

학술/기술 기사

- 44 파워 스펙트럼 분석으로 이해하는 시계열의 주기성과 메모리
이은표·양수현
- 53 대한민국 국가 저수지 수자원 관리 기술 개발: Surface Water and Ocean Topography (SWOT)
인공위성 데이터의 한계와 활용 방안
한성준·김종훈
- 61 지면모델(Land surface model)의 해상도가 토양수분에 미치는 영향:
유기물 밀도 매개변수화의 비선형적 효과를 중심으로
서호철·김연주
- 69 원격탐사 수문학의 공간대표성 한계 극복: 우주선 중성자 관측(CRNS)을 이용한
고해상도 SAR 토양수분 산출물 검증
이슬찬·최민하

Water
for future

파워 스펙트럼 분석으로 이해하는 시계열의 주기성과 메모리

Power Spectrum Analysis for Interpreting Periodicity and Memory in Time Series

Water
for future
학술/기술 기사
01



이은표

서울대학교 공과대학
건설환경도시공학부 박사과정
ep_lee@snu.ac.kr



양수현

서울대학교 공과대학
건설환경도시공학부 조교수
soohyunyang@snu.ac.kr

1. 시계열의 핵심 특성 - 주기성과 메모리

시계열(Time series)은 관측하여 얻은 값을 시간의 흐름에 따라 순서대로 기록한 자료이다. 일상생활에서도 시간에 따른 기온, 전기 사용량, 매출의 변동과 같이 시계열을 쉽게 접할 수 있다. 주어진 현상은 동일할지라도, 얼마나 촘촘하게 기록할지에 따라 시계열의 시간 해상도가 달라져 다른 종류의 자료로 구분된다. 시계열은 보편적인 동시에, 시간 순서에 따른 현상을 이해하고 연구하는 학문 분야에 필수적인 자료이기도 하다. 수문 분야를 예로 살펴보자. 시계열은 강수, 유출, 증발산 등 물 순환 내 흐름을 나타내는 수문현상의 시간적 변동성을 이해하고, 미래 거동을 예측하기 위한 핵심 자료로 활용된다. 특히, 강수와 하천 유량의 시계열에 대한 분석은 홍수 및 가뭄 특성 파악, 기후변화 시나리오에 따른 수자원 안정성 평가 등 다양한 연구에 활용된다. 이러한 연구의 결과는 유역물관리 분야 현 정책의 타당성을 평가하고, 향후 개선 방향을 결정하는 기반 지식을 제공한다는 중요성이 있다. 연구의 목적에 따라 시간 해상도 또한 달라질 수 있다. 예를 들어, 올해의 장마철 홍수량을 분석할 때는 분 단위 자료가 주로 활용된다. 반면, 기후변화가 수자원에 미치는 장기적인 영향을 평가할 때는 연 단위 자료가 주로 활용된다.

강수와 하천 유량과 같은 수문 시계열은 확률적으로 변동하는 추계 시계열

이라고 가정된다 (선우중호 & 김영오, 2019). 체계적인 시계열의 핵심적인 특성은 주기성과 메모리이다. 시계열의 주기성이란 일정한 시간 간격을 두고 비슷한 패턴이 반복적으로 나타나는 성질을 의미한다. 예를 들어, 우리나라 기온이 1년 주기로 여름에는 높아지고, 겨울에는 낮아지는 계절적 변동을 보이는 것처럼 말이다. 이러한 주기성은 자연환경에 내재된 특성과 더불어 외부 요인에 의해서도 형성되거나 변화할 수 있다. 실제로 하천 수량 및 수질 시계열에서 나타나는 주기성은 기후·수문 조건에 따른 자연적 계절성과 이를 강화 또는 저해하는 인간활동의 상호작용에 의해 영향을 받는 것으로 보고된 바 있다 (Wang et al., 2024; Zhang et al., 2025). 시계열의 메모리란 과거의 영향이 현재에 남아있도록 하는 성질이다 (Keshner, 1982). 가까운 시간 혹은 인접한 공간에서 비슷한 이벤트가 발생하는 것으로 메모리를 물리적으로 이해할 수 있다. 하천 유량 값을 예로 들면, 일 반적으로 오늘과 내일 사이 유량 값의 차이가 오늘과 세 달 뒤 값의 차이보다 작은 경우이다. 유역 수문반응 분야에서 다루는 시계열의 메모리는 유역 전체에 분포하는 물과 수질인자가 저장·이동·혼합되는 과정과 밀접하게 관련되어 있다. 이러한 과정에서 입력 시계열 신호가 변형되어 유역 출구에서 관측되는 현상을 유역 필터링(Catchment filtering)이라고 하며, 그 결과 유량 및 수질인자 시계열에는 과거 영향이 지속되는 메모리가 나타날 수 있다. 선행연구는 토양 내 물 또는 수질인자의 저장소가 형성되면, 유역 출구에서 측정된 유량 및 수질인자 농도 시계열에 메모리가 형성됨을 밝혔다 (Gall et al., 2013; Kirchner & Neal, 2013). 추가적으로, 토지 이용 및 오염원 배출 등 유역 특성을 변화시키는 인간활동이 메모리 형성

