

최종보고서

과제번호 : 23-01-02-02-13

수 질

하이브리드 모델을 활용한 한강수계 수질예측 및
미래기상 시나리오의 적용평가 연구

2024. 1. 17.

이상철



환경부지정
서울녹색환경지원센터
Seoul Green Environment Center

제 출 문

서울녹색환경지원센터장 귀하

본 보고서를 “하이브리드 모델을 활용한 한강 수계 수질예측 및 미래기상 시나리오의 적용평가 연구”에 관한 연구보고서로 제출합니다.

연구기관명 : 서울시립대학교 산한협력단

연구책임자 : 이상철 교수(서울시립대 환경공학부)

연구원 : 정혜민, 김동호, 이병원, 이영훈, 김민창

요 약 문

I. 연구개요

하이브리드 모델을 활용한 한강 수계 수질예측 및 미래기상 시나리오의 적용평가 연구

II. 연구의 필요성 및 목적

- 한강 수계 유역의 물관리를 위한 장기적이고 체계적인 유역별 수질 모니터링 연구의 필요성이 증대됨
- 기존 수질기준 평가항목 대비 난분해성 유기물질의 특징을 비교적 정확하게 파악가능하며 유기물질의 양을 산정하는 데에 있어서 신속하게 측정 가능한 지표인 TOC 모니터링에 대한 연구가 필요함
- 또한, 기후변화 시나리오를 활용한 미래 수자원 예측의 필요성이 증대됨
- 따라서 유역재현성이 확보가능한 유역 모델과 높은 예측력을 가지는 딥러닝 모델을 융합한 하이브리드 모델 구축 및 활용방안을 제시함

III. 연구의 내용 및 범위

- 한강 수계 내 물환경 측정망을 기준으로 유역 구성
- SWAT-C 모델 검·보정 및 결과 분석
- SWAT-C, Bi-LSTM 연계 하이브리드 모델 구축 및 결과 분석
- 미래기상 시나리오 적용

IV. 연구결과

- 한강 수계 유역 내 양화천 유역을 대상으로 SWAT-C 입력자료 구축
- SWAT-C를 이용하여 유량, TOC에 대한 검·보정 및 결과분석 수행
- SWAT-C 출력값을 이용하여 하이브리드 모델 구축 및 결과분석 수행
- 미래기상 시나리오 적용을 통한 미래 수자원 예측

V. 연구결과의 활용계획

- 물관리를 위한 기초자료를 제시하고 효율적인 물관리를 위한 가이드라인을 제공할 것으로 예상

목 차

제 1 장 서론	1
1.1 연구 필요성	2
1.2 연구 동향	5
1.3 연구 목적	6
제 2 장 연구범위 및 연구방법	7
2.1 연구범위	8
2.2 연구방법	8
제 3 장 결과 및 고찰	18
3.1 SWAT-C 모델 구축	19
3.2 하이브리드 모델 구축	22
3.3 기후변화 시나리오 적용	26
제 4 장 연구성과 및 활용방안	31
4.1 수행계획	32
4.2 활용방안	32
제 5 장 참고문헌	34

표 목차

<표 2-1> SWAT-C 모델의 입력자료	11
<표 2-2> 모델의 성능평가 지표별 범위(Moriasi et al., 2007)	13
<표 2-3> SSP 시나리오의 종류	17
<표 2-3> SSP 시나리오 모델의 종류	17
<표 3-1> SWAT-C 모델 검·보정 결과	19
<표 3-2> 양화천 유역 매개변수	21
<표 3-3> Bi-LSTM 모델 결과	22
<표 3-4> 하이브리드 모델 결과	24

그림 목차

<그림 1-1> 하이브리드 모델의 필요성	3
<그림 1-2> 기후변화 시나리오를 활용한 미래 수자원 예측	4
<그림 1-3> 연구목적	6
<그림 2-1> 양화천 내 하천 위치도(좌), 행정구역(우)	8
<그림 2-2> SWAT-C 모델의 탄소순환기작(Qi et al, 2019)	9
<그림 2-3> 연구 대상 유역의 수치표고모델(좌), 토지피복도(중간), 토양도(우) 10	
<그림 2-4> 연구 대상 유역 내 기상 관측소, 점오염원의 위치	12
<그림 2-5> SWAT-C 실행 전과정	14
<그림 2-6> 하이브리드 모델의 구조	15
<그림 2-7> RCP 시나리오 및 SSP 시나리오(기상청, 2020)	17
<그림 3-1> SWAT-C 모델 검·보정 결과	20
<그림 3-2> Bi-LSTM 모델 결과	23
<그림 3-3> 하이브리드 모델 결과	25
<그림 3-4> 10년 주기 미래 강수량(좌) 및 전 기간(2041~2100년) 미래 강수 량(우)	26
<그림 3-5> 10년 주기 미래 최대기온(좌) 및 전 기간(2041~2100년) 미래 최 대기온(우)	27
<그림 3-6> 10년 주기 미래 최소기온(좌) 및 전 기간(2041~2100년) 미래 최 소기온(우)	27
<그림 3-7> 10년 주기 미래 상대습도(좌) 및 전 기간(2041~2100년) 미래 상 대습도(우)	28
<그림 3-8> 10년 주기 미래 풍속(좌) 및 전 기간(2041~2100년) 미래 풍속 (우)	28
<그림 3-9> 미래기상 유량 모의 결과	29
<그림 3-10> 전 기간 유량 상대적 변화(좌), 월별 유량 상대적 변화(우)	29
<그림 3-11> 미래기상 TOC 농도 모의 결과	29

그림 목차

<그림 3-12> 미래기상 TOC 부하량 모의 결과	30
<그림 3-13> 전 기간 TOC 부하량 상대적 변화(좌), 월별 TOC 부하량 상대적 변화(우)	30
<그림 4-1> 서울특별시 측정소 및 취수장 현황	33
<그림 4-2> 하이브리드 모델의 활용방안	33

Content

Chapter 1. Introduction	1
1.1 Study necessity	2
1.2 Study trends	5
1.3 Study purpose	6
Chapter 2. Study scope and method	7
2.1 Study scope	8
2.2 Study method	8
Chapter 3. Results and discussion	18
3.1 SWAT-C model construction	19
3.2 Hybrid model construction	22
3.3 Application of climate change scenarios	26
Chapter 4. Study results and application plan	31
4.1 Study results	32
4.2 Application plan	32
Chapter 5. References	34

제 1 장 서 론

1.1 연구 필요성	2
1.2 연구 동향	5
1.3 연구 목적	6

제 1 장 서론

1.1 연구 필요성

1.1.1 한강 수계 유역의 물관리를 위한 하이브리드 모델의 활용성

- 서울시는 ‘2040 서울도시기본계획’을 발표하여 서울의 도시경쟁력 강화를 위한 6대 공간 계획을 수립하였다. 그 중 하나로 한강 수변 공간을 재편하여 수변친화 생활공간을 조성하고 한강을 서울 시민 생활의 중심으로 도모하므로 이에 서울로 유입되는 한강의 수질을 관리하는 일은 선택이 아닌 필수적 요소가 되었다.
- 서울시로 유입되는 한강 본류의 수질관리를 위해서는 유입하천의 수질변동의 특성을 정확하게 파악하는 수질관리가 우선시 되어야 한다. 하천의 수질은 하천을 포함한 유역 내 수리·수문학적 특징과 오염부하, 수체 내 생물학적 물질대사, 계절적 요인 등이 상호작용하여 결정되므로 하천 수질의 변동 특성을 파악하기 위해서는 유역 모델을 이용한 장기적이고 체계적인 유역별 수질 모니터링 연구가 필요하다.
- 한강의 오염물질 기준은 환경정책기본법을 중심으로 물환경보전법 등에 근거하여 수립되었고 수질관리 기준을 준수하기 위하여 중권역별 수질목표등급, 오염총량관리 단위유역 목표수질을 설정하여 관리하고 있다. 그 결과, 2020년 한강 수계 내 중권역 지점에 대한 목표수질기준 달성률은 BOD 66.4%, T-P 49.3%로 집계되었고 10년 전에 비해 각각 9.7%, 19.0% 높아져 차츰 증가하는 추세이다.
- 산업화 이후 물환경 관리에 대한 끊임없는 요구와 관심으로 하천 수질은 점차 개선되고 있으나 BOD, T-P 중심의 수질기준 평가항목은 긴 측정시간과 다소 정확하지 않은 유기물 산정방법으로 인해 수중 유기오염을 대표하는 관리대상 물질로의 한계점이 지속적으로 제기되고 있다.
- 따라서 난분해성 유기물질의 특징을 비교적 정확하게 파악할 수 있고 유기물질의 양을 산정하는 데에 있어서 신속하게 측정 가능한 지표인 총유기탄소(Total Organic Carbon, TOC)에 대한 연구가 증가하는 추세이고 한강을 제외한 타 수계에서 선행 수립 중에 있는 수질오염총량제에서도 낙동강 본류 수질 개선을 위해 금호강·남강 수계에 TOC 총량제를 시범 도입하고 있으므로 이에 발맞춰 TOC 모니터링에 대한 연구가 필요한 실정이다.
- 최근 유역재현성을 확보할 수 있는 유역모델과 높은 예측력을 가지는 딥러닝 모델을 융합한 하이브리드 모델을 수질 거동성 평가에 이용하는 사례가 증가하고 있다. 딥러닝 기술은 산업과 학문 분야 등 다양한 분야에서 활용되고 있으며 수문 분야의 경우에도 딥러닝 기술을 적용한 연구들이 활발히 진행되고 있다. 또한, 딥러닝 기술로 다양한 물관련 데이터 수집이 가능해지면서 기후변화 및 수자원 관리 등의 주제에 대한 관심도 증가되

고 있어 다양한 딥러닝 기술은 물 분야에 적용될 것으로 전망되고 있다. 과거 수문 분야에서는 전통적으로 기작 기반 모형을 많이 사용하였다. 기작 기반 모형은 수문학적으로 신뢰도가 높은 결과를 도출하나 사용자의 높은 이해도와 구동시간이 오래 걸린다는 단점을 가지고 있다. 데이터 기반인 딥러닝 기술은 입력자료가 간단하며 기작 기반 모형보다 구동시간이 짧은 장점이 있으나 입·출력 자료간의 관계가 Black-box로 처리되어 수리·수문학 특성을 반영하기에는 어려운 단점이 있다. 딥러닝 기술은 비선형적인 자료해석을 위해 기작 기반 데이터와 매개변수가 보정된 입력자료를 사용할 경우 시·공간적 수문해석에 매우 유용한 도구임을 많은 연구에서 증명된 사례들이 있다.

- 한강 수계의 경우 여러 개의 인공호로 연결되어 있고 다양한 하천이 유입되어 여러 수리·수질 특성이 복합적으로 나타나 정확한 수질 예측에 어려움이 존재한다. 따라서 수문학적으로 신뢰도가 높은 결과를 도출하는 기작 기반의 모형과 모형의 입력자료가 간단하고 구동시간이 짧은 딥러닝 모형을 융합한 하이브리드 모형을 적절히 사용한다면 유역 내 수리·수문학 현상을 반영함과 더불어 우수한 예측력을 도모할 수 있다.

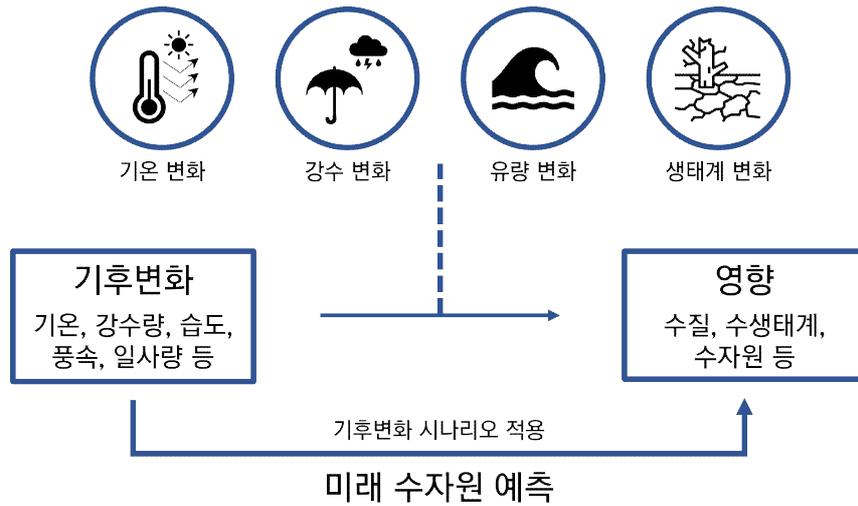


<그림 1-1> 하이브리드 모형의 필요성

1.1.2 기후변화 시나리오를 활용한 미래 수자원 예측의 필요성 증가

- 인구집중과 산업화와 동시에 기후변화는 미래 수자원 확보의 불확실성을 증대시키고 있어 지속 가능한 물관리 체계의 정비와 수질 개선, 하천 보전 및 수질오염 예방 등과 같은 통합적인 시각에서의 물관리가 필수적이다.
- 현재까지 물관리 분야는 기후변화 대응 분야 중 취약한 분야로서 악영향을 최소화하는 방향으로 대응해 왔으나 미래 세대 물 이용을 담보로 하기 위해서는 미래 수자원에 대한 연구와 모니터링으로 선제적 대응책을 강구해야한다.
- 기후변화는 강우 및 유량의 불확실성을 증가시키고, 수질 및 수생태계의 큰 변화를 초래할 수 있어 국내·외 기후변화에 따른 수문-수질 변화에 대한 연구를 활발히 진행하고 있다. 따라서, 기후변화에 따른 미래 수자원에 대한 연구가 필요하다.
- 환경부는 과학적 예측기술에 기반한 선제적인 수질 관리의 기반 구축을 통해 종래의 사후조치 위주의 수질 관리에서 선제적이고 사전예방적인 수질 관리로 정책의 질을 한단계

높여가고 있으므로, 하이브리드 모델과 기후변화 시나리오를 활용한 미래 수자원 예측의 필요성이 대두되고 있다.



