

특집

01

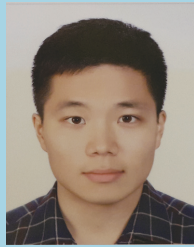


## 인공지능, 수문해석의 미래를 위한 파트너



**정재환**

성균관대학교  
건설환경연구소  
박사후 연구원  
jhjeong15@skku.edu



**조성근**

성균관대학교  
수자원전문대학원  
박사수료  
skcho025@skku.edu



**이슬찬**

성균관대학교  
수자원전문대학원  
석박통합과정  
seul94@skku.edu



**오승철**

성균관대학교  
건설환경시스템공학부  
석박통합과정  
sco94@skku.edu



**전현호**

성균관대학교  
건설환경시스템공학부  
석박통합과정  
hjjeon@skku.edu



**김완업**

성균관대학교  
글로벌스마트시티융합전공  
석사과정  
wanyub@skku.edu



**최민하**

성균관대학교  
건설환경공학부/수자원학과  
교수  
mhchoi@skku.edu

다양한 수자원 관련 분야 중에서도 수문학은 인간이 자연에서 생존하기 위한 역사라고도 말할 수 있다. 시시각각 변하는 기상현상과 그로 인한 영향은 인간의 생활 반경, 패턴 등에 많은 영향을 미칠 수밖에 없었을 것이다. 특히 생존과 직결되기도 하는 문제임에도 불구하고, 관측과 예측이 어렵고 인간의 힘으로 조절할 수 없어 경외의 대상이 되기도 하였다. 수문인자는 눈으로 보이고 직관적이며, 즉각적으

로 영향을 미치는 강우나 강설도 있지만, 눈으로는 관측할 수 없는 ‘증발산’, ‘토양수분’과 같은 인자들이 미치는 영향이 크기 때문에 본격적으로 수문순환을 모니터링하고 분석해 온 역사는 생각보다 길지 않다. 현대에도 여전히 인간은 수문 순환 매커니즘의 일부를 이해하고 있을 뿐, 전 지구적 규모에서의 매커니즘을 완벽히 밝히지는 못하고 있다. 특히, 너무 많은 변수가 복잡하게 얽혀 있어 정확한 예측은 여전히 어려운 문제로 남아있는 실정이다. 따라서 다양한 변수들을 데이터로 학습하고 분석하여 패턴을 읽어내고, 특징을 선별하고 분류할 수 있는 인공지능 기술은 이러한 한계들을 극복할 수 있을 것으로 기대되고 있다.

정확한 정보를 관측하고 수집하는 능력은 인류역사에서 문명 발전의 척도라고 할 만큼 중요한 능력이며, 현재 세상에 존재하는 데이터의 대부분은 최근 5년 이내에 만들어졌을 정도로 우리는 어마어마한 시대에 살고 있다. 인공지능 기술을 통해 수문순환을 이해하고 예측하기 위해서는 수문인자를 정확하게 관측하여 양질의 데이터를 구축하는 것이 우선시 되어야 한다. 수문 관측 부분에서는 인공위성의 적극적인 활용을 통해 다양한 데이터를 일관적으로 수집하고 처리하는 연구가 활발히 수행되고 있다. 인공위성 플랫폼에서의 다양한 센서를 활용한 수문관측 연구는 과거에는 관측하지 못했던 다양한 수문인자들의 빅데이터를 구축하고 있으며, 우리나라도 지속적인 센서의 개발과 추가 위성 발사 계획 등을 통해 데이터의 다각화를 시도하고 있다. 이러한 노력들이 축적되어 양질의 수문 데이터베이스를 구축하고 인공지능 기술의 도입을 통한 다양한 분석이 수행되면서 우리는 수문순환의 이해에 보다 가까워질 수 있을 것이다. 이러한 시대적 흐름에 발맞추어 성균관대학교 수자원원격탐사연구실에서는 정확한 수문현상의 관측, 물리적 수문순환 매커니즘의 이해, 인공위성을 통한 정확한 수문 정보의 수집, 인공지능 기술을 이용한 수재해 분석 등의 연구를 수행하고 있으며, 본 특집 기사를 통해 현재 수행중인 연구의 간략한 소개와 인공지능의 적용 방법에 대해 논의하고자 한다.

