

배포일시	2020. 11. 30.(월) 14:00 (총 8매)		보도시점	2020. 12. 1.(화) 10:00	
담당부서	연구개발담당관 융합기술연구부 위성운영과	담당자	과장 오미림 부장 이철규 과장 김도형	전화번호	02-2181-0336 064-780-6680 043-717-0251

**‘인공지능 기반의 엘니뇨 증장기
 예측시스템’ 최우수 연구 성과로 선정!**
 - 기상청, 국가연구개발 우수성과 100선에 연구 성과 3건 선정 -

- 기상청(청장 박광석)의 연구 성과 3건이 ‘2020년 국가연구개발 우수 성과 100선(주관 과학기술정보통신부)’에 선정되었다.
 - 매해 기상청은 우수성과 100선에 선정됐으며, 기상기후와 관련한 지속적인 연구를 통해 올해는 최우수 1편을 포함하여, 총 3편이 우수성과에 선정되었다.
- 최우수성과로는 순수기초기반(인프라) 분야에 〈인공지능 심화학습(딥러닝) 기법을 활용한 기후예측시스템 개발 및 대양 간 상호작용 규명(함유근, 전남대학교)〉이 선정되었다.
 - 이 연구는 세계 최초로 인공지능 기반의 엘니뇨 증장기 예측시스템을 개발한 성과이며, 신기술의 도입과 획기적인 예측 성능 향상을 인정받아 〈네이처(Nature)지〉에도 게재되었다.
 - 개발된 성과는 10년 이상의 장주기 예측, 계절 내 진동 예측 등 다양한 기상 및 기후 현상의 예측에 활용 가능할 것으로 기대된다.

□ 우수성과로는 에너지·환경 분야에 〈국가 재난방지 및 사회적 이슈대응을 위한 기상항공기 활용기술 개발〉(차주완, 국립기상과학원)이, 순수기초·기반(인프라) 분야에 〈똑똑한 기상 지킴이, 기상위성 지상국〉(안도섭, 한국전자통신연구원)이 우수성과로 선정됐다.

○ 「국가 재난방지 및 사회적 이슈대응을 위한 기상항공기 활용기술 개발」은 기상청의 기상항공기 관측정보를 활용하여 집중호우, 태풍 등 위험기상 예측 정확도를 개선한 성과다.

○ 「똑똑한 기상 지킴이, 기상위성 지상국」은 세계 최고 수준의 천리안 위성 2A호 지상국을 성공적으로 개발한 성과이다.

- 천리안위성 2A호 지상국은 기존 천리안위성 1호 대비 약 1,000배의 대용량과 고해상도 자료를 수신·처리·분석할 수 있는 신속성과 신뢰성을 갖추었다. 이를 통해 우리나라의 기상예보 정확도 향상뿐만 아니라 세계 12개국에 관측정보를 제공하는 등 국가 위상 제고에도 이바지하고 있다.

□ 박광석 기상청장은 “기후위기 시대에 기상과학 분야의 연구개발은 국민의 안전과 생활 편익을 위해 가장 기초적인 투자로, 이번 선정은 미래 지향적인 기상연구개발의 적정성을 인정한 결과입니다.”라며, “지속적으로 기상연구개발을 추진하여 기상 분야의 과학적 기반을 탄탄하게 만들겠습니다.” 라고 말했다.

□ 붙임: 1. 최우수 연구 성과 요약

2. 우수 연구 성과 요약 1

3. 우수 연구 성과 요약 2

□ 연구자 정보

- 소속/부서: 전남대학교/지구환경과학부
- 연구자/직위: 함유근/교수

※ 과제: 기상지진 See-At 기술개발연구-대서양 변동성에 기인한 한반도 기후예측 기술개발('18년~'20년/총 연구비:1,650백만 원/출연연구)

□ 핵심성과

- 인공지능 딥러닝 기법(합성곱 신경망 기법)을 응용하여 기후 변동성의 주요 원인인 엘니뇨 현상의 중장기 예측시스템 최초 개발
- 개발된 딥러닝 기법 기반 엘니뇨 예측시스템은 기존보다 엘니뇨 발생 여부 예측성을 약 2배 향상
- 2019년에 SCI 논문 2편(Nature, Science) 발표

