

# Korea Water Resources Association



# 특 집

## 장마와 홍수

- 08 하천 홍수예측기술 현황 및 고도화방안  
윤광석·김수영·윤성심·정재원·정지호
- 16 인공지능을 적용한 홍수예측모형 개발 및 개선방향  
김수영·이승호·정재원·윤광석
- 27 강우예측과 홍수예보 : 관측에서 경보까지의 연속(seamless) 예보  
윤성심·윤광석
- 36 하천-도심지 통합홍수 모니터링 기반 AI 홍수예측 기술 개발  
정재원·김수영·이승호·윤광석

SPECIAL  
ISSUE



# 하천 홍수예측기술 현황 및 고도화 방안



**윤광석**

한국건설기술연구원 수자원  
하천연구본부 선임연구위원  
ksyoon@kict.re.kr



**김수영**

한국건설기술연구원 수자원  
하천연구본부 수석연구위원  
sooyoungkim@kict.re.kr



**윤성심**

한국건설기술연구원 수자원  
하천연구본부 수석연구위원  
ssyoon@kict.re.kr



**정재원**

한국건설기술연구원 수자원  
하천연구본부 수석연구위원  
jaewonjung@kict.re.kr



**정지호**

한국건설기술연구원 수자원  
하천연구본부 박사후연구위원  
jihjeong@kict.re.kr

## 01 서론

최근 지구온난화 및 기후변화의 영향으로 전 세계적으로 국지성 집중호우와 극한 가뭄이 빈번하게 발생하고 있다. 특히 우리나라를 포함한 아시아 지역에서는 기존의 설계 기준을 초과하는 집중호우가 빈번해지면서 홍수로 인한 인명 및 재산 피해가 급증하고 있다.

전통적으로 홍수예측은 주로 수위, 강우량, 유량 등 물리적 변수를 활용한 수문학적 및 수리학적 해석 모형을 기반으로 하는 물리 기반 모형을 사용해 왔다. 그러나 이러한 물리 기반 모형은 방대한 하천망과 복잡한 유출 체계를 정밀하게 계산하여 실시간으로 예측하기에는 계산 시간이 많이 소요되고, 국지적 기상 변화에 따른 단시간 집중호우에 즉각적으로 대응하는 데 한계가 존재했다. 이러한 한계를 극복하기 위해 최근 4차 산업혁명 기술인 인공지능(AI), 사물인터넷(IoT), 그리고 공간정보(GIS) 기술이 물관리 분야에 융합되면서 홍수 예측의 신속성과 정확성이 비약적으로 향상되고 있다.

본 고에서는 우리나라를 중심으로 홍수예측 기술의 현재 현황을 살펴보고, 나아가

홍수예보선행시간 확보, 정확도 향상 및 의사결정 지원체계의 자동화 등을 위한 미래 기술 발전 방향에 대해 제안하고자 한다.

**02**  
**홍수예측기술의**  
**발전 배경 및**  
**필요성**

홍수는 발생 후 대응보다는 '사전 예측과 골든타임 확보'가 피해 규모를 경감시키는 핵심 요소로 알려져 있다. 홍수예보가 갖추어야 할 핵심 조건은 정확성, 적시성 및 신뢰성이며, 이러한 조건을 만족시키기 위해 지속적으로 홍수예측기술을 개발하고 발전시켜 오고 있다.

홍수발생 여부, 예상 도달시간, 수위 상승 정도의 정확한 예측

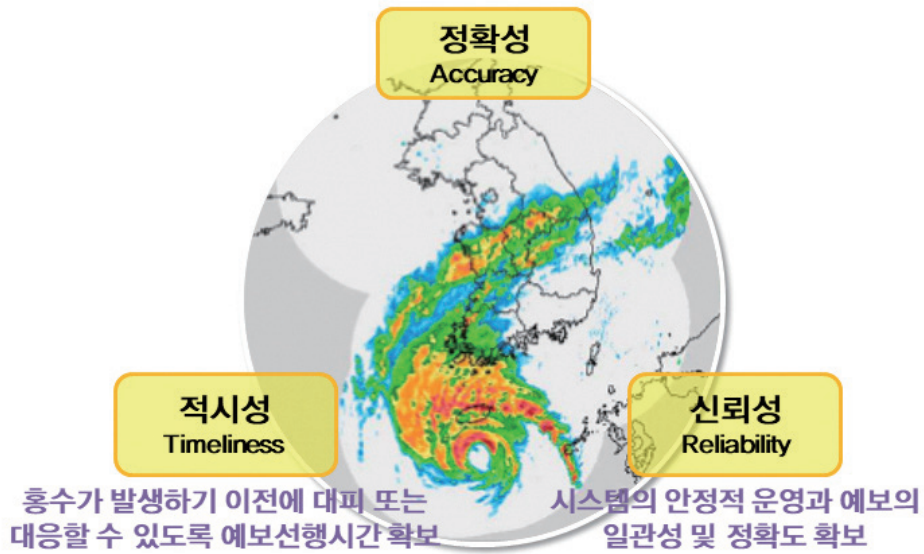


그림 1. 홍수예보 3요소

기존의 전통적인 홍수예보 체계는 주로 대하천의 주요 지점을 중심으로 이루어졌으나, 기후변화로 인한 홍수는 짧은 시간 안에 중소 규모 하천이나 도시하천에서 발생하는 형태로 변화하고 있다. 이에 따라 다음과 같은 기술적 요구사항이 대두되었다.

- 예측 시간의 단축 : 홍수 도달 시간(Lag Time)이 짧은 돌발홍수에 대응하기 위해 실시간 데이터 수집 및 초단기 예측 기술 확보
- 홍수예측 정확도 향상 : 신속한 홍수예측을 기반으로 하여 홍수예측 신뢰성 확보
- 의사결정의 신속성 : 방대한 관측 데이터를 분석하여 홍수예보관의 직관적이고 빠른 의사결정 지원

03

## 국내 홍수예측기술 동향

국내 홍수예보 및 재난 관리 현장에서는 전통적인 물리 기반 수문학적 및 수리학적 모형과 최신 데이터 기반 인공지능(AI) 모형이 상호적으로 연계되어 상호 유기적으로 연계되어 운영되고 있다.

### 3.1 전통적 물리 기반

국내 홍수통제소에서 장기간 검증을 거쳐 적용된 강우-유출 및 하천 수위 해석 모형이다. 유체역학적 기본 방정식(연속 방정식, 운동량 방정식)과 경험적 수문 법칙을 기초로 한다.

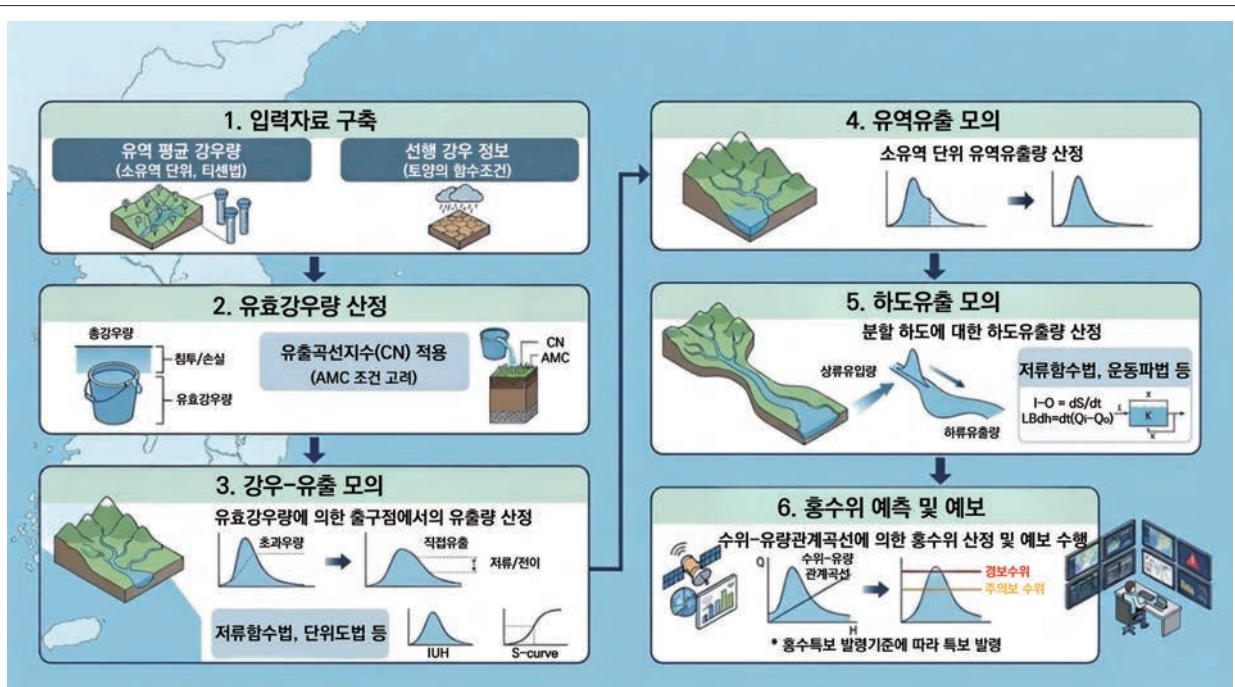


그림 2. 물리 기반 모형을 활용한 전통적인 홍수예측 절차

#### • 수문학적 모형

강우량과 하천 유출량의 관계를 유역의 저류량 함수로 가정한 비선형 수문학적 추적 기법인 저류함수 모형이 적용되어 왔다. 국내 대하천 유역의 유출량 산정에 가장 널리 활용되었다. 저류함수 모형은 물리적 개념이 명확하고 계산 부담이 상대적으로 적어 오랜 기간 현업에서 사용되고 있으나, 매년 새로운 호우 사상이 발생할 때마다 전문가의 경험에 의존하여 유출 매개변수(유효강우량, 저류상수 등)를 보정 및 조정해야 하므로 실시간 돌발 상황에 대한 대응에 한계가 있는 것으로 알려져 있다.

• 수리학적 모형

St. Venant 방정식을 지배방정식으로 하는 FLDWAV 모형이 적용되어 하천수위를 수리학적으로 예측해 왔으며, 최근 미국 육군공병단에서 개발한 수리학적 추적 모형(HEC-RAS)이 적용되어 현업에서 활용되고 있다. 수리학적 모형은 지형 조건과 보, 댐 등 하천 구조물의 영향을 수리학적으로 모형화할 수 있는 반면에 복잡한 적자망 기반의 수치해석 과정에서 연산 시간이 소요되어 분 단위로 수위가 급변하는 상류 및 지류 구간에서는 예보선행시간 확보가 어려운 실정이다.

3.2 인공지능(AI) 및 딥러닝 기반 모형

과거 수십 년간 축적된 10분 단위 강우량, 하천 수위, 댐 방류량 등의 국가 수문 빅데이터 간 비선형적 통계 상관관계를 학습하여 수위를 추론하는 방식이다. 현재 우리나라에서는 장단기 메모리(LSTM, Long Short-Term Memory) 모형이 적용되어 현업에서 사용되고 있다.

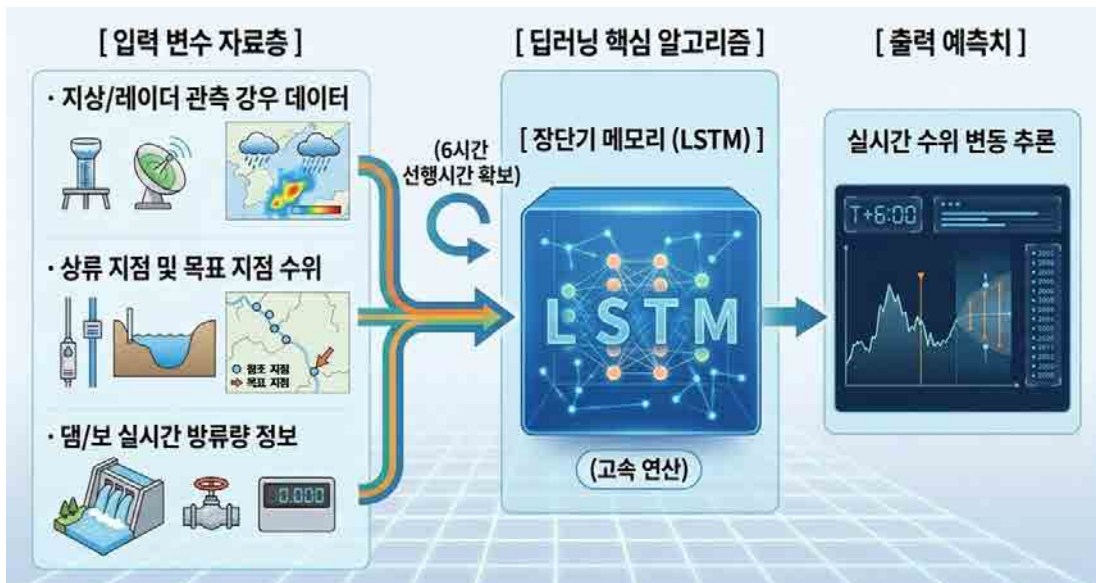


그림 3. LSTM 기반 AI 홍수예측 절차

LSTM은 순환신경망(RNN)의 단점인 기울기 소실(Vanishing Gradient) 문제를 극복하고, 시계열 데이터의 장기 의존성(Long-term dependency)을 반영할 수 있도록 고안된 딥러닝 구조이다. 특정 하천 지점의 과거 강우-수위 이력 패턴을 메모리 셀에 기억해 두고, 실시간 유입 강우량과 상류 댐 방류량 데이터를 입력치로 받아 최대 6시간 후의 예측수위를 제공한다.

04

## 홍수예측기술 고도화 방안

기후에너지환경부는 과학적인 홍수예측, 국민 체감형 홍수정보의 신속한 제공 및 홍수에 대한 현장 대응 역량 강화를 위해 인공지능 기반 홍수예측시스템을 2024년부터 도입하여 운영 중이다. AI 홍수예보시스템이 도입되기 이전인 2023년까지 75개소에 홍수특보지점을 대상으로 저류함수법 등의 물리 기반 모형으로 홍수예측을 수행했고, 홍수특보지점이 223개소로 확대된 2024년부터 AI 홍수예보시스템을 구축하여 홍수예측정보를 제공하고 있다. 홍수특보지점이 증가함에 따라 짧은 시간에 많은 지점의 홍수위를 예측하고 특보 발령을 위한 의사결정을 해야 하는 상황이 발생하고 있어서 기존 물리 기반 모형 및 AI 홍수예측모형의 고도화가 필요한 실정이며, 이에 대한 방안을 제안하면 다음과 같다.

### 4.1 동역학과 기반 분포형 유역유출모형 개발 및 적용

기존 저류함수법에 의한 유역유출 모형은 매개변수(저류상수 K, P, T)의 보정을 통해 일정 수준의 유출 예측 정확도를 확보해 왔으나, 신속한 계산을 위해서 유출 발생 및 전달 과정의 물리적 거동을 단순화함에 따라 복잡한 물리적 특성을 가진 유역에서 물리적 현상을 반영하는데 한계가 있었다. 또한, 홍수특보지점이 기존 75개소에서 223개소로 확대됨에 따라 저류상수를 조정하여 정확도를 확보하는 방식은 많은 시간이 소요되어 적시에 홍수특보 발령을 위한 의사결정에 어려움이 있다. 특히 국지성·단시간 집중 강우로 인해 급격한 유출이 발생하는 경우 예측 오차가 증가하고 예보선행시간을 확보하기 어려운 실정이다.