<그림 1-2> 기후변화 시나리오를 활용한 미래 수자원 예측

1.2 연구 동향

1.2.1 국내외 연구 동향

- 2020년까지 국내 기작 기반 모델과 데이터 기반 모델 활용 연구는 각각 1,200편과 1,784편으로, 2010년부터 데이터 기반 모델을 활용한 연구가 점차적으로 증가했다(Cha et al., 2020). 국내와 해외 모두 다양한 기작 기반 모델과 머신러닝 또는 딥러닝 기술을 연계하여 수리 수문학적 연구를 진행하고 있다(Jang et al., 2020, Tamiru and Wagari, 2022, Tang et al., 2021).
- 국외에서는 EFDC와 LSTM(Long-Short Term Memory)을 연계하여 수역 전체의 엽록소-a를 예측한 연구가 진행되었으며(Zheng et al., 2021), SWMM(Storm Water Management Model)과 LSTM을 연계하여 도시 홍수를 효율적으로 예측한 사례Zhao et al., 2023 등 다양한 연구가 존재하나, 국내에서 기작 기반 모델과 데이터 기반 모델을 결합한 하이브리드 모델 연구는 부족한 실정이다.

1.2.2 국내외 딥러닝 모델 연구 동향

- 국내외 선행연구 조사 결과, 다양한 딥러닝 모델의 활용이 확인되었다. 국외에서는 LSTM 모델을 활용하여 중국 내 하천의 DO와 TP를 예측한 사례가 있다(Wang et al., 2017). 또한, 싱가포르 해협의 온도, 염도, DO, 클로로필-a 예측에 ANN(Artificial Neural Network)을 활용하여 예측한 사례(Palani et al., 2008) 및 인도 내 하천에서 Bi-LSTM(Bidirectional-LSTM) 모델의 적용을 통한 COD와 BOD 예측 사례가 있다(Khullar et al., 2022).
- 국내에서는 LSTM 모델을 사용하여 한강 유역의 댐 유입량을 추정한 사례가 있으며(김종호 외 2020), 낙동강 유역에서 클로로필-a 예측에 ANN 모델을 사용한 사례가 있다(Kim et al., 2019). 또한 RNN(Recurrent Neural Network) 모델과 LSTM 모델을 활용하여 금강 유역의 BOD, COD, SS를 예측한 사례(Lim et al., 2018) 및 한강 유역의 유출수를 CNN(Convolutional Neural Network) 모델을 통해 예측한 연구가 있다(Song, 2020).

1.2.3 국내외 SWAT 모델 연구 동향

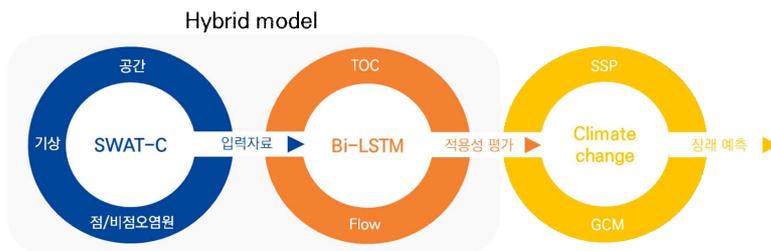
- 국내외 선행연구 조사 결과, SWAT 모델은 전 세계 많은 대규모 유역에서 널리 사용됨을 확인하였다. 국외에서는 유럽 내 두 번째로 큰 강 유역인 다뉴브 강 유역의 TN과 TP를 예측하고 주요 흡수원을 확인한 사례가 있으며(Malagó et al., 2017), 중국 내 기후변화와 토지이용 변화에 따른 유량 예측에 적용된 연구가 있다(Guo et al., 2016). 또한 SWAT 모델에 탄소 순환 모듈을 결합한 SWAT-C(SWAT-Carbon) 모델을 활용하여 미국 내 POC

및 DOC를 예측한 사례가 있다(Qi et al., 2020).

- 국내에서는 SWAT 모델을 활용하여 낙동강 유역의 댐과 보 운영에 따른 유량과 SS, TN, TP를 예측한 사례가 있으며(Lee et al., 2020), SWAT 모델에 수정된 조류 모듈을 적용하여 낙동강 상류의 조류를 예측한 사례가 있다(Pyo et al., 2019). 또한 황룡강 유역의 TOC 부하량 예측을 위해 SWAT-C 모델이 활용되었다(김동호 외 2022).
- 기작 기반 모델인 SWAT과 데이터 기반 모델을 연계한 경우는 다음과 같다. Noori et al, (2020)은 인공신경망 ANN과 연계하여 월단위 NO₃-를 예측하였고, 하이브리드 모델이 기존 단일 모델보다 뛰어난 예측 성능을 보였다.
- 국내외 문헌조사 결과 SWAT 모델은 모니터링이 어려운 수질 예측에 효과적이며, 딥러닝 모델과 결합 시 데이터 부족한 유역의 유량 예측에 효과적임을 확인하였다(Chen et al., 2023). 그러나 수질 예측을 위한 SWAT 모델과 딥러닝 모델을 결합한 하이브리드 모델의 연구는 아직 부족한 실정이다.

1.3 연구 목적

- 남한강 하류 중권역 내 하천 유역을 대상으로 수질 변화 양상을 예측하기 위해 기작 기반 모델인 SWAT-C(SWAT-Carbon)와 딥러닝 모델인 LSTM(Long-Short Term Memory)을 결합하여 하이브리드 모델을 구축하고 수질 예측에 대한 적용성을 검토한다.
- 하이브리드 모델을 이용하여 한강 수계 유역의 과거, 현재 및 장래 수질을 예측 및 평가하고 효율적인 수질관리에 기여한다.



“하이브리드 모델을 통한 효율적인 디지털 수질관리”

- 01 물리적 기반 - 딥러닝 하이브리드 모델 구축
- 02 유입 하천 내 TOC 예측을 위한 하이브리드 모델의 적용성 평가
- 03 미래 기후변화 시나리오 적용을 통한 장래 수질 예측 및 평가

<그림 1-3> 연구목적

제 2 장 연구범위 및 연구방법

2.1 연구범위	8
2.2 연구방법	8

제 2 장 연구범위 및 연구방법

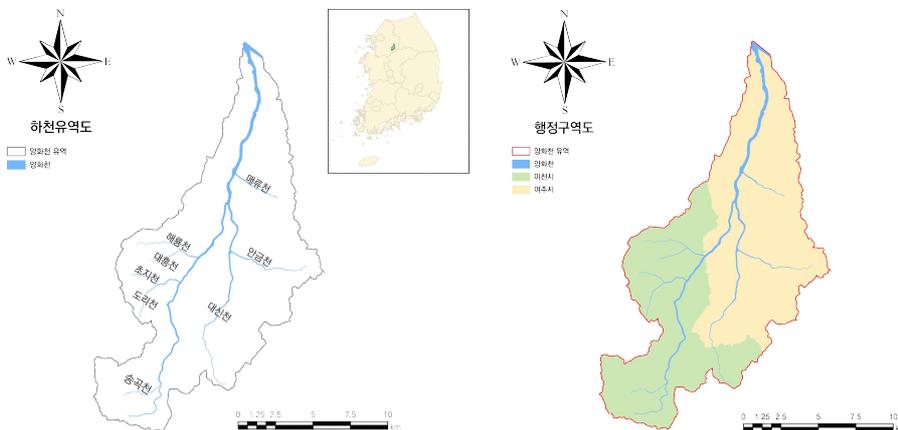
2.1 연구범위

- 한강 유역을 대상으로 SWAT-C 모델의 기본 입력자료(공간, 기상, 유량, 수질, 오염원 등)를 수집한다.
- SWAT-C 모델의 검·보정을 진행하여 모델의 유역 재현성을 평가한다.
- SWAT-C와 딥러닝 모델을 융합한 하이브리드 모델을 구축하고, 한강 수계 유역의 환경 변화에 따른 수질 특성을 평가한다.
- 미래기상 시나리오와 하이브리드 모델을 통해 기후변화로 인한 장기 오염농도 및 수질 변화에 대한 전망을 분석하고 과거와 비교하여 기후변화에 대한 통합수질관리 등 대책 방안에 기여하고 적응 전략을 제시한다.

2.2 연구방법

2.2.1 연구 대상지 선정

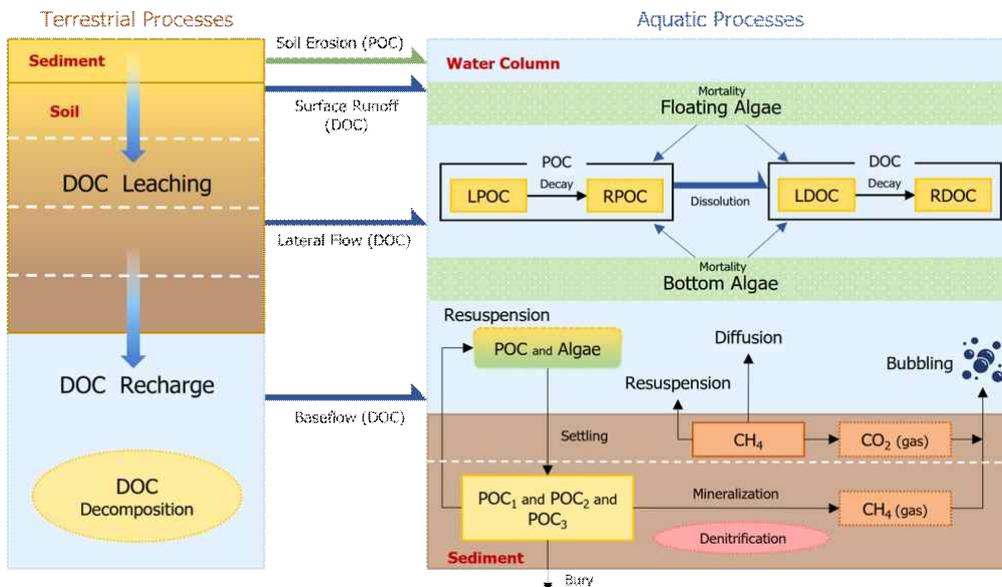
- 한강 유역 내 수도권 시민의 상수원인 팔당호로 유입되는 유량 중 남한강의 비율은 55%로 가장 높은 비율이다. 남한강 하류의 수질 변화 양상 예측 중요성은 매우 높다.
- 남한강 하류 중권역 내 오염우심하천 지점인 양화천 유역을 연구 대상지로 선정하였다.
- 양화천 유역은 유역 내 하천은 1지류 1개(지방), 2지류 5개(지방), 3지류 3개(지방)로 총 9개의 하천으로 구성되어 있다. 총 하천 연장은 32km이며 전체 유역 면적은 182.9 km²이다. 유역 내 행정구역은 경기도 이천시와 여주시 일부이다.



<그림 2-1> 양화천 내 하천 위치도(좌), 행정구역(우)

2.2.2. SWAT-C 모델

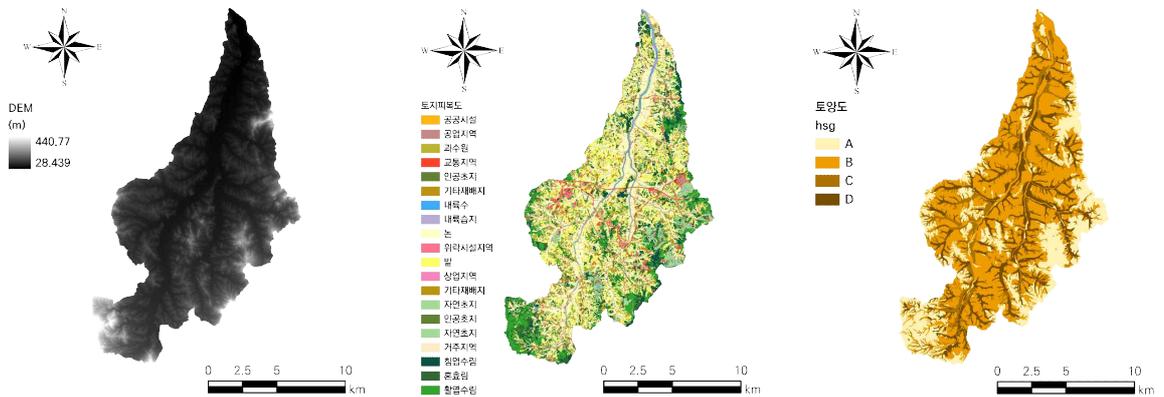
- SWAT-C 모델은 수계에서 물의 흐름, 영양물질 부하, 침식 및 침전 등을 모의할 수 있는 SWAT 모델에 CENTURY 모델과 EPIC 모델을 결합하여 만들어진 모델이다(Zhang et al, 2013).
- CENTURY 모델은 토양 내 탄소, 질소, 인 순환을 모델링하며(Paron et al, 1994), EPIC (Erosion Productivity Impact Calculator) 모델은 토양의 침식, 수분, 영양물질, 식물 성장 등을 모델링한다(Izaurre et al, 2007).
- SWAT-C 모델에서는 이러한 두 모델의 특징을 반영하여 탄소의 생물학적, 화학적, 물리학적 프로세스를 포함한 수계 내 탄소 순환을 모의한다.
- 특히 유기 탄소의 두 가지 주요 형태인 DOC(Dissolved Organic Carbon)와 POC(Particulate Organic Carbon)의 생성, 흐름, 순환을 모의할 수 있다.
- SWAT-C 모델에서 DOC는 지표유출에 의한 이동, 얕은 대수층 및 측방 유출에 의한 침출, 바닥 토양층에서 지하수 및 하천으로의 이동하며 POC는 토양 유기물의 침식, 식물 잔여물의 분해, 미생물 활동 등을 통해 생성되어 지표 유출, 기저유출, 침출 등의 과정을 통해 이동하고 침전 및 재동화되는 과정을 거친다.
- 따라서, SWAT-C 모델은 유역 내 토양 유기물과 잔류물의 프로세스를 반영하여 수계 내 탄소 순환과정을 더욱 정확하게 모의할 수 있도록 한다.