에 미치는 영향에 관한 연구도 수행되었다 (이은표, 2026).

시계열의 주기성과 메모리라는 핵심 특성에 대한 분석은 시계열의 변동 구조를 이해하는 데에 도움을 준다. 전통적으로, 해당 특성은 시간 도메인에서 분석되어 왔다. 현재 값과 과거 값의 상관관계를 시차에 따라 정량화하여 시계열의 시간적 의존성을 파악하는 자기상관함수(Auto Correlation Function, ACF)가 대표적인 방법이다. 흥미롭게도, 주파수 도메인에서도 해당 특성을 이해할 수 있다. 시계열을 이루는 주기 성분을 분해하고 그 에너지의 분포를 파악할 수 있으며, 이를 통해 주된 주기 성분과 장·단기 변동 구조를 동시에 알아낼 수 있다. 주파수 도메인 관점의 뚜렷한 장점에도 불구하고, 시계열 분석 연구에서 시간 도메인 관점보다 상대적으로 적은 인지도를 갖고 있다. 따라서, 본 기사는 수문·수리·수환경을 포함한 수자원 분야 연구자들에게 주파수 도메인에서 시계열의 특징을 이해하는 방법과 대표적인 선행 연구를 소개하고, 해당 방법론의 의의를 공유하고자 한다.

2. 파워 스펙트럼 분석 (Power Spectrum Analysis, PSA) 방법

2.1. 시계열을 주파수 도메인 자료로 변환하기 - 푸리에 변환

파워 스펙트럼 분석(Power Spectrum Analysis, PSA)은 시계열을 주파수 도메인 자료로 변환하여, 주기성과 메모리를 분석하는 기초적인 방법이다. 파동의 측면에서 보면, 시계열은 여러 주파수를 가진 주기함수의 합과 같다 (그림 1A-B). 마치, 오케스트라의 연주가 개별 악기의 음색이 합쳐서

완성되는 것처럼 말이다. 따라서, 푸리에 변환을 이용하여 주어진 시계열을 전체 기간 동안 주기가 일정한 여러 종류의 사인파로 분해함으로써, 주파수 도메인 자료로 변환한다. 이를 통해, 해당 시계열에 어떤 주파수 성분이 얼마나 포함되어 있는지 이해할 수 있다. 일반적으로, 수자원 분야 연구에서는 이산 시계열을 주로 사용하므로 (예: 일 단위 수위 관측자료, 분 단위 용존산소 농도 자료), 이산 푸리에 변환(Discrete Fourier Transform, DFT)을 통해 시계열을 주파수 도메인으로 옮길 수 있다 (식 1).

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-i2\pi kn/N},$$

$$k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (1)$$

식 1에서 $X[k]$ 는 복소 스펙트럼 계수로서, N 개의 데이터로 구성된 이산 시계열 $x[n]$ 을 k 번째 주파수 성분 $e^{-i2\pi kn/N}$ 으로 분해했을 때 해당 성분의 크기와 위상 정보를 함께 나타낸다. 여기서 n 은 시계열 자료의 표본 인덱스이며, k 는 주파수 성분의 인덱스이다. DFT에서는 첫 번째 시계열 자료를 $n=0$ 으로 두어 $n = 0, 1, \dots, N-1$ 인덱스를 사용하며, 이때, 첫 번째 자료에 곱해지는 복소지수항은 모든 k 에 대해 1이 된다. 한편, k 역시 $0, 1, \dots, N-1$ 의 범위를 갖는다. 이는 $k = N, N+1, \dots$ 와 같이 N 이상의 값을 사용하더라도 새로운 주파수 성분이 추가되는 것이 아니라, 기존 성분이 반복되기 때문이다.