## 01 인공지능 기반 고해상도 토양수분 복원 알고리즘 개발 전망

최근 토양수분 복원 연구에서는 합성개구레이더를 활용한 기술이 약 10 km 공간 해상도를 10 m 급으로 향상시키며 주목 받고 있다. 합성개구레이더를 통해 측정된 지표면에서의 후방산란계수는 센서에서 보낸 신호가 충돌하는 대상에 따라 그 강도가 다양하게 나타나는데, 건조한 토양에 비해 습윤한 토양에서는 강도가 증가하는 특성을 이용하여 토양수분을 복원하는 것이 가능하다. 하지만 합성개구레이더의 파장에 따라 투과성과 민감도가 달라지기 때문에, 센서와 지표 환경을 고려하여 토양수분 정보를 추출하는 과정이 요구된다.

토양수분 정보를 생산하기 위한 복원을 위해 활용되는 기법은 크게 물리식 기반

의 기법과 인공지능 기법으로 나눌 수 있다. 물리식 기반 기법의 경우 레이더 신호와 지표면 토양수분, 식생 간 상호작용을 분석하는 방법론인 Water Cloud Model과 후방산란계수 변동을 관측하는 Change Detection 기법이 대표적이다. Water Cloud Model은 식생에 의한 교란을 보정할 수 있지만, 식생 내 수분 외 수목 깊이, 토양의 노출 정도, 지표면 거칠기 등을 고려하지 못한다. 따라서 12.5 km 공간해상도를 가진 Advanced Scatterometer (ASCAT) 자료에서는 토양수분을 적절히 복원할 수 있었으나, 지표면 환경에 대한 민감도가 증가하는 1 km 이내의 고해상도 자료를 활용할 시 복원 결과가 열악하여 보완이 필요한 것으로 나타났다.

반면, 인공지능 기법으로는 합성곱신경망, Random Forest Model, Support Vector Machine, Copula 등 인자 간의 상관성을 수집된 다수의 데이터로 학습하여 토양수분을 추정하는 기법이 사용되고 있다. 현재 국내에서 수행된 인공지능 고해상도 토양수분 산정 연구 결과들은 해당 지점에서 비교적 높은 정확도를 나타낼 수 있었다. 하지만, 대부분 연구 결과들은 토양수분에 직접적인 영향을 미치는 강수 자료만을 주로 활용하고 있어, 실질적으로 토양수분의 변동에 미치는 환경적 영향과 레이더 신호의 상관성을 밝혀내기 어렵다는 한계가 있다. 즉, 인공지능 학습을 위한 데이터의 종류가 부족하고 품질 관리 등 다양한 문제로 한반도 내에서의 범용적인 적용을 위한 연구결과는 전무하다고 해도 과언이 아니다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는, 토양수분 값을 추정하고 산정하기 위한 인공지능 기술의 활용이 아닌 보다 본질적인 접근이 필요한 것으로 판단된다. 이를 위해서는 토양수분과 그림 1에 나타나 있는 후방산란계수, 입사각, 식생지수 등의 관계성을 복합적으로 해석하여야 하며, 연구지역의 확대 등을 통해 실질적 상관관계를 분류하고 특정할 수 있어야 한다(그림 1).