□ 주요 내용

- 기존 엘니뇨 예측 성능의 경우 1년 이상의 예측에서 매우 제한적인 예측 성능을 가진 반면, 이번 연구에서 개발된 딥러닝 기법 기반 엘니뇨 예측 시스템은 18개월 앞서 엘니뇨 지수 예측 가능
- 대서양-태평양-인도양 간의 상호작용이 엘니뇨 전개 양상에 매우 중요함을 제시함
- 대서양의 기후 변동이 한반도 이상기후에도 영향을 줄 수 있음을 확인해 엘니뇨와 기후 장기 예측에 활용할 수 있음을 밝힘
- 개발된 딥러닝 기반 예측 결과는 온라인에 공개하고 있으며, 현재 호주, 미국 등 관련 기관에도 활용되고 있음

LETTER

<https://doi.org/10.1038/s41586-019-1559-7>

Deep learning for multi-year ENSO forecasts

Yoo-Geun Ham^{1*}, Jeong-Hwan Kim¹ & Jing-Jia Luo^{2,3}

Variations in the El Niño/Southern Oscillation (ENSO) are associated with a wide array of regional climate extremes and ecosystem impacts¹. Robust, long-lead forecasts would therefore be valuable for managing policy responses. But despite decades of effort, forecasting ENSO events at lead times of more than one year remains problematic². Here we show that a statistical forecast model employing a deep-learning approach produces skilful ENSO forecasts for lead times of up to one and a half years. To circumvent the limited amount of observation data, we use transfer learning to train a convolutional neural network (CNN) first on historical simulations³ and subsequently on reanalysis from 1871 to 1973. During the validation period from 1984 to 2017, the all-season correlation skill of the Nino3.4 index of the CNN model is much higher than those of current state-of-the-art dynamical forecast systems. The CNN model is also better at predicting the detailed zonal distribution of sea surface temperatures, overcoming a weakness of dynamical forecast models. A heat map analysis indicates that the CNN model predicts ENSO events using physically reasonable precursors. The CNN model is thus a powerful tool for both the prediction of ENSO events and for the analysis of their associated complex mechanisms.

The ability to forecast large-scale climate variability, with its effects on global social and environmental systems, is highly dependent on

the quality of ENSO predictions⁴. Although ENSO forecasts using atmosphere-ocean coupled models^{5,6} generally outperform those of current statistical models¹, state-of-the-art dynamical forecast systems nevertheless do not provide a skilful prediction of ENSO for lead times longer than one year. The multi-year prediction of ENSO events therefore remains a major challenge¹.

However, the presence of an oscillating element in ENSO, linked to slowly varying oceanic variations and their coupling to the atmosphere, suggests that multi-year forecasts are possible^{5,7}. Interestingly, equatorial Pacific anomalies during several La Niña events lingered for several years⁸. The high-frequency equatorial winds are less predictable⁹, but the slowly varying component of the equatorial winds coupled with underlying sea surface temperatures (SST)¹⁰ is predictable to some extent. SST anomalies outside the equatorial Pacific can lead to an ENSO event with a time-lag longer than a year^{11,12}. These studies imply that there is still room for improvement in ENSO prediction, although current methodologies might not be appropriate for this.

With the advent of the big data era, deep learning has had a dramatic impact on many domains by discovering intricate structures within large datasets¹³. In particular, CNNs have produced outstanding results in the processing of data with multiple-dimensional arrays with spatial structure (for example, used in the identification of objects within