<그림 2-2> SWAT-C 모델의 탄소순환기작(Qi et al., 2019)

2.2.3 SWAT-C 모델 입력자료 구축

- SWAT-C 모델의 입력자료는 공간, 기상, 점오염원 및 비점오염원 자료로 구성되며 유역의 재현성을 높이고 더욱 정확한 모의 결과를 얻을 수 있도록 공간적 및 시간적 해상도가 적절한 입력자료를 사용한다.
- 공간 자료는 다음 <그림 2-3>과 같이 수치표고모델(Digital Elevation Model, DEM), 토지피복도(Land Use map), 토양도(Soil map)로 구성된다.
- 공간 자료를 통해 유역 내 하천 네트워크, 경사, 고도, 토양 특성 등을 반영할 수 있다.

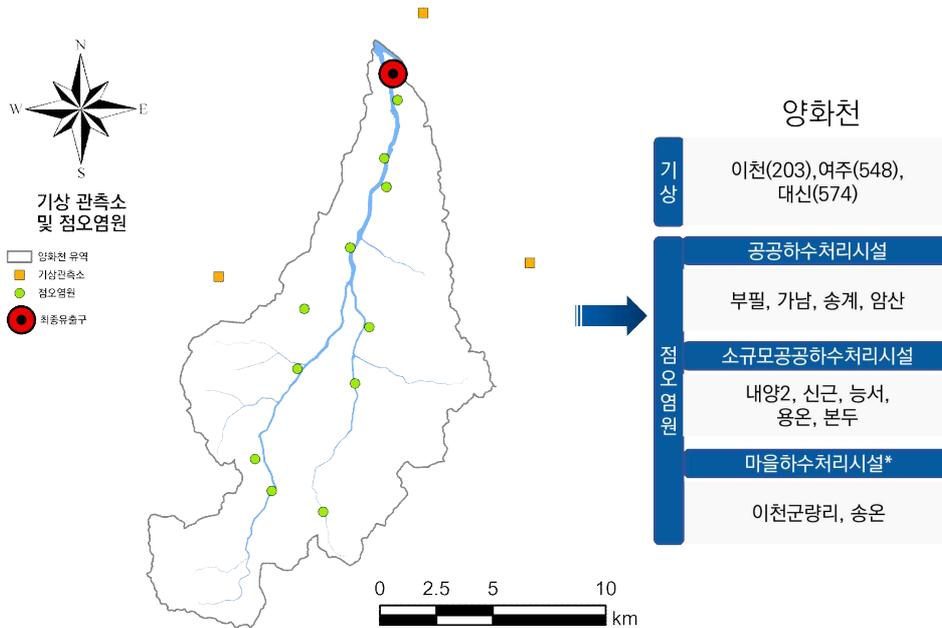


<그림 2-3> 연구 대상 유역의 수치표고모델(좌), 토지피복도(중간), 토양도(우)

- 기상 자료는 <그림 2-4>에 나타낸 바와 같이 연구 대상 유역 내·외부에 위치한 종관기상관측(ASOS), 방재기상관측(AWS) 자료로써 수집 항목은 강수량, 최대/최소 기온, 평균 풍속, 평균 상대습도, 합계 일사량이다.
- 추가적으로 연구 대상 유역 내에 위치한 점오염원 및 비점오염원으로부터 방출되는 오염물질의 영향을 반영하기 위해 점오염원의 경우 환경기초시설, 가축분뇨 및 분뇨처리시설 자료를 활용하였고 비점오염원의 경우 연간 농작업 일정 및 경작법, 시비량에 대한 자료를 활용하였다.
- 모든 입력자료는 2011년부터 2022년까지 12년의 기간에 해당하는 일단위 자료이며 입력자료의 종류와 수집방법 및 특징은 <표 2-1>에 나타내었다.

<표 2-1> SWAT-C 모델의 입력자료

입력자료	특징	수집 기관
수치표고모델	축척 1:5000 (해상도 5m)	국토교통부 국가공간정보포털 (http://data.nsdi.go.kr/dataset)
토지피복도	중분류 자료 (해상도 5m)	환경부 환경공간정보서비스 (https://egis.me.go.kr/)
토양특성도	정밀토양도 (축척 1:25,000)	농촌진흥청 흙토람 (http://soil.rda.go.kr/soil/index.jsp)
기상자료	강수량(mm), 최대/최소 기온(℃), 평균 풍속(m/s), 평균 상대습도(%), 합계 일사량(MJ/m ²)	기상청 기상자료개방포털 (https://data.kma.go.kr/cmmn/main.do)
점오염원	하수종말처리장, 가축분뇨 및 분뇨처리시설 방류량(m ³ /s)	국립환경과학원 전국오염원조사 (https://wems.nier.go.kr/)
비점오염원	연간 농작업 일정 및 경작법, 시비량	농촌진흥청 농사로 (https://www.nongsaro.go.kr/portal/portalMain.ps?menuId=PS00001)



<그림 2-4> 연구 대상 유역 내 기상 관측소, 점오염원의 위치

2.2.4 SWAT-C 모델의 검·보정

- SWAT-C 모델은 복잡한 유역 내부 기작을 수치적으로 표현하는 모델이므로 정확한 해석을 위해서는 유역의 특성을 나타내는 각종 매개변수의 정확한 입력이 요구된다.
- 이때, 매개변수는 단순히 개별적인 요소로 독립적으로 작용하는 것이 아니라, 하나의 조합으로 연결되어 유역 시스템의 상호 작용을 반영하게 된다.
- 본 연구에서는 유역 특성을 반영할 수 있는 매개변수를 선정하고 각 매개변수가 나타낼 수 있는 범위를 정의하였다.
- 다수의 매개변수 세트 샘플링은 라틴하이퍼큐브 샘플링(Latin Hypercube Sampling, LHS)을 사용하여 매개변수별로 합리적인 범위에서 도출될 수 있도록 하였다.
- 본 연구에서는 라틴하이퍼큐브 샘플링을 통해 생성된 매개변수 세트로 SWAT-C 모델을 실행하고, 관측치와 모델 출력 간의 차이를 최소화할 수 있도록 검·보정을 수행하였다.
- 관측 자료는 양화천 유역 하류에 위치하는 총량측정망 관측소에서 측정된 자료로 양화 A(#1007A44) 관측소의 유량 및 수질 자료이다.
- 관측자료의 결측치는 관측소의 최단거리에 위치하는 유량 관측소인 여주시 울극교(#1007540) 관측소 유량 자료로 대체하였다.
- SWAT-C 모델의 성능평가를 위해 기작 기반 모델의 재현성을 평가하는데 일반적으로 사용되는 NSE (Nash-Sutcliffe Efficiency)와 PBIAS (Percent BIAS)를 지표로써 사용하였으며 각 지표의 허용범위는 <표 2-2>에 나타내었다.
- NSE는 1에 가까울수록 모의 성능이 높으며 0에 가까울수록 모의치가 관측치의 경향을

충분히 반영하지 못한 것으로 판단된다. PBIAS는 절댓값의 크기가 0에 가까울수록 모의 성능이 높으며 양의 값일 때 모의치가 과소산정, 음의 값일 때 모의치가 과대산정 되었다고 판단된다. 다음 수식은 성능평가 지표별 산정식을 나타낸다.

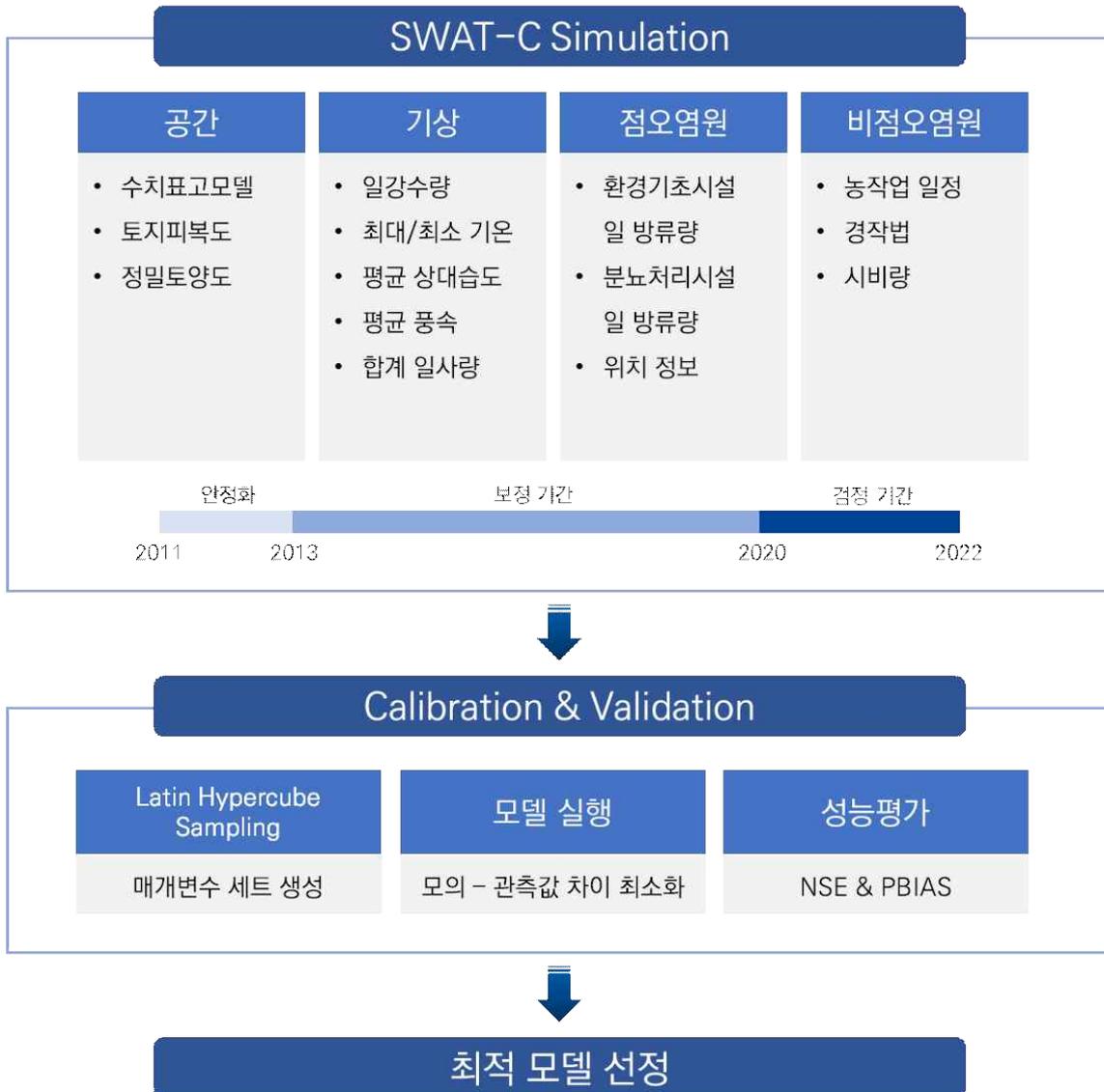
$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad \text{수식 2-1. NSE 산정식}$$

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)}{\sum_{i=1}^n O_i} \times 100 \quad \text{수식 2-2. PBIAS 산정식}$$

- 여기서, O_i 는 i 번째의 실측치를 의미하며 \bar{O} 는 실측치의 평균, S_i 는 i 번째의 모의치를 의미한다.
- 본 연구에서는 일단위 모의 성능이 월단위 모의 성능보다 낮게 도출되는 경향의 선행 연구 결과를 고려하여, 재현성 평가의 조건을 Satisfactory일 때, $NSE > 0.5$ 에서 $NSE \geq 0.1$ 로 완화시켜서 평가하였다(Moriasi et al, 2015, Records et al, 2014).
- TOC의 확립된 모델 성능평가 기준이 존재하지 않아, 질소 및 인 성능평가 기준을 참고하여 TOC를 평가하였다(Du et al, 2020).