유역유출 계산의 정확도 향상을 위하여 동역학과 기반 분포형 지표 유출해석 모형의 도입하고, 동역학과 모형의 계산시간을 획기적으로 줄이기 위해 동역학과

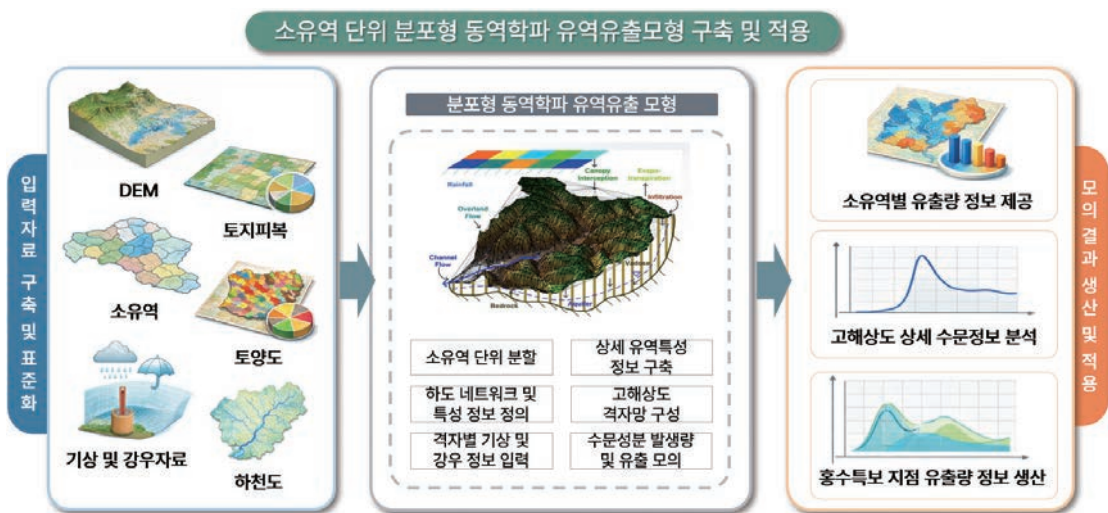


그림 4. 분포형 동역학과 기반의 유역유출모형 적용 흐름

모형 기반 AI 유역유출모형을 개발함으로써 실시간 홍수예측에 활용할 수 있도록 하는 것이 필요하다.

### 4.2 분포형 강우자료를 활용한 시 홍수예측기술 적용

최근 강우의 시공간 변동성 심화에 따른 지점 강우자료로는 단시간 동안 국지적으로 높은 강우강도의 집중호우 빈도가 증가하고 있다. 유역 내 강우의 시공간 분포는 홍수량에 유의미한 영향을 미치므로 시공간적 불균질성을 고려하지 않는 경우 침투유량이 과소평가될 수 있으며, 유사한 강우 조건에서도 선행 토양수분 상태, 지표수 침투 능력, 토지이용 특성 등 유역의 동적 수문 조건에 따라 홍수 반응의 변동성이 확대될 수 있다.

따라서, 분포형 강우자료를 이용한 AI 홍수예측 기술 개발 필요하며, 이를 위하여 시·공간 고해상도 강우자료(지점/격자/예측)를 활용한 분포형 강우자료 기반 멀티모달 딥러닝 홍수예측모형 및 유역 내 강우의 시공간 분포를 고려한 그래프 기반 AI 홍수예측모형 개발을 통해 강우의 시공간적 불균질성에 의한 홍수예측의 불확실성을 줄일 수가 있다.

### 4.3 물리 현상을 반영한 시 하이브리드 홍수예측기술 개발

기존 물리모형(저류함수법 등 수문학적 모형)은 홍수의 유역유출 계산을 위해 오랫동안 사용되어 왔으며, 현재도 홍수유출예측을 위해 활용되고 있다. 그러나, 홍수특보지점의 증가로 인한 예보업무 효율화 및 의사결정 시간 확보를 위하여 물리적 현상을 반영하면서 신속하게 계산할 수 있는 AI 및 물리 기반 모형을 연계한 하이브리드 홍수예측기술을 필요로 하고 있다.

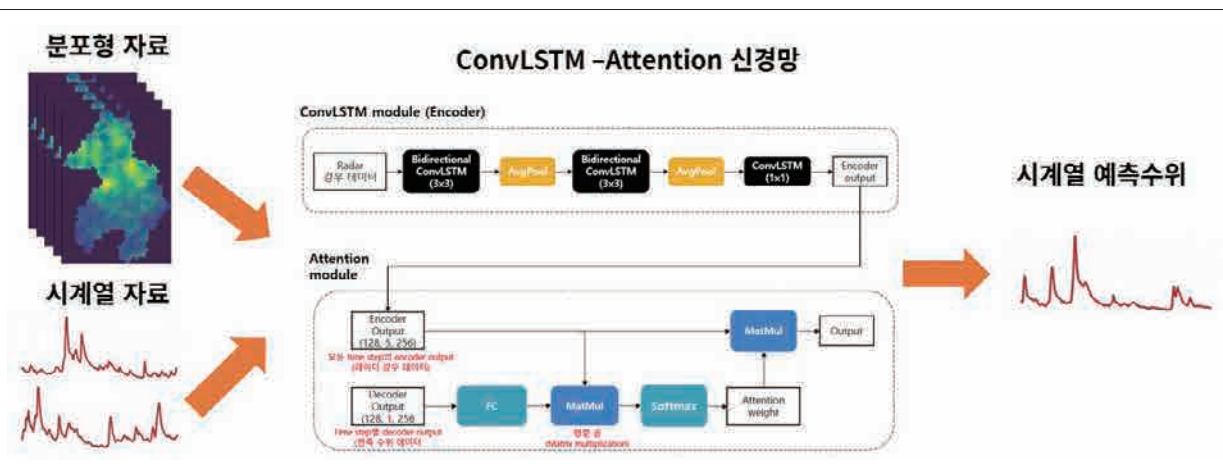


그림 5. 분포형 강우자료를 활용한 멀티모달 딥러닝 홍수예측 개념도

머신러닝 기반 AI 모델은 단기예측에서 신속하고 정확한 예측이 가능하나, 홍수의 물리과정을 반영하지 못하는 black-box 특성으로 인해 학습 데이터 범위를 벗어난 극한 상황에서 예측 신뢰도가 저하될 수 있으며, 예측 선행시간이 증가할수록 성능이 저하되는 상황이 발생할 수 있다. 이에 반해 분포형 물리 기반 유역유출 모형은 물리적 일관성은 확보할 수 있으나 높은 계산 비용과 긴 계산 시간으로 인해 전국 단위 홍수예보 현업 적용에 한계가 있었다. 즉, AI 단독모형 기반 유출 예측 모형은 계산 효율성 측면에서 장점이 있으나 학습 데이터 의존성이 높고 극한 조건(미발생 초과홍수)에 대한 외삽에 취약점이 있다는 특징을 보완하기 위하여 동역학과 모델 결과를 활용한 멀티모달 융합 딥러닝 홍수예측 기술, 대형홍수시나리오 증강 모델 및 PINN(Physics-informed Neural Network) 모델의 개발을 통한 AI-물리 하이브리드 홍수예측 기술의 개발이 요구된다.

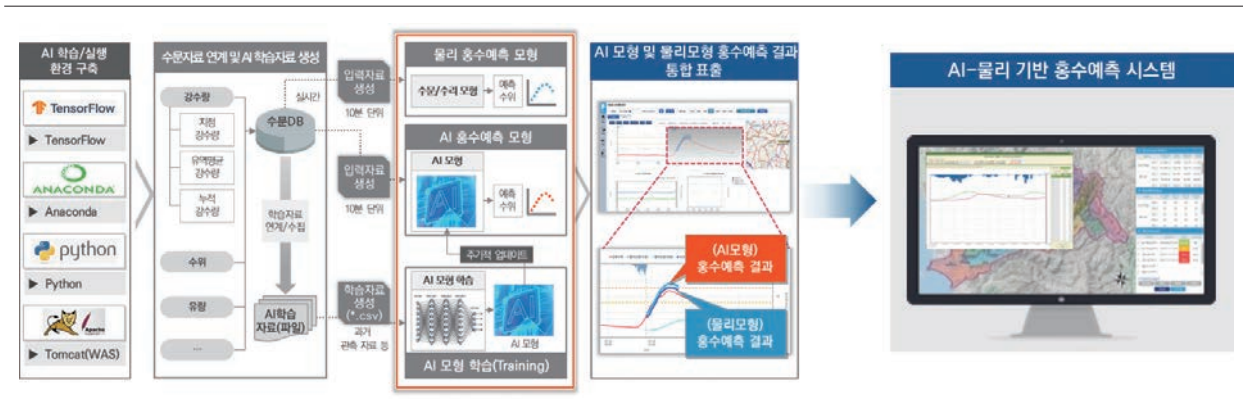


그림 6. AI-물리 기반 하이브리드 홍수예측 체계 예시

#### 4.4 홍수특보 발령을 위한 의사결정 지원 체계 구축

앞서 언급한 바와 같이 홍수특보지점이 75개소에서 223개소로 확대되고 집중호우시 상류 및 지류 하천에서 동시다발적으로 홍수특보 상황이 발생하면서 의사결정 시간을 확보하기 어려워지고 있다. 홍수발생시 10분마다 물리모형 및 AI 모형 기반 예측 정보가 생산되고, 동시에 여러 특보지점에서 기준수위를 초과하는 경우가 발생함에 따라 다중 예측 정보 통합 분석 및 의사결정 자동화의 필요성이 커지고 있다.

홍수특보 발령 시 물리모형, AI모형, 기상청 예보, 댐 방류 계획 등 다양한 예측정보를 개별 확인 후 경험을 기반으로 종합적으로 판단해야 하는 예보 업무의 특성을 반영하여 예측정보를 정량적으로 분석하고, 다중 예측정보간 비교 분석을 통하여 최적의 예측결과에 대한 정보를 신속하게 제공할 수 있는 체계가 갖추어져야

한다.

이를 위하여 AI 기반 수위 예측, 물리 기반 유출 모의, 현장 상황 등 다양한 정보가 동시에 수집된다. 이를 정량적으로 결합하는 체계와 홍수특보 발령 및 댐 방류 의사결정에 대한 지원 체계를 개발하고, 홍수예보 업무의 효율성을 높이기 위해 대규모 언어 모델(LLM) 기반 홍수특보 발령 의사결정 지원 체계의 구축이 필요하다.

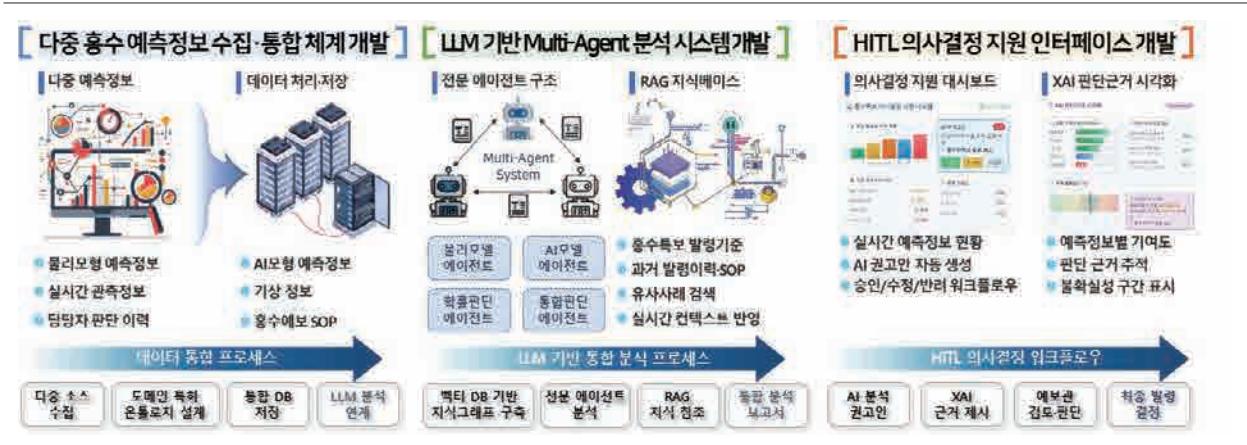


그림 7. 대규모 언어 모델(LLM) 기반 홍수특보 발령 의사결정 지원 체계 예시

## 05 결론

홍수예측기술은 과거 물리 기반의 수치해석 모형에서 출발하여 현재는 인공지능(AI)과 강우레이더를 융합한 예보 체계로 발전하였다. 우리나라는 세계 최초로 AI 홍수예보 시스템을 현업에 도입하는 등 이 분야의 기술 혁신을 주도하고 있다. 기후변화로 인해 더욱 복잡해지는 홍수 재난에 대응하기 위해서는 앞으로 보다 정교하고 신속한 홍수예측 체계의 구축이 필요하다. 이를 성공적으로 달성하기 위해서는 기술 개발을 위한 노력과 함께 시험 운영, 기술 검증 및 고도화 등을 통해서 개발된 홍수예측기술이 현업화될 수 있도록 긴밀한 협력도 필수적이다.

앞으로 고도화될 미래의 홍수예측기술은 기후위기 시대에 국민의 생명과 재산을 보호하는 가장 효과적인 도구가 될 것이며, 나아가 우리나라의 홍수예측기술이 글로벌 표준을 선도하는 데 크게 기여할 것으로 기대된다.