파워는 물리적으로 단위 시간당 전달되는 에너지를 의미하며, 신호 처리 분야에서는 신호 크기의 제공에 비례하는 양으로 해석된다. 이는 파

워라는 용어가 전기공학에서 유래되었으며, 전압 신호 $v(t)$, 순간 전력 $p(t)$, 저항 R 의 관계인 $p(t)=v(t)^2/R$ 에 의해 신호의 제곱을 파워라고 관습적으로 부르게 되었기 때문이다. PSA 과정 중 계산되는 파워 스펙트럼(Power Spectrum, PS)은 개별 주파수 빈(Frequency bin)에 포함된 파워의 총량을 의미한다 (식 2).

$$P[k] = \frac{2|X[k]|^2}{N^2}, \quad k = 1, 2, \dots, \frac{N}{2} - 1 \quad (2)$$

식 2에서 $P[k]$ 는 k 번째 주파수 성분에 대한 PS를 의미한다. 이는 k 번째 주파수 성분의 정규화된 크기인 $\frac{|X[k]|}{N}$ 을 제곱한 뒤, 2를 곱하여 계산된다. 여기서 2를 곱하는 이유는 실수값 시계열의 DFT결과가 양의 주파수 성분과 음의 주파수 성분 사이에서 쉼테 대칭을 이루기 때문이다. 즉, 음의 주파수 영역($k = \frac{N}{2} + 1, \frac{N}{2} + 2, \dots, N - 1$)의 파워는 이에 대응되는 양의 주파수 영역($k = 1, 2, \dots, \frac{N}{2} - 1$)의 파워와 동일하다. 따라서, 식 2는 양의 주파수 영역만 사용하는 단측 PS 관점에서, 음의 주파수 영역에 존재하는 동일한 파워를 함께 반영하기 위해 양의 주파수 성분 PS에 2를 곱한 것이다. 다만, $k = 0$ 와 $k = \frac{N}{2}$ 에 대해서는 2를 곱하지 않는다. $k = 0$ 은 시계열의 평균값에 해당하는 진동하지 않는 성분이며, $k = \frac{N}{2}$ 은 양의 주파수와 음의 주파수 쌍으로 나뉘지 않기 때문이다.

PSA는 주파수별 파워 분포 정보를 필요로 하며, 이는 파워 스펙트럼 밀도(Power Spectral Density, PSD)를 통해 나타낼 수 있다 (식 3).

$$S(f_k) = \frac{P[k]}{\Delta f}, \quad k = 1, 2, \dots, \frac{N}{2} - 1 \quad (3)$$

식 3에서 $S(f_k)$ 는 k 번째 주파수 $P[k]$ 의 PSD를

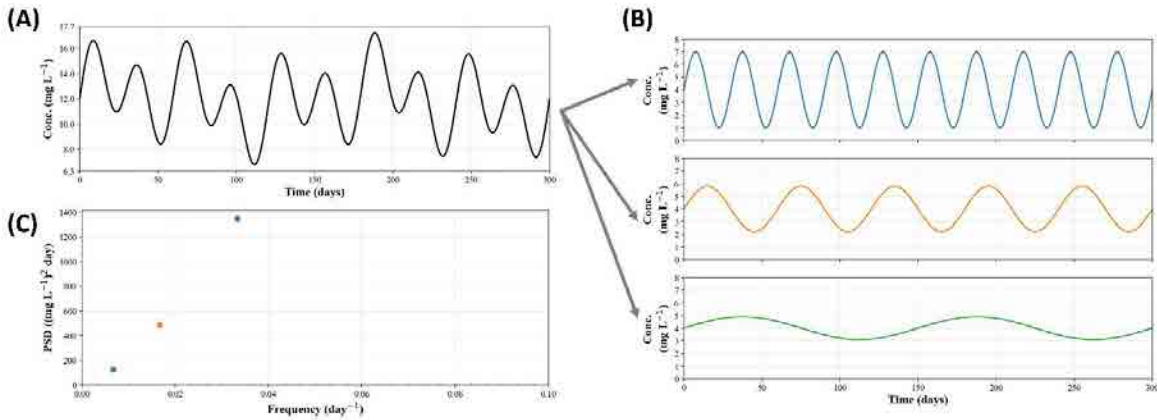


그림 1. (A) 가상 수질 변수의 농도(Conc.)의 300일 시계열(검정) 예시; (B) 패널 (A)의 시계열을 구성하는 30일 주기 성분(진폭 3 mg/L, 파랑), 60일 주기 성분(진폭 2 mg/L, 주황), 150일 주기 성분(진폭 1 mg/L, 초록); (C) 패널 (B)에 제시된 세 주기 성분의 대응 주파수에서 계산된 PSD값.