<표 2-2> 모델의 성능평가 지표별 범위(Moriasi et al, 2007)

	NSE	PBIAS	
		유량	TOC
Very good	$0.75 < NSE \leq 1.00$	$ PBIAS < 10$	$ PBIAS < 25$
Good	$0.65 < NSE \leq 0.75$	$10 \leq PBIAS \leq 15$	$25 \leq PBIAS \leq 40$
Satisfactory	$0.50 < NSE \leq 0.65$	$15 \leq PBIAS < 25$	$40 \leq PBIAS < 70$
Unsatisfactory	$NSE \leq 0.5$	$ PBIAS \geq 25$	$ PBIAS \geq 70$

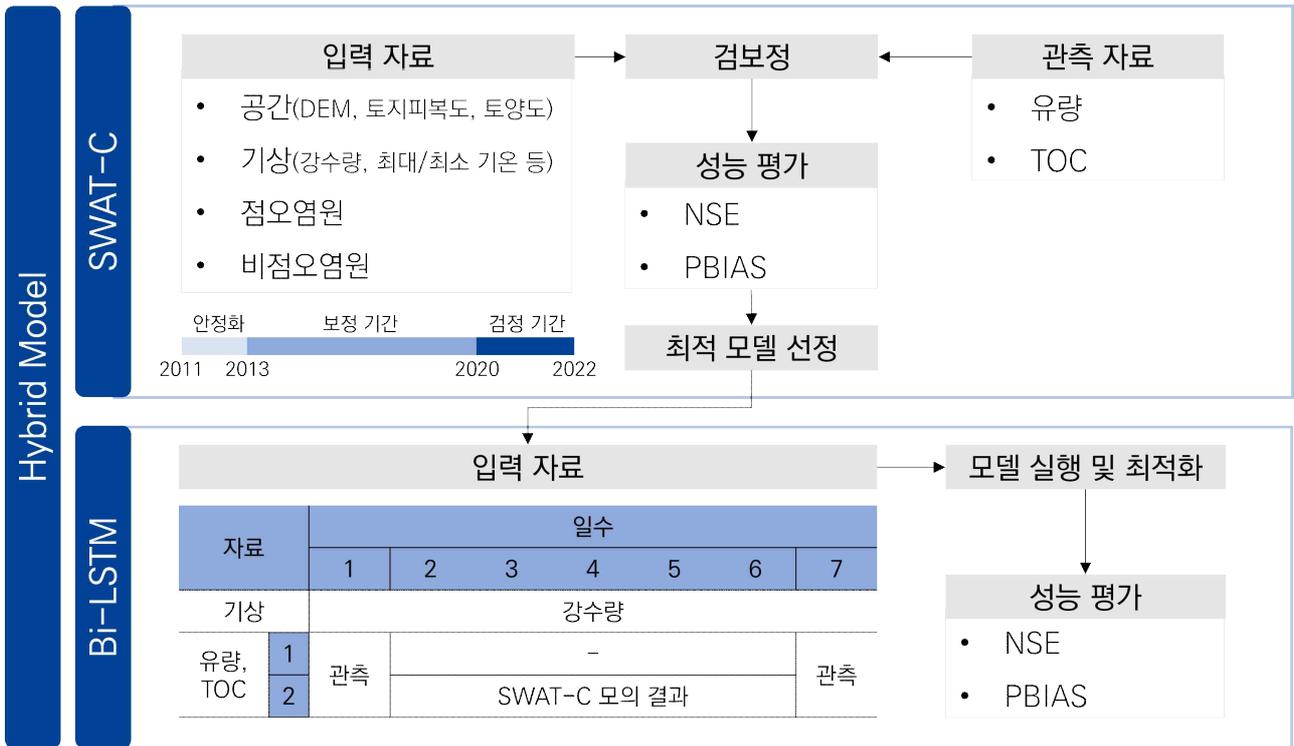


<그림 2-5> SWAT-C 실행 전과정

2.2.5 Bi-LSTM 모델

- LSTM은 인공신경망의 한 종류로, 시계열 데이터나 자연어와 같은 긴 의존 관계를 가진 순차적인 데이터를 모델링하는데 주로 사용된다.
- 일반적인 순환신경망(Recurrent Neural Network, RNN)의 단점인 순차적인 데이터에서 과거 정보를 적절하게 유지하기 어려운 기울기 소실(Vanishing gradient) 문제를 해결할 수 있다.
- 본 연구에서는 최근 시계열 예측기법으로 자주 활용되는 양방향 LSTM 모델인, Bidirectional LSTM(Bi-LSTM)을 사용하였다.
- Bi-LSTM 모델의 경우, 순방향뿐만 아니라 역방향의 연관성도 참조하여 경험적으로 학습

하기 때문에, 최적의 결과를 도출할 가능성이 높은 특징을 가진다.

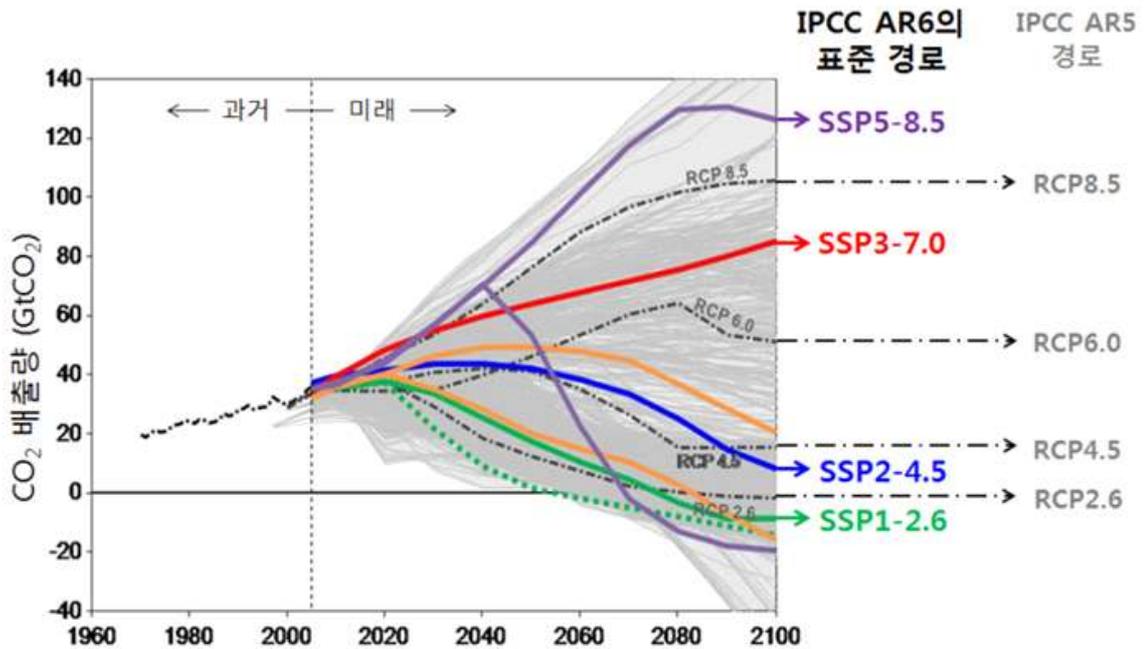


<그림 2-6> 하이브리드 모델의 구조

- 본 연구에서 제시하는 하이브리드 모델은 검보정이 완료된 SWAT-C 모의값을 Bi-LSTM의 입력자료로 사용한 모델이며 관측자료만을 사용한 Bi-LSTM 모델을 추가로 분석하여 하이브리드 모델과의 성능을 비교한다.
- Bi-LSTM 모델의 입력값은 관측자료이며, 하이브리드 모델의 입력값은 관측자료 및 검보정이 완료된 SWAT-C 모의값이다.
- 입력값 중 관측자료와 SWAT-C 모의값을 혼용한 자료의 경우 주단위 관측자료를 일단위로 변환하는 과정에서 비관측 기간 내 값을 검보정이 완료된 SWAT-C 모의값으로 대체한 자료이다.

2.2.6 기후변화 시나리오를 활용한 장래 수질 예측

- 기후변화로 인한 강우량의 분포와 강도, 강수 패턴의 변화는 수문학적 특성의 변동을 초래하여 미래 수자원 확보의 어려움을 증가시키므로 미래 기후변화의 불확실성을 이해하고 그 영향을 평가하는 것이 중요하다.
- 기후변화 시나리오에는 SRES(Special Report on Emission Scenarios), RCP(Representative Concentration Pathways), SSP(Shared Socioeconomic Pathways) 등 다양한 시나리오가 존재한다.
- 국외에서는 SWAT 모델에 RCP 시나리오를 적용하여 파키스탄 내 아열대 지역의 기후변화에 따른 유량의 변화를 평가한 연구가 있으며(Anjum et al., 2019), GCM 시나리오를 SWAT 모델과 Bi-LSTM 모델을 결합한 하이브리드 모델에 적용하여 말레이시아 내 하천의 유량에 기후변화가 미치는 영향을 평가한 사례가 있다(Yang et al., 2023).
- 국내에서는 RCP 시나리오를 LSTM 모델에 적용하여 용담댐 상류 지점을 대상으로 2011~2100년 동안의 일별 유량을 예측한 사례가 있으며(천범석 외 2022), 유량 및 토양수분 자료로 검보정된 SWAT 모델에 RCP 시나리오를 적용하여 용담댐 유역의 미래기후변화에 의한 수문영향의 불확실성을 줄인 선행연구가 있다(박종윤 외 2014). 또한 SWAT 모델과 LSTM 모델을 결합한 하이브리드 모델에 SSP 시나리오를 적용하여 영산강 유역의 미래 유량을 예측한 사례가 있다(Song et al., 2022).
- 본 연구에서는 4개의 SSP 시나리오(SSP1-2.6, SSP2-4.5, SSP3-7.0, SSP5-8.5) 및 5개 모델(CanESM5, GFDL-ESM4, MRI-ESM2-0, NorESM2-LM, UKESM1-0-LL)을 선정하여 20개의 기후변화 시나리오를 하이브리드 모델에 적용한다.
- 각 시나리오는 신뢰도 및 모델 정확도를 향상시키기 위해, 다수의 기후변화 모델 결과를 적용하는 앙상블(Ensemble) 기법을 적용하여 오염부하량 및 수질 변화의 장기적 경향을 분석하였다.
- 특히 한강 수계 유역에서의 수질 관리를 목표로 하여, 하이브리드 모델의 효과적인 활용 방안을 제시한다.



<그림 2-7> RCP 시나리오 및 SSP 시나리오(기상청, 2020)

<표 2-3> SSP 시나리오의 종류

SSP 시나리오	의미	전지구 기온 (21세기 말)
1-2.6	사회 불균형의 감소와 친환경 기술의 빠른 발달로 기후변화 완화, 적응 능력이 좋은 지속성장가능 사회 경제 구조의 저탄소 시나리오	+1.9°C
2-4.5	중도성장의 사회경제 시나리오로 기후변화 완화 및 사회경제 발전 정도가 중단 단계 가정	+3.0°C
4-7.0	사회경제 발전의 불균형과 제도적 제한으로 인해 기후변화에 취약한 상태에 놓이는 사회경제 구조의 시나리오	+4.3°C
5-8.5	기후정책 부재, 화석연료 기반 성장과 높은 인적 투자로 기후변화 적응능력은 좋지만, 완화능력이 낮은 사회경제 구조의 고탄소시나리오	+5.2°C

<표 2-4> SSP 시나리오 모델의 종류

모델명	연구소	국가
CanESM5	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis	캐나다
GFDL-ESM4	NOAA Geophysical Fluid Dynamics Laboratory	미국
MRI-ESM2-0	Meteorological Research Institute	일본
NorESM2-LM	Norwegian Climate Centre	노르웨이
UKESM1-0-LL	Met Office Hadley Centre	영국