## 참고문헌

윤광석 등 (2023). "AI와 하천홍수예보", 물과미래, 56(6), pp.8-17, 한국수자원학회  
 한강홍수통제소 홈페이지. <https://www.hrfco.go.kr/>  
 한국건설기술연구원 (2022), 홍수대응 골든타임 확보 기술 개발 연구 보고서  
 환경부 (2020). AI홍수예보체계 구축을 위한 기본구상 수립 보고서  
 환경부 한강홍수통제소 (2024). AI 홍수예보 플랫폼 구축(학술연구 부문)



# 인공지능을 적용한 홍수예측모형 개발 및 개선방향



**김수영**  
한국건설기술연구원  
수자원하천연구본부  
수석연구원  
sooyoungkim@kict.re.kr



**이승호**  
한국건설기술연구원  
수자원하천연구본부  
박사후연구원  
seungho@kict.re.kr



**정재원**  
한국건설기술연구원  
수자원하천연구본부  
수석연구원  
jaewonjung@kict.re.kr

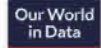


**윤광석**  
한국건설기술연구원  
수자원하천연구본부  
선임연구원  
ksyoon@kict.re.kr

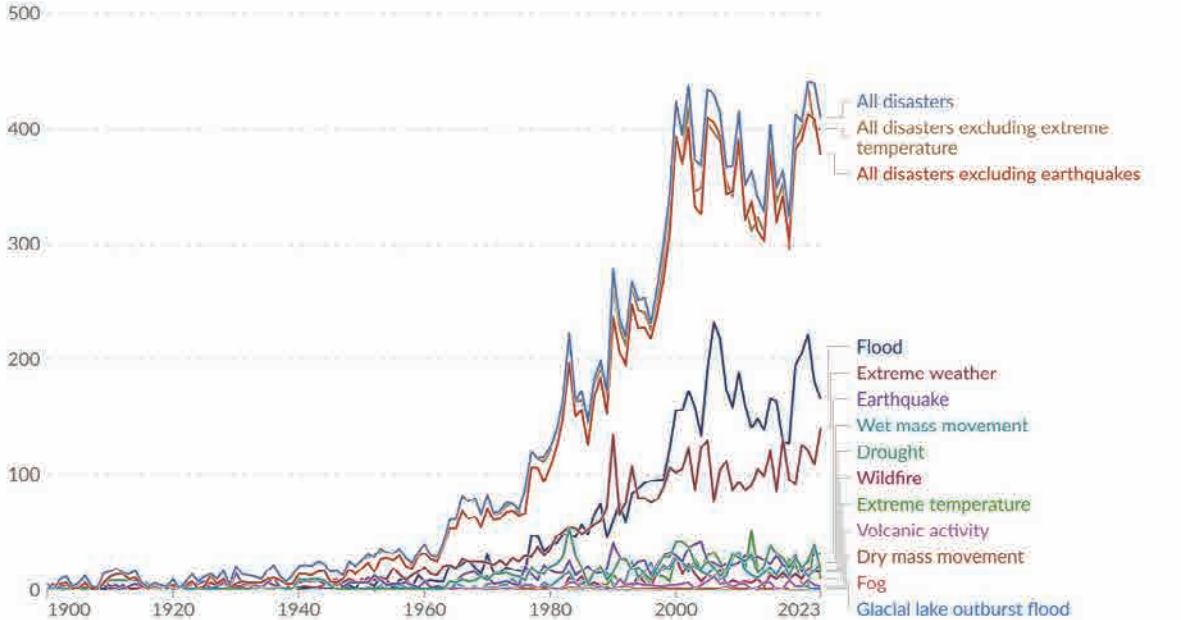
## 01 서론

지구는 지속적으로 뜨거워지고 있다. 탄소배출로 공기 중 온실가스는 지구온난화를 가속화하고 있다. 지구온난화는 지구환경의 다양한 변화로 표출된다. 그 중 가장 눈에 띄는 변화가 기온과 강수량의 극한 현상의 심화이다. 이러한 극한현상은 지구 대기의 습도를 강화시키고 대기를 불안정하게 만들어 극한 강우를 더 강하고 길게 만들 수 있다. 이에 따라 예상치 못한 폭염과 폭우가 빈번해 질 것으로 예상된다. 다시 말하면 홍수의 위험이 갑자기 내 앞에 현실로 다가올 수 있다는 말이다. UN산하 IPCC 제6차 평가보고서(Sixth Assessment Report, AR6)에 따르면, 지구온난화 예서 제시한 고배출 시나리오(SSP5-8.5)에서 지구 온난화가 1°C 상승할 때마다 일일 극한 강수량이 약 7% 증가하는 것으로 제시된다(IPCC, 2022). 이는 미래의 시나리오에 의한 예측뿐만 아니라 과거로부터의 변화를 살펴봐도 확인이 가능하다. 1900년부터 2023년까지 자연재해를 종류별로 분류하면 홍수가 1위, 그 뒤를 이어 극한 기상, 지진, 산사태, 가뭄 순이며, 홍수와 극한기상에 의한 자연재해는 현재까지도 지속적으로 증가하는 추세이다(EM-DAT, CRED/UCLouvain, 2024)(그림 1 참조). 이는 더 빠르고, 촘촘하며, 믿을 수 있는 홍수예보의 필요성을 강조한다. 이러한 전세계적인 추세는 우리가 살고 있는 한반도 역시 예외가 아니다. 오히려 다른 지역보다 더 지구온난화에 의한 영향을 받고

## Number of recorded natural disaster events, 1900 to 2023



The number of global reported natural disaster events in any given year. Note that this largely reflects increases in data reporting, and should not be used to assess the total number of events.



Data source: EM-DAT, CRED / UCLouvain (2024)  
 Note: Data includes disasters recorded up to April 2024.

OurWorldinData.org/natural-disasters | CC BY

그림 1. 세계 자연재해 발생건수(1900~2023)(EM-DAT, CRED/UCLouvain, 2024)

있다고 해도 과언이 아니다. 지난 109년간 우리나라의 연평균 기온은 약 1.9°C 상승했는데, 이는 전 세계 평균의 약 1.5배에 해당하며 매 10년마다 약 0.2도 가량 상승하는 추세이다(국립기상과학원, 2020)(그림 2 참조). 강수량 또한 계절별 및 연간 10% 이상 증가할 것으로 전망되며 이로 인한 예상 홍수피해액은 평균 93억원에서 최대 392억원으로 증가될 것으로 예측된다(국립환경과학원, 2025).

현재도 기후변화로 인한 홍수피해는 증가하고 있는 실정이며, 2025년 7월에 발생한 홍수피해는 대표적인 극한강우의 특징을 나타낸다. 선형강수대를 나타내며 지역적으로 많은 편차를 나타내며 좁은 지역에 강우가 집중되는 현상을 나타냈다. 경기 북부의 가평, 포천, 남양주와 충남 서해안가의 서산, 당진, 예천, 광주광역시의 도심과 경남의 진주, 합천 지역에서 강우가 집중되며 피해가 발생하였고, 경남 산청에서는 총 793.5mm가 5일 동안 내렸으며, 우리나라 연평균 강수량인 1266.2mm의 63%에 해당한다. 5일 간의 극한 강우로 인해 많은 도로와 가옥이 침수되었으며 다수의 사망자와 실종자 등 인명피해도 발생하였다(그림 3 참조).

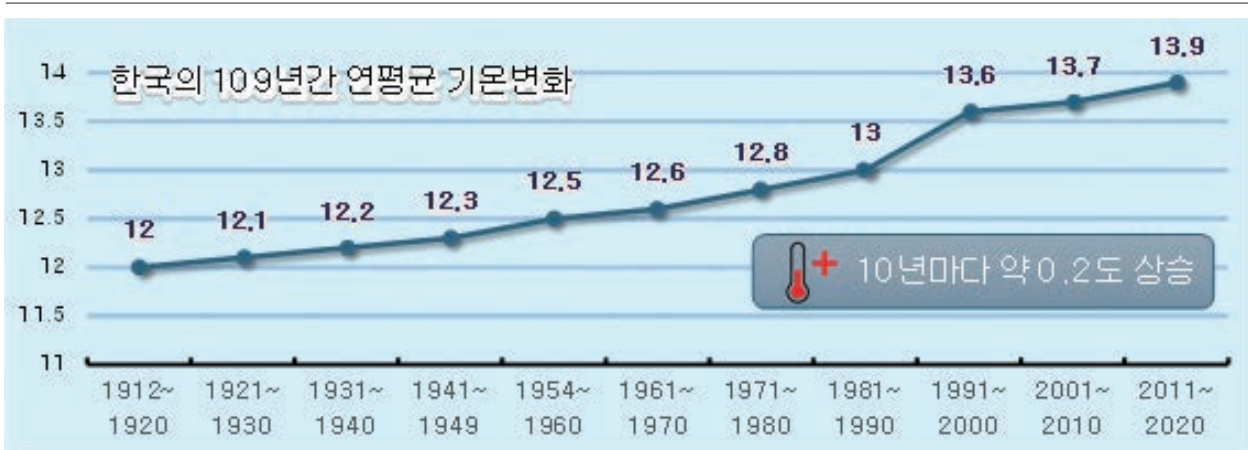


그림 2. 한국의 연평균 기온 상승추세(국립기상과학원, 2020)

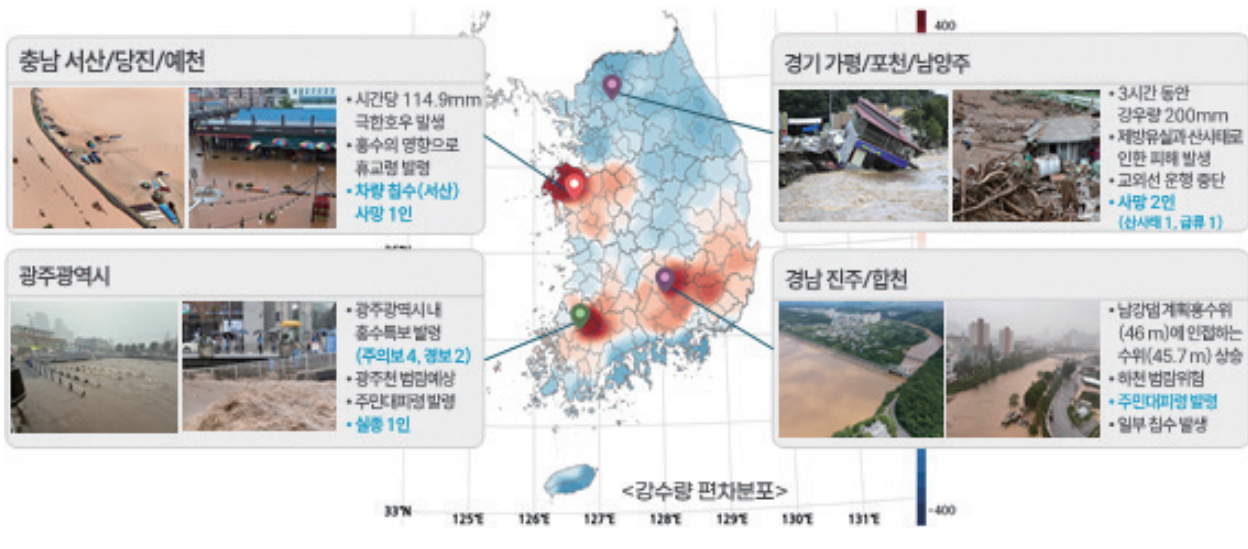


그림 3. 2025년 7월의 지역별 강수량 편차 및 주요홍수피해

## 02 AI 홍수예측모형의 개발 및 적용

### 가. 사업개요

앞에서 확인한 기후변화로 인한 홍수위험 및 피해의 증가 경향을 극복하기 위해서 기존의 물리모형기반의 대하천위주의 홍수예보에 대한 보완 필요성이 대두되었고, 환경부(현. 기후에너지환경부)는 2022년부터 본격적인 AI 홍수예보 플랫폼 구축을 위한 사업을 착수하여 2024년까지 수행하였다. 사업의 주요 목표는 예측 속도와 정확도 향상, 전국적인 예측 범위 확대, 홍수예측의 다양화 및 첨단 AI 기술을 적용하여 예보관의 홍수특보발령 의사결정을 지원하고 최적화, 자동화하는 것이다. AI 홍수예보 플랫폼 구축을 통해 기존의 물리모형 기반으로 인력에 의한 해석을 수행을 AI를 활용한 자동분석으로, 대하천 분류 위주로 배치되어 있던

홍수특보지점을 75개에서 223개 지점으로 확장하였다. 기존 75개 지점은 국가 하천 63개, 지방 하천 12개로 지방하천 비율이 16.0%로 낮은 편이었다. 사업을 통해 확장된 223개 지점에는 국가하천 93개, 지방 하천 130개로 지방하천 비율이 58.3%로 기존대비 약 3.6배 증가하였다(한국건설기술연구원, 2024). 따라서, 지류 및 지방하천까지 홍수예보의 대상지역이 확대되어 많은 국민들이 홍수예보의 수혜대상으로 편입되는 효과가 발생하였다(표 1, 그림 4 참조).

표 1. 홍수특보지점 확대를 통한 수계별 지방하천 비중 변화

구분		한강	낙동강	금강	영산강	합계
기존특보지점 (2024년 이전)	계	22	22	14	17	75
	국가하천	16	18	13	16	63
	지방하천	6	4	1	1	12
	지방하천비중(%)	27.3%	18.2%	7.1%	5.9%	16.0%
변경특보지점 (2024년 이후)	계	67	64	40	52	223
	국가하천	22	27	18	26	93
	지방하천	45	37	22	26	130
	지방하천비중(%)	67.2%	57.8%	55.0%	50.0%	58.3%

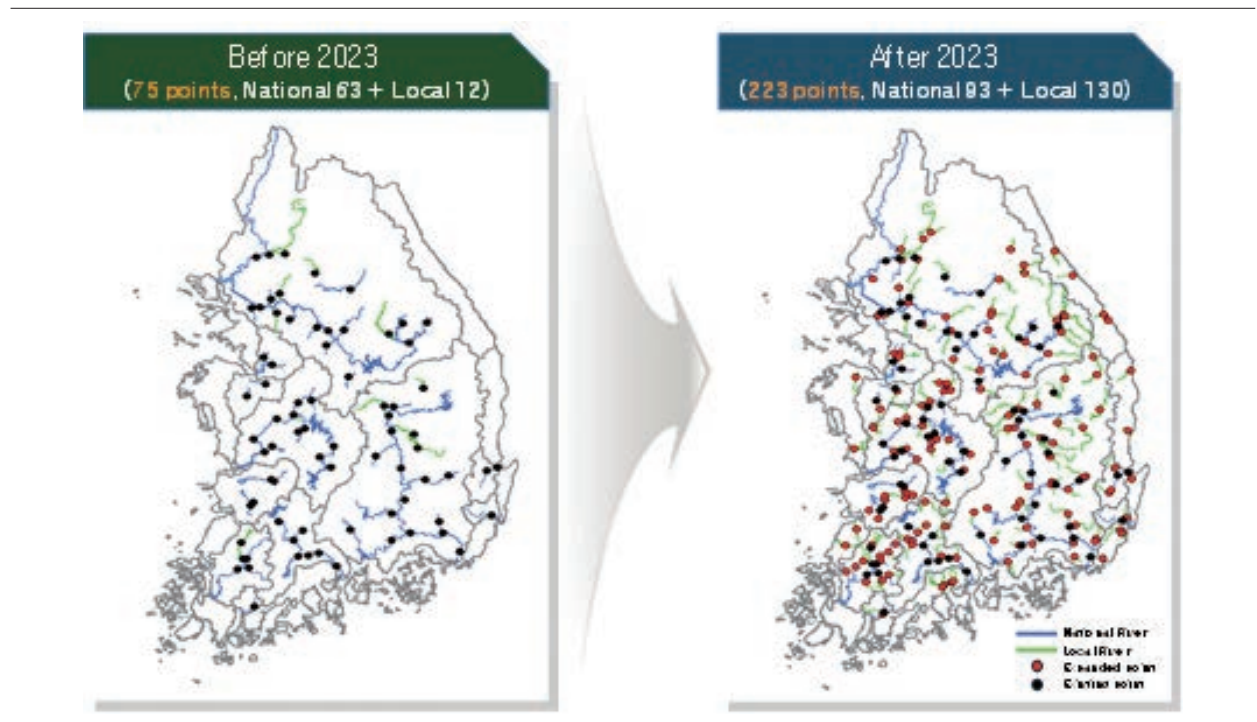


그림 4. AI 홍수예보 플랫폼 사업을 통한 홍수특보지점 확대

## 나. AI 기반 홍수예측 프로세스

AI 홍수예보플랫폼의 홍수예측 과정은 표준 수문 데이터베이스의 과거 및 실시간 관측자료를 기반으로 한다. 한강홍수통제소에서 실시간으로 수집 및 저장되는 수문자료는 강우량, 수위, 유량, 댐 및 다기능 보의 유입량과 방류량, 조위자료가 있으며, 홍수예보를 위해 분할된 유역경계에 따라 10분 단위로 유역평균강우량을 생산하고 있다. 표준 수문 데이터베이스의 자료는 실시간 이상치 및 결측치 보정을 통해 품질관리되고 있고 주기적 사후 품질관리로 데이터의 무결성을 확보하고 있다. 표준 수문 데이터베이스를 활용하여 AI 학습 데이터베이스를 구성하고 추가적인 품질관리를 수행하여 학습데이터의 데이터 품질을 향상시켜 학습에 활용한다. AI 홍수예측 모델의 구축환경은 Python 기반의 Tensorflow를 기본 라이브러리로 채택하고 있으며 머신러닝 알고리즘은 LSTM(Long Short-Term Memory)을 기반으로 하고 있다. LSTM은 순환 신경망(RNN)의 한 종류로, 긴 시퀀스에서 정보가 뒤로 갈수록 약해지는 기울기 소멸 문제를 완화하도록 설계된 모델로써 시계열 예측에 가장 활발하게 적용되고 있다.