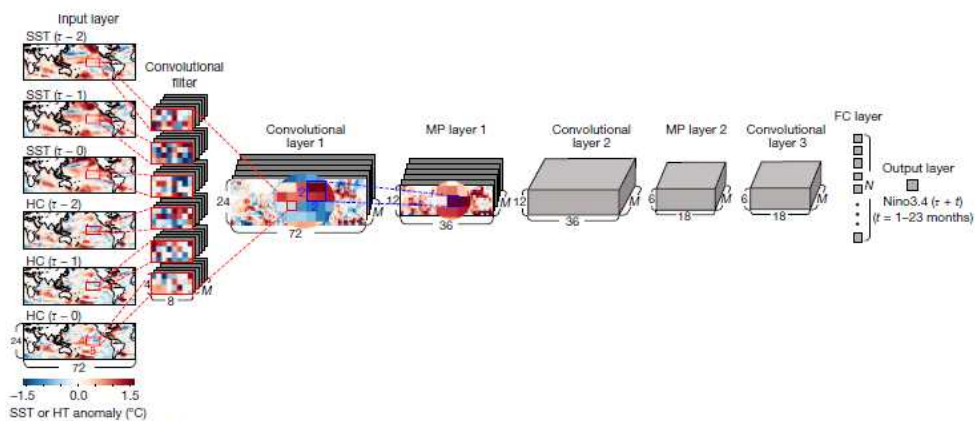


Fig. 1 | Architecture of the CNN model used for the ENSO forecasts. The CNN model consists of one input layer (the predictor), three convolutional layers, two max-pooling (MP) layers, one fully connected (FC) layer, and one output layer (the predictand). The variables of the input layer correspond to the SST (in units of °C) and the oceanic heat content (HC, in units of °C) anomaly maps from time $t-2$ months to time t (in months), between 0° – 360° E and 55° S– 60° N. The three-month-averaged Nino3.4 index from time $t+1$ month to $t+23$ months is used as a variable for the

output layer. The red boxes and lines highlight the convolutional filter and convolutional process, respectively; and the blue box and lines indicate the max-pooling window and the max-pooling process, respectively. M denotes the number of feature maps, while N denotes the number of neurons in the FC layer, which are set to be either 30 or 50 in this study. The global map is generated in Matplotlib³¹. The x and y dimensions of the map in each layer are denoted (6, 12, 18, 24, 36, 72) next to the map.

¹Department of Oceanography, Chonnam National University, Gwangju, South Korea. ²Institute for Climate and Application Research (ICAR)/CICFEM/KLME/LCED, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, China. ³SRLQ, Institute of Earth Environment, Chinese Academy of Sciences, Xi'an, China. *e-mail: ygham@jnu.ac.kr

□ 연구자 정보

- 소속/부서: 국립기상과학원/융합기술연구부
- 연구자/직위: 차주완/기상연구관
- ※ 과제: 기상업무지원기술개발-기상항공기 활용기술 개발 연구('16~계속/자체연구)

□ 핵심성과

- 기상청 기상예보의 예측성 향상을 위한 위험기상 선행관측기술 및 방사능 초기대응능력 강화를 위한 항공관측기술 개발
- 가뭄, 산불 등의 피해저감을 위한 인공강우 기술 개발
- 기후변화 감시 및 미세먼지저감 국가정책 지원을 위한 온실가스/ 대기질 입체관측 기술 개발
- 논문 8편, 특허 등 지식재산권 3건, 소프트웨어 등 저작권 11건

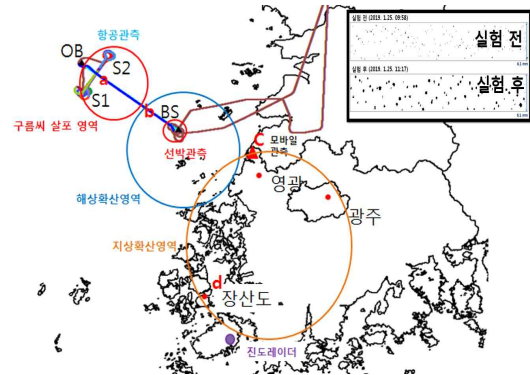
□ 주요 내용

- 태풍·집중호우·대설 등 계절별로 발생하는 위험기상에 대한 선행 관측으로 예보정확도 향상
 - ※ 선행관측자료에 의한 수치예보모델 예측 정확도 향상(강수량:5~10%, 강풍:10~15%)
- 방사능 사고 초기대응능력 강화를 위한 국가 방사능 방재 합동훈련 참가
 - ※ 원자력안전위원회 주관 국가방사능방재훈련 참가('18년, '19년)
- 가뭄 피해 저감을 위한 인공강우 활용 다부처(환경부, 과기정통부) 협업 수행
 - ※ 인공강우 항공실험 효과확인율(%/ 연평균 실험횟수)
 - 기상항공기 도입 전 ('08~'17) 38%/ 4.2회 → 도입 후 ('18~19) 70%/ 13.5회

