의 추세를 학습하게 됨으로써 과거에 없었던 극한 기상사례의 예측성이 향상될 것으로 기대하고 있으며 또한 더 나아가 기상·기후와 관련된 위험기상 대응 정책의사결정, 기후위기 관리 등 다양한 응용분야로 확장이 가능하도록 모델을 설계·개발해 나갈 예정이다.

IV 기상·기후 AI 기반 모델 기술자립과 미래 전환

기후위기의 가속화와 고위험 기상 현상의 일상화는 기존의 수치예보 기반 예보체계에 AI 기술이 융합된 새로운 패러다임으로 우리를 이끌고 있다. 이에 따라, AI를 접목한 예보체계의 구조적 전환은 더이상 선택이 아닌 필수적 대응전략이 되었으며, 국립기상과학원이 수행하는 국가전략기술 특화연구소 과제는 이러한 전환의 핵심 거점 역할을 수행한다.

이 과제는 단일 모델 개발에 그치지 않고, 기상·기후 데이터 처리, AI 학습 인프라, 현업 적용 인터페이스, 예보관 참여 구조, 인재양성 프로그램, 산업 생태계 조성까지를 포괄하는 통합형 연구개발 거버넌스를 지향한다. 특히 ‘연구개발-인력양성-기술확산’의 선순환 체계를 통해 AI 기반 예보기술의 내재화와 지속가능한 기술자립 생태계를 구축하는 것이 핵심이다.

이러한 기술개발을 실현하기 위해 특화연구소는 2025~2027년 동안 데이터 처리 체계 구축과 사전학습용 모델 개발, 2027~2028년은 fine-tuning 및 응용모델 제작, 2028년 이후부터는 모델 운영, 기술확산, 해외 협력 기반 확산 체계 구축으로 이어지는 단계적 개발 로드맵을 추진 중이다. 또한 글로벌 기술 경쟁 속에서 국내 독자 기술 기반을 확보함과 동시에, KAIST AI 기상예측연구센터, WMO 및 글로벌 빅테크 기업 등과의 국내외 연구협력체계를 구축하고 기상 AI 분야의 국제표준화에 기여하는 역할도 병행 수행하고 있다. 이러한 전략은 단순한 자립에 머무르지 않고, 국제 기술 생태계에 기여하는 공공 AI 기술모델로의 확장 가능성을 제시한다.

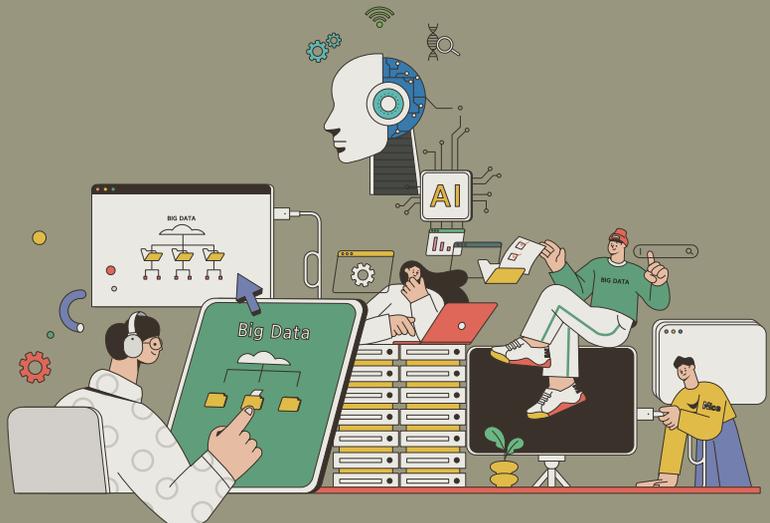
앞으로의 기반 모델 개발은 국내 예보체계를 AI 중심으로 전환시키는 기술적 토대이자, 기상청이 국민의 생명과 재산을 지키는 선제적 정보기관으로 자리매김하기 위한 전략적 인프라로 작동하게 될 것이다. 기상·기후 AI 기반 모델은 기술자립과 국제 기여를 아우르는 이중의 전략축 위에서, 미래 기상과학기술의 방향을 새롭게 열어갈 핵심 플랫폼이 될 것으로 기대된다.

참고문헌

- Bi, K., Xie, L., Zhang, H., Chen, X., Gu, X., and Tian, Q., 2023: Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks. *Nature*, 619, 533-538, <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06185-3>.
- Bodnar, C. et al., 2024: A Foundation Model for the Earth System, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.13063>.
- Bommansini, R. et al., 2021: On the Opportunities and Risks of Foundation Models, *CoRR* abs/2108.07258.
- Brenowitz, N. D., 2025: Climate in a Bottle: Towards a Generative Foundation Model for the Kilometer-Scale Global Atmosphere, <https://arxiv.org/html/2505.06474v1>.
- Lam, R. et al., 2023: Learning skillful medium-range global weather forecasting. *Science*, Vol. 382, No. 6677.
- Nguyen, T., Brandstetter, J., Kapoor, A., Gupta, J. K., and Grover, A., 2023: ClimaX: A foundation model for weather climate, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.10343>.
- Schmude, J. et al., 2024: Prithvi WxC: Foundation Model for Weather and Climate, <https://arxiv.org/abs/2409.13598>.
- Schneider, J., Meske, C., and Kuss, P., 2024: Foundation Models, A New Paradigm for Artificial Intelligence. *Bus. Inf. Syst. Eng.*, 66(2), 221-231, <https://doi.org/10.1007/s12599-024-00851-0>.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., and Polosukhin, I., 2017: Attention is All You Need, *Advances in Neural Information Processing System 30(NIPS 2017)*, <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1706.03762>.