의미하며, 식 2에서 계산한 파워 스펙트럼 $P[k]$ 를 주파수 bin의 폭 Δf 로 나누어 계산한다. 즉, $P[k]$ 가 해당 주파수 bin에 포함된 파워의 크기를 나타낸다면, $S(f_k)$ 는 이를 단위 주파수 폭당 파워로 표현한 값이다. 앞선 식 2에서 $P[k]$ 가 단측 PS으로 정의되었으므로, 식 3의 $S(f_k)$ 역시 양의 주파수 영역만을 대상으로 하는 단측 PSD에 해당한다.

일반적으로, PSA에서는 PS가 아닌 PSD를 이용한다. PSD는 PS와 달리, 스케일이 Δf 에 직접적으로 의존하지 않기 때문이다. 그러나, 동일한 샘플링 간격 Δt 와 관측 길이를 갖는 시계열을 비교하는 경우, PS와 PSD는 값의 규모와 단위는 다르지만 주파수 성분의 상대적 분포와 피크 위치는 동일하게 유지된다. 따라서, 주요 주기 성분이나 메모리 특성을 해석하는 데에는 큰 차이가 없으며, 일부 선행연구에서는 PSD 대신 PS를 사용하기도 하였다. 그림 1C는 특정 주기 성분의 진폭이 클수록 해당 주파수에서 계산되는 PSD 값이 커지며, 그 크기가 원래 주기 성분 진폭의 제곱에 비례한다는 점을 보여준다.

2.2. 주기 및 메모리 특성을 해석하기

PSA를 통해 시계열의 주기와 메모리를 분석할 때는 주파수를 x축, PSD를 y축에 나타내는 주기도(Periodogram)를 활용한다. 이때, 시계열의 주된 주기는 주기도에서 상대적으로 큰 PSD 값을 보이는 주파수의 역수를 취해 계산할 수 있다. 예를 들어, 낙동강 권역에 속한 남강 유역 (~3,400 km²)의 2014~2016년 일유량 시계열을 살펴보자(그림 2A). 앞서 그림 1에서 설명한 것처럼, 해당 일유량 시계열을 주파수 도메인으로 변환하면, 시계열에 내재된 주파수 성분과 각 주파수에서의 PSD 값에 대해 주기도를 그릴 수 있다 (그림 2B; 주파수 저역대의 변화를 효과적으로 나타내기 위해 x축을 상용로그 스케일로 표시함). 해당 주기도에서는 상대적으로 큰 PSD 값을 갖는 두 주파수 성분이 관찰되며, 각각 $f_1 = 10^{-2.56} = 1/365$ [1/day] 그리고 $f_2 = 10^{-2.09} = 1/122$ [1/day]에 해당한다. 이는 해당 일유량 시계열에 약 1년 및 약 4개월 주기의 성분이 강하게 반영되어 있음을 보여준다. 즉, 해당 유량 시계열에는 연 단위 변동성과 계절 규모의 변동성이 함께 나타난다고 해석할 수 있다.

시계열의 메모리는 주파수 f 와 그의 PSD인 $S(f)$ 사이 멱함수 관계를 이용해 해석할 수 있으며, 이때 멱함수 지수 α 값은 메모리의 특성을 나타낸다 (Bedia et al., 2014; D’Mello et al., 2011; Witt & Malamud, 2013; 식 4).

$$S(f) \propto f^{-\alpha} \quad (4)$$

멱함수 관계는 전대수지 상에서 선형으로 나타나므로, 전대수지로 표현한 주기도에서 선형 기울기가 $-\alpha$ 이다 (그림 2C). 이론적으로, α 는 모든 실수 값을 가질 수 있으나, 일반적인 수문 시계열에 대한 α 범위는 0~2 범위로 알려져 있다. 메모리는 지속성(Persistence)와 예측가능성(Predictability) 측면으로 살펴볼 수 있고, 메모리의 특징에 따라 관습적으로 붙여진 노이즈 필터 명칭이 존재한다 (표 1). $\alpha \sim 0$ 인 시계열은 메모리가 존재하지 않으며, α 값이 커질수록 현재 값은