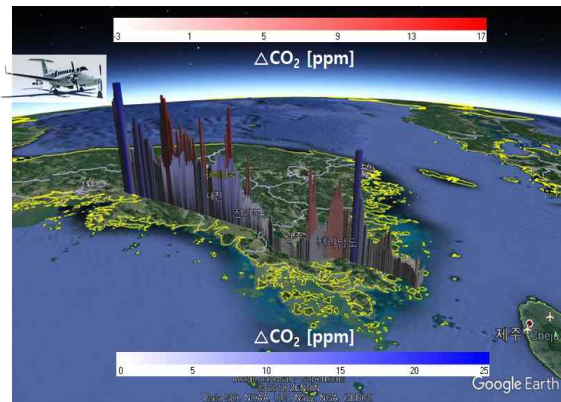
○ 기상항공기 및 연구결과



< 기상항공기 '나라호' 설치장비 >



< 서해상 인공강우 실험 전략 및 효과 검증 >



< 항공기로 관측한 CO2 농도분포 >



< 태풍선행관측 전략 >

□ 연구자 정보

- 소속/부서: 한국전자통신연구원/기상위성지상국개발단
- 연구자/직위: 안도섭/책임연구원

※ 과제: 정지궤도 기상위성 지상국 개발('14~'19/총 연구비: 92,100백만 원/출연연구)

□ 핵심성과

- 2018년 12월 5일 발사된 천리안위성 2A호로부터 기상 및 우주기상 자료를 수신, 처리, 분석, 관리, 서비스할 수 있도록 국가기상위성센터의 지상국 시스템을 국내 순수기술로 구축 및 현업화
- 2019년에 정지궤도 기상위성 표출관련 특허 등 저작권 등록 11건