부록

기상기술·정책지 발간 목록



기상기술·정책지 발간 목록

❖ 창간호, 제1권 제1호(통권 창간호), 2008년 3월

칼 럼	• 기후변화 대응을 위한 기상청의 역할	권원태	3-11
정책초점	• 기후변화감시 발전 방향	김진석	12-18
	• 미국의 기상위성 개발현황과 향후전망	안명환	19-38
	• 기상산업의 위상과 성장가능성	김준모	39-45
	• 최적 일사 관측망 구축방안	이규태	46-57
	• 국가기상기술로드맵 수립의 배경과 의의	김백조, 김경립	58-61
논 단	• A New Generation of Heat Health Warning Systems for Seoul and Other Major Korean Cities	L.S. Kalkstein, S.C. Sheridan, Y.C.Au	62-68
해외기술동향	• 프랑스의 에어로솔 기후효과 관측 기술	김상우	69-79
	• 일본의 우주기상 기술	김지영, 신승숙	80-84

❖ 기상산업의 현황과 전략, 제1권 제2호(통권 제2호), 2008년 6월

칼 럼	• 기후변화시대, 기상산업 발전상	봉종헌	1-3
정책초점	• 기상산업의 중요성과 전략적 위치	이종우	5-13
	• 기후변화가 산업에 미치는 경제적 영향과 적응대책	한기주	14-22
	• 기후경제학의 대두와 대응 전략	임상수	23-33
	• 기후변화와 신재생에너지 산업	구영덕	34-45
	• 기상산업 육성을 위한 정책대안 모색	김준모, 이기식	46-54
	• 미국 남동부의 응용기상산업 현황	임영권	55-64
	• 최근 황사의 특성 및 산업에 미치는 영향	김지영	65-70
논 단	• A brief introduction to the European Cooperation in the field of Scientific and Technical Research (COST)	Radan Huth	71-81
	• 우주환경의 현황과 전망	안병호	82-92
해외기술동향	• 유럽의 기후변화 시나리오 불확실성 평가: EU(유럽연합) 기후변화 프로젝트를 중심으로	임은순	93-103
	• 미국 NOAA의 지구 감시 현황	전영신	104-107

❖ 항공기 관측과 활용, 제1권 제3호(통권 제3호), 2008년 9월

칼 럼	• 기상 관측·연구용 항공기 도입과 활용	정순갑	1-4
정책초점	• 무인항공기 개발 현황 및 응용 방안	오수훈, 구삼욱	6-18
	• 해외 기상관측용 항공기 운영 및 활용 실태	김금란, 장기호	19-34
	• 항공기를 이용한 대기물리 관측 체계 수립 방안	오성남	35-45
	• 효과적인 항공기 유지 관리 방안	김영철	46-56
	• 공군에서의 항공관측 현황과 전망	김종석	57-66
	• 항공기를 이용한 대기환경 감시	김정수	67-74
	• 항공/위성 정보를 활용한 재해 피해 조사	최우정, 심재현	75-84
논 단	• 유/무인항공기를 이용한 기후변화 감시	윤순창, 김지영	85-93
해외기술동향	• 미국의 첨단 기상관측 항공기(HIAPER) 운영 현황	김지영, 박소연	94-99
	• 미국의 탄소 추적자 시스템 개발 현황 및 전략	조천호	100-108
	• 미국의 우주기상 예보와 발전 방향	곽영실	109-117
뉴스 포커스	• 한국, IPCC 부의장국에 진출	허 은	118-119

기상기술·정책지 발간 목록

❖ 전지구관측시스템 구축과 활용, 제1권 제4호(통권 제4호), 2008년 12월

칼 럼	• 전지구관측시스템(GEOSS) 구축과 이행의 중요성	정순갑	1-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • GEO/GEOSS 현황과 추진 계획 • GEOSS 구축을 위한 전략적 접근 방안 • GEO 집행위원회에서의 리더십 강화 방안 • 국내의 분야별 GEOSS 구축과 발전 방안 - 재해 분야 - 보건 분야 - 에너지자원 분야 - 기상 및 기후 분야 - 수문 및 수자원 분야 - 생태계와 생물다양성 분야 - 농업 분야 - 해양 분야 - 우주 분야 	엄원근 김병수 허은 신동철 박덕근 이희일 황재홍, 이사로 이병렬 조효섭 장임석 이정택 김태동 김용승, 박종욱	6-21 22-31 32-39 40-41 42-44 45-47 48-50 51-53 54-56 57-58 59-62 63-67 68-71
논 단	• Taking GEOSS to the next level	José Achache	72-75
해외기술동향	<ul style="list-style-type: none"> • GEOSS 공동 인프라(GCI) 구축 동향 • 최근 주요 선진국의 GEO 구축 현황 	강용성 이경미	76-83 84-95
뉴스 포커스	• 한국, GEO 집행 이사국 진출	이용섭	96-97