AI 학습 데이터베이스로부터 자료를 추출하여 학습데이터셋을 생성하고 모델을 학습하여 최종적인 모델을 생성하고 이를 이용해 실시간 추론으로 수위를 예측한다. 예측자료 분석을 통해 예보관은 해당지점에 홍수특보 발령여부를 결정하게 된다. 이러한 전체적인 프로세스를 통해 10분 단위로 10분~360분까지 예측수위가 실시간으로 생산된다(그림 5 참조).

## 다. AI 모델 학습 및 시스템 운용

AI 모델 학습의 첫 번째 단계로 학습데이터셋의 학습변수를 설정한다. 이를

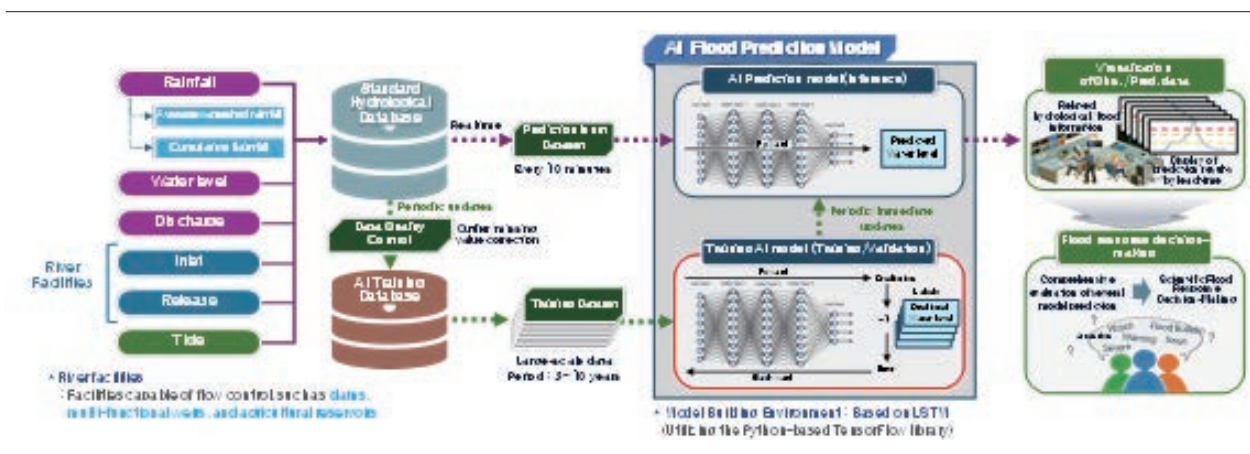


그림 5. AI 홍수예보 프로세스 모식도

위해 예측의 대상이 되는 목표관측소를 설정하고 수문학적 연관성을 고려하여 주변의 참조관측소를 설정한다. 목표관측소의 상류 수위 관측소나 상류 유출에 영향을 미치는 강우 관측소, 주변 유역의 평균강우량, 방류량을 조절하는 댐 또는 저수지, 하구의 영향을 받는 구간의 조위 관측소 등이 이에 해당한다. 관련데이터를 추출하고 무강우사상 제외, 결측데이터 제외 등을 통해 모든 변수의 데이터가 존재하는 이벤트만을 추출하여 학습에 활용한다(그림 6 참조).

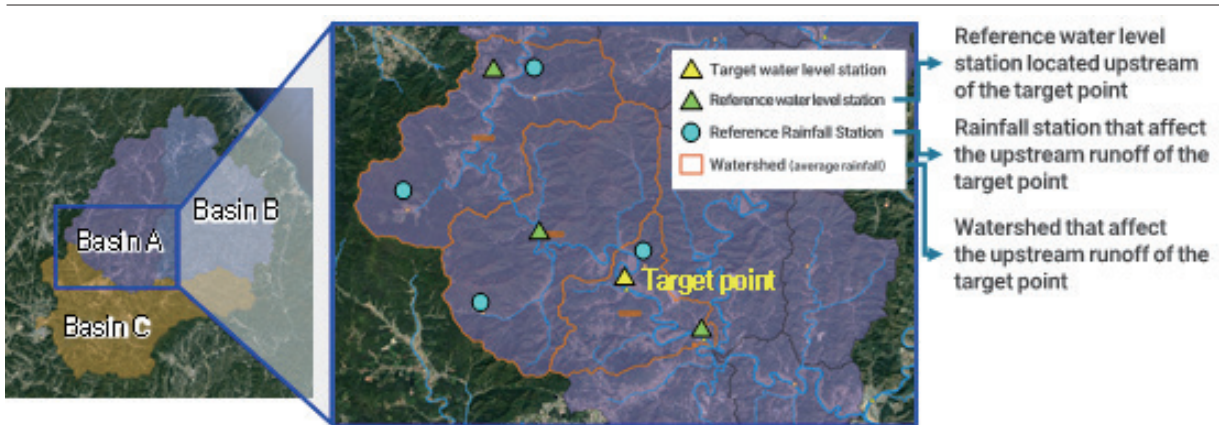


그림 6. 목표관측소 및 참조관측소 설정 예시

전체 데이터셋은 학습, 검증 및 테스트 데이터셋으로 구분된다(그림 7 참조). 학습데이터셋과 검증 데이터셋은 학습과정에서 활용되며 학습된 모형의 예측성능을 검증데이터셋으로 검증하고 신경망내 파라미터의 학습 방향이 검증데이터셋 loss 값이 최소가 되도록 학습이 진행된다. 테스트 데이터셋은 학습, 검증데이터셋과 완전히 분리되어야하며, 테스트 과정을 통해 실시간 예측 성능의 확인이 가능하다.

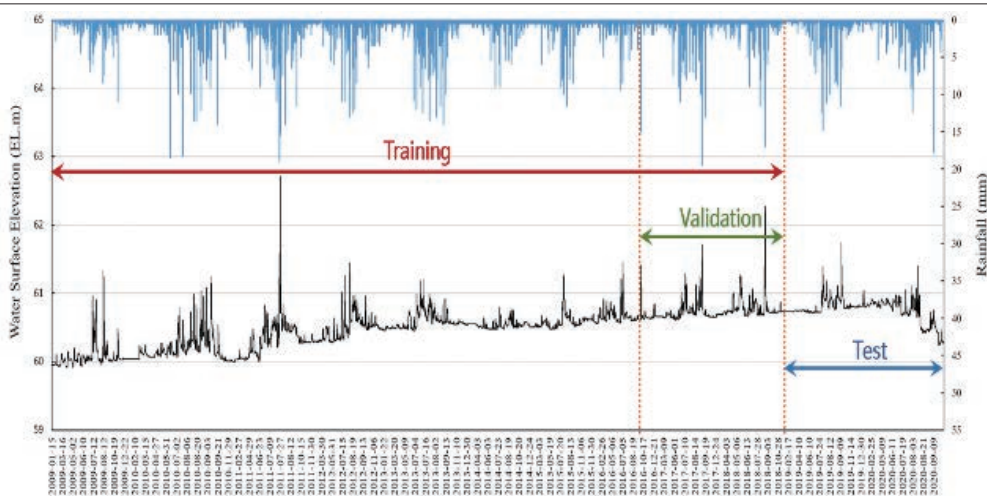


그림 7. 학습, 검증, 테스트 데이터셋 구성

학습이 완료된 모델은 AI 홍수예보시스템에 탑재되어 실시간으로 예측이 수행된다. 홍수통제소에서 운영되고 있는 시스템은 UI에서 종합상황에 대한 수문자료, 기상, 홍수특보발령 및 해제 상황, 홍수위험정보를 제공한다. 또한, AI모형의 입력자료로 활용되는 참조 지점의 관측자료와 관측소 간 공간정보를 시각적으로 표출하여 예보관이 직관적으로 모델의 입출력 자료 간 관계를 파악할 수 있도록 구성되어 있다. AI홍수예보시스템 활용을 통해 실시간 예측 및 관측자료에 대한 종합적인 평가를 통해 예보관이 홍수특보를 발령할 수 있도록 의사결정을 지원한다.



그림 8. AI 홍수예보시스템 제공 정보

### 다. AI 홍수예보시스템 운영효과

AI 홍수예보시스템은 2024년부터 운영하기 시작했고, 현재 현업 홍수예보에 활용 중이다. 행정안전부의 재해연보에 따르면 연간 홍수피해사망자가 AI홍수예보 도입 직전 2023년 75명에서 2024년 6명, 2025년 2명으로 인명피해가 현저히 감소한 것으로 나타났다(행정안전부 재해연보). 이는 도입 이전 10년 평균 인명피해인 17.6명과 비교해도 77%의 감소율을 나타냈다. 또한, 홍수 특보 발령 건수가 2023년 70건에서 2024년 132건으로 88% 증가한 것으로 나타났다(한강홍수통제소 웹사이트). 이러한 결과는 AI기반의 홍수예측이 신속하고 정확한 정보를 예보관에 제공하여 예보판단 능력을 강화하여 많은 지점에 대한 홍수특보 발령 여부를 판단할 수 있도록 한 결과라고 판단된다.

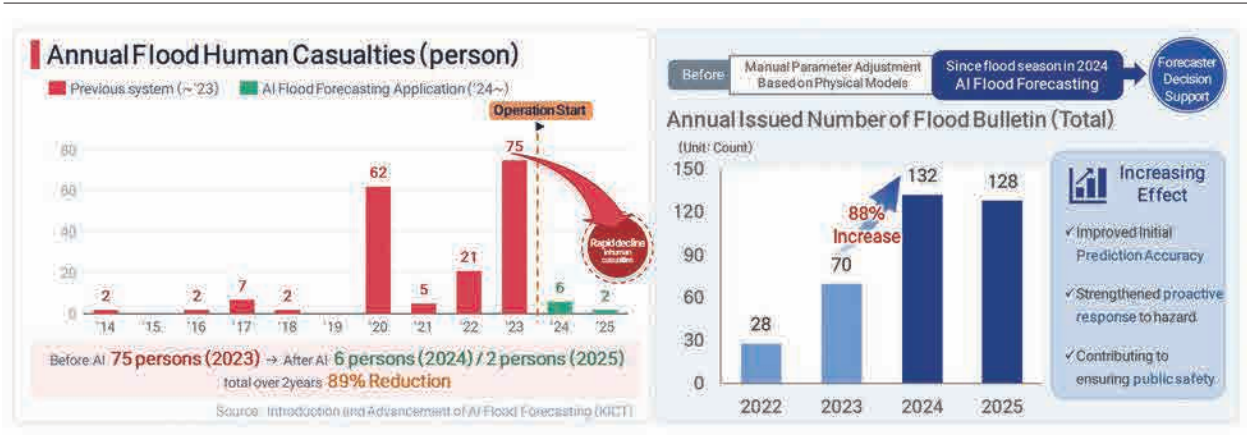


그림 9. AI 홍수예보시스템 도입을 통한 피해감소 및 예보대상 확대효과

**03**  
**홍수예측 성능향상**  
**방향**

**가. 데이터 기반 AI홍수예측 모형의 한계 개선**

데이터만을 기반으로 하는 AI홍수예측 모형은 처음 접하는 형태의 홍수패턴에 대해서 예측하기 어렵다는 한계가 있다. 이는 과거의 관측자료를 학습자료로 사용하는 방식에서 발생할 수 있는 한계로 볼 수 있다. 그리고 데이터의 상관성과 품질에 따라 물리법칙의 일관성을 유지하기 어려운 학습방향으로 진행될 가능성도 있다. 또한, 예측된 결과에 대해서 왜 그런 결과가 나왔는지에 대한 분석이 어렵다는 한계도 함께 가지고 있는 실정이다. 최근 기후변화를 통해 강우의 패턴이 변화하고 있는 상황을 감안하면 이러한 한계점은 홍수예측의 정확도를 감소시키는 요인이 될 수 있기 때문에 이를 개선하기 위한 다양한 방법이 제시되고 있으며, AI와 물리적 기반을 동시에 고려하는 하이브리드 모델에 그 기대가 집중되고 있다.

**나. AI-물리 연계 모형으로의 전환**

AI-물리 연계 모형은 데이터의 패턴 학습과 물리적 법칙을 따르는 제약을 결합하여 데이터 기반의 모형의 단점을 보완할 수 있는 좋은 대안으로 떠오르고 있다. AI-물리 연계 방식은 급변하는 극한 현상에 대한 예측을 일반화하고, 데이터가 부족한 범위에서 예측을 안정화하며, 자연 현상의 경계 조건을 통합하고, 모델 동작을 물리적으로 해석이 가능한 변수 또는 네트워크 가중치로 변환시킬 수 있다는 장점이 있다. AI-물리 연계 모형으로의 전환을 위해 기후에너지환경부의 국가연구개발사업으로 “홍수특보지점 확대와 기후위기 대응을 위한 AI-물리기반 하이브리드 홍수예측 기술개발” 연구가 2026년부터 진행되고 있으며, 이 연구를 통해서 물리적인 요소를 반영한 AI 홍수예측모형의 개선 방향을 다음과 같이 정리할 수 있다.

첫 번째는 기존의 관측자료에 기반한 학습데이터를 극한강우조건에 대한 물리모델 해석 결과를 이용하여 증강하는 것이다. 가상의 극한강우조건을 설정하고 물리모형을 통해 계산된 각 관측지점의 값을 추출하여 학습자료로 추가하여 학습하는 방법이다. 이를 통해 학습자료의 범위를 확장하여 기존에 없던 강우사상에 대한 예측 능력을 향상할 수 있다.