제 3 장 결과 및 고찰

3.1 SWAT-C 모델 구축	19
3.2 하이브리드 모델 구축	22
3.3 미래기상 시나리오 적용	26

제 3 장 결과 및 고찰

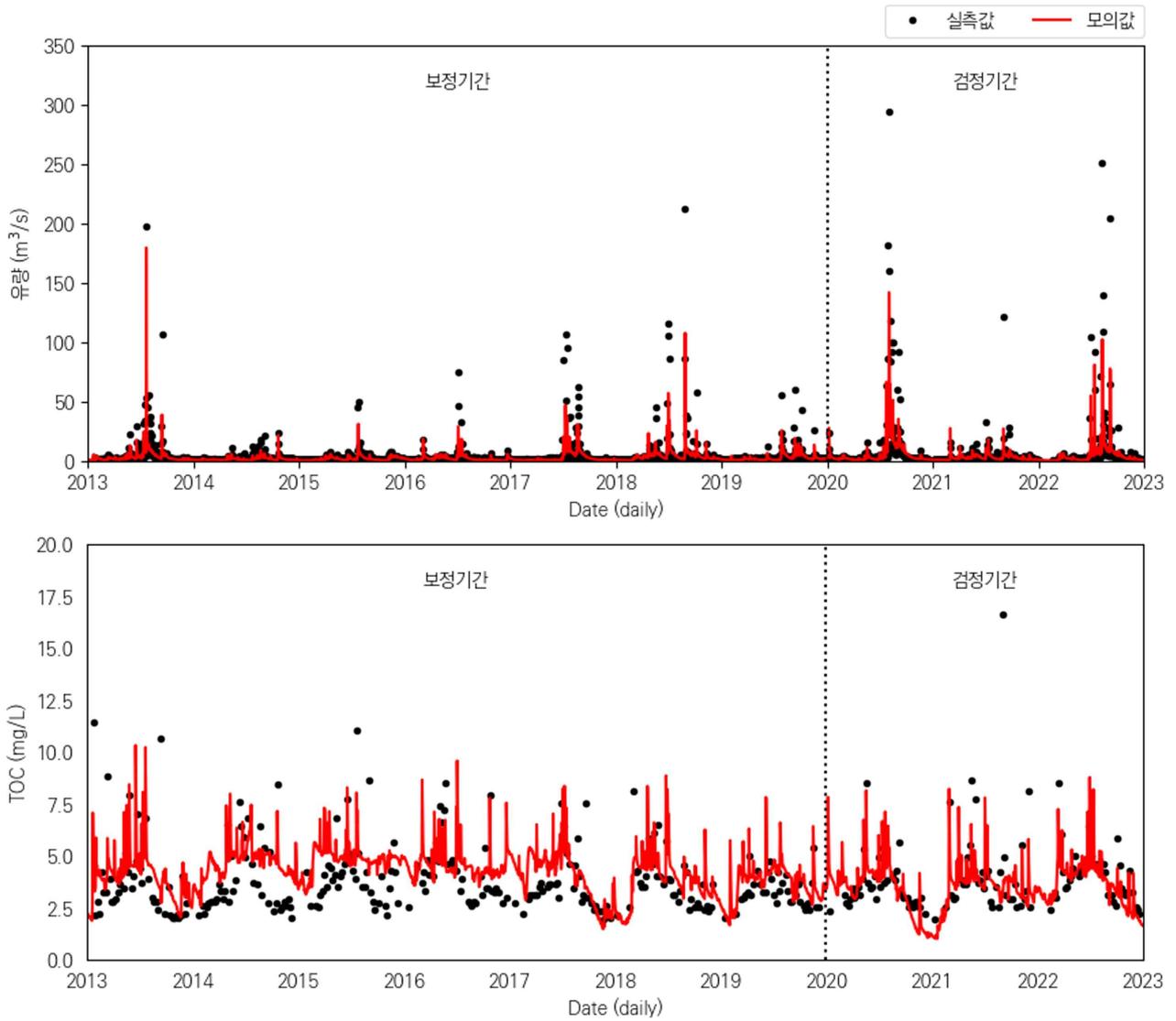
3.1 SWAT-C 모델 구축

3.1.1 SWAT-C 모델 검·보정 결과

- 양화천 유역 일단위 모의는 2011년부터 2022년까지 진행되었으며, 2011~2012년은 안정화 기간(2년), 2013~2019년은 보정기간(7년), 2020~2022년은 검정기간(3년)으로 설정하여 진행되었다.
- 유량에 대한 보정(검정)기간에 대한 통계치 결과는 NSE 0.66(0.66), PBIAS 14.21(16.58)로 나타났다.
- TOC에 대한 보정(검정)기간에 대한 통계치 결과는 NSE 0.10(0.22), PBIAS -13.74(8.62)로 나타났다.
- 일단위 예측 성능평가 지표(Satisfactory: $NSE \geq 0.1$)를 고려하였을 때, SWAT-C 모델로 모의한 유량 및 TOC는 보정기간과 검정기간동안 모두 만족할만한 성능을 나타내는 것으로 확인되었다.
- 다만, 유량의 경우 토지 이용과 토양도 등 유역 내 유출과 관련된 공간적 특성이 반영되었으나, <그림 3-1>과 같이 매년 여름철 집중호우와 태풍으로 인한 피크값은 과소예측하는 것으로 확인되었다.
- TOC의 경우, 2021년 여름철의 높은 피크값을 과소예측한 부분을 제외하고 대부분 관측치에 비하여 다소 과대예측하는 경향을 보인다. 이는 양화천 유역 내 위치한 점오염원의 입력자료 내 결측치로 인해 모의가 어려웠을 것으로 판단된다.
- 다음 <표 3-2>은 양화천 유역 분석에 사용된 파라미터 세트이다.

<표 3-1> SWAT-C 모델 검·보정 결과

항목	기간	NSE	PBIAS
유량	보정 (2013-2019년)	0.66	14.21
	검정 (2020-2022년)	0.66	16.58
TOC	보정 (2013-2019년)	0.10	-13.74
	검정 (2020-2022년)	0.22	8.62



<그림 3-1> SWAT-C 모델 검 · 보정 결과

<표 3-2> 양화천 유역 매개변수

매개변수 명	설명	범위	최적값
ALPHA_BF	Baseflow alpha factor	0-1	0.85
ADJ_PKR	Peak rate adjustment factor for sediment routing in the subbasin (tributary channels)	0.5-2	0.79
CANMX	Maximum canopy storage.	0-100	7.31
CH_K2	Effective hydraulic conductivity in main channel alluvium	-0.01-500	184.17
CN2	SCS runoff curve number for moisture condition 2	-30%-30%	-28.86%
er_POC_para	POC enrichment ratio	0.1-5	4.05
ESCO	Soil evaporation compensation factor	0-1	0.97
GW_DELAY	Groundwater delay	0-500	93.96
GW_REVAP	Groundwater "revap" coefficient	0.02-0.2	0.14
GWQMN	Threshold depth of water in the shallow aquifer required for return flow to occur	0-5000	1687.25
hlife_doc_para	DOC half life (days) in groundwater, calculation DOC decay in groundwater	0.1-50	57.82
LAT_TTIME	Lateral flow travel time	0-180	91.23
part_DOC_para	organic carbon partition coefficient, basin scale parameter	500-2000	1780
peroc_DOC_para	DOC percolation coefficient	0.01-1	0.80
PRF	Peak rate adjustment factor for sediment routing in the main channel	0-2	1.25
RCHRG_DP	Deep aquifer percolation fraction	0-1	0.02
REVAPMN	Threshold depth of water in the shallow aquifer for "revap" to occur	0-1000	882.95
SFTMP	Snowfall temperature	-5-5	0.85
SLSOIL	Slope length for lateral subsurface flow	0-150	50.69
SOL_AWC	Available water capacity of the soil layer	-50%-50%	-12.16%
SOL_K	Saturated hydraulic conductivity	-50%-50%	32.39%
SPCON	Linear parameter for calculating the maximum amount of sediment that can be reentrained during channel sediment routing	0.0001-0.01	0.0076
SPEXP	Exponent parameter for calculating sediment reentrained in channel sediment routing	1-1.5	1.05
SURLAG	Surface runoff lag time	1-24	21.53
sv_lp	LPOC settling velocity	0.1-1	0.66
sv_rp	RPOC settling velocity	0.1-1	0.60
USLE_K	USLE equation soil erodibility (K) factor	-50%-50%	-46.97%
USLE_P	USLE equation support practice	0-1	0.15

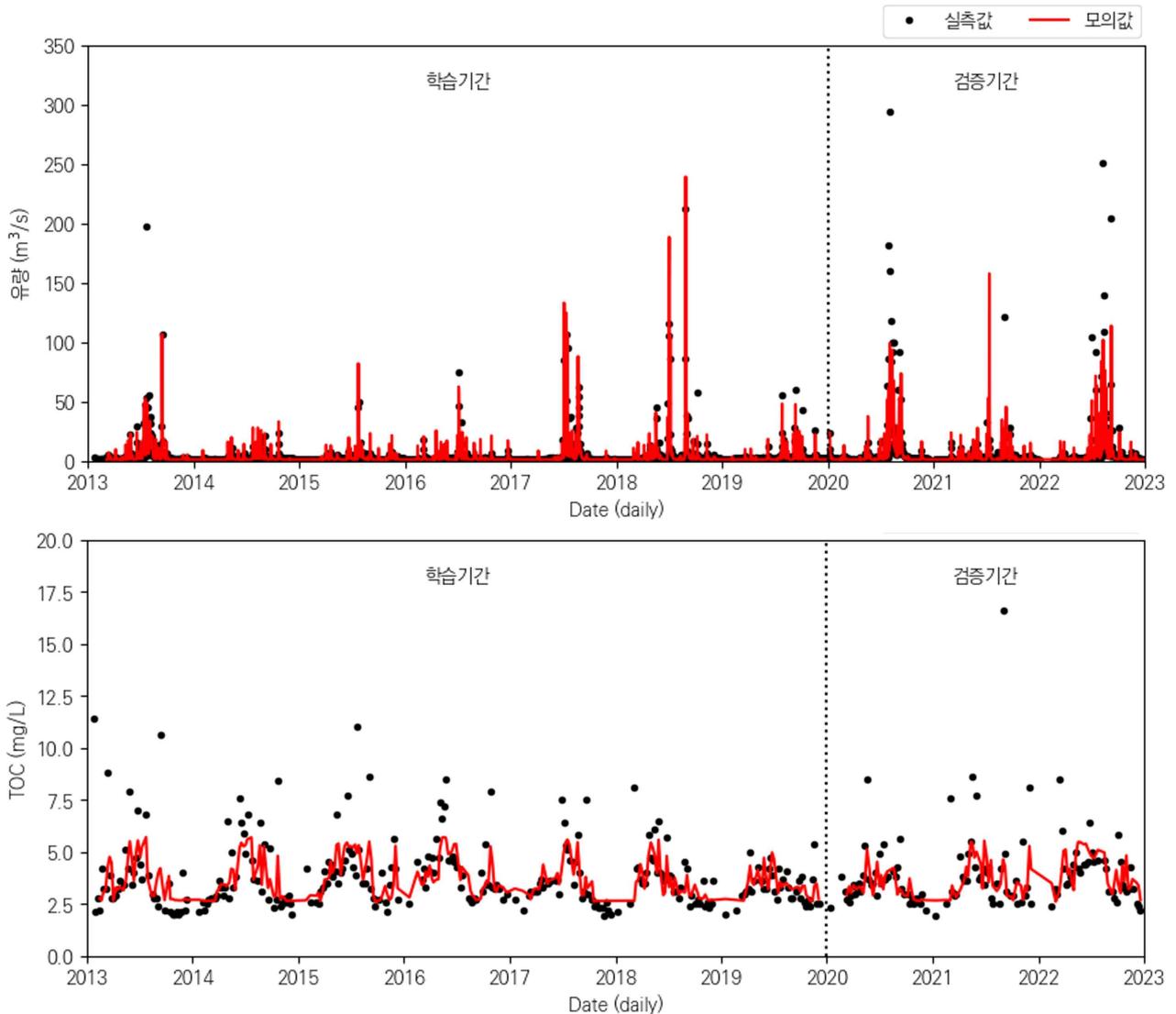
3.2 하이브리드 모델 구축

3.2.1 Bi-LSTM 모델 결과

- 양화천 유역 일단위 모의는 2013년부터 2022년까지 진행되었으며, 2013~2019년 학습 기간(7년), 2020~2022년 검증 기간(3년)으로 설정하여 진행되었다.
- 유량에 대한 학습(검증) 기간에 대한 통계치 결과는 NSE 0.65(0.43), PBIAS -9.70(11.75)로 나타났다.
- TOC에 대한 학습(검증)기간에 대한 통계치 결과는 NSE 0.45(0.12), PBIAS 3.90(6.01)로 나타났다.
- 일단위 예측 성능평가 지표(Satisfactory: $NSE \geq 0.1$)를 고려하였을 때, Bi-LSTM 모델로 모의한 유량 및 TOC는 학습기간과 검증기간 모두 만족할만한 성능을 나타냈으나, SWAT-C 모델보다 낮은 통계치를 나타내었다.
- 유량의 경우 <그림 3-3>과 같이 2013, 2021, 2022년 여름철 집중호우와 태풍으로 인한 피크값은 과소예측하는 것으로 확인되었다.
- TOC의 경우 매년 여름 관측치에 비하여 다소 과소예측하는 경향을 보였다.
- 이는 최종유출구의 과거 유량 자료, 과거 TOC 자료 및 과거 강수량 자료만을 이용하였기 때문에, 그 밖의 다른 영향 요소의 변동을 고려하지 못해 과소예측의 가능성이 존재한다.

<표 3-3> Bi-LSTM 모델 결과

항목	기간	NSE	PBIAS
유량	보정 (2013-2019년)	0.65	-9.70
	검정 (2020-2022년)	0.43	11.75
TOC	보정 (2013-2019년)	0.45	3.90
	검정 (2020-2022년)	0.12	6.01