더 긴 기간에 걸친 과거 데이터의 영향을 받는다 (Hrachowitz et al., 2015). 메모리를 지속성과 예측가능성 중 어느 관점으로 해석하느냐에 따라 α 값에 따른 메모리의 특징을 구분하는 용어가 달라지나, 이는 모순이 아니다. 이는 메모리란 과거의 영향이 현재에 남아있도록 하는 성질이므로, ‘장기 메모리’와 ‘단기 메모리’라는 표현은 어떤 영향이 실제로 오래 또는 짧게 지속된다는 뜻이라기보다, 시계열 내 변동이 과거 데이터와 어떤 방식으로 관련되는지를 의미하기 때문이다. 브라운 운동을 하는 입자를 예시로 설명할 수 있다. 표 1에 정리된 것처럼, 브라운 운동을 하는 입자의 시계열은 $\alpha \sim 2$ 값을 갖는다. 이는 시계열에 가까운 과거 데이터의 영향이 강하게 남아 있어, 입자가 짧은 시간 뒤 어디에 있을지는 현재 위치와 가까운 가능성이 높기 때문에 어느 정도 예측 가능하는 의미이다. 그러나, 시간이 길어질수록 과거 입자의 움직임이 다음 입자에 미치는 영향이 누적되어 입자의 위치

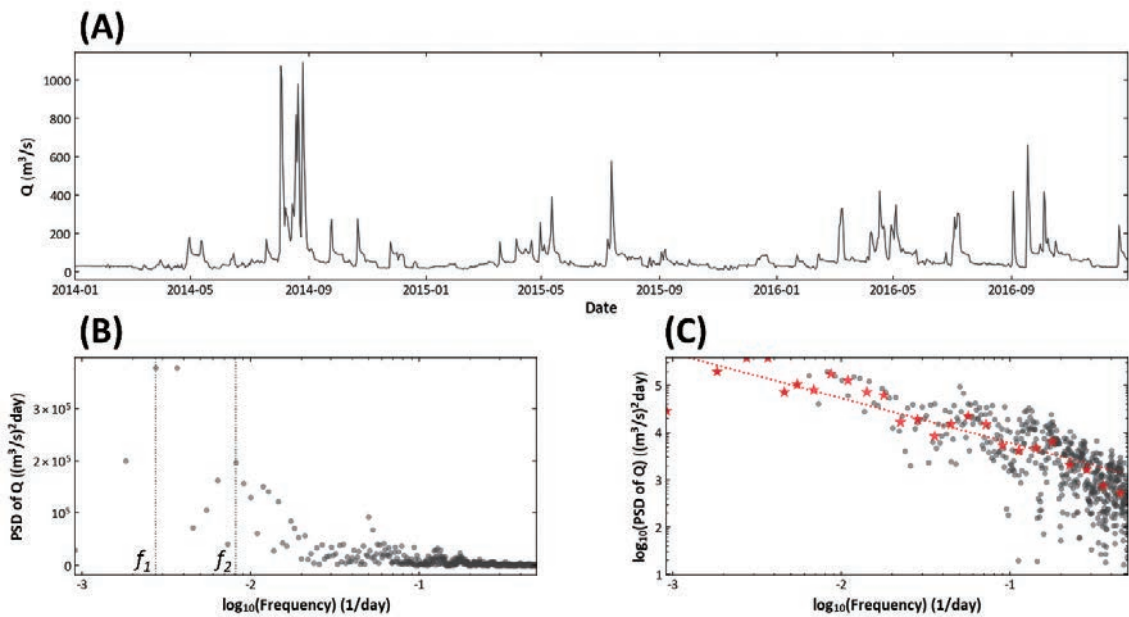


그림 2. (A) 대한민국 낙동강 권역에 속한 남강 유역에서 측정된 2014-2016년 일유량 시계열; (B) 패널 A의 시계열에 대한 주기도와 주요 주파수 성분 ($f_1=10^{-2.56}$, $f_2=10^{-2.09}$); (C) PSD와 주파수 사이의 멱함수 관계를 이용한 메모리 해석 결과 ($\alpha=0.95$).

표 1. 멱함수 지수 α 의 값에 따른 시계열의 메모리 특성 해석.

구분	멱함수 지수 α	$\alpha \sim 0$	$\alpha \sim 1$	$\alpha \sim 2$
	노이즈 컬러	white	pink	red / brown
관점	대표 선행연구 / 예시	강수	유량	브라운 운동
지속성	Sabo and Post (2008) Kirchner and Neal (2013) Tu et al. (2023)	No memory	Memory presence	Strong persistence, longer memory
예측 가능성	D'Mello et al. (2011) Gall et al. (2013) Kim et al. (2016)		Long-term predictability, long-term memory	Short-term predictability, short-term memory

를 점점 예측하기 어려워진다. 이에 따라, $\alpha \sim 2$ 인 메모리 특성은 과거 데이터의 영향이 지속된다는 관점에서는 장기 메모리, 짧은 기간의 예측은 비교적 쉽다는 관점에서는 단기 메모리로 해석된다. 특정 메모리 특징(즉, 멱함수 지수 α 값이 유지되는 구간)이 나타나는 정량적인 시간 길이는 PSD와 f 의 멱함수 관계가 성립하기 시작하는 주파수를 찾은 뒤, 해당 주파수 값을 역수 취해 시간 차원으로 돌리면 알 수 있다.