두 번째는 물리적 지배방정식을 학습의 제약조건으로 적용하는 PINNs(Physics-Informed Neural Networks)모델이다. PINNs 모델은 물리방정식을 학습의 제약조건으로 설정하고 이로 인한 loss 값과 데이터로 인한 loss 값을 병합하여 종합적인 loss가 최소가 되도록 학습을 진행한다. PINNs는 예측결과와 물리적 연계성과 설명력을 향상시킬 수 있다는 장점이 있다. 위의 모델들은 기존의 데이터만으로 구축된 모델이 반영할 수 없었던 물리적 관계의 반영 및 극한 강우상황에 대한 일반화 등을 통하여 AI 홍수예측모형의 정확도를 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

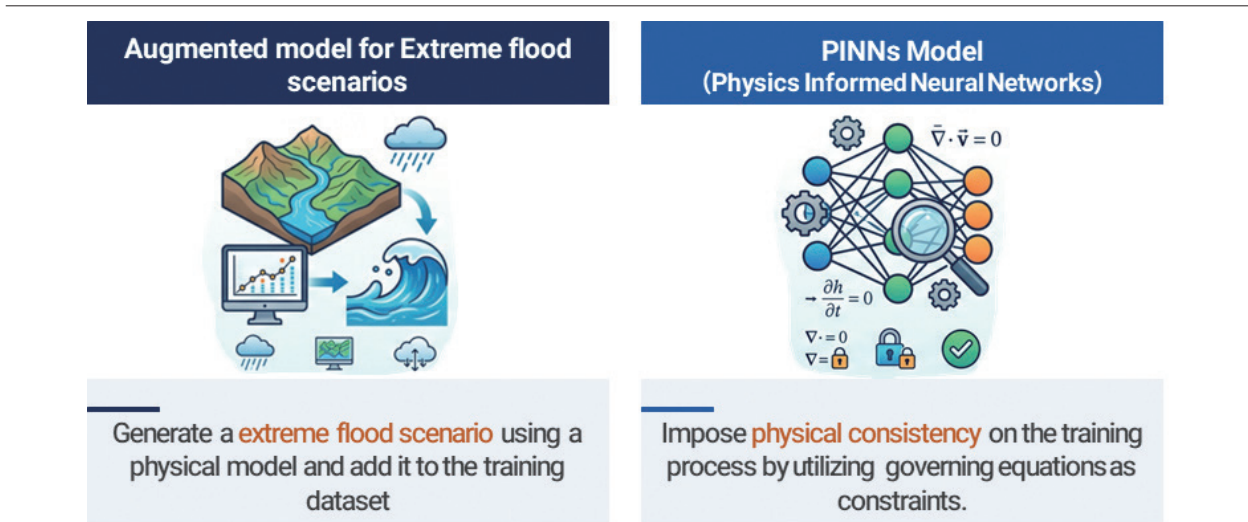


그림 10. AI-물리 연계 모형의 대표적인 개선 형태

## 04 맺음말

우리나라에서 개발되고 운영되고 있는 AI 기반의 홍수예측은 AI가 홍수 예측에 소요되는 시간을 단축하고 신속한 대응을 지원할 수 있는지를 잘 보여준다. 기존 물리 모델 기반 예측은 계산부터 홍수 특보 발령까지 약 30분이 소요되었지만, AI 기반 예측은 약 10분 만에 완료되어 약 67%의 시간 단축 효과를 보여준다. 단축된 예측시간 만큼 현장 대응 시간을 확보해 줄 수 있으며, AI홍수예보 도입 후 인명피해가 급격히 감소된 사실은 이러한 효과를



그림 11. AI 홍수예보로 홍수예보 소요시간 감소(SBS 뉴스)

증명해 준다고 할 수 있다.

이렇게 AI 기반의 홍수예측은 어느 정도 효과를 나타내고 있음에도 불구하고 여전히 다양한 한계점이 존재하기 때문에 좀 더 정확하고 신속한 홍수예보를 위해서는 지속적인 변화와 발전이 필요하다. 현재의 AI 예측에서 AI-물리 연계 예측, 도시침수 예측, 그리고 이 모든 것을 종합적으로 통합하여 판단할 수 있는 홍수예측 에이전트 개발로 나아가는 것이 필요하다. 그와 관련하여 2026년 6월부터 도시침수예보의 시범운영이 시작되고, 홍수예보에 특화된 에이전트의 개발도 활발히 연구되고 있으므로 AI기반 홍수예측은 완성된 것이 아닌 지속적으로 진화가능한 상태라고 할 수 있다. 결론적으로, 한국에서 AI 기반의 홍수예측을 현업에 활용하는 최초 사례를 통해 AI 모델 개발에서 국가 홍수 경보 운영에 이르는 실질적인 경로를 선도적으로 제시하고 있다. 앞으로도 AI 기반의 홍수예측을 주도하는 핵심국가가 될 수 있도록 지속적인 관심과 투자가 필요할 것이다.

### 감사의 글

본 결과물은 기후에너지환경부의 재원으로 한국환경산업기술원의 기후변화 적응 수재해 관리 기술개발사업(R&D)의 지원을 받아 연구되었습니다(RS-2026-25504052)

## 참고문헌

- EM-DAT, C. R. E. D. UCLouvain (2024). With major processing by Our World in Data. "Global damage costs from natural disasters-EM-DAT"[dataset]. EM-DAT, CRED/UCLouvain, "Natural disasters"[original data]. Retrieved July 3, 2025.
- Han River Flood Control Office (2024). AI Flood Forecasting Platform Establishment Report (Academic Sector).
- Han River Flood Control Office Website. <https://www.hrfco.go.kr/>
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) (2022). Sixth Assessment Report.
- Ministry of the Interior and Safety. Disaster Yearbook (2014~2025)
- National Institute of Environmental Sciences. (2025). Korea Climate Crisis Assessment Report 2025.
- National Institute of Meteorological Sciences. (2020). Korea's 109-Year Climate Change Analysis Report.



# 강우예측과 홍수예보 : 관측에서 경보까지의 연속(seamless) 예보



**윤성심**  
한국건설기술연구원  
수자원하천연구본부  
수석연구원  
ssyoon@kict.re.kr



**윤광석**  
한국건설기술연구원  
수자원하천연구본부  
선임연구위원  
ksyoon@kict.re.kr

## 01 서론

하천홍수는 유역에 내린 비가 지표와 하천을 따라 모여 하천 수위를 끌어올리면서 발생한다. 따라서 하천홍수를 예측한다는 것은 곧 '유역에 얼마나 많은 비가, 어디에, 언제 내렸고 또 내릴 것인가'를 예측해 그 비가 만들어 낼 유량과 수위를 미리 예상하는 것이다. 그러므로 강우 입력자료가 부정확하면 잘 구축된 수문-수리 모델이라도 정확한 하천수위 상승을 예상하기 어려우므로, 강우 정보의 질이 하천홍수 예측의 출발점이자 한계를 규정한다.

최근 기상이변으로 강우강도가 강해지고 있을 뿐만 아니라, 발생 범위도 매우 좁아지고 있다. 이런 형태의 강우는 중소하천을 짧은 시간에 위험수위까지 끌어올린다. 특히 우리나라 중소하천은 유역 면적이 작고 경사가 급해, 강한 비가 내린 뒤 첨두유량까지 도달하는 시간(유역 도달·집중시간)이 수십 분에서 길어야 몇 시간에 불과하다. 따라서 "비가 얼마나 올 것인가"를 예측하는 업무(기상)와 "하천이 언제, 얼마나 상승할 것인가"를 예측하는 업무(수문)가 사실상 한 호흡으로 이어져야 한다.

이에 관측(레이더·위성·지상우량계)에서 초단기 강수예측(nowcasting), 수치예보(NWP), 유역 단위 유출·수위 예측, 그리고 경보 발령과 전파에 이르는 전 과정을 끊임 없이 잇는 연속(seamless) 예보개념이 확장되고 있다.

이 글에서는 레이더와 기상수치예보 모델 예측강우를 수문수리 모델과 결합해 예측 선행시간을 늘리는 연속(seamless) 예보의

개념과 대표적인 국외 사례를 소개하고, 이어 국내 AI 홍수예보에서 레이더가 하천홍수 예측에 쓰이는 현황 및 개선 방안을 제안하고자 한다.

## 02 레이더 및 수치예측모델 기반 예측강우

### 2.1 강우의 공간분포 측정

강우-유출 모델은 유역에 입력되는 강우의 총량과 공간 분포에 민감하게 반응한다. 같은 강우량이라도 그 발생 위치가 하천 상류에 집중되었는지 하류에 집중되었는지에 따라 첨두유량의 크기와 도달 시각이 달라진다. 지상우량계는 한 지점의 강우를 정확히 측정하지만, 100km<sup>2</sup> 유역에 우량계가 두세 개뿐이라면 그 사이를 지나간 강한 호우대는 기록에 남지 않아 유역 평균 강우가 과소 추정된다. 반면 기상레이더는 반경 수백 km의 강우 분포를 5~10분 간격, 1km 안팎의 해상도로 측정한다. 유역 전체의 강우 총량과 공간 분포를 함께 파악할 수 있어, 강우-유출 모델의 입력으로서 우량계 관측의 빈틈을 메울 수 있다는 장점이 있다.

### 2.2 홍수 예측 선행시간 확보를 위한 예측강우

하천홍수 예측의 선행시간은 ‘이미 내린 비’가 유역을 따라 흘러 첨두에 도달하기까지의 시간(유역 도달·집중시간)과 ‘앞으로 내릴 비’를 예측해 확보하는 시간을 구분할 수 있다. 대하천은 도달시간이 길어 이미 내린 비만으로도 상당한 선행시간을 얻지만, 도달시간이 짧은 중소하천은 강수예측이 선행시간을 좌우한다. 관측된 강우장을 외삽하는 초단기 강수예측은 관측 직후 1~2시간까지 매우 정확하지만 그 이후로는 강수의 생성·소멸을 담지 못해 한계를 보인다. 최근 레이더 강우예측 분야 대표적으로 ConvLSTM(Shi et al., 2015; Chen et al., 2020), TrajGRU(Shi et al., 2017; Franch et al., 2020), U-Net(Ayzel et al., 2020), DGMR(Ravuri et al., 2021) 모형과 같은 딥러닝 예측 기법이 개발되고 물리 법칙을 통합한 하이브리드 모델, 효율적인 운영시스템 운영, 극한 기상 예측 성능의 개선 연구가 지속되고 있다. 특히, GraphCast(Lam et al., 2023), NowcastNet(Zhang et al., 2023) 등의 모델들이 기존 수치예보 모델 대비 매우 높은 계산 효율성을 달성하면서도 더 높은 정확도를 보여주고 있다. 다만, 그림 1에서 보듯, 여러 가지 기술적 고도화에도 불구하고 선행시간에 따른 예측 정확도 저하와 공백을 메우려면 수치예보(Numerical Weather Prediction)와의 결합이 필요하다.

수치예보는 대기 물리방정식을 풀어 미래를 예측하고, 초기 선행시간대(0~2시간)에서는 레이더 초단기 강우예측 보다 약하지만, 몇 시간 이후로는 강수의 생성·소멸을 물리적으로 고려하므로 정확도가 유지된다. 두 방식의 예측력이 교차하는 지점은 대략 선행시간 1~1.5시간 부근이다(그림 1). Seamless 예보는 이

둘을 시간축을 따라 부드럽게 혼합(blending)해 관측 → nowcasting → NWP로 매끄럽게 이어지는 하나의 강수예측을 만든다. 나아가 앙상블 확률예측으로 구성하면 불확실성까지 정량화할 수 있다.

그림 1은 기상-홍수 연속 예보의 현업 진행이 활발한 독일 기상청(Deutsche Wetterdienst, DWD)의 SINFONY(Seamless INtegrated FOrecastiNg sYstem)의 연속 강수예측 구성 현황 예시이다. SINFONY는 5분 마다 갱신되는 레이더 앙상블(STEPS-DWD)과 NWP 앙상블(ICON-RUC)을 0~12시간 범위 내에서 결합한다. 연속 강수예측 정보는 이후 그림 2와 같이 홍수예보를 위해 활용되는데, 하천홍수 예측 관점에서 핵심은 이 seamless 강수예측을 유역 단위로 집계해, 도달시간이 짧아 위험한 소하천 유역을 신속히 식별한다는 점이다.

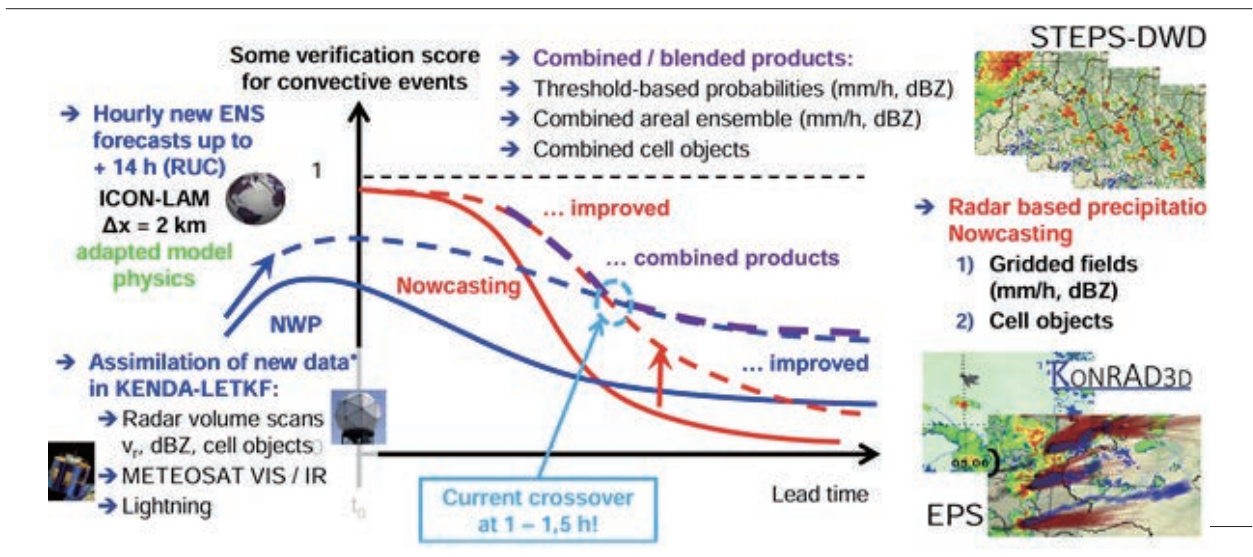


그림 1. 독일 기상청 SINFONY의 연속(seamless) 강수예측 구성(Blahak et al., 2025)

### 03 강우예측과 홍수예측의 연계

SINFONY가 레이더 예측강우와 수치예보를 0~12시간 seamless로 연계하고, 이 예측 강우정보는 독일 홍수예보센터로 전달되어 하천홍수 예측·경보 업무로 연결된다. 여기서 기존 일반적인 단순 예측강우 활용 방식과의 차이가 있다. DWD에서는 SINFONY 자료를 하천홍수 예측에 맞춰 다듬는데, SINFONY seamless 앙상블 예측과 관측강우를 개별 유역(면적 10~500km<sup>2</sup>) 단위로 후처리해 홍수의 기상학적 잠재성을 산출한다. 나아가 레이더와 관측소 기반 극값통계로 각 유역의 재현기간을 계산해, 유역에서 발생한 누적강우가 얼마나 극단적인지를 함께 제시한다. 여기서 DWD와 지역 홍수예보센터는 관측·NWP·nowcasting → 홍수예보모델 → 홍수예측 → 침수지도 → 의사결정자로 이어지는 수문기상 가치사슬을 연계하고 있다.