<그림 3-2>. Bi-LSTM 모델 결과

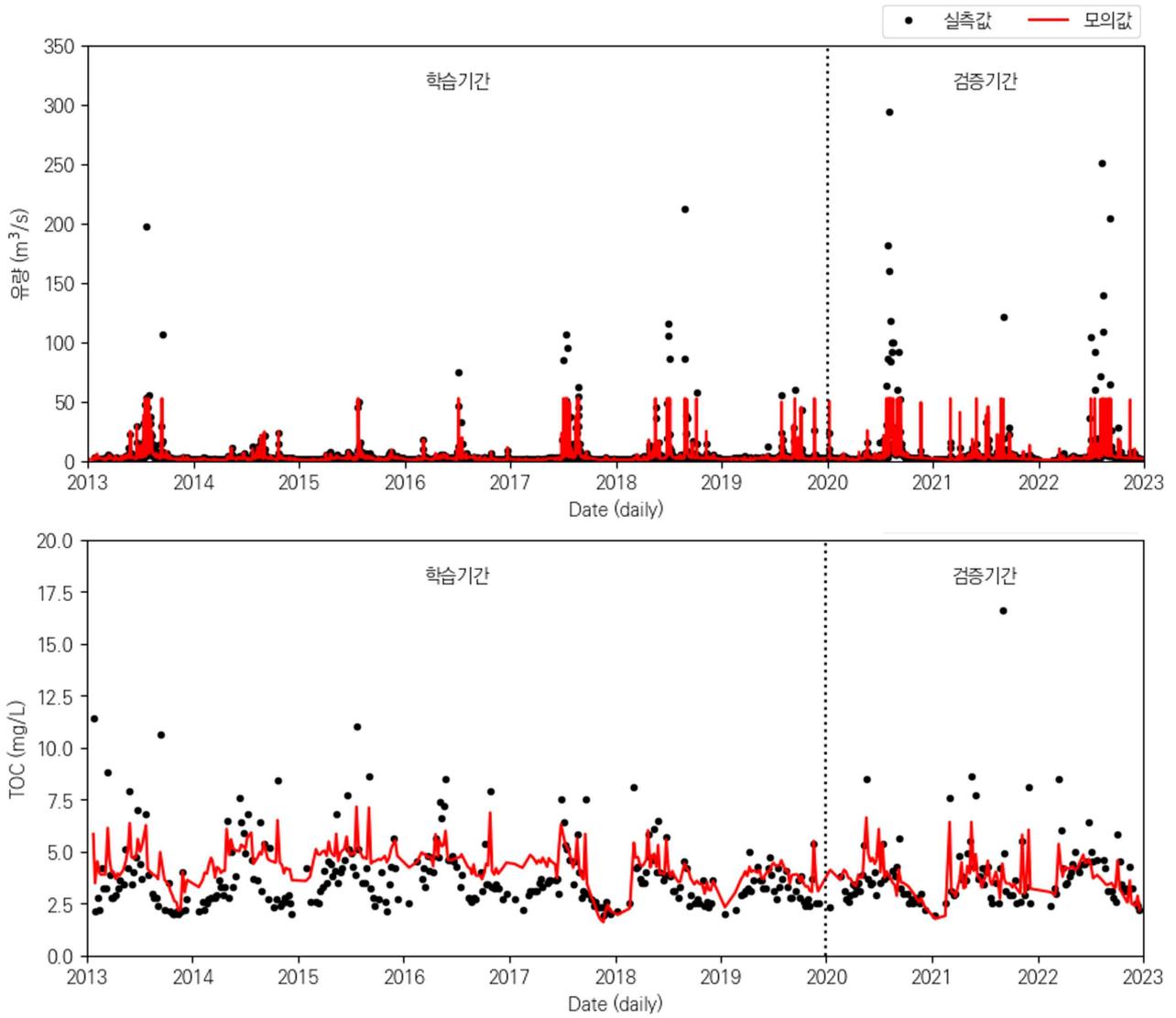
3.2.1 하이브리드 모델 결과

- 양화천 유역 일단위 모의는 2013년부터 2022년까지 진행되었으며, 2013~2019년 학습 기간(7년), 2020~2022년 검증 기간(3년)으로 설정하여 진행되었다.
- 유량에 대한 학습(검증) 기간에 대한 통계치 결과는 NSE 0.68(0.36), PBIAS 1.84(14.78)로 나타났다.
- TOC에 대한 학습(검증)기간에 대한 통계치 결과는 NSE 0.39(0.38), PBIAS -13.02(7.78)로 나타났다.
- 일단위 예측 성능평가 지표(Satisfactory: $NSE \geq 0.1$)를 고려하였을 때, 하이브리드 모델로 모의한 유량 및 TOC는 학습기간과 검증기간 모두 만족할만한 성능을 나타내는 것으로 확인되었다.

- 다만, 유량의 경우 하이브리드 모델이 데이터의 복잡성을 완전히 포착하지 못해, SWAT-C 모델에 비해 낮은 성능을 보이는 것으로 확인되었다.
- 이는 결측치가 매우 적은 유량 자료의 특성으로 인해 비관측기간 값을 SWAT-C 모의값으로 대체하는 효과가 미미하여, 수리·수문학적 특성을 충분히 반영하지 못한 것으로 판단된다.
- TOC의 경우, SWAT-C 모델, Bi-LSTM 모델과 비교하여 가장 좋은 성능을 보였다.
- 이는 하이브리드 모델이 주단위로 측정되는 TOC의 비관측기간 값을 SWAT-C 모의값으로 대체함으로써 수리·수문학적 특성을 잘 반영하였으며 최종유출구 이외의 영향 요소의 변동성을 잘 고려하였기 때문으로 판단된다.

<표 3-4> 하이브리드 모델 결과

항목	기간	NSE	PBIAS
유량	보정 (2013-2019년)	0.68	1.84
	검정 (2020-2022년)	0.36	14.78
TOC	보정 (2013-2019년)	0.42	-12.95
	검정 (2020-2022년)	0.37	4.71

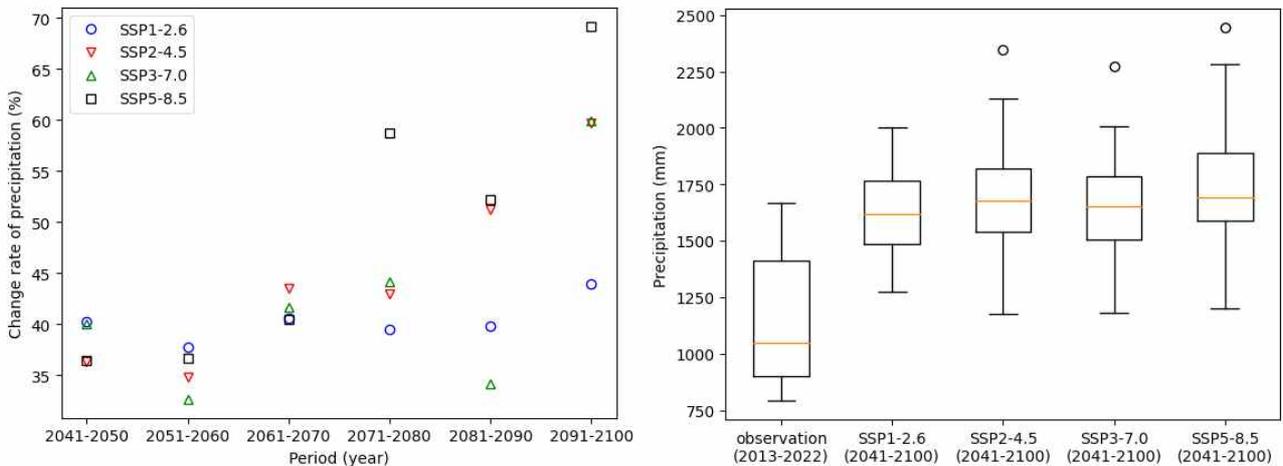


<그림 3-3> 하이브리드 모델 결과

3.3 기후변화 시나리오 적용

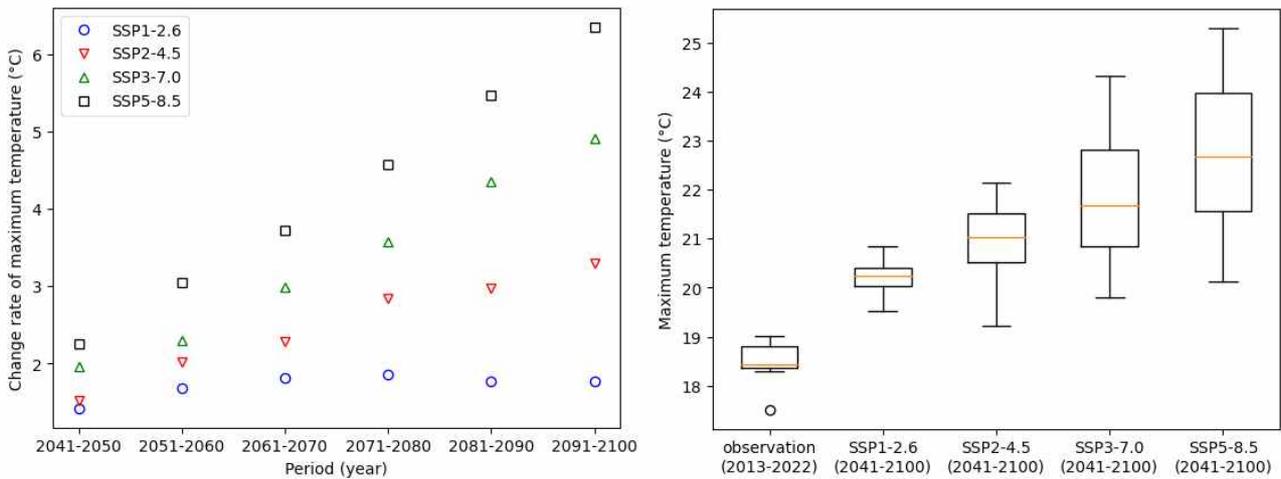
3.3.1 현재-미래 기상 비교분석

- 현재 기상(2013~2022년) 및 미래 기상(2041~2100년) 비교분석은 연강수량, 연평균 최대기온, 최소기온, 상대습도, 풍속에 대해 진행되었으며, 일사량은 현재 기상자료의 부재로 제외되었다.
- 현재 기상의 연강수량은 1159.65mm, 연평균은 최대기온 18.50℃, 최소기온 6.66℃, 상대습도 66.14%, 풍속 1.20m/s이다.
- 각 SSP 시나리오는 5개 모델의 평균이며 미래 기상의 예상 변화는 현재 기상 대비 10년 주기 미래 기상 및 전 기간(2041~2100년) 미래 기상으로 분석되었다.
- 강수량의 경우 전망치는 <그림 3-4(좌)>와 같이 현재 강수량에 비해 증가되며, SSP 시나리오 모두 2091년에서 2100년 사이에 최대 강수량(69% 증가)을 예측하였다.
- 특히 SSP5-8.5 시나리오가 <그림 3-4(우)>와 같이 전체기간 동안 가장 높은 강수량(2443.5 mm)을 보일 것으로 나타났다.



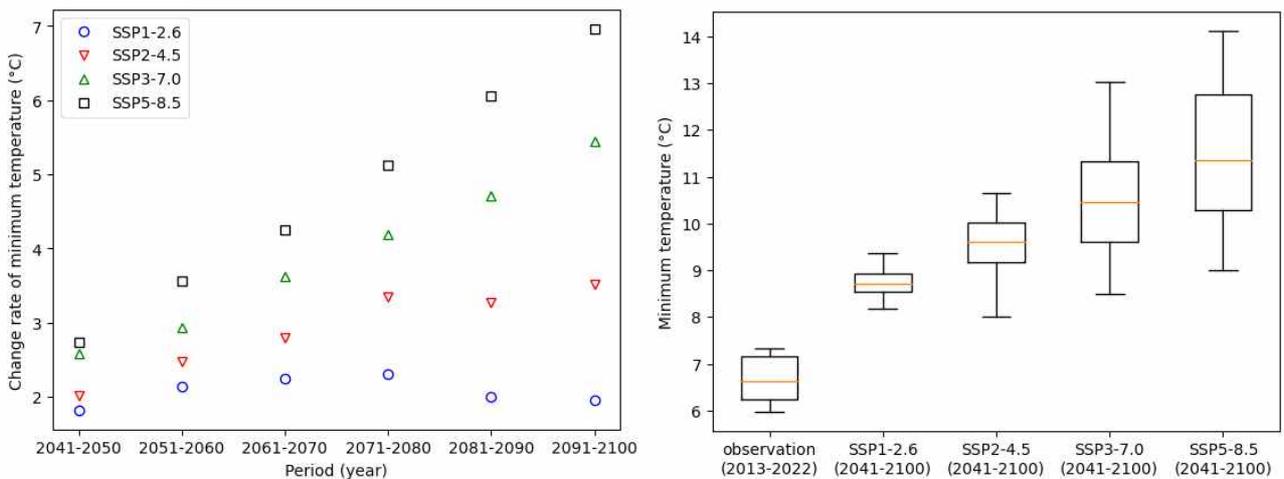
<그림 3-4> 10년 주기 미래 강수량(좌) 및 전 기간(2041~2100년) 미래 강수량(우)

- 최대기온의 경우 전망치는 <그림 3-5(좌)>와 같이 현재 최대기온에 비해 증가되며(1.4 ~ 6.4℃ 증가), SSP1-2.6 시나리오를 제외하면 지속적으로 상승하는 경향을 예측하였다.
- 특히 SSP5-8.5 시나리오가 <그림 3-5(우)>와 같이 전체기간 동안 가장 높은 최대기온(25.3℃)을 보일 것으로 나타났다.



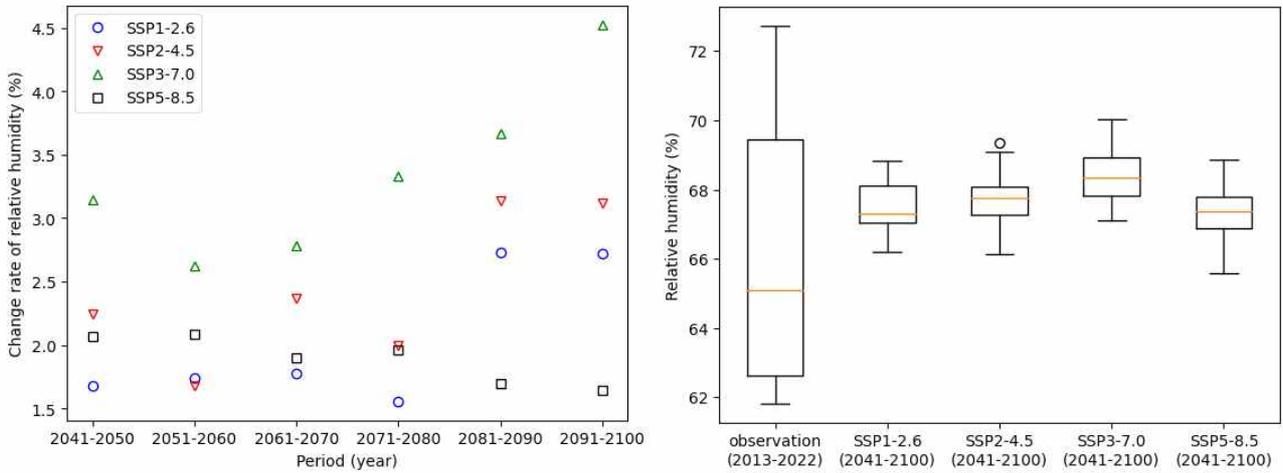
<그림 3-5> 10년 주기 미래 최대기온(좌) 및 전 기간(2041~2100년) 미래 최대기온(우)

- 최소기온의 경우 전망치는 <그림 3-6(좌)>와 같이 현재 최소기온에 비해 증가되며, 2081년 이후를 제외하면 모든 SSP 시나리오가 지속적으로 상승하는 경향(1.8~7.0°C 증가)을 예측하였다.
- 특히 SSP5-8.5 시나리오가 <그림 3-6(우)>와 같이 전체기간 동안 가장 높은 최소기온(14.1°C)을 보일 것으로 나타났다.