3. PSA를 활용한 선행연구 정리

본 섹션에서는 앞서 설명한 PSA방법을 활용하여 하천의 수량 및 수질인자 시계열에 내재된 메모리 특성을 분석한 대표적인 선행연구를 소개하고자 한다 (표 2).

Gall et al. (2013)은 미국의 4개 유역에서 강수량과 유량의 메모리를 비교하였고, 1개의 농업유역에서 유량과 6개 수질인자의 메모리를 비교하였다. 그 결과, 확률적으로 내린 빗방울이 유역을 통과하며 저장 및 완충 등의 작용을 겪은 뒤, 메모리가 있는 유량 시계열로 바뀐다는 것을 알아냈다. 그리고 농업유역에서 지질에 풍부한 수질인자(예,

Na^+)와 비료에 포함되어 꾸준히 토양에 유입된 수질인자(예, NO_3^-)는 유량과 유사한 α 를 가지나, 제초제에 포함되어 일시적으로만 토양 유입되는 수질인자(예, 아트라진)는 메모리가 없음을 발견하였다. 이를 통해, PSA가 수질인자의 토양 내 유산 저장소(Legacy source)의 형성여부를 분석하는데에 사용할 수 있음을 보였다.

Kirchner and Neal (2013)은 인간의 개입이 거의 없는 웨일즈의 두 원시 소유역에서 빗물과 유량을 대상으로 45개 수질인자를 측정하고, 각 시계열의 메모리 특성을 비교하였다. 그 결과, 빗물에서 측정된 수질인자의 시계열은 α 가 0에 가까워 메모리가 거의 존재하지 않은 반면, 유량에서 측정된 수질인자의 시계열에서는 α 가 1에 가까운 메모리 특성이 나타났다. 저자는 수질인자의 기원이 대기, 해양, 토양 등으로 다양하고, 그 분류 역시 양이온, 음이온, 영양염류, 중금속 등으로 다양함에도 유량에서 측정된 모든 수질인자의 시계열에서 $\alpha \sim 1$ 의 특성이 나타난다는 점에 근거하여, 유역 필터링을 거친 시계열에서 $\alpha \sim 1$ 의 프랙털 스케일링이 나타나는 것이 전 세계적으로 공통된 현상일 가능성을 제시하였다. 그러나, 이러한 해석은 유역의 토지 이용 방식에 따라 특정 인자의 토양 내 저장 여부가 달라

표 2. 선행연구에서 수량 또는 수질인자의 시계열을 PSA 수행한 결과 일부 발체 및 정리.

선행연구	연구유역 (면적 [km ²])	시계열	α	자료 길이	시간 해상도
Gall et al. (2013)	미국, 4개 유역 (4,235-289,561)	강수량	0.1-0.32	15년	Not reported
		유량	0.99-2.1		
	미국, Mississippi river 유역 (1,800,000)	유량	1.3		
		Na ⁺ (부하량)	1.6		
		NO ₃ ⁻ (부하량)	0.93		
	아트라진 (부하량)	0.2			
Kirchner and Neal (2013)	웨일즈, Upper Hafren 유역 (1.22)	Na ⁺ (농도)	1.23	21년	7 시간, 1주
		NO ₃ ⁻ (농도)	1.28		
	웨일즈, Lower Hafren 유역 (3.58)	Na ⁺ (농도)	1.35		
		NO ₃ ⁻ (농도)	1.29		
Kim et al. (2016)	한국, 78개 유역 (43-980)	강수량	0.31-0.43	30년	1일
		유량	0.74-1.14		
Tu et al. (2023)	미국 7,504개 유역 (Not reported)	유량	약 0.5-2.5	15-50년	1일
	미국 2,597개 유역 (Not reported)	유량	약 -0.5-1.5	50년	1년

지고, 그에 따라 α 또한 달라질 수 있음을 보인 Gall et al. (2013)의 결과와는 상반된다.