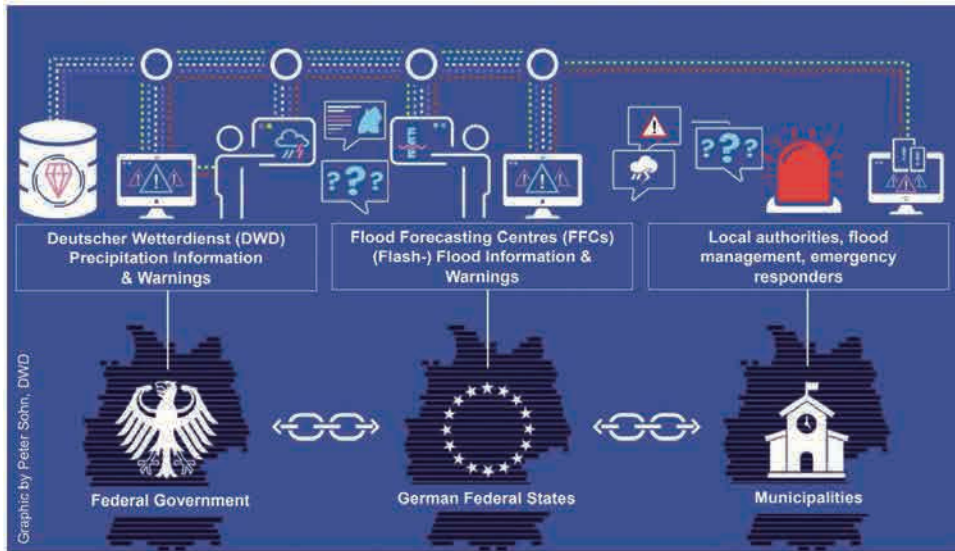


그림 2. Flood-Forecast Warning Chain in Germany (Keller et al., 2023)

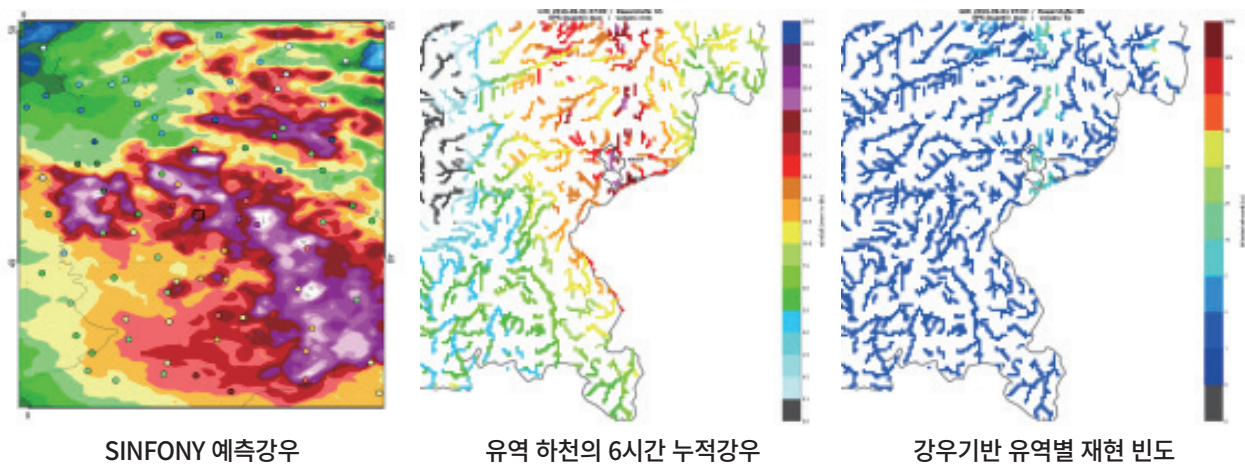
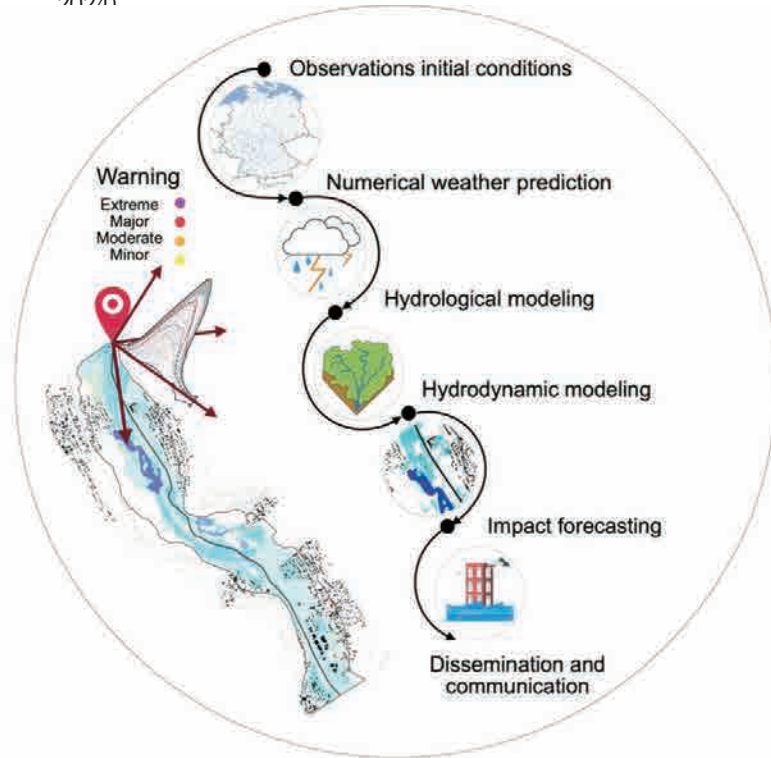


그림 3. SINFONY 활용 유역내 강우 정보 및 특성 분석 (Blahak et al., 2025)

다음 그림 4는 SINFONY 파일럿 프로젝트의 일환으로 개발된 10미터 해상도의 영향 기반 홍수 조기 경보 시스템의 연계도이다. 이 시스템의 예측 사슬은 ‘강우→ 하천 유량’에서 ‘침수·영향’까지 연장하고, 레이더 보정 격자강우(RADOLAN)로 수문 초기조건을 잡고, 대류허용 양상불 수치예보(ICON-D2 EPS, 2.2km·20멤버·3시간 갱신)를 중규모 수문모델(mHM, 1.1km)에 입력해 유역(746km<sup>2</sup>)의 확률적 수위를 예측한 뒤, 고해상도(10m) 2차원 수리동역학 모델(RIM2D)로 침수심·유속을 모의한다. 실제 호우 사례(2021년 7월 독일 아르(Ahr)강 대홍수)에 적용한 결과, 침투 17시간 전부터 100년 빈도(2021년 7월) 초과확률이 50%를 넘고, 11시간 전 90%까지 상승하는 것을 예측하여 대응 선행시간을 확보할 수 있었다(Najafi et al.,

2024



Model/characteristic	Daily updates	Technology readiness level	Spatial Resolution	Ensemble member
Numerical weather prediction	1 - 8	7 - 9	1 - 4 km	10 - 51
Hydrological forecasting	1 - 8	7 - 9	100 m - 5 km	10 - 51
Hydrodynamic modeling and impact forecasting	Not yet operationalized	4 - 6	1 - 10 m	-

그림 4. A holistic end-to-end impact-based flood forecasting modelling chain (Najafi et al., 2024)

#### 04 국내 레이더 강우 정보를 활용한 AI 홍수예보시스템 운영 현황

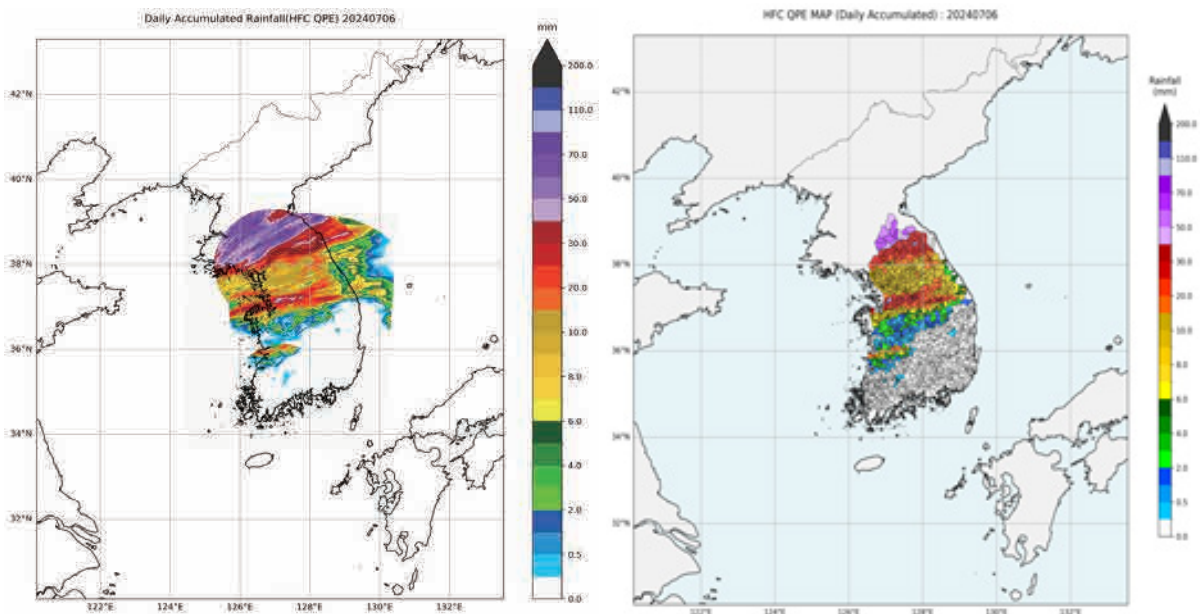
현재 기후에너지환경부에서는 AI를 이용해 2024년부터 223개 지류, 지천을 포함한 특보지점에 대한 AI 홍수예보시스템 운영을 시작하였다. 해당 시스템은 기본적으로 지상관측강우자료를 강우입력자료의 기본자료로 활용하고 운영하였으나, 그림 5와 같이 2025년 홍수기부터 기존 지상관측강우 기반의 AI 홍수예측 모델을 주모델로, 레이더 관측강우 기반의 모델을 부모모델로 하여 현업운영 중에 있다. 그 이유는 운영 중인 223개 홍수특보지점 중에 하천 유역 상류에 위치하여 있어 유역내 강우 관측소 부재로 인해 해당 유역 내 발생한 정확한 강우량을 산정하기 어려운 지점이 있어 강우의 공간분포 측정 및 관측영역에 장점이 있는 레이더 강우 정보로 보완하기 위한 목적이다.

사용된 AI 모델은 기존 LSTM 기반의 딥러닝 네트워크를 이용하였고, 다양한

입력자료 중 유역평균강우량 자료를 기후에너지환경부의 레이더 관측강우로 대체하여 학습하고 실시간 추론이 가능하도록 하였다. 그림 6은 기존 싱글모달 LSTM 형식에 맞춰 레이더 격자 강우분포장을 시계열 유역평균강우자료로 변환한 결과이다.



그림 5. 기후에너지환경부 시 홍수예보시스템 운영 현황(안동시(목계교))

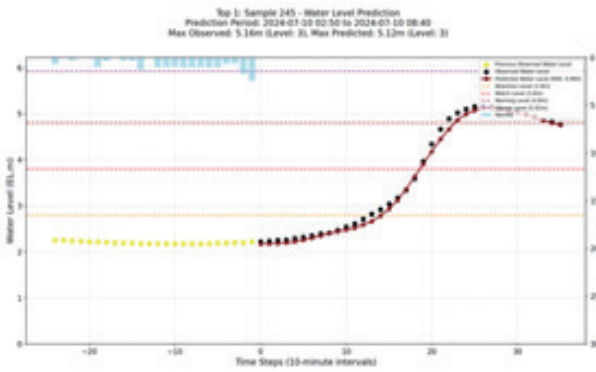


(a) 레이더 관측강우 분포장

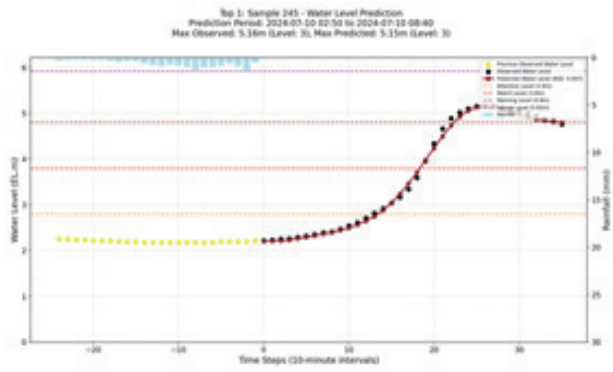
(b) 레이더 관측 유역평균강우

그림 6. AI 홍수예보모델의 입력자료 활용을 위한 레이더 유역평균강우 변환(예)

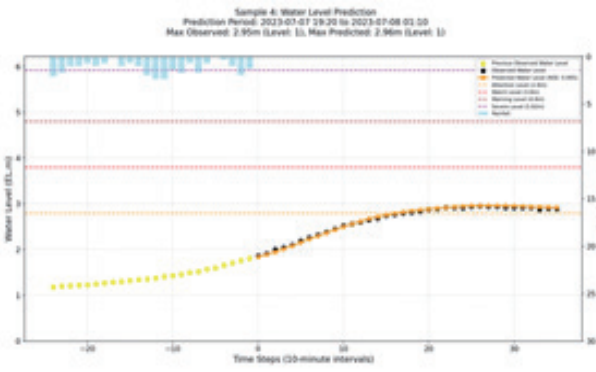
그림 7은 테스트 데이터 셋 중 최대 수위 발생 사례를 포함한 임의 예측시점에서 지상관측강우자료를 활용한 AI 홍수예보 모델을 이용한 홍수예측 결과(왼쪽)와 레이더 관측강우자료를 활용한 예측결과(오른쪽)를 나타낸 것이다. 예측 수행지점은 상주시(화계교) 홍수특보지점으로 상류지역에 위치한 지점으로 레이더 강우 활용에 유용성이 높은 지점이다. 해당 지점의 경우 2023년 7월 7일과 2024년 7월



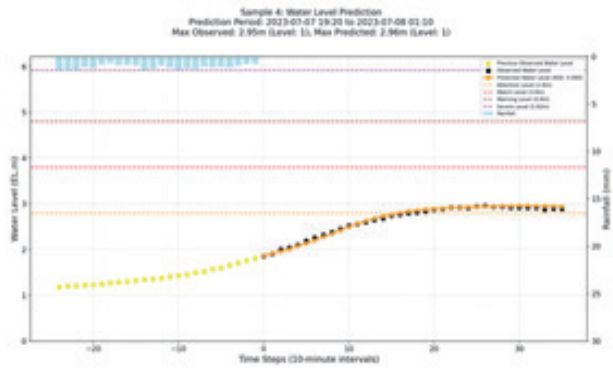
(a) 2024년 7월 20일 2:40 예측(TM 관측강우)