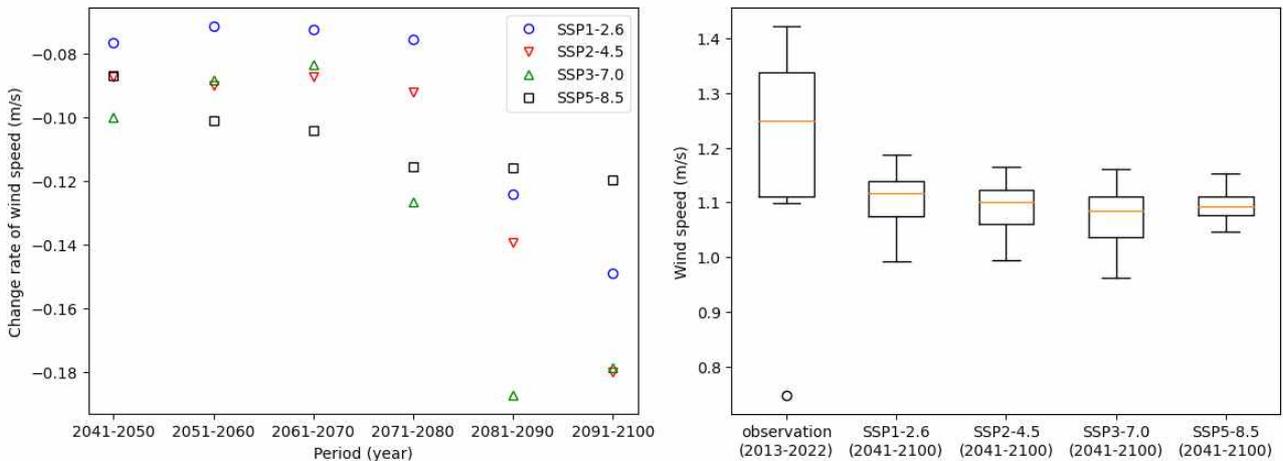
<그림 3-6> 10년 주기 미래 최소기온(좌) 및 전 기간(2041~2100년) 미래 최소기온(우)

- 상대습도의 경우 전망치는 <그림 3-7(좌)>와 같이 현재 상대습도에 비해 증가할 것으로 나타났으나, <그림 3-7(우)>와 같이 최대-최소 구간은 감소할 것으로 예측하였다.



<그림 3-7> 10년 주기 미래 상대습도(좌) 및 전 기간(2041~2100년) 미래 상대습도(우)

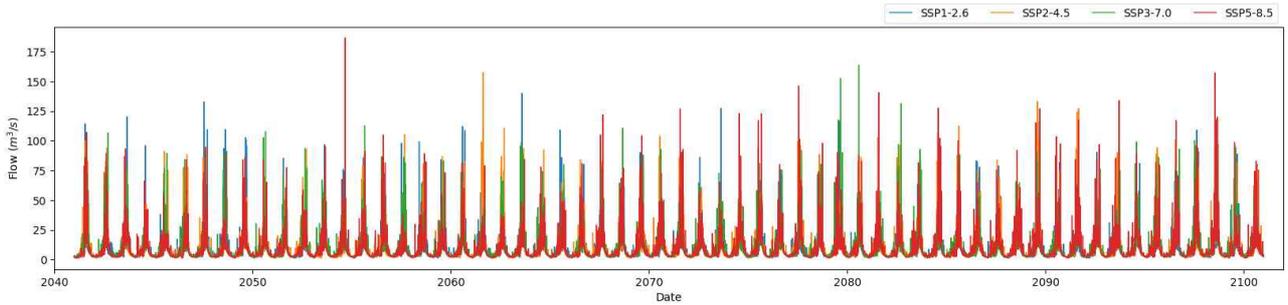
- 풍속의 경우 전망치는 <그림 3-8(좌)>와 같이 현재 풍속에 비해 감소할 것으로 나타났으며, 전체기간에서 <그림 3-8(우)>와 같이 SSP3-7.0이 최소 풍속(1.0 m/s)을 보일 것으로 나타났다.



<그림 3-8> 10년 주기 미래 풍속(좌) 및 전 기간(2041~2100년) 미래 풍속(우)

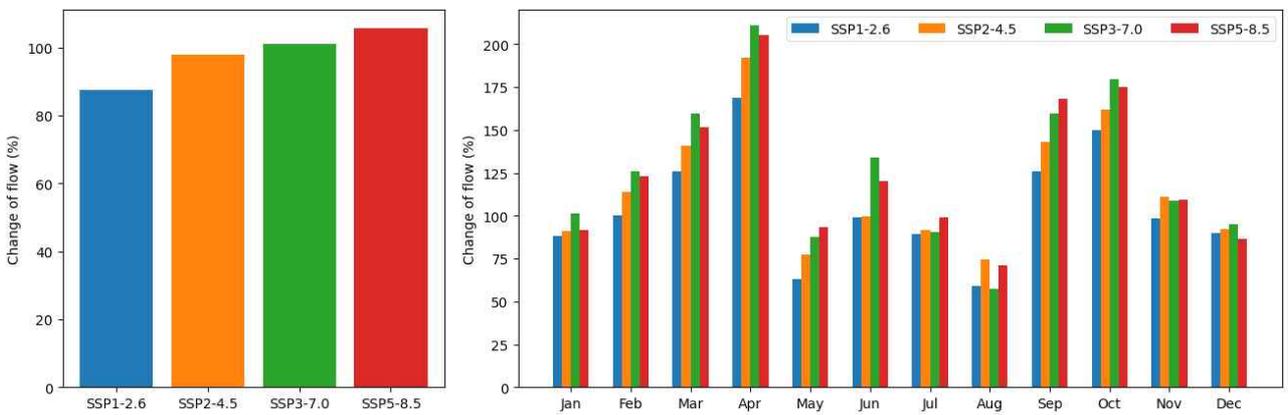
3.3.2 기후변화 시나리오 결과

- 기후변화 일단위 모의는 2041년부터 2100년까지 진행되었다.
- 유량 모의는 가장 성능이 좋은 SWAT-C 모델을 이용하였으며, TOC 모의는 하이브리드 모델을 이용하였다.
- SSP 시나리오 적용 결과 각 시나리오별 평균 유량은 SSP1-2.6 7.72 m³/s, SSP2-4.5 8.15 m³/s, SSP3-7.0 8.27 m³/s, SSP5-8.5 8.50 m³/s로 온실가스 배출량이 많아질수록 유량이 증가하는 경향을 보였다.



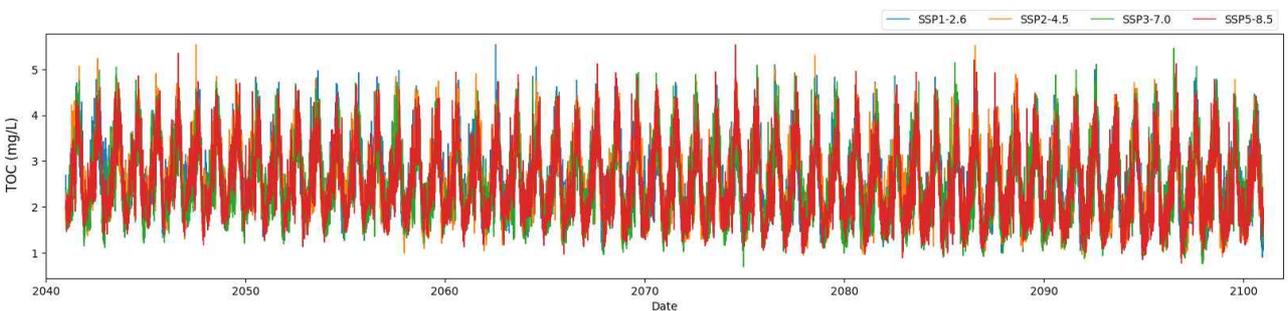
〈그림 3-9〉 미래기상 유량 모의 결과

- 현재 유량 대비 전 기간 유량 상대적 변화에서 SSP5-8.5 시나리오의 경우 〈그림 3-10(좌)〉와 같이 약 100%에 달하는 증가율을 나타냈으며, 〈그림 3-10(우)〉와 같이 월별 유량 상대적 변화는 4월이 가장 큰 것으로 나타났다.



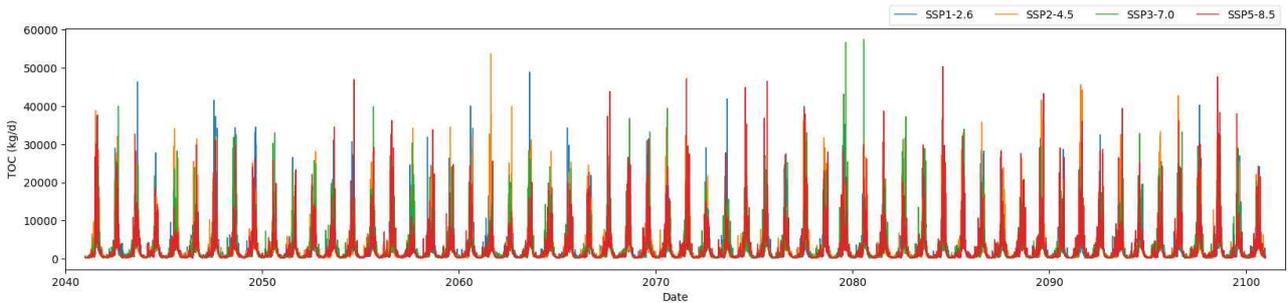
〈그림 3-10〉 전 기간 유량 상대적 변화(좌), 월별 유량 상대적 변화(우)

- TOC의 경우, 각 시나리오별 평균 농도는 SSP1-2.6 2.52 mg/L, SSP2-4.5 2.47 mg/L, SSP3-7.0 2.41 mg/L, SSP5-8.5 2.42 mg/L로 온실가스 배출량과의 경향성은 나타나지 않았다.



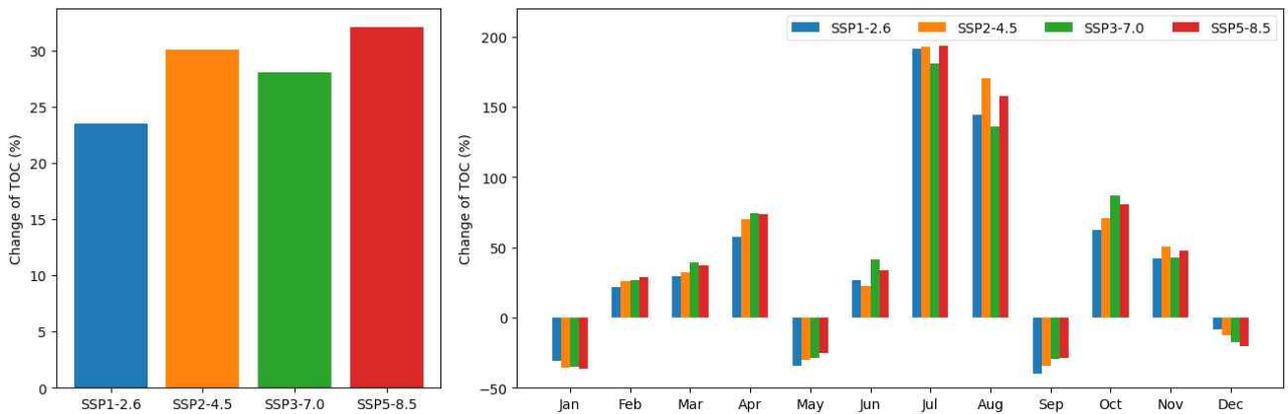
〈그림 3-11〉 미래기상 TOC 농도 모의 결과

- 그러나 온실가스 배출량에 비례하는 유량을 고려하여 부하량을 모의할 시 평균 부하량은 SSP1-2.6 2091.18 kg/d, SSP2-4.5 2202.78 kg/d, SSP3-7.0 2168.20 kg/d, SSP5-8.5 2237.31 kg/d로 SSP5-8.5 시나리오에서 가장 큰 부하량이 나타났다.



<그림 3-12> 미래기상 TOC 부하량 모의 결과

- 현재 TOC 부하량 대비 전 기간 TOC 부하량 상대적 변화에서 SSP5-8.5 시나리오의 경우 <그림 3-13(좌)>와 같이 32.15%에 달하는 증가율을 나타냈으며, <그림 3-13(우)>와 같이 월별 TOC 부하량 상대적 변화에서 1, 5, 9, 12월은 감소, 나머지는 증가하였으며 7월에 가장 큰 증가폭을 보였다.