Kim et al. (2016)은 한국의 5대 주요 유역(한강, 금강, 영산강, 섬진강, 낙동강)에 속한 78개 단위 유역에서 강수량과 유량의 메모리를 분석하였다. 이를 통해, 유량과 달리, 강수 시계열은 메모리가 존재하지 않는 확률적인 시계열임을 보였다. 다만, Gall et al. (2013)의 결과와 비교하면 강수량 시계열에 대한 α 값이 다소 증가하였는데, 저자는 이것을 연 강수량의 50% 이상이 여름 장마철에 집중된 한반도의 계절적 특징이 원인이라고 해석하였다. 또한, 유량 메모리와 토지 피복의 관계를 분석하여, 도시화로 인한 불투수면적의 증가가 유량 메모리를 감소시킴을 밝혔다.

Tu et al. (2023)은 미국 전역의 2,597개 유역에

대한 일 단위 유량 시계열과 7,504개 유역에 대한 연 단위 유량 시계열을 분석하여, 시간 해상도에 따른 유량 시계열 메모리의 차이를 평가하였다. 분석 결과, 일유량 시계열은 뚜렷한 지속성을 보인 반면, 연유량 시계열에서는 메모리가 거의 나타나지 않았다. 이는 동일한 인자의 시계열이더라도 시간 해상도에 따라 변동 특성이 크게 달라질 수 있음을 의미한다. 또한, 시간 해상도와 무관하게 유량 메모리의 상당 부분이 인간의 토지 이용 및 물 이용에 의해 설명됨을 확인함으로써, 하천 유량 시계열에서 인간활동이 중요한 변동 원인임을 보였다.

앞서 살펴본 주요 선행연구들은 PSA가 시계열 특성을 분석하는 데 유용하며, 시간 도메인 분석과는 다른 관점을 제공하는 상호보완적 분석 도구

임을 보여준다. 이들 연구를 종합하면, PSA를 통해 얻은 멱함수 지수 α 는 수량 및 수질인자가 겪은 유역 내 저장·이동·혼합 과정의 결과를 반영하는 지표로 이해될 수 있다. 다만, α 의 크기는 토지 이용, 도시화, 그리고 시계열의 시간 해상도 등에 따라 달라질 수 있으므로, 시계열의 메모리를 해석할 때는 유역 특성과 관측 조건을 함께 고려할 필요가 있다. 즉, PSA는 시계열의 변동성을 정량화하는 데 그치지 않고, 유역 내 과정과 인간 활동의 영향을 연계하여 해석하는 데 유용한 방법이다.

4. 시간 도메인과 주파수 도메인 분석법의 비교와 의의

시간 도메인과 주파수 도메인의 시계열 분석법은 모두 시계열의 주기성과 메모리를 파악하는 데 유용하지만, 서로 다른 관점에서 정보를 제공하며 저마다의 장단점을 가진다. 각 도메인의 대표적인 분석법인 ACF와 PSA를 비교하고, 두 접근법의 의의를 정리하며 본 기사를 마무리하고자 한다.

ACF는 특정 시점의 값이 과거 값과 얼마나 유사한지를 시간 지연에 따라 보여주므로, 메모리의 지연 구조를 직관적으로 확인하는 데 강점이 있다. 반면, 잡음이 많거나 여러 주기 성분이 중첩

된 시계열에서는 해석이 모호해질 수 있으며, 개별 주파수 성분을 정량적으로 분리하기 어렵다는 한계가 있다. PSA는 시계열을 주파수 도메인에서 해석함으로써 어떤 주기 성분이 강하게 나타나는지를 파악하고, 주파수별 파워 분포를 통해 메모리 특성을 해석하는 데 적합하다. 그러나, 푸리에 변환에 기반한 PSA는 전체 분석 기간에 걸친 평균적인 주파수 특성을 보여주기 때문에, 비정상 시계열에서 특정 패턴이 언제 발생했는지를 설명하는 데에는 한계가 있다. 즉, ACF와 PSA는 분석 도메인에 따라 서로 다른 장단점을 갖는 상호보완적 방법이므로, 분석 목적과 자료의 특성에 따라 적절한 방법을 선택하는 것이 중요하다. 나아가, 두 방법을 함께 활용하면 시계열의 시간적 의존 구조와 주파수별 변동 특성을 함께 파악함으로써, 수자원 분야 시계열의 특성을 다각도로 이해할 수 있을 것이다.

감사의 글

이 성과는 서울대학교 신임교수 연구정착금으로 지원되는 연구비 및 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. RS-2025-00523350).