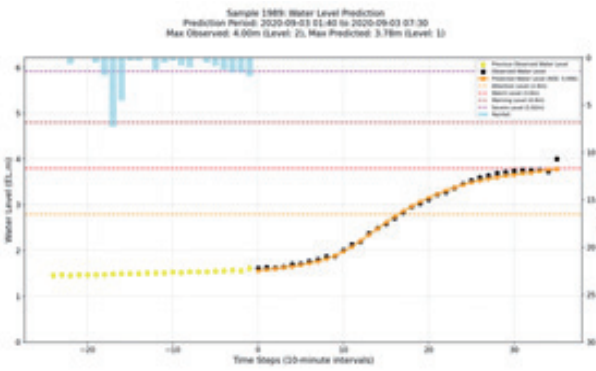
(b) 2024년 7월 20일 2:40 예측(레이더 관측강우)



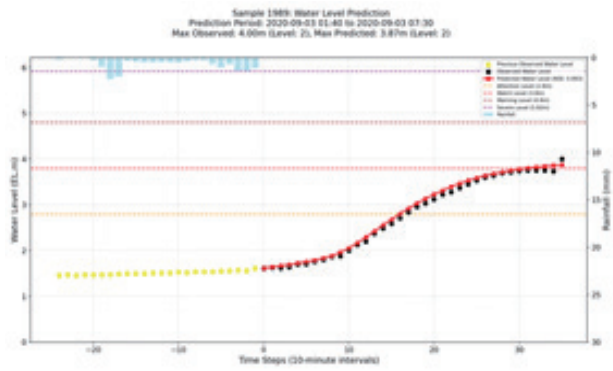
(c) 2023년 7월 7일 19:10 예측(TM 관측강우)



(d) 2023년 7월 7일 19:10 예측(레이더 관측강우)



(e) 2020년 9월 3일 1:30 예측(TM 관측강우)



(f) 2020년 9월 3일 1:30 예측(레이더 관측강우)

그림 7. 지상강우 및 레이더 관측강우 AI 홍수예측모형 비교 평가(상주시(화계교))

20일 사례에 대해서는 지상관측강우와 레이더 관측강우 활용 시 모두 관심 수준을 초과하는 홍수위 수준을 정확하게 예측하였으나, 2020년 9월 3일 사례에 대해서는 레이더 관측강우 활용 시에만 주의 수준의 홍수위험 단계를 예측하였다. 해당 지점의 경우는 상류지역에 있어 유역 밖의 지상관측소로 추정되는 강우정보를 사용하는 지점으로써 레이더로 실제 자기 유역내에 발생한 강우의 정확한 추정이 효과적이었던 것으로 판단된다.

## 05 맺음말

본 고에서는 레이더와 수치예보 모델 기반 예측강우를 수문·수리 모델과 결합해 예측 선행시간을 확장하는 연속 예보의 개념을 정리하고, 그 대표적 국외 사례와 국내 AI 홍수예보의 레이더 활용 현황을 살펴보았다. 하천홍수 예측은 결국 '유역에 내리는 비를 얼마나 정확히, 얼마나 미리 파악하는가'의 문제로 귀결되며, 넓은 영역의 강우 분포를 면으로 관측·예측하는 레이더는 그 출발점에서 중요한 역할을 한다. 특히 도달·집중시간이 짧은 우리나라 중소하천에서는 관측에서 초단기 강수예측, 수치예보, 유역 유출·수위 예측, 경보 발령으로 이어지는 전 과정을 끊임없이 연계하는 일이 무엇보다 중요하다. 국외에서는 독일 기상청의 SINFONY가 레이더 앙상블과 수치예보 앙상블을 0~12시간 범위에서 결합하고, 이를 유역 단위로 집계해 홍수예보센터의 하천홍수 예측·경보로 연계하는 공동설계 체계를 운영하고 있다. 나아가 Najafi 등(2024)의 영향 기반 조기경보 사슬은 '강우→하천 유량'을 넘어 '침수·영향'까지 예측을 연장하여, km 단위의 기상·수문 예보를 m 단위의 침수·영향 정보로 잇는 해상도의 연속까지 보여 준다. 이러한 독일의 사례들이 공통적으로 강조하는 것은 정교한 모델 그 자체보다 관측·예보-경보를 잇는 연계와 기상·수문 분야의 협업이다.

향후에는 끊임없는 강우예측-홍수예보를 위해 레이더 정량강우추정(QPE)의 정확도와 유역평균강우 산정 품질을 높이고, 초단기 강수예측과 수치예보를 부드럽게 결합하는 seamless 예측강우를 도입해 중소하천의 예측 선행시간을 확장할 필요가 있다. 또한 현재의 유역평균강우량 형태의 자료보다는 강우의 공간 분포를 반영할 수 있는 멀티모달 개념의 딥러닝 하천수위 예측 기법의 적용도 필요하다. 끝으로 이러한 기술적 진전이 실제 대피와 대응으로 이어지도록, 우리나라처럼 기상·수문 담당 부처가 분리된 경우에는 기관 간 협업을 통해 유기적인 강우예측-하천홍수 예보 체계가 확립되도록 하는 것이 중요하다.

## 감사의 글

본 결과물은 기후에너지환경부의 재원으로 한국환경산업기술원의 기후변화 적응 수재해관리기술개발사업(R&D)의 지원을 받아 연구되었습니다(RS-2026-255040523)

## 참고문헌

- Blahak, U. and the Team SINFONY & Friends: Status and perspectives of SINFONY – the seamless combination of Nowcasting and NWP at DWD, EMS Annual Meeting 2025, Ljubljana, Slovenia, 7–12 Sep 2025, EMS2025-357, <https://doi.org/10.5194/ems2025-357>, 2025.
- Keller, J. H., Berndt, C., Blahak, U., Bondy, J., Fundel, V., and Schmidt, M.: Tailoring SINFONY forecasts and other DWD products to flood forecasting applications following a co-design approach, 11th European Conference on Severe Storms, Bucharest, Romania, 8–12 May 2023, ECSS2023-141, <https://doi.org/10.5194/ecss2023-141>, 2023.
- Najafi, H., Shrestha, P. K., Rakovec, O. et al.: High-resolution impact-based early warning system for riverine flooding, *Nature Communications*, 15, 3726, <https://doi.org/10.1038/s41467-024-48065-y>, 2024.
- Shi, X., Chen, Z., Wang, H., Yeung, D.-Y., Wong, W.-K., and Woo, W.-C.: Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 28, 802–810, 2015.
- Chen, L., Cao, Y., Ma, L., and Zhang, J.: A deep learning-based methodology for precipitation nowcasting with radar, *Earth and Space Science*, 7(2), e2019EA000812, <https://doi.org/10.1029/2019EA000812>, 2020.
- Shi, X., Gao, Z., Lausen, L., Wang, H., Yeung, D.-Y., Wong, W.-K., and Woo, W.-C.: Deep learning for precipitation nowcasting: A benchmark and a new model, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 5617–5627, 2017.
- Franch, G., Maggio, V., Coviello, L., Pendesini, M., Jurman, G., and Furlanello, C.: TAASRAD19, a high-resolution weather radar reflectivity dataset for precipitation nowcasting, *Scientific Data*, 7, 234, <https://doi.org/10.1038/s41597-020-00574-8>, 2020.
- Ayzel, G., Scheffer, T., and Heistermann, M.: RainNet v1.0: a convolutional neural network for radar-based precipitation nowcasting, *Geoscientific Model Development*, 13(6), 2631–2644, <https://doi.org/10.5194/gmd-13-2631-2020>, 2020.
- 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, N., Clancy, E., Arribas, A., and Mohamed, S.: Skilful precipitation nowcasting using deep generative models of radar, *Nature*, 597(7878), 672–677, <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03854-z>, 2021.
- Zhang, Y., Long, M., Chen, K., Xing, L., Jin, R., Jordan, M. I., and Wang, J.: Skilful nowcasting of extreme precipitation with NowcastNet, *Nature*, 619(7970), 526–532, <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06184-4>, 2023.
- 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.: Learning skillful medium-range global weather forecasting, *Science*, 382(6677), 1416–1421, <https://doi.org/10.1126/science.adi2336>, 2023.



# 하천-도심지 통합홍수 모니터링 기반 AI 홍수예측 기술 개발



**정재원**  
한국건설기술연구원  
수자원하천연구본부  
수석연구원  
jaewonjung@kict.re.kr



**김수영**  
한국건설기술연구원  
수자원하천연구본부  
수석연구원  
sooyoungkim@kict.re.kr



**이승호**  
한국건설기술연구원  
수자원하천연구본부  
박사후연구원  
seungho@kict.re.kr



**윤광석**  
한국건설기술연구원  
수자원하천연구본부  
선임연구위원  
ksyoon@kict.re.kr

## 01 서론

기후변화의 영향으로 집중호우의 빈도와 강도가 증가하면서 홍수의 발생 양상도 빠르게 변화하고 있다. 최근에는 짧은 시간 동안 많은 비가 내리는 국지성 집중호우가 빈번해지면서 하천 수위 상승과 도시침수가 동시에 발생하는 사례가 늘어나고 있다. 특히 도시화가 진행된 지역에서는 불투수면적 증가와 배수체계의 한계로 인해 짧은 시간에도 대규모 침수피해가 발생하며, 하천 수위 상승과 맞물려 피해 규모가 더욱 커지는 경향을 보이고 있다.

이처럼 홍수 양상이 복잡해지면서 기존의 하천 중심 또는 도시 중심의 개별적인 홍수관리 방식만으로는 효과적인 대응이 어려워지고 있다. 하천 수위와 도시 침수는 서로 영향을 주고받기 때문에, 두 영역을 함께 관측하고 예측하는 통합적인 홍수관리 체계가 필요하다. 즉, 하천의 수문정보와 도시 침수정보를 동시에 수집하고 이를 기반으로 홍수를 예측하는 기술이 요구되고 있다.

최근 인공지능(AI)은 다양한 분야에서 예측과 의사결정을 지원하는 핵심 기술로 활용되고 있으며, 홍수예측 분야에서도 적용이 확대되고 있다. 특히 시계열 자료를 학습하는 딥러닝 기술은 강우와 수위의 시간적 변화를 효과적으로 분석하여 예측 정확도를 높이는 데 기여하고 있다. 그러나 AI의 성능은 알고리즘 자체보다 얼마나 신뢰성 있는 데이터를 확보하느냐에 크게 좌우된다. 따라서 정확한 홍수예측을 위해서는 다양한 공간에서 실시간으로 관측자료를 확보할 수 있는 모니터링 체계가 선행되어야 한다.

도시침수 분야는 이러한 데이터 확보의 중요성이 더욱 크다. 하천은 국가 수문관측망을 통해 비교적 지속적인 관측자료가 축적되고 있지만, 도시침수는 관측장비 구축 비용과 유지관리의 어려움으로 인해 관측지점이 제한적인 경우가 많다. 제한된 관측자료는 AI 예측모형의 학습과 검증에도 제약요인으로 작용하며, 예측 결과의 신뢰성을 확보하는 데 어려움이 있다. 따라서 보다 경제적이고 확장 가능한 침수 모니터링 기술의 개발이 함께 이루어져야 한다.

한국건설기술연구원은 이러한 문제를 해결하기 위해 아세안 국가를 대상으로 하천-도심지 통합홍수 모니터링 기반 AI 홍수예측 기술을 개발하고 있다. 기존의 하천 수문관측망에 도시침수 관측체계를 연계하고, 저비용 분산형 관측장비와 AI 기반 예측기술을 결합하여 실시간 홍수관리 체계를 구축하는 것이 연구의 핵심이다.

본 고에서는 통합홍수 모니터링 기술의 구성과 특징을 소개하고, 이를 기반으로 개발한 AI 홍수예측 기술과 통합홍수정보 플랫폼, 그리고 인도네시아 테스트베드 적용 사례를 중심으로 개발 기술의 활용 가능성과 향후 발전 방향을 함께 소개하고자 한다.

## 02 하천-도심지 통합홍수 모니터링 기술

최근 AI 기반 홍수예측 기술이 빠르게 발전하고 있지만, 예측 정확도를 결정하는 가장 중요한 요소는 알고리즘보다 데이터이다. 다양한 홍수 상황을 충분히 학습하기 위해서는 정확하고 연속적인 관측자료가 필요하며, 이를 안정적으로 확보할 수 있는 관측체계가 선행되어야 한다. 하천 분야는 국가 수문관측망을 통해 강우와 수위 자료가 지속적으로 축적되고 있어 AI 학습을 위한 기반이 비교적 잘 마련되어 있다. 반면 도시침수는 침수 발생 위치가 다양하고 공간적 변동성이 커 관측자료 확보가 쉽지 않다. 또한 관측장비 설치와 유지관리 비용이 높아 많은 지점에 장비를 구축하기 어려운 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 하천 수문관측망과 도시침수 관측체계를 연계한 하천-도심지 통합홍수 모니터링 체계를 구축하였다. 이 체계는 기존 하천 관측자료와 도시침수 정보를 하나의 데이터 기반으로 통합하여 관리함으로써 AI 예측과 실시간 모니터링을 동시에 지원하도록 설계되었다.

도시침수 관측은 거점형 통합홍수 관측장비와 분산형 도시침수 관측장비를 함께 활용한다. 거점형 장비는 레이더식 수위계, 압력식 수위계, 우량계, CCTV 등을 하나의 시스템으로 구성하여 침수 취약지역의 강우와 침수심을 정밀하게 계측한다. 현장 실증 결과에서도 높은 계측 정확도와 안정적인 자료 수집 성능을 확인하였으며, LTE 통신을 이용해 실시간으로 중앙 서버에 데이터를 전송한다. 반면 분산형 도시침수 관측장비는 저비용·소형화를 통해 보다 많은 지점에 설치할 수 있도록 개발하였다. 분산형 장비는 거점형 장비와 LoRa(Long Range) 기반

저전력광역통신(LPWA)으로 연결되어 데이터를 전송하며, 거점형 장비가 이를 수집해 중앙 서버로 전달하는 구조를 갖는다. 이 방식은 별도의 통신 인프라를 구축하지 않고도 넓은 지역에서 다수의 침수 관측자료를 효율적으로 확보할 수 있다는 장점이 있다(그림 1).

또한 침수 위험도에 따라 자료 전송 주기를 자동으로 조정하는 적응형 모니터링 기능을 적용하였다. 평상시에는 일정 간격으로 데이터를 전송하지만, 침수 위험이 높아지면 전송 주기를 수십 초 단위로 단축하여 홍수 상황의 변화를 더욱 신속하게 파악할 수 있도록 설계하였다. 이를 통해 통신 효율과 배터리 사용시간을 유지하면서도 재난 상황에서는 필요한 정보를 실시간에 가깝게 확보할 수 있다.

이와 같은 통합홍수 모니터링 체계는 단순히 관측지점을 확대하는 데 그치지 않는다. 하천과 도시에서 수집되는 다양한 관측자료는 AI 홍수예측모형의 학습데이터로 활용되어 예측 정확도를 높이고, 통합홍수정보 플랫폼을 통해 실시간 모니터링과 의사결정을 지원하는 핵심 데이터 인프라 역할을 수행한다.