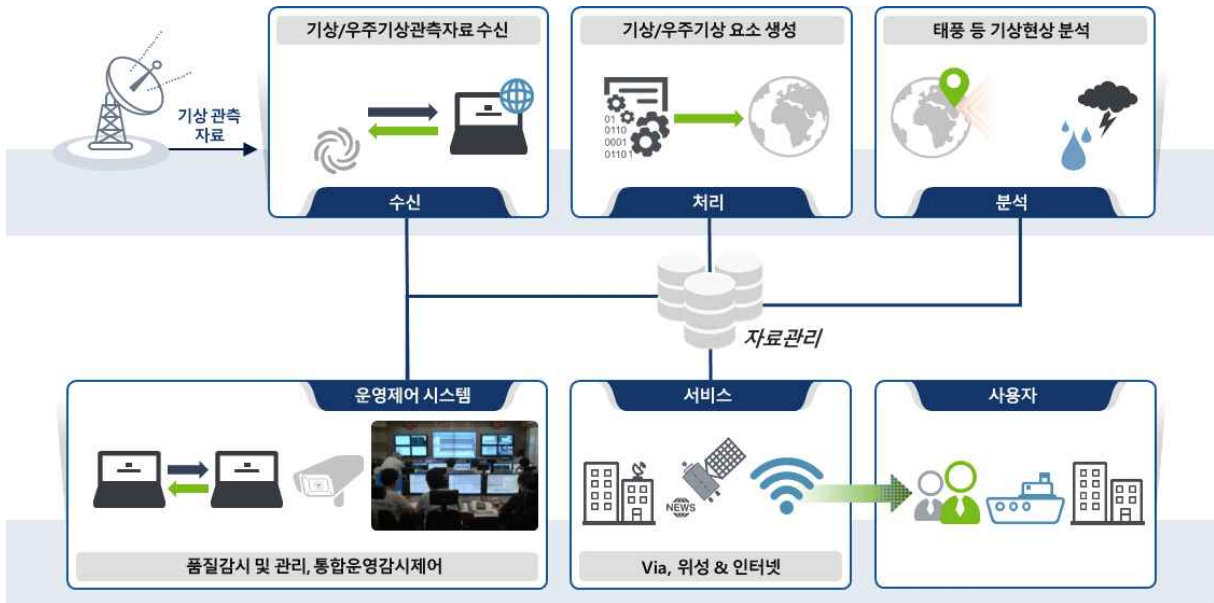
□ 주요 내용

- 기존 천리안위성 1호 지상국 대비 약 1,000배의 대용량, 고해상도 자료를 수신, 처리 및 생산, 분석할 수 있는 신속성과 신뢰성을 갖춘 세계 최고 수준의 지상국 시스템 기술개발
- 독창적이고 지역 특화된 고해상도 기상자료 산출 알고리즘(67종)과 국내위성 최초로 직접 측정, 처리, 산출하는 우주기상자료 산출 알고리즘(5종) 독자 개발
- 실시간 무중단 기상·우주기상 자료 활용·유통 서비스 및 세계 유일의 고해상도 위성기상방송 서비스 기술개발

□ 기대 효과

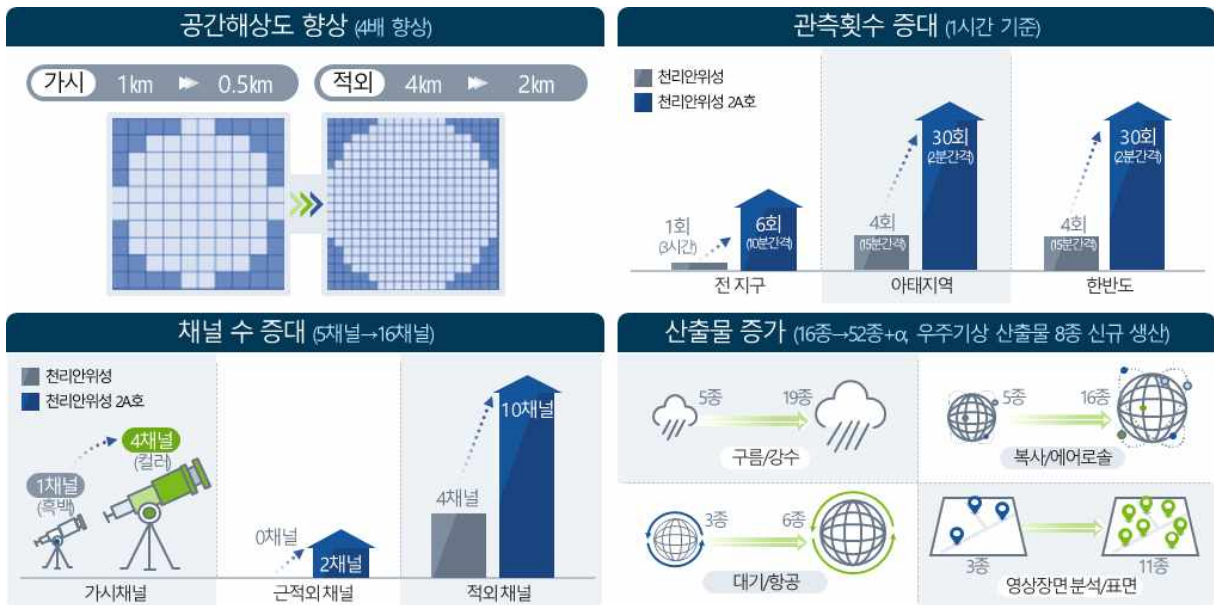
- 태풍, 집중호우 등 위험기상 조기탐지를 통한 기상예보 정확도 향상에 기여
- 아시아태평양 국가에 대한 고해상도 위성기상방송 서비스를 통한 글로벌 기후위기 대응력 향상에 기여

○ 기상위성지상국시스템 개념도



<기상위성지상국시스템 개념도>

○ 기상위성지상국시스템 우수성(천리안위성 1호 대비)



<기상위성지상국시스템 우수성>