<그림 3-13> 전 기간 TOC 부하량 상대적 변화(좌), 월별 TOC 부하량 상대적 변화(우)

제 4 장 연구성과 및 활용방안

4.1 연구성과	32
4.2 활용방안	32

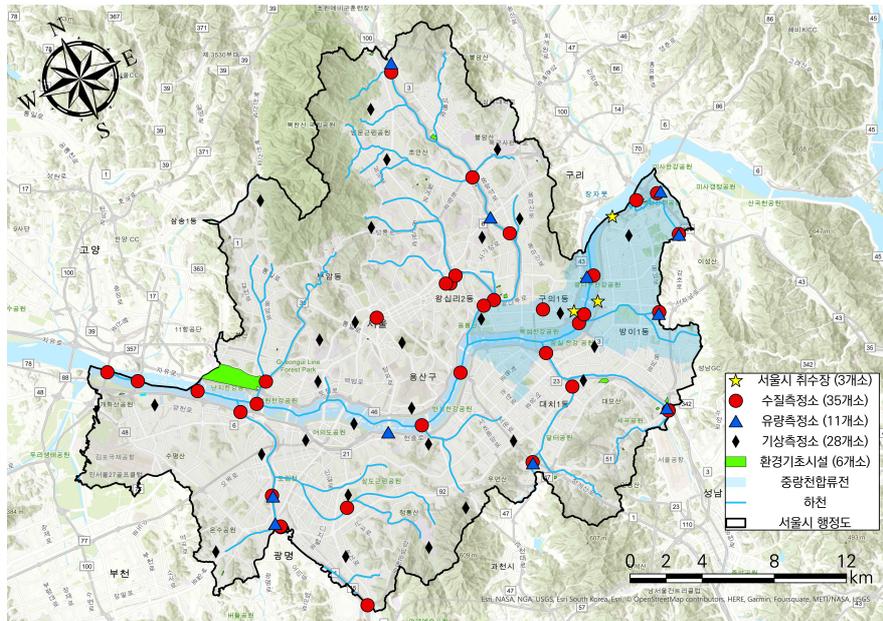
제 4 장 연구성과

4.1 연구성과

- 남한강 하류 중권역 내 양화천을 대상으로 수질 변화 양상을 예측하기 위해 기작 기반 모델인 SWAT-C와 딥러닝 모델인 Bi-LSTM을 결합하여 하이브리드 모델을 구축하고 수질 예측에 대한 적용성을 검토하였다.
- 하이브리드 모델과 SWAT-C, Bi-LSTM의 결과를 비교하여 하이브리드 모델의 활용 가능성을 파악하였다.
- 기후변화 시나리오를 SWAT-C와 하이브리드 모델에 적용하여 미래기상의 변화에 따른 유량 및 TOC에 대한 예측을 수행하였다.

4.2 활용방안

- 하이브리드 모델은 한강 수계에서 수질의 시간적, 공간적 변화를 보다 정확히 이해할 수 있게 하며, 이는 물관리 전략의 수립에 있어서 중요한 정보를 제공한다. 하이브리드 모델을 활용하면 본 연구의 대상지인 남한강 하류 중권역 내 위치한 양화천 유역 이외에도 한강 수계 내 다른 지점에도 적용하여 해당 유역의 유량과 TOC에 관한 효과적인 예측이 가능할 것으로 기대된다. 특히 잠실수중보 주변에 위치한 중랑천 합류 전 유역과 같이 취수 시설이 집중된 지역에 대하여 모델 적용 시 더 큰 효과를 발휘할 수 있을 것으로 기대된다<그림 4-1>.
- 서울시는 본 연구에서 개발한 하이브리드 모델을 이용하여 서울시 전역의 다양한 수질 측정 지점에 대한 데이터를 통합하여<그림 4-1>, 한강 수계의 수질 변화를 모니터링하고 예측하는데 활용될 수 있으며 이를 통해 장기적인 수질 관리 계획을 수립에 기여할 수 있다.



<그림 4-1> 서울특별시 측정소 및 취수장 현황

- 하이브리드 모델은 기후변화 시나리오에 따른 미래의 수질 변화 예측에도 활용이 가능하다. 예측 결과는 기후변화에 대응하는 정책 수립과 의사결정 시스템 구축에 중요한 기초 자료로 활용될 수 있으며, 이를 통해 물관리 및 물환경에 대한 불확실성을 줄이고 유연한 대응에 도움이 될 것으로 판단된다.
- 하이브리드 모델의 구축은 물 분야의 디지털 전환 트렌드에 발맞추어 다양한 운영 및 관리 의사결정에 있어서 신속하고 정확한 정보를 제공함으로써, 기작 기반 모델과 딥러닝 모델의 결합이 가져오는 시너지 효과를 극대화하고 물관리의 새로운 패러다임을 제시할 수 있다.
- 이 모델은 서울시 물관리의 디지털화를 촉진하고, 물관리 및 수질 관리 시스템의 효율성을 높이는데 기여할 수 있다. 장기적으로는 다양한 의사결정 과정에 있어 신속하고 정확한 정보 제공을 가능하게 하여, 경제적이고 합리적인 의사결정을 지원할 수 있을 것으로 기대된다.



<그림 4-2> 하이브리드 모델의 활용방안

제 5 장 참고문헌

- [1] Cha, Y., Shin, J., & Kim, Y. (2020). Data-Driven Modeling of Freshwater Aquatic Systems: Status and Prospects. *Journal of Korean Society on Water Environment*, 36(6), 611-620. <https://doi.org/10.15681/KSWE.2020.36.6.611>
- [2] M. Jang, J. Choi, J. Kim, D. Seo and J. Kim, (2020), A Hybrid Approach for the Prediction of Chlorophyll-a Concentration at the Non-monitoring Area in the Geum River, Korea,“ International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC), Jeju, Korea (South), 2020, pp. 1694-1698, doi: 10.1109/ICTC49870.2020.9289191.
- [3] Tamiru, Habtamu & Wagari, Meseret. (2022). Machine-learning and HEC-RAS integrated models for flood inundation mapping in Baro River Basin, Ethiopia. *Modeling Earth Systems and Environment*. 7. 10.1007/s40808-021-01175-8.
- [4] Tang, Xuan & Yin, Zhaorui & Qin, Guanghua & Guo, Li & Li, Hongxia. (2021). Integration of Satellite Precipitation Data and Deep Learning for Improving Flash Flood Simulation in a Poor-Gauged Mountainous Catchment. *Remote Sensing*. 13. 5083. 10.3390/rs13245083.
- [5] Zheng, L., Wang, H., Liu, C., Zhang, S., Ding, A., Xie, E., ... & Wang, S. (2021). Prediction of harmful algal blooms in large water bodies using the combined EFDC and LSTM models. *Journal of Environmental Management*, 295, 113060
- [6] Zhao, C., Liu, C., Li, W., Tang, Y., Yang, F., Xu, Y., ... & Hu, C. (2023). Simulation of Urban Flood Process Based on a Hybrid LSTM-SWMM Model. *Water Resources Management*, 1-17.
- [7] Palani, S., Liong, S. Y., & Tkalich, P. (2008). An ANN application for water quality forecasting. *Marine pollution bulletin*, 56(9), 1586-1597.
- [8] Khullar, S., & Singh, N. (2022). Water quality assessment of a river using deep learning Bi-LSTM methodology: forecasting and validation. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(9), 12875-12889.
- [9] Kim, H. G., Hong, S., Jeong, K. S., Kim, D. K., & Joo, G. J. (2019). Determination of sensitive variables regardless of hydrological alteration in artificial neural network model of chlorophyll a: case study of Nakdong River. *Ecological Modelling*, 398, 67-76.
- [10] Lim, H., An, H., Kim, H., & Lee, J. (2019). Prediction of pollution loads in the Geum

River upstream using the recurrent neural network algorithm. *Korean Journal of Agricultural Science*, 46(1), 67-78.

- [11] Song, C. M. (2020). Hydrological image building using curve number and prediction and evaluation of runoff through convolution neural network. *Water*, 12(8), 2292.
- [12] Malagó, A., Bouraoui, F., Vigiak, O., Grizzetti, B., & Pastori, M. (2017). Modelling water and nutrient fluxes in the Danube River Basin with SWAT. *Science of the Total Environment*, 603, 196-218.
- [13] Guo, J., Su, X., Singh, V. P., & Jin, J. (2016). Impacts of climate and land use/cover change on streamflow using SWAT and a separation method for the Xiyang River Basin in northwestern China. *Water*, 8(5), 192.
- [14] Qi, J., Du, X., Zhang, X., Lee, S., Wu, Y., Deng, J., ... & McCarty, G. W. (2020). Modeling riverine dissolved and particulate organic carbon fluxes from two small watersheds in the northeastern United States. *Environmental modelling & software*, 124, 104601.
- [15] Pyo, J., Pachepsky, Y. A., Kim, M., Baek, S. S., Lee, H., Cha, Y., ... & Cho, K. H. (2019). Simulating seasonal variability of phytoplankton in stream water using the modified SWAT model. *Environmental Modelling & Software*, 122, 104073.
- [16] 김동호, 이지원, 정혜민, 권용성, 이병원, & 이상철. (2022). 황룡강 유역의 TOC 부하량 예측을 위한 SWAT-C 모형의 적용 및 평가. *대한환경공학회지*, 44(10), 354-365.
- [17] Chen, S., Huang, J., & Huang, J. C. (2023). Improving daily streamflow simulations for data-scarce watersheds using the coupled SWAT-LSTM approach. *Journal of Hydrology*, 129734.
- [18] Noori, Navideh & Kalin, Latif & Isik, Sabahattin. (2020). Water quality prediction using SWAT-ANN coupled approach. *Journal of Hydrology*. 590. 125220. 10.1016/j.jhydrol.2020.125220.
- [19] Fan, Hongxiang & Jiang, Mingliang & Xu, Ligang & Zhu, Hua & Cheng, Junxiang & Jiang, Jiahu. (2020). Comparison of Long Short Term Memory Networks and the Hydrological Model in Runoff Simulation. *Water*. 12. 175. 10.3390/w12010175.
- [20] Choi, Jung-Ryel, An, Sung-Wook, Choi, Jin-Young, Kim, Byung-Sik. (2021). A study on the derivation and evaluation of flow duration curve (FDC) using deep learning with a long short-term memory (LSTM) networks and soil water assessment tool (SWAT). *Journal of Korea Water Resources Association*, 54(12), 1107-1118. <https://doi.org/10.3741/JKWRA.2021.54.S-1.1107>
- [21] Shengyue Chen, Jinliang Huang, Jr-Chuan Huang, (2023), Improving daily streamflow

simulations for data-scarce watersheds using the coupled SWAT-LSTM approach, *Journal of Hydrology*, Volume 622, Part A, 129734, ISSN 0022-1694, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129734>.

- [22] Zhang, X., Izaurralde, R. C., Arnold, J. G., Williams, J. R., & Srinivasan, R. (2013). Modifying the soil and water assessment tool to simulate cropland carbon flux: model development and initial evaluation. *Science of the Total Environment*, 463, 810-822.
- [23] Parton, W. J., Ojima, D. S., Cole, C. V., & Schimel, D. S. (1994). A general model for soil organic matter dynamics: sensitivity to litter chemistry, texture and management. *Quantitative modeling of soil forming processes*, 39, 147-167.
- [24] Izaurralde, R. C., Williams, J. R., Post, W. M., Thomson, A. M., McGill, W. B., Owens, L. B., & Lal, R. (2007). Long-term modeling of soil C erosion and sequestration at the small watershed scale. *Climatic Change*, 80(1-2), 73-90.
- [25] Qi, J., Du, X., Zhang, X., Lee, S., Wu, Y., Deng, J., Moglen, G.E., Sadeghi, A.M. & McCarty, G.W., (2020). Modeling riverine dissolved and particulate organic carbon fluxes from two small watersheds in the northeastern United States. *Environmental Modelling & Software*, 124, p.104601.
- [26] Moriasi, D. N., Gitau, M. W., Pai, N., & Daggupati, P., (2015), Hydrologic and water quality models: Performance measures and evaluation criteria. *Transactions of the ASABE*, 58(6), 1763-1785.
- [27] Records, R. M., Arabi, M., Fassnacht, S. R., Duffy, W. G., Ahmadi, M., & Hegewisch, K. C., (2014), Climate change and wetland loss impacts on a western river's water quality, *Hydrology and Earth System Sciences*, 18, 4509-4527.
- [28] Du, X., Loiselle, D., Alessi, D. S., & Faramarzi, M. (2020). Hydro-climate and biogeochemical processes control watershed organic carbon inflows: Development of an in-stream organic carbon module coupled with a process-based hydrologic model. *Science of the Total Environment*, 718, 137281.
- [29] Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900.
- [30] Anjum, M. N., Ding, Y., & Shangguan, D. (2019). Simulation of the projected climate change impacts on the river flow regimes under CMIP5 RCP scenarios in the westerlies dominated belt, northern Pakistan. *Atmospheric Research*, 227, 233-248.
- [31] Yang, S., Tan, M. L., Song, Q., He, J., Yao, N., Li, X., & Yang, X. (2023). Coupling SWAT and Bi-LSTM for improving daily-scale hydro-climatic simulation and climate change impact assessment in a tropical river basin. *Journal of environmental*

management, 330, 117244.

- [32] 천범석, 이태화, 김상우, 임경재, 정영훈, 도종원, & 신용철. (2022). CMIP5 기반 하천유량 예측을 위한 딥러닝 LSTM 모형의 최적 학습기간 산정. 한국농공학회논문집, 64(1), 39-50.
- [33] 박종윤, 정혁, 장철희, & 김성준. (2014). RCP 배출 시나리오와 SWAT 모형을 이용한 기후 변화가 용담댐 유역의 수문요소에 미치는 영향 평가. Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers, 56(3), 19-29.
- [34] 국립기상과학원. (2020). 전지구 기후변화 전망보고서 개정판. 기상청.

주 의

1. 이 보고서는 서울녹색환경지원센터에서 시행한 연구개발사업의 보고서입니다.
2. 이 보고서 내용을 발표할 때에는 반드시 서울녹색환경지원센터에서 시행한 연구개발사업의 연구결과임을 밝혀야 합니다.
3. 국가과학기술 기밀유지에 필요한 내용은 대외적으로 발표 또는 공개하여서는 아니됩니다.
4. 본 보고서 내용은 서울녹색환경지원센터에서 주지하는 내용과 다를 수 있습니다.



서울녹색환경지원센터

주소 : 서울시 동대문구 서울시립대로 163 서울시립대학교 제2공학관 215호

전화 : 02-6490-5400 팩스 : 02-6490-5407

홈페이지 : <http://sgec.uos.ac.kr>