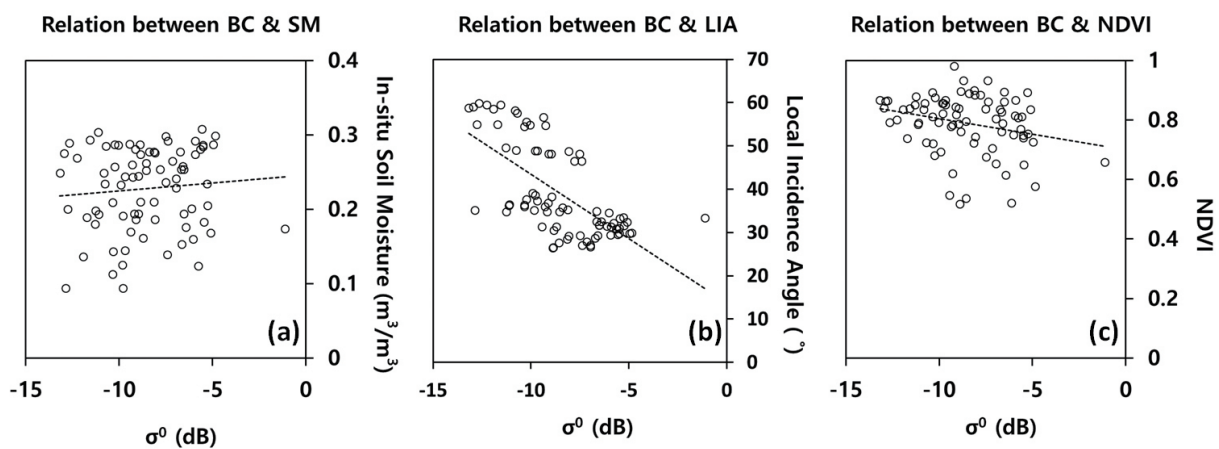


그림 1. 한반도 산악지역에서의 후방산란계수와 (a) : 지점 관측 토양수분, (b) : 레이더 입사각, (c) : 식생지수 간의 관계성 분석을 위한 산점도

따라서 1) 수문 인자 간의 물리적 프로세스와 센서의 특징 등을 고려하고, 2) 이를 바탕으로 양질의 학습 데이터를 대량으로 구축하며, 인공지능을 활용하여 단순히 토양수분을 산정하는 것에서 그치지 않고, 3) 다중 인자 간의 관계성을 도출하고자 하는 연구가 필요하다.

이후 진행되어야 할 사항으로는 특정 지역을 대상으로 수집된 레이더 특성과 지표면 인자간의 관계성이 다른 환경 조건에서 알맞게 나타나는지 확인하는 것과 다양한 지역에서의 토양수분 산정 연구를 통해 보편적인 고해상도 토양수분 산정 기법을 개발하는 것이다. 본 연구실에서는 다양한 식생 조건 내에서의 후방산란계수 거동, 토양수분 산정 결과 그리고 다양한 방법론을 적용할 시 나타나는 차이점을 비교, 분석, 평가 중에 있다. 이를 기반으로 앞으로 더욱 다양한 인공지능 및 기계학습 기법을 인자 간 물리적 관계에 알맞게 적용하여 안정적인 고해상도 토양수분 자료 습득을 목표로 하고 있다.

## 02 인공지능 기반의 증발산량 산정 및 예측 기술 전망

증발산(evapotranspiration)은 지표 및 수면상의 물이 기화하는 증발(evaporation)과 식생의 기공을 통해 물이 방출되는 증산(transpiration)을 아우르는 용어로, 지표 인근의 수자원이 대기 중으로 공급되는 유일한 현상이다. 이에 증발산은 에너지 및 물 순환을 파악하기 위해 핵심적으로 파악하여야 하는 수문기상학적 인자로 인지되고 있다. 과학기술이 발전함에 따라 증발산을 산정하는 방법 또한 여러 과정을 거쳐 왔으며, 그 중 원격탐사 자료를 활용한 증발산량 산정 방법은 지난 20년간 이론 및 편의성 부분에서 괄목할 만한 발전이 있었다. 최근에는 수치예측 문제 해결에 우수한 성능을 보이는 인공지능 기법들이 지상관측자료 및 원격탐사자료 기반 수문해석에 다양하게 접목되고 있다. 특히 원격탐사자료 기반 수문해석 분야에서는 인공지능의 도입으로 인해 지상관측과 비교하면 획득할 수 있는 데이터의 종류 및 정확도가 낮은 원격탐사의 단점을 보완하는 동시에 광범위한 지역을 동시에 관측하는 원격탐사의 장점의 극대화가 가능해졌다.

인공지능을 활용하는 연구들에서는 효과적인 학습을 위해 활용되는 데이터의 품질이 매우 중요하여 학습 전 데이터들의 가공이 매우 강조된다. 증발산량 데이터들은 MOD16과 같이 연구자가 직접적으로 활용 가능한 증발산량 산출물들과 SEBS (Surface Energy Balance System), METRIC (Mapping EvapoTranspiration at high resolution with Internalized Calibration)과 같은 원격탐사 자료 기반 증발산량 산정 모델들을 통해 산출가능하며, 이들은 여러 연구자들에 의해 다양한 지역에서 뛰어난 성능을 검증 받아왔다. 뛰어난 품질의 자료들은 증발산량 산출 분야에서의 인공지능 기법 활용성을 크게 향상시켜 왔다.