❖ 기상장비의 녹색산업화 전략, 제2권 제1호(통권 제5호), 2009년 3월

칼 럼	• 녹색산업으로서의 기상장비 산업 육성 정책 방향	전병성	1-2
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 기상장비의 산업여건과 국산화 전략 • 기상장비 수출 산업화를 위한 성공전략 • 기상레이더 국산화 추진 방안 • 기상레이더의 상용화 현황과 육성 방안 • 기상장비의 시장성 확보 전략 및 방향 	김상조 이종국 장기호, 석미경, 김정희 조성주 이부용	4-13 14-21 22-29 30-41 42-51
논 단	• 외국의 기상레이더 개발 동향과 제언	이규원	52-72
해외기술동향	<ul style="list-style-type: none"> • 유럽의 기상장비 산업 현황: 핀란드 바이살라를 중심으로 • 세계의 기상장비 및 신기술 동향 	방기석 김지영, 박소연	73-80 81-89

❖ 기후변화와 수문기상, 제2권 제2호(통권 제6호), 2009년 6월

칼 럼	• 기후변화에 따른 수문기상 정책 방향	전병성	1-2
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 기후변화와 물환경정책 • 기후변화에 따른 물 관리 정책 방향 • 기후변화에 따른 하천 설계빈도의 적정성 고찰 • 수문기상정보를 활용한 확률강우량 산정 방안 • 수문기상학적 기후변화 추세 • 기상정보 활용을 통한 미래의 물관리 정책 • 이상가뭄에 대응한 댐 운영 방안 	김영훈 노재화 김문모, 정창삼, 여운광, 심재현 문영일, 오태석 강부식 배덕호 차기욱	4-15 16-27 28-37 38-50 51-64 65-77 78-89
논 단	• 기후변화의 불확실성 해소를 위한 대응방안	양용석	90-110
해외기술동향	<ul style="list-style-type: none"> • 미국의 기상-수자원 연계기술 동향 • NOAA의 수문기상 서비스 및 연구개발 현황 • 제5차 세계 물포럼(World Water Forum) 참가기 	정창삼 김지영, 박소연 김용상	111-121 122-131 132-140

기상기술·정책지 발간 목록

❖ 기상·기후변화와 경제, 제2권 제3호(통권 제7호), 2009년 9월

칼럼	• 기상정보의 경제적 가치 제고를 위한 정책 방향	전병성	1-2
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 기후변화에 따른 에너지정책 • 기후변화 대응이 경제에 미치는 영향 • 기후변화가 농업경제에 미치는 영향 • 기상 재난에 따른 경제적 비용 손실 추정 • 기상산업 활성화와 과제 • 날씨 경영과 기상산업 활성화를 위한 정책 제언 	박현종 박종현 김창길 김정인 이만기 김동식	4-18 19-29 30-42 43-52 53-59 60-69
논 단	• 기후변화와 새로운 시장	이명균	70-78
해외기술동향	<ul style="list-style-type: none"> • 기상정보의 사회·경제적 가치와 편익 추정 • 강수의 경제적 가치 평가 방법론 	김지영 유승훈	79-85 86-96
뉴스 포커스	• 기상정보의 경제적 가치 평가 워크숍 개최 후기	이영근	97-103

❖ 날씨·기후 공감, 제2권 제4호(통권 제8호), 2009년 12월

칼럼	• 날씨공감포럼의 의의와 발전방향	전병성	1-2
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • [건강] 지구온난화가 건강에 미치는 영향 • [해양] 기후변화에 있어서 해양의 중요성과 정책방향 • [산림] 기후변화에 따른 산림의 영향과 정책방안 • [관광] 기후변화 시대의 관광 활성화 정책방향 • [도시기후] 대구의 도시 기후 및 열 환경 특성 • [에너지] 태양에너지 소개와 보급의 필요성 • [디자인] 생활디자인과 기후·기상과의 연계방안 	고상백 이재학 차두송 김의근 조명희, 조운원, 김성재 김정배 김명주	4-19 20-29 30-41 42-50 51-60 61-72 73-88
논 단	• 국민과의 '소통' - 어떻게 할 것인가?	김연중	89-97
뉴스 포커스	• 날씨공감포럼 발전을 위한 정책 워크숍 개최 후기	김정윤	98-101

❖ 기후변화와 산업, 제3권 제1호(통권 제9호), 2010년 3월

칼럼	• 기후변화에 따른 기상산업의 성장가능성과 육성정책	박광준	1-2
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 기상이변의 경제학 • 기후변화 영향의 경제적 평가에 관한 소고 • 기후변화 정책에 따른 산업계 영향 및 제언 • 기후변화예측 관련 기술 동향 및 정책 방향 • 기후변화와 건설 산업 • 코펜하겐 어코드와 탄소시장 • 기후변화, 환경산업 그리고 환경경영 • 이산화탄소(CO2) 저감기술 개발동향: DME 제조기술 	이지훈 한기주 이종인 이상현, 정상기, 이상훈 강운산 노종환 이서원 조원준	4-11 12-21 22-32 33-45 46-56 57-66 67-77 78-84
논 단	<ul style="list-style-type: none"> • 기후변화와 정보통신 산업의 상관관계: 그린 IT를 중심으로 • 기후변화 대응을 위한 산업계 및 소비자의 책임 	양용석 김창섭	85-99 100-109
뉴스 포커스	• 기후변화미래포럼 개최 후기	김정윤	110-115