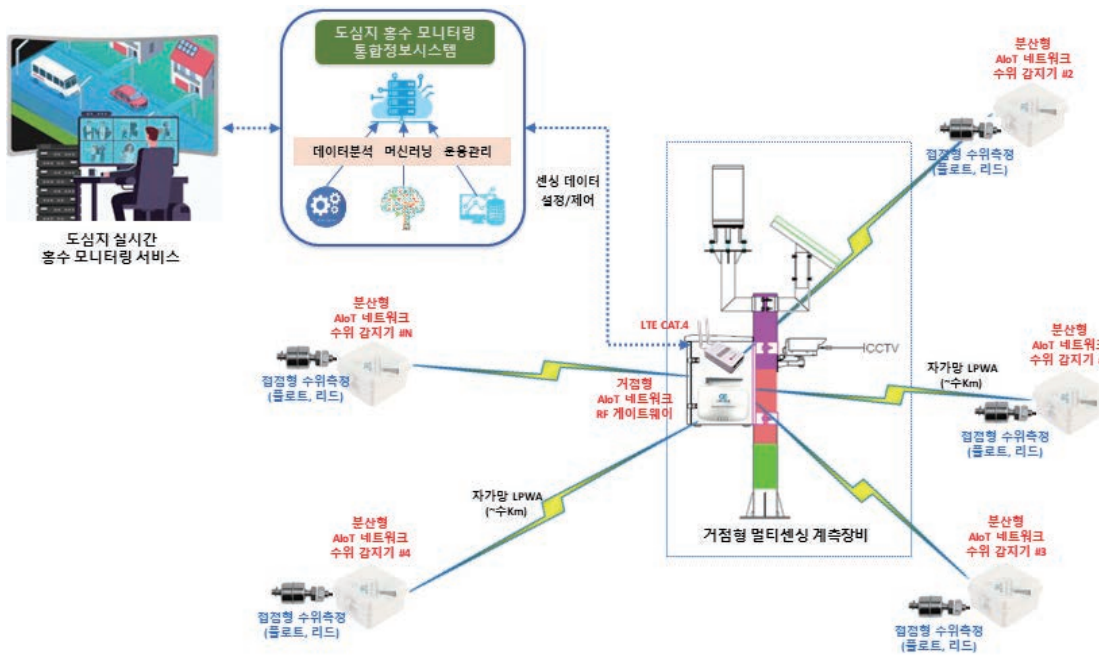


그림 1. 도시침수 모니터링 체계 개념도

### 03

## AI 기반 홍수예측 기술

홍수예측은 일정 시점의 수위나 침수 상황을 확인하는 것을 넘어, 앞으로 발생할 위험을 미리 예측하여 대응 시간을 확보하는 것이 핵심이다. 최근에는 딥러닝 기술의 발전과 함께 과거 관측자료로부터 시간에 따른 변화를 학습하는 AI 기반 예측기술이 홍수관리 분야에서도 활발하게 활용되고 있다. 본 연구에서는

하천홍수와 도시침수를 각각 예측하는 AI 모델을 구축하고, 이를 하나의 플랫폼에서 통합적으로 활용하는 체계를 개발하였다.

하천홍수 예측에는 시계열 자료 학습에 강점을 가진 LSTM(Long Short-Term Memory) 기반 예측 모델을 적용하였다. 입력자료는 대상 지점 상·하류의 강우와 수위 관측자료이며, 실시간으로 수집되는 데이터를 이용해 미래 하천 수위를 예측한다.

예측모델의 신뢰성을 높이기 위해 결측자료 보정과 이상치 제거 등 데이터 품질관리 과정을 거쳐 학습데이터를 구축하였으며, 이를 기반으로 최대 6시간 전까지의 선행 예측이 가능하도록 설계하였다.

도시침수 예측은 하천홍수보다 더 많은 어려움이 따른다. 도시침수는 실제 관측자료가 상대적으로 부족하고 침수 발생 위치도 다양하기 때문에 AI 학습에 필요한 데이터 확보가 쉽지 않다. 본 연구에서는 이러한 한계를 보완하기 위해 실제 도시침수 관측자료와 함께 물리기반 모델을 활용한 자료를 AI 학습에 함께 적용하였다. 물리기반 GRM(Grid based Rainfall-runoff Model) 모델을 이용하여 유출량을 산정하고, DEM 자료를 활용하여 유출량-침수심 관계곡선을 도출하였다. 이를 통해 실제 관측이 어려운 다양한 침수 상황에 대한 학습자료를 생성하고, 도시침수 관측자료와 함께 AI 학습데이터셋을 구성하였다(그림 2). 이러한 접근은 제한된 관측자료 환경에서도 AI 예측모델이 다양한 홍수 상황을 학습할 수 있도록 지원하는 중요한 역할을 한다.

하천홍수와 도시침수 예측모델은 각각 독립적으로 운영되지만, 최종적으로는 하나의 통합홍수예측 플랫폼에서 함께 활용된다. 이를 통해 하천 수위 변화와

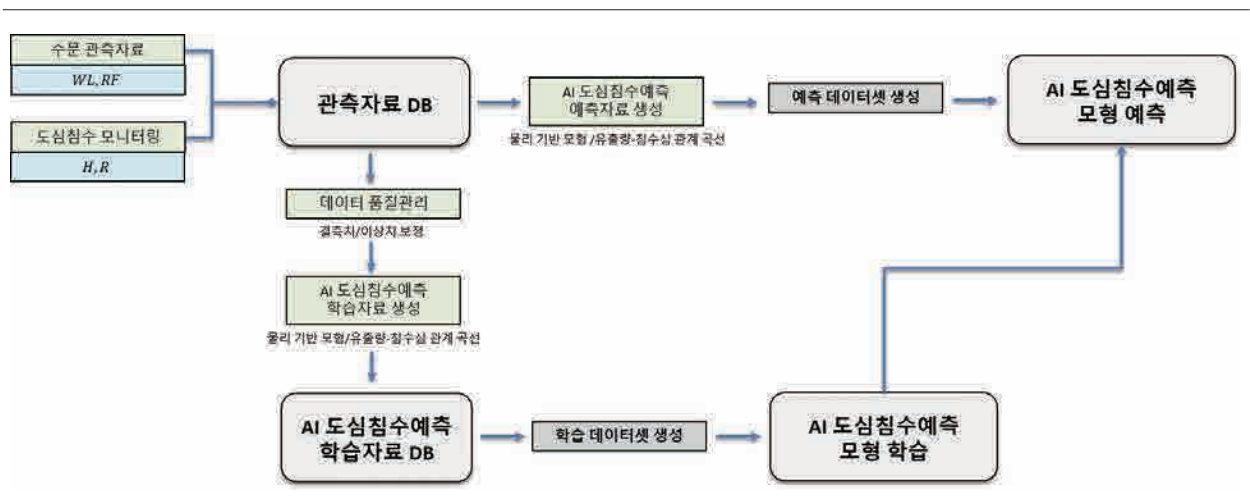


그림 2. AI 기반 도시침수 예측모델 구축 개념도

도시침수 발생 가능성을 동시에 고려한 홍수정보를 제공할 수 있으며, 보다 종합적인 홍수 대응 의사결정을 지원할 수 있다.

## 04 통합홍수정보 플랫폼 구축 및 테스트베드 적용

본 기술은 인도네시아 반둥의 짜따름강 상류 유역을 대상으로 구축한 테스트베드에 적용되고 있다. 수문자료의 품질 및 수신 상태를 고려하여 짜따름강 본류에 위치한 Dayeuh Kolot 지점을 AI 홍수예측모형 적용 지점으로 선정하였으며, 현장조사를 통해 Dayeuh Kolot 지점 인근의 침수가 자주 발생하는 지역에 위치한 Dayeuh Kolot 면사무소(Kantor Desa Dayeuh Kolot)를 도시침수 모니터링 장비 설치 지점으로 선정하였다.

테스트베드에는 기존 거점형 도시침수 관측장비를 중심으로 신규 분산형 도시침수 관측장비를 설치하고, 하천 수문관측자료와 연계한 통합 모니터링 체계를 구축하였다(그림 3). 수집된 자료는 AI 예측모형의 입력자료로 활용되며, 예측결과는 통합홍수예측 플랫폼을 통해 실시간으로 제공된다.



수위관측소 및 도시침수 관측장비 설치 위치도

수위관측소 전경 (Dayeuh Kolot 지점)

도시침수 관측장비 설치 사진 (Dayeuh Kolot 면사무소)

그림 3. 인도네시아 테스트베드 개요 및 장비 설치

AI 기반 홍수예측이 실제 재난 대응에 활용되기 위해서는 예측 결과를 현장에서 쉽게 확인하고 활용할 수 있는 정보 제공 체계가 필요하다. 이에 본 연구에서는 하천과 도시에서 수집되는 관측자료와 AI 예측 결과를 하나의 화면에서 통합적으로 제공하는 통합홍수정보 플랫폼을 구축하였다(그림 4).

플랫폼은 수문관측소와 도시침수 관측장비에서 수집되는 실시간 자료를 자동으로 수집하고 저장하며, AI 예측모형과 연계하여 하천홍수 및 도시침수 예측결과를

제공하도록 구성하였다. 사용자는 웹 기반 화면을 통해 강우와 수위 변화, 침수관측정보 및 AI 예측결과를 동시에 확인할 수 있으며, 시간에 따른 변화 추이를 직관적으로 파악할 수 있다. 또한 플랫폼은 실시간 모니터링뿐 아니라 관측자료 관리와 예측모형 운영을 위한 기반 시스템으로도 활용된다.

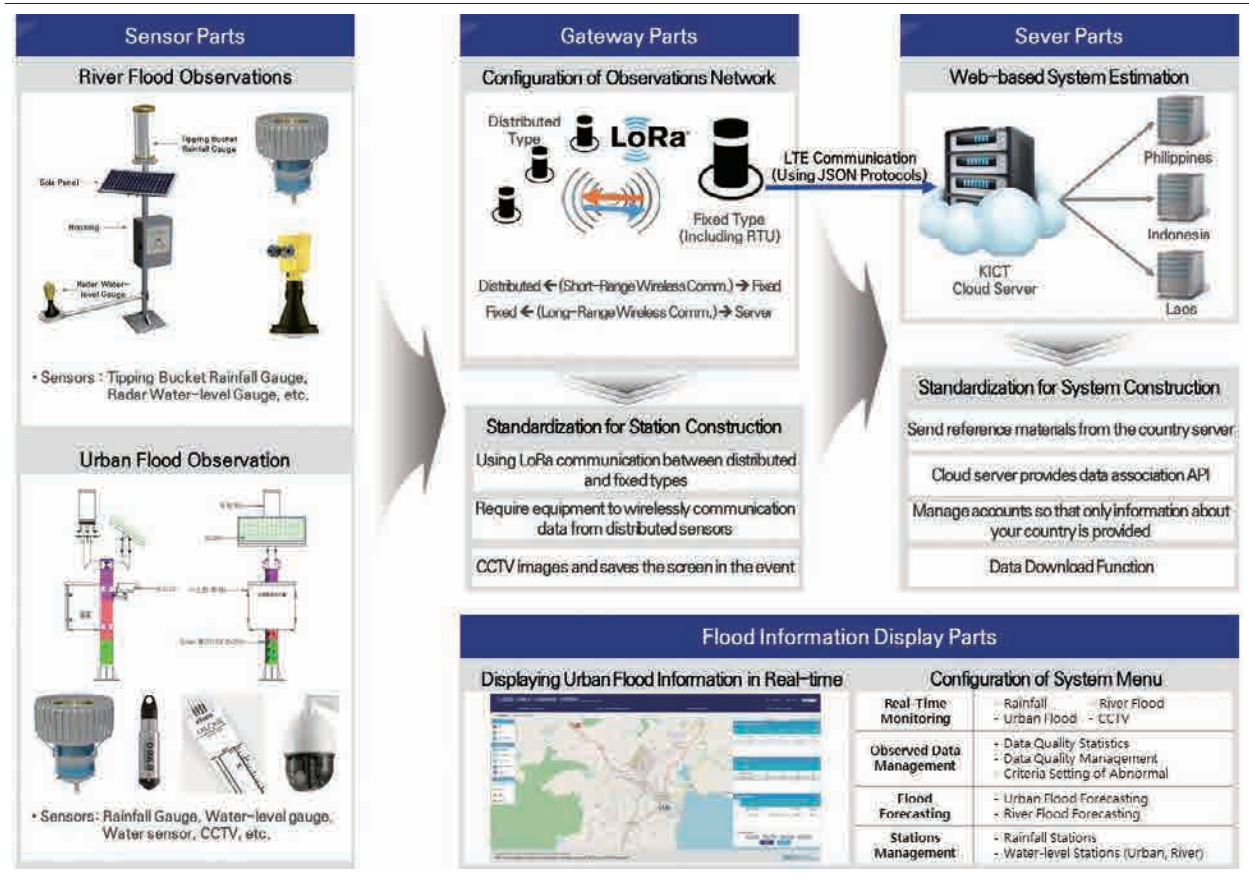


그림 4. 통합홍수정보 플랫폼 구성 및 주요 화면

**05**  
**결론 및 향후 발전**  
**방향**

기후변화로 집중호우의 빈도와 강도가 증가하면서 홍수는 더욱 복잡적이고 예측하기 어려운 재난으로 변화하고 있다. 특히 하천 범람과 도시침수가 동시에 발생하는 사례가 늘어나면서 하천과 도시를 개별적으로 관리하던 기존 방식에서 벗어나, 통합적인 홍수관리 체계의 필요성이 더욱 커지고 있다.

본 연구에서는 이러한 변화에 대응하기 위해 하천-도심지 통합홍수 모니터링 체계를 구축하고, 이를 기반으로 AI 홍수예측 기술과 통합홍수정보 플랫폼을 개발하였다. 기존 하천 수문관측망에 도시침수 관측기술을 연계하고, 거점형과 분산형 관측장비를 함께 활용함으로써 보다 경제적이면서도 확장 가능한 도시침수 모니터링 체계를 마련하였다. 또한 확보된 다양한 관측자료를 AI 학습과 실시간

예측에 활용하여 홍수예측의 정확성과 활용성을 동시에 향상시켰다.

본 기술은 인도네시아 짜따룸강 상류 유역을 대상으로 테스트베드를 구축하여 실증을 진행하고 있으며, 지속적인 운영을 통해 예측모형의 성능을 검증하고 현지 운영기술을 고도화할 계획이다. 향후에는 다양한 홍수사상을 반영한 AI 학습데이터를 지속적으로 축적하고, 실시간 운영을 통해 예측모형의 신뢰성을 향상시키는 연구가 필요하다. 또한 통합홍수예측 플랫폼을 중심으로 관측, 예측, 정보 제공 기능을 고도화함으로써 국내뿐 아니라 해외 개발도상국에서도 활용 가능한 현지 맞춤형 홍수관리 기술로 발전시켜 나갈 계획이다.

## 참고문헌

- 윤광석 등. (2025). 아세안 국가 현지 맞춤형 홍수예측기술 및 통합홍수정보 플랫폼 시범구축(3차년도). 한국건설기술연구원.
- 이승호, 김수영, 정재원, & 윤광석. (2023). 참조 수문관측소 구성 조건에 따른 LSTM 모형 홍수위예측 정확도 검토 사례 연구. 한국수자원학회논문집, 56(12), 981-992.
- Kim, S., Lee, S., & Yoon, K. S. (2025). Case Study on Improvement Measures for Increasing Accuracy of AI-Based River Water-Level Prediction Model. *Earth*, 6(4), 146.