원격탐사 자료뿐만 아니라, 지상관측 자료를 활용할 때에도 인공지능 학습은 양질의 결과를 보인다. 에디공분산 기법을 활용하여 증발산량을 측정하는 플렉스타워의 데이터는 30분 주기로 증발산량을 포함한 여러 수문기상학적 인자들을 관측하며, 장기간 관측 시 해당 장소에서의 수문기상 빅데이터가 생성되어 좋은 인공지능 학습 결과를 생성한다. 그림 2는 설마천 유역에서의 플렉스타워 자료를 활용한 머신러닝 연구 사례이다. 관측된 데이터 중 증발산량과 연관성이 크다고 판단되는 순복사량, 기온, 기압, 일교차를 입력 자료로 활용하였을 때 상관관계수가 약 0.85 정도로 매우 양호한 결과를 보였다. 플렉스타워 데이터와 인공지능을 연계하는 기법은 추후 결측값의 보완이나 고해상도 증발산 맵핑 기술, 수문 순환 모니터링 및 예측 등의 분야에서 활용될 수 있다.

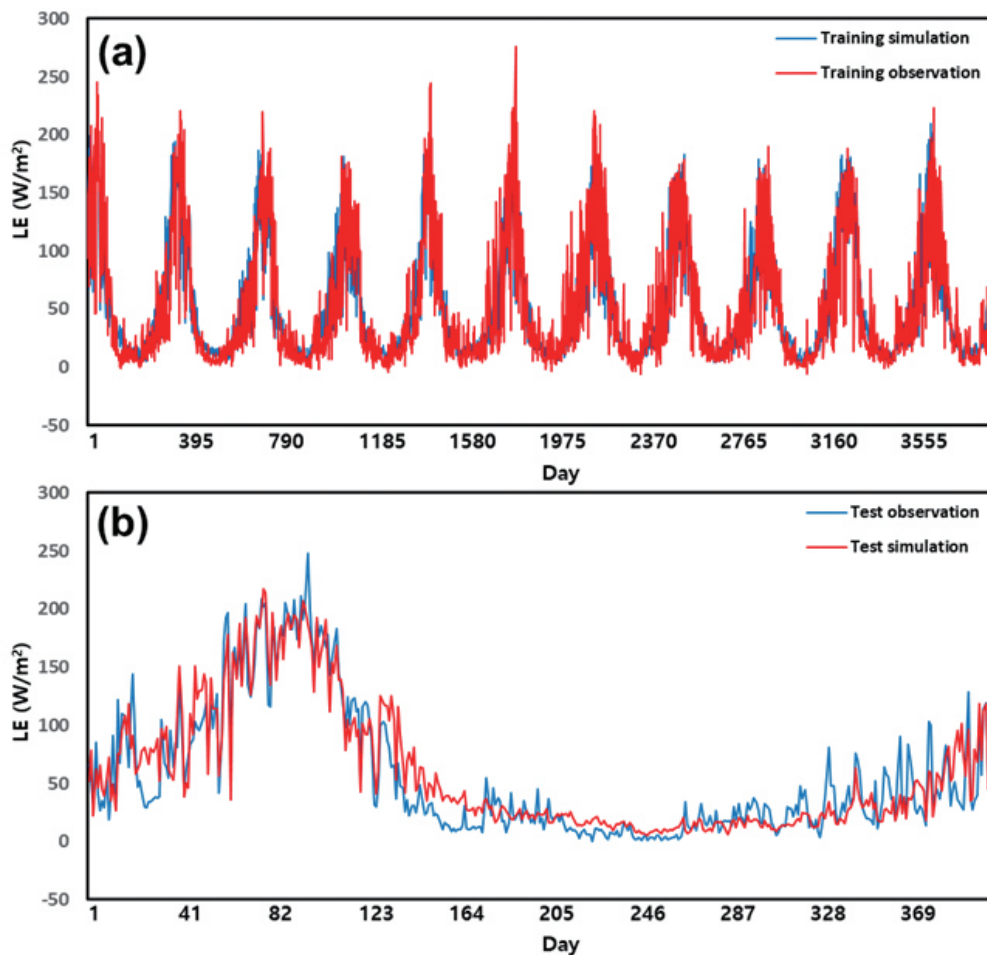


그림 2. 증발산량 지상관측자료를 활용한 머신러닝 연구 결과, (a) : 학습 데이터셋 시계열분포, (b) : 검증 데이터셋 시계열분포

### 03 지표모형과 인공지능을 활용한 도시문제 분석 전망

지표모형(Land Surface Model; LSM)은 물수지, 에너지 수지와 지표 변수들 사이의 물리적 관계를 바탕으로 지표-대기 사이 물과 에너지 플럭스를 정량화한다. 그 중 Community Land Model (CLM)은 Community Earth System Model (CESM)의 지표 구성 모델로, National Center for Atmospheric Research (NCAR)에서 수문/에너지 순환, 생태·지구화학적 분석을 위해 만들어졌다. 기본적인 수문인자, 에너지인자를 산출하는 모델을 중심으로 생태역학, 인간 활동에 의한 영향, 지구물리학적 변동성 등을 분석하는 서브모델들이 구축되어 있다.