기상기술·정책지 발간 목록

❖ 국가 기후정보 제공 및 활용 방안, 제3권 제2호(통권 제10호), 2010년 6월

칼 럼	• 국가기후자료 관리의 중요성	켄 크로포드	1-2
정책초점	• 기후변화통합영향평가에대한 국가기후정보의 역할	전성우	4-11
	• 친환경 도시 관리를 위한 기후 정보 구축 방안	권영아	12-22
	• 기상정보의 농업적 활용과 전망	심교문	23-32
	• 기상자료 활용에 의한 산불위험예보 실시간 웹서비스	원명수	33-45
	• 경기도의 기상·기후정보 활용	김동영	46-57
	• 국가기본풍속지도의 필요성	권순덕	58-62
	• 국가기후자료센터 구축과 기상산업 활성화	김병선	63-74
	• 국가기후자료센터 설립과 민간의 역할 분담	나성준	75-83
	• 가치있는 기후정보	김윤태, 정도준	84-99
논 단	• 기상청 기후자료 활용 증대 방안에 관한 제언	최영은	100-110
뉴스 포커스	• 국가기후자료센터의 역할	임용한	111-119

❖ 장기에보 정보의 사회·경제적 가치와 활용, 제3권 제3호(통권 제11호), 2010년 9월

칼 럼	• 장기에보 투자 확대해야	박정규	1-2
정책초점	• 전력계통 운영 분야의 기상정보 활용	정응수	4-15
	• 기상 장기에보에 대한 소고	박창선	16-23
	• 패션머천다이징과 패션마케팅에서 기상 예보 정보의 활용	손미영	24-33
	• 장기에보의 사회·경제적 가치와 서비스 활성화 방안	김동식	34-43
	• 기상 장기에보의 농업적 가치와 활용	한점화	44-53
	• 장기에보 정보의 물관리 이수(利水) 측면에서의 가치와 활용	우수민, 김태국	54-64
	• 기상예보와 재해관리	박종윤, 신영섭	65-81
• 장기에보 업무의 과거, 현재, 그리고 미래	김지영, 이현수	82-89	
해외기술동향	• 영국기상청(Met Office) 해들리센터(Hadley Centre)의 기후 및 기후영향에 관한 서비스 현황	조경숙	90-101
	• WMO 장기에보 다중모델 앙상블 선도센터(WMO LC-LRFMME)	윤원태	102-106
뉴스 포커스	• 영국기상청과의 계절예측시스템 공동 운영 협정 체결	이예숙	107-109

❖ 사회가 요구하는 미래기상서비스의 모습, 제3권 제4호(통권 제12호), 2010년 12월

칼 럼	• 시대의 요구에 부응하는 기상·기후서비스	권원태	1-3
정책초점	• 기상학의 역사	윤일희	6-16
	• 지질학에서 본 기후변동의 과거, 현재, 그리고 미래	이용일	17-29
	• 예보기술의 성장 촉진을 위한 광각렌즈	변희룡	30-44
	• 전쟁과 기상	반기성	45-55
	• 날씨와 선거	유현종	56-64
	• 기후변화와 문학	신문수	65-74
	• 기후변화와 문화 I (문명의 시작과 유럽문명을 중심으로)	오성남	75-87
	• 비타민 D의 새로운 조명	김상완	88-96
	• G20서울정상회담과 경호기상정보 생산을 위한 기상청의 역할	이선제	97-105
논 단	• 기상정보의 축적과 유통 활성화를 통한 국부 창출	김영신	106-115
	• 날씨의 심리학	최창호	116-122
해외기술동향	• 기상정보의 사회·경제적 평가에 관한 해외동향	김정윤, 김인경	123-130

기상기술·정책지 발간 목록

❖ 신규 시장 창출을 통한 기상산업 육성 방안, 제4권 제1호(통권 제13호), 2011년 6월

발간사	• G20 국가에 걸맞는 기상산업 발전 방향	조석준	1-3
칼럼	• 대학과 공공연구소의 기상기술 이전 활성화 및 사업화 촉진을 위한 기술이전센터(TLO) 발전 방안	박종복	4-13
	• 새로운 기상산업 시장창출과 연계된 금융시장 활성화에 대한 소고 - 보험산업의 입장에서	조재린, 황진태	14-23
정책초점	• 신규 기상시장 창출을 통한 기상산업 육성 방안 연구	국립기상연구소 정책연구과	26-63

❖ 도시기상관측 선진화방안, 제4권 제2호(통권 제14호), 2011년 12월

발간사	• 도시기상 선진화, 미래의 약속입니다.	조석준	1-3
칼럼	• 도시기후 연구의 과거, 현재, 미래	최광용	6-18
	• 기후변화로 인한 도시 재해기상의 특성 변화 및 기상관측 선진화 방안	박민규, 이석민	19-30
	• 도시열섬의 환경평가와 도시기상관측시스템 구축방안	김해동	31-42
	• 수치모델을 이용한 도시기상 연구의 현재와 한계	이순환	43-50
	• 도시 기상 관측 연구 현황	박영산	51-62
정책초점	• 도시기상 관측 선진화 방안 연구	이영곤	64-73

❖ 원격탐측기술(레이더, 위성, 고층) 융합정책 실용화 방안, 제5권 제1호(통권 제15호), 2012년 6월

칼럼	• 원격탐측의 융합정책과 기상자원 가치 확산	Kenneth Crawford	3-8
정책초점	• 레이더-위성 융합 강수정보 생산 기술	신동빈	10-18
	• 위성과 첨단기술 융합을 통한 미래 기상서비스 발전 방향	은종원	19-27
	• 라이다 관측기술 활용 방안	김덕현	28-41
	• 위성기술을 이용한 수문분야의 융합 정책	배덕호, 이병주	42-53
	• 위성자료의 해양 환경감시 활용	황재동	54-65
논단	• 우리나라의 융합기술발전 정책 방향	이상현	66-72
해외기술동향	• 일본의 원격탐사 활용 및 융합정책	윤보열, 장희욱, 임효숙	73-85
포커스	• 레이더 융합행정 포럼 : 레이더운영상과	송원화	86-93

❖ 해양기상서비스의 현황 및 전망, 제5권 제2호(통권 제16호), 2012년 12월

칼럼	• 해양기상서비스의 의미 및 가치 확산	박관영	3-7
정책초점	• 해양기상 융합서비스의 필요성	김민수	10-20
	• 수자원 변동에 따른 해양기상서비스의 강화	김희용	21-29
	• 해양기상정보 관리의 선진화 방안	정일영	30-39
	• 해양기상·기후변화 대응을 위한 정책제언	양홍근	40-47
논단	• 해양기상서비스 현황과 정책 방향	김유근	48-57
해외기술동향	• 선진 해양기상기술 동향	우승범	58-67
포커스	• 제4차 WMO/IOC 해양학 및 해양기상 합동기술위원회(JCOMM) 총회	해양기상과	68-73

기상기술·정책지 발간 목록

❖ 국민의 행복 증진을 위한 "기상기후서비스 3.0", 제6권 제1호(통권 제17호), 2013년 6월

칼 럼	• 국민이 원하는 기상기후서비스	이일수	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 기상기후분야 과학과 서비스 발전 방향 • 지진조기경보 역량 강화를 위한 정책적 제언 • 기상기후 서비스 혁신을 위한 기술경영 전략 • 자연재해 대응 서비스 기술 및 정책변화 	전종갑 최호선 박선영 허종완, 손홍민	6-14 15-30 31-47 48-59
논 단	• 수요자 맞춤형 서비스를 위한 기상기술 고도화 방안	김영준	60-72
포커스	• 국민행복서비스 포럼 개최 후기	국립기상연구소 정책연구과	73-78

❖ 빅데이터 활용 기상융합서비스, 제6권 제2호(통권 제18호), 2013년 12월

칼 럼	• 정부3.0에 따른 기상기후 빅데이터 활용	고윤화	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • [정책] 정부3.0 지원을 위한 빅데이터 융합전략 • [정보] 스마트국가 구현을 위한 빅데이터 활용방안 • [서비스] 빅데이터 분석 기반 기상예보의 신뢰도 향상 방안 • [경영] 빅데이터 기반 날씨경영 성과 제고 방안 - 공항기상정보 활용사례 - • [농업] 기후변화시나리오 활용 농업 기상 과학 융합 전략 • [재난] 재난관리의 새로운 해결방안, 빅데이터 	안문석 김현균 이기광 방기석 김창길, 정지훈 최선화, 김진영, 이종국	6-13 14-31 32-46 47-58 59-76 77-87
논 단	<ul style="list-style-type: none"> • 기상기후데이터를 품은 빅데이터 • 한국형 복지국가의 전략적 방향성안 	이재원 안상훈	88-97 98-111

❖ 기상기후 빅데이터와 경제, 제7권 제1호(통권 제19호), 2014년 6월

칼 럼	• 기상기후 빅데이터를 활용한 날씨경영	고윤화	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 기상기후정보의 사회경제적 역할 • 미래 재난재해 해결을 위한 기상기후 서비스 • 빅데이터의 사회경제적 파급효과 • 기상기후 빅데이터의 산업경영 활용과 전략 • 기상기후 빅데이터 기반 기상산업육성 	안중배 김도우, 정재학 김진화 김정인 송근용	6-11 12-19 20-30 31-41 42-56
논 단	<ul style="list-style-type: none"> • 빅데이터 기반의 미래 산업 • 기상기후정보 효율성 제고를 위한 융복합 연구 	황종성 이성중	57-71 72-77
포커스	• 위험기상에 따른 기상기후 빅데이터 활용	국립기상연구소 정책연구과	78-93

❖ 위성 기술과 활용, 제7권 제2호(통권 제20호), 2014년 12월

칼 럼	• 위성을 활용한 전지구적 관측 방안	고윤화	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 기상위성 운영기술의 선진화 방안 • 관측위성기술의 현황 및 전망 • 연구개발용 위성의 현업 활용성 제고 방안 • 위성을 이용한 국가재난감시 체계 구축 • 위성영상서비스 시장 비핵과 새로운 관점 	김방엽 김병진 안명환 윤보열, 염종민, 한경수 조황희	6-15 16-24 25-43 44-56 57-67
논 단	• 우주기상의 연구 현황 및 발전 방향	김용	68-81
해외기술동향	<ul style="list-style-type: none"> • 기상위성 기술·정책 정보 동향 • 위성기반 작전기상 소개 	국가기상위성센터 위성기획과 안숙희, 김백조	82-92 93-100