최근까지 지표모형을 활용한 연구들은 과거 도시화가 가속화되며 일어난 토지 피복의 변화들이 물순환과 에너지 플럭스에 미치는 영향을 분석하는 데 초점을 맞춰왔다. 2001년부터 2015년까지 동아시아에서 발생한 토지 피복의 변화가 수문인자에 미치는 영향을 분석한 연구에서는 건조한 지역은 더욱 건조해지고 습한 지역은 더욱 습해지는 패러다임을 증명한 바 있다. 특히, 건조한 지역에서는 증발산량이 약 5.7% 감소하고 현열 플럭스가 2.25% 증가했으며, 폭염과 홍수의 위험도가 높아졌다고 평가했다. 2013년 호주에서 폭염으로 인한 피해가 발생했을 당시의 자료를 통해 도심지와 산지에서 지표 온도를 모델링한 연구에서는 불투수층이 많은 도심지일수록 최고 온도가 높게 나타난다는 것을 증명하였다(그림 3). 산지에서는 비교적 가용수량이 많아 증발산량이 크게 증가했으며, 폭염으로 인해 지표 온도가 크게 증가하는 것을 완화했다. 반면 도심지에서는 현열 플럭스가 크게 증가하여 열섬 현상의 심화로 이어질 수 있다는 것을 보였다.

최근에는 CLM을 포함한 다양한 지표모형, 라우팅 및 자료동화 등 다양한 플러그인, 모델 입력자료 전처리 프로세스들을 통합 제공하는 소프트웨어 프레임워크인 NASA의 Land Information System Framework (LISF)를 활용한 연구들이 진행되고 있다. NASA에서는 위성자료 전처리 툴킷인 Land surface Data Toolkit (LDT) 내 1) 위성 관측 자료로부터 수문 인자를 산출하고 2) 수문인자 산출 알고리즘을 자료동화 플러그인 사용 시 활용하고 3) 데이터 기반 모델을 생성하는 데 활용할 수 있도록 머신러닝 레이어를 구축하고 있다. 추후 업데이트 될 인공지능 알고리즘들은 물리적 관계 기반 지표모델의 정확도를 높이고 위성자료 및 기후자료를 상세화하여 고해상도에서 모델링을 가능케 하는 데 크게 기여할 것으로 기대된다.