기상기술·정책지 발간 목록

❖ 장마의 사회경제적 영향, 제8권 제1호(통권 제21호), 2015년 6월

칼 럼	• 장마와 날씨경영	고윤화	3-5
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 수자원 확보에 있어서 장마의 역할 • 장마가 농업생산에 미치는 영향 • 장마의 변동성과 예측성 향상 • 장마기간 유통산업 영향 및 전략 • 장마철 유의해야할 건강 상식 	박정수 최지현 서경환 김정운 이준석	8-16 17-24 25-30 31-40 41-51
논 단	• 장마-몬순 예측기술 향상 방안	하경자	52-59
해외기술동향	• 동아시아 여름강수 예측기술 현황	권민호	60-65

❖ 겨울철 위험기상의 영향과 대응, 제8권 제2호(통권 제22호), 2015년 12월

칼 럼	• 겨울철 위험기상 예보의 중요성	고윤화	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 겨울철 위험기상을 위한 에너지 정책 • 한국의 동절기 도로제설 현황 • 한파가 농업에 미치는 영향 • 겨울철 한파 대비 건강관리 	김두천 양충헌 심교문 송경준	6-17 18-29 30-41 42-56
논 단	<ul style="list-style-type: none"> • 겨울철 위험기상의 예측능력 향상 • 미래 겨울철 위험기상의 변화 	김주홍 차동헌	57-68 69-75

❖ 영향예보의 현황 및 응용, 제9권 제1호(통권 제23호), 2016년 6월

칼 럼	• 영향예보를 통한 기상재해 리스크 경감	고윤화	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 영향예보 비전과 추진 방향 • 재해기상 영향예보시스템 현황 소개 • 영향예보 지원을 위한 수치예보 개발 방향 • 영향예보를 위한 수문기상정보 지원 	정관영 최병철 김동준 이은정	6-22 23-31 32-40 41-51
논 단	• 재해영향예보의 효과	손철, 김건후	52-63
포커스	• 확률 예보를 위한 앙상블예측 기술 소개 및 현황	강지순	64-74

❖ 인공지능을 접목한 기상 분야 활용, 제9권 제2호(통권 제24호), 2016년 12월

칼 럼	• 기상서비스를 변화시키는 인공지능	고윤화	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능의 발달이 몰고 오는 변화상 • 4차 산업혁명과 기상예보시스템의 혁신 • 인공지능 시대를 살아가기 위한 인간 능력은? • 인공지능의 기상정책 개발 활용 	진석용 최혜봉 구본권 국립기상과학원	6-20 21-30 31-50 51-63
논 단	• 인공지능 도입으로 정확도를 혁신하는 기상예보	고한석	64-77

기상기술·정책지 발간 목록

❖ 영향예보 서비스 확대, 제10권 제1호(통권 제25호), 2017년 6월

칼 럼	• 영향예보 서비스 개발과 활성화	고윤화	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 영향예보 서비스 확대를 위한 제언 • 교통안전관리를 위한 도로기상정보 활용 • 태풍 재해 리스크 관리를 위한 영향예보 • 기상, 기후 그리고 숲과 사람 • KISTI 재난대응 의사결정지원시스템(K-DMSS) 소개 	예상욱 손영태 이은주 박주원 조민수	6-17 18-30 31-40 41-55 56-70
논 단	<ul style="list-style-type: none"> • 기상예측정보를 활용한 농경지 물사용 영향예보 • 화재 기상예보 서비스 	최진용, 홍민기, 이성학, 이승재 류정우, 권성필	71-81 82-92
포커스	• 오픈데이터와 일본기상비즈니스 컨소시엄	정효정	93-107

❖ 4차 산업혁명과 미래 기상기술, 제10권 제2호(통권 제26호), 2017년 12월

칼 럼	• 기후변화 저감을 위한 미래 기상기술	남재철	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 4차 산업혁명과 미래 기후변화 대응기술 • 4차 산업혁명 시대의 기후변화 대응 • 인공지능 기술 발전을 위한 제도 및 정책 • 기후변화 대응을 위한 에너지 정책 	김형주 채여라 김윤정 전재완	6-15 16-25 26-43 44-54
논 단	• 기후변화에 대응하기 위한 농업과 과학기술의 융합	이현숙	55-65
포커스	• 4차 산업혁명과 미래 전문직	윤상후	66-73

❖ 여름철 위험기상의 영향과 대응, 제11권 제1호(통권 제27호), 2018년 6월

칼 럼	• 국민의 안전을 위협하는 여름철 폭염과 대응	남재철	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 기후변화로 심화되는 폭염 대응을 위한 경보체계의 개발 • 재난정보관리 표준화 기술 개발 • 지표홍반자외선정보 제공 및 향후 대응 • 스마트 폭염대응을 위한 기상 전문가의 역할 • 인공지능을 활용한 재해기상 저감·예측 기술 	이명인 김병식 박상서 권용석 김동훈	6-18 19-34 35-43 44-53 54-69
논 단	• 미래 여름철 기온변화에 의한 건강영향 예측	이재영, 김호	70-77
포커스	• 폭염 피해와 정책 동향	김도우	78-85

❖ 기상정보 활용 확대와 기상청의 역할, 제12권 제1호(통권 제28호), 2019년 6월

칼 럼	• 날씨, 국민 생활의 시작과 끝	김종석	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 기상조건에 따른 이동수요의 변화 • 기상데이터로 알려주는 국민건강 알람서비스 • 신재생에너지 발전량 예측에서의 기상정보 활용 • ICT수목원과 기상기술 • 기후변화가 농작물 생산에 미치는 영향과 대응 • 4차 산업혁명 기술을 활용한 친환경 건축/도시 설계 기술 • 실시간 수(水)재해 예측을 위한 기상정보 활용 방안 	이재호, 전재영 한성욱, 전예슬 이영미, 박다빈 이상용 문경환 이호영 이병주	6-14 15-23 24-32 33-43 44-57 58-69 70-80
포커스	• 복합재난대응 연구사례 중 도심지 침수 현상을 중심으로	백용, 이동섭, 김형준	81-87

기상기술·정책지 발간 목록

❖ 겨울철 위험기상의 사회경제적 영향, 제12권 제2호(통권 제29호), 2019년 12월

칼 럼	• 겨울철 안심사회 건설과 기상청의 기여	김종석	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 도로에서의 기상정보 활용 및 시스템 구축 사례 • 정확한 산불위험 예보를 위한 노력 • 기해년 4월 산불 이후, 「산불극복 뉴딜 전략」 제언 • 미세먼지 개선을 위한 국가 정책 및 기술 방향 • 2019년 겨울철 대설·한파 종합대책 • 건강한 겨울나기, 겨울철 질환에 대한 예방 및 대응 	윤덕근 이병두 김경남 심창섭 최병진 임도선	6-16 17-24 25-39 40-48 49-59 60-68
논 단	• 서울시 미세먼지 저감정책의 효과: 차량 배출량 관점	허창희	69-80

❖ 중규모 대류계 기상현상의 이해와 대응, 제13권 제1호(통권 제30호), 2020년 6월

칼 럼	• 호우 피해, 아는 만큼 대비할 수 있다	김종석	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 코로나, 4차 산업혁명, 그리고 대기 관측 • 도시 돌발홍수 관리를 위한 수문과 기상 기술의 융합 • 기후변화 대응과 소하천 계측기술 	홍진규 황석환, 이동률 정태성	6-23 24-40 41-52
논 단	<ul style="list-style-type: none"> • 돌발 기상 예보와 과제 • 중규모 대류계의 예측 • 위성원격탐사 기반의 한반도 하계 강우특성 진단 • 중규모 대류계 연구를 위한 국지기상관측 제언 	이우진 이동규 손병주 이규원	53-65 66-79 80-90 91-105
포커스	• 집중호우 등 풍수재 사고와 담보보험	이보영	106-112

❖ 유관 부처 기상정보 관측·예측기술 현황, 제13권 제2호(통권 제31호), 2020년 12월

칼 럼	• 소금과 같은 기상서비스, 가치를 더하기 위해 부처협업이 필요한 때입니다	박광석	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 국립해양조사원 해양예보서비스 현황 • 동해연안 원전주변 해양환경변화 실시간 모니터링시스템 • 도로기상정보를 활용한 도로살얼음 사고예방 사례와 제언 • 해양로봇을 활용한 해양 공간 조사와 활용 • 국가대기오염측정망 운영과 명예대기관리원 제도 • 식물계절 현장 관측자료를 활용한 산림생태계의 기후변화 영향 예측 • 드론과 위성을 활용한 디지털 농업관측기술 • 홍수관리를 위한 기상 관측 및 정보 활용 현황 	이준식 신충훈 경기원 권오순 박지해 손성원 홍석영 현명숙	6-16 17-31 32-43 44-54 55-63 64-72 73-86 87-98

❖ 미래 도심항공교통(UAM) 준비를 위한 지식·기술 그리고 정책, 제14권 제1호(통권 제32호), 2021년 6월

칼 럼	• 도심항공모빌리티(UAM) 성공을 위한 필수 정보 '기상정보'	박광석	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 도심항공교통을 위한 기상관측 제언 • 도심항공기상을 위한 중미기상학 • 안전한 UAM을 향한 제언 • 도심항공교통(UAM) 안전을 위한 바람시어 및 돌풍감지시스템 	이규원 강성락 홍진규 박문수	6-19 20-31 32-41 42-55
논 단	• K-UAM 사업으로의 도시대기과학 연구 활용	김재진	56-66
포커스	• UAM 운항 지원을 위한 항공기상 자료 관련 제언	구성관	67-76

기상기술·정책지 발간 목록

❖ 2050 탄소중립 대응 전략, 제14권 제2호(통권 제33호), 2021년 12월

칼 럼	• 탄소중립을 위한 청량음료 한 모금	박광석	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 2050년 탄소중립 달성 전략 • 2050 탄소중립 추진전략(에너지기술) • '2050 탄소중립'과 기후변화 과학 • 탄소중립 이행을 위한 신재생에너지 발전 분야의 이음새 없는(Seamless) 기후예측정보의 활용 제언 • 2050 탄소중립 달성을 위한 생태계의 역할 • 탄소중립대응을 위한 탄소흡수원 관리 	노동운 김현구 전의찬 오지현 이동근 이우균	6-18 19-25 26-32 33-44 45-55 56-65
포커스	• 기후위기 극복을 위한 탄소중립과 기후변화 적응	박진한	66-74

❖ 기상특보의 사회경제적 효과, 제15권 제1호(통권 제34호), 2022년 6월

칼 럼	• 기상재해 리스크 경감을 위한 기상청의 도전	유희동	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 폭염특보 현황 및 선진화 • 폭염과 건강영향, 그리고 대응정책 • 폭염(열파)이 국민 건강에 미치는 영향을 고려한 폭염특보 개선 방향 제언 • 호우특보와 재난관리 • 도시 기후변화 재해취약성분석 제도의 이해와 기상분야 과제 	이명인 홍윤철 최광용 조재웅 권용석	6-20 21-29 30-41 42-54 55-62
논 단	• 변화하는 기후에 달라지는 태풍: 시사점과 대응방안	문일주	63-73
포커스	• 자연재난에 안전한 지자체 구축을 위한 기상특보의 활용	허종배	74-83