### 04 맺음말

인공지능은 1) 물리식의 입력 인자가 복잡하여 위성 기반 자료들만으로는 활용이 어려운 경우 지점자료를 활용한 계산 결과값을 타겟으로 하여 위성자료만으로 학습시킨 후 맵핑하는 연구와 2) 타 국가 및 지역을 대상으로 개발된 모델을 인공지능을 활용하여 원하는 연구지역으로 최적화하는 연구, 3) 위성자료의 해상도 일치성을 위한

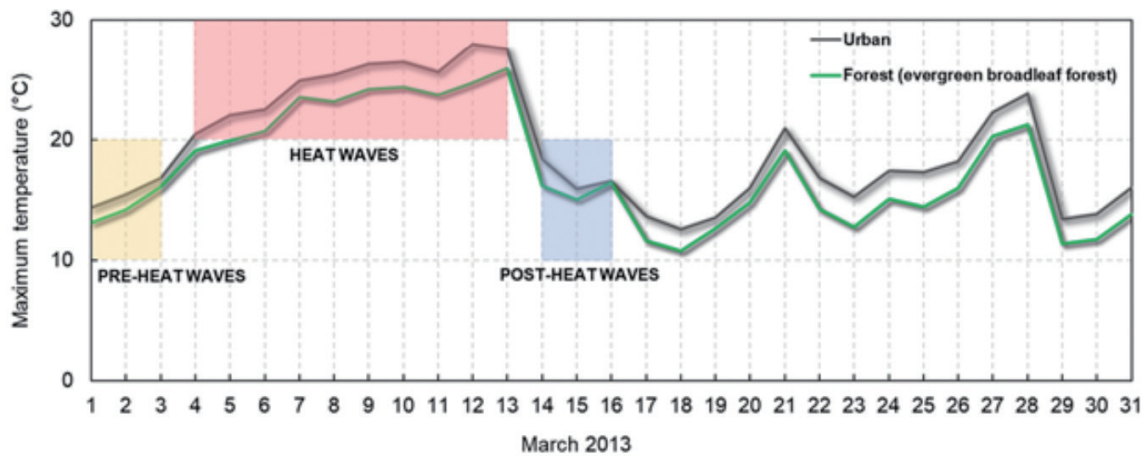


그림 3. 호주 폭염 기간 도심지와 산지에서의 최고 온도 모델링 결과

자료 상세화 기법 연구 등 수치해석 및 수치예측이 사용될 수 있는 거의 모든 연구에서 활용되고 있다. 인공지능의 기초이론 및 활용방법 등에 대해서는 여러 매체를 통해 사용자가 원하는 수준의 정보를 쉽게 얻을 수 있으며, 특히 간단하면서도 성능이 우수한 여러 머신러닝과 딥러닝 모델들은 웹을 통해 제공되고 있어 접근성이 매우 높은 편이다. 따라서 인공지능 기술의 연구 활용성은 더욱 커질 것으로 생각된다.

바야흐로 인공지능의 시대에서, 종종 인공위성의 첫 등장이 어떤 느낌이었는지 상상해본다. 위성영상 기반의 자료를 통해 수문관측 자료를 생산하기 시작했을 때, 수문학은 기존 연구의 틀을 깨고 새로운 시대를 열었다. 지점 관측 자료에서 2차원, 3차원의 공간자료를 연계 되었고, 이 데이터들을 활용하면 수문 순환의 모든 과정을 관측하고 이해할 수 있을 것이라는 기대도 있었을 것이다. 하지만 자연현상을 이해하는 과정은 순탄하지만은 않았고, 아직도 우리는 위성영상으로부터 우리가 원하는 정확한 정보를 생산하지 못하고 있는 부분이 많다. 인공위성 데이터가 만능이 아니었듯, 인공지능 기술도 한계는 있다. 특히 데이터를 기반으로 하는 인공지능 기술을 실질적으로 활용하기 위해서는, 보다 양질의 데이터를 체계적으로 구축할 필요성이 있다. 수문 관측소를 설계하고, 데이터를 수집하고, 인공위성 자료와의 융합을 통해 수자원 전반을 모니터링 할 수 있는 빅데이터를 구축하는 다양한 노력이 필요하다. 현재 개발 중인 다양한 센서 기술과 신규 위성들은 보다 다양한 데이터를 생산해내고자 노력하고 있으며, 데이터의 빈틈을 점점 채워가고 있다. 이러한 다양한 노력을 통해 인간이 구축할 수 있는 양질의 데이터를 구축하고, 또 인공위성 기술을 잘 이해하고 활용한다면 인공지능은 우리가 보지 못한 것을 보게 해주는 최고의 동료로서, 새로운 시대의 동반자가 될 것이다.