❖ 지진·화산·지진해일 기술동향 및 추진방향, 제15권 제2호(통권 제35호), 2022년 12월

칼 럼	• 지진, 더 이상 남의 나라 얘기가 아니다	유희동	3-4
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 3차원 속도구조 모델을 이용한 지진 분석과 지진동 예측 • 우리나라 주변 해역에서 발생하는 지진 • 지진해일 모델링의 새로운 도전과 과제 • 지진해일 조기 탐지 및 예·경보를 위한 기술 동향 및 제언 • 화산기술과 화산특화연구센터 	이준기 김광희 손상영 신성원 윤성효	6-16 17-25 26-42 43-55 56-70
포커스	• 백두산 화산 재해	이윤수	71-81

❖ 선진 기술동향 및 미국 기상예산 분석, 제16권 제1호(통권 제36호), 2023년 6월

칼 럼	• 기상기술의 퀀텀점프를 가능케 할 양자컴퓨팅 기술	유희동	3-5
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 메커니즘 기반의 장마 이해 • 집중관측을 통한 한반도 중규모 강수과정 연구 • 양자컴퓨팅과 일기예보: 장마와 집중호우를 중심으로 • 수치해석기반 기상 및 기후예측을 위한 양자컴퓨팅의 실현 가능성 연구 	장은철 이규원 방승현 안도현	8-19 20-35 36-47 48-58
포커스	• 미국 해양대기청(NOAA)의 예산구조 분석	김득갑	59-71

기상기술·정책지 발간 목록

❖ 기후전망·기상조절 기술동향 및 선진국 투자 동향, 제16권 제2호(통권 제37호), 2023년 12월

칼 럼	• 기후위기 시대, 더욱 안전한 국민의 나라를 위한 기상청의 역할	유희동	3-5
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 신속하게, 정의로운 저탄소사회로 전환을 위한 미래 기후전망의 활용과 제언 • IPCC 6차 기후변화 평가보고서 기반 한반도 상세 기후변화 전망 • 기상조절기술 현황 및 전망 • 구름물리첨배: 미래로 전진을 위한 실험실 	최영은 차동현 김병곤 엄준식	8-22 23-35 36-48 49-67
포커스	• 기상선진국 미국의 기상 관련 예산 분석	김득갑	68-89

❖ 해양기후변화 대응과 해양 감시·관측 기술, 제17권 제1호(통권 제38호), 2024년 6월

칼 럼	• 미래를 위한 항해: 해양기상·기후 서비스 강화	유희동	3-5
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 해양기후변화의 이해와 예측 • 아르고 플로트 기반 전지구 해양감시·관측 • 웨이브 글라이더(wave glider) 소개 및 활용 • 해양글라이더의 개발과 활용: 국내 사례 및 태풍 예측력 향상 방안 	안중배 김백조, 조형준, 이철규 김대현 박종진	8-24 25-35 36-49 50-69
포커스	• 수요자 중심의 해양기상서비스	박승균	70-83

❖ 인공강우 기술의 발전과 기후변화 대응을 위한 활용방안, 제17권 제2호(통권 제39호), 2024년 12월

칼 럼	• 비구름을 만드는 '인공강우', 산불 예방을 위한 새로운 대안	장동언	3-5
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • 인공강설실험의 물리·화학적 통합 검증 • 인공강우 시뮬레이션 연구 및 현업운영 방향 • 인공강우의 실질적인 효과들 • 모델링을 통해 살펴본 인공강우의 생태보호 효과 • 인공강우를 통한 미세먼지 저감 가능성 • 인공강우를 통한 우박억제 효과 • 인공강우 항공관측의 필요성 및 전망 • 구름물리실험첨배 연구성과 	김병곤 송상근 유철상 나우영 박진수 김경익 엄준식 박민수	8-21 22-41 42-58 59-72 73-85 86-94 95-115 116-129
해외기술동향	• 주요국가별 인공강우 기술 및 현황	차주완	130-137
포커스	• 기상조절 주요 현업국가의 조직과 예산	김영미	138-143

❖ 초단기부터 기후까지: AI 기반 기상예측 기술개발, 제18권 제1호(통권 제40호), 2025년 6월

칼 럼	• AI 예보 혁신, 국민 안전을 위한 기상청의 새로운 도전	장동언	4-5
정책초점	<ul style="list-style-type: none"> • AI 단중기 기상예측모델 • AI 기반 기후예측기술 개발 • 예보 지원을 위한 설명가능 인공지능: 신뢰성과 현업 활용성 강화를 위한 제언 • 예보관의 기상 업무 지원을 위한 인공지능기법 연구 방향 	윤세영 함유근 최재식 장은철	8-19 20-37 38-56 57-68
포커스	• AI 분야 국가전략기술 특화연구소	이혜숙	70-80



기상기술·정책 Vol.18, No.1
Meteorological Technology & Policy

Volume 18, Number 1

33, Seohobuk-ro, Seogwipo-si, Jeju-do, 63568, Korea

TEL. 064-780-6505 | FAX. 064-738-9071

<http://www.nims.go.kr>