참고문헌

- 선우중호 & 김영오. (2019). 수문학 (제3판). 동명사.
- 이은표. (2026). 하천 수량 및 수질인자에서 포착되는 유역필터링의 영향 이해 [석사학위논문, 서울대학교 대학원].
- Bedia, M. G., Aguilera, M., Gómez, T., Larrode, D. G., & Seron, F. (2014). Quantifying long-range correlations and $1/f$ patterns in a minimal experiment of social interaction. *Frontiers in psychology*, 5, 1281.
- D'Mello, S., Dale, R., & Graesser, A. (2012). Disequilibrium in the mind, disharmony in the body. *Cognition & emotion*, 26(2), 362-374.

-
- Gall, H. E., Park, J., Harman, C. J., Jawitz, J. W., & Rao, P. S. C. (2013). Landscape filtering of hydrologic and biogeochemical responses in managed catchments. *Landscape ecology*, 28(4), 651–664.
- Hrachowitz, M., Fovet, O., Ruiz, L., & Savenije, H. H. (2015). Transit time distributions, legacy contamination and variability in biogeochemical 1/fa scaling: How are hydrological response dynamics linked to water quality at the catchment scale? *Hydrological Processes*, 29(25), 5241–5256.
- Keshner, M. S. (1982). 1/f noise. *Proceedings of the IEEE*, 70(3), 212–218.
- Kim, D. H., Rao, P. S. C., Kim, D., & Park, J. (2016). 1/f noise analyses of urbanization effects on streamflow characteristics. *Hydrological Processes*, 30(11), 1651–1664.
- Kirchner, J. W., & Neal, C. (2013). Universal fractal scaling in stream chemistry and its implications for solute transport and water quality trend detection. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(30), 12213–12218.
- Sabo, J. L., & Post, D. M. (2008). Quantifying periodic, stochastic, and catastrophic environmental variation. *Ecological Monographs*, 78(1), 19–40.
- Tu, T., Comte, L., & Ruhi, A. (2023). The color of environmental noise in river networks. *Nature Communications*, 14(1), 1728.
- Wang, H., Liu, J., Klaar, M., Chen, A., Gudmundsson, L., & Holden, J. (2024). Anthropogenic climate change has influenced global river flow seasonality. *Science*, 383(6686), 1009–1014.
- Witt, A., & Malamud, B. D. (2013). Quantification of long-range persistence in geophysical time series: conventional and benchmark-based improvement techniques. *Surveys in Geophysics*, 34(5), 541–651.
- Zhang, H., Sun, H., Li, J., Li, Y., Zhang, L., Zhao, R., Hu, X., Ren, N., & Tian, Y. (2025). Natural and anthropogenic imprints on seasonal river water quality trends across China. *npj Clean Water*, 8(1), 49.
-

대한민국 국가 저수지 수자원 관리 기술 개발: Surface Water and Ocean Topography (SWOT) 인공위성 데이터의 한계와 활용 방안

Water
for future
학술/기술 기사
02



한성준

포항공과대학교
환경공학부 석사과정
sj.han@postech.ac.kr



김종훈

포항공과대학교
환경공학부 부교수
jhkam@postech.ac.kr

1. 서론

저수지는 가뭄과 홍수 등 극한 수문 현상에 대응하기 위한 핵심 수자원 기반 시설이다. 전 지구적으로 저수지는 육상 담수 저장량의 약 0.05%에 불과하지만, 계절적 지표수 저장량 변동의 57%를 차지할 만큼 수문 순환에서 중요한 역할을 한다(Cooley et al., 2021). 특히 우리나라는 약 3,400개의 저수지가 한국농어촌공사와 한국수자원공사에 의해 운영되며, 농업용수 공급·생활용수·홍수 조절·수력발전 등 다양한 기능을 수행하고 있다(Kam, 2021). 그러나 기후변화에 따라 극한 강수와 가뭄의 빈도·강도가 모두 증가할 뿐만 아니라 반도체와 2차전지 등 다양한 산업 분야와 스마트 농업 기술의 발전으로 물 사용 패턴도 변화하고 있어, 저수지의 수문학적 변동을 보다 정밀하게 관측·관리해야 할 필요성이 커지고 있다.

저수지 모니터링은 개별 저수지에 설치된 지점 관측망에 의존해 왔으나, 설치·유지 비용이 크고 관측망이 미비한 지역에서는 활용성이 제한적이다. 최근 이 한계점을 보완하기 위한 대안으로 위성 원격탐사가 활용되어 왔다. Landsat/Sentinel-2와 같은 광학 위성은 수면적을 관측할 수 있으나, 구름의 영향을 받고 수위 정보를 제공하지 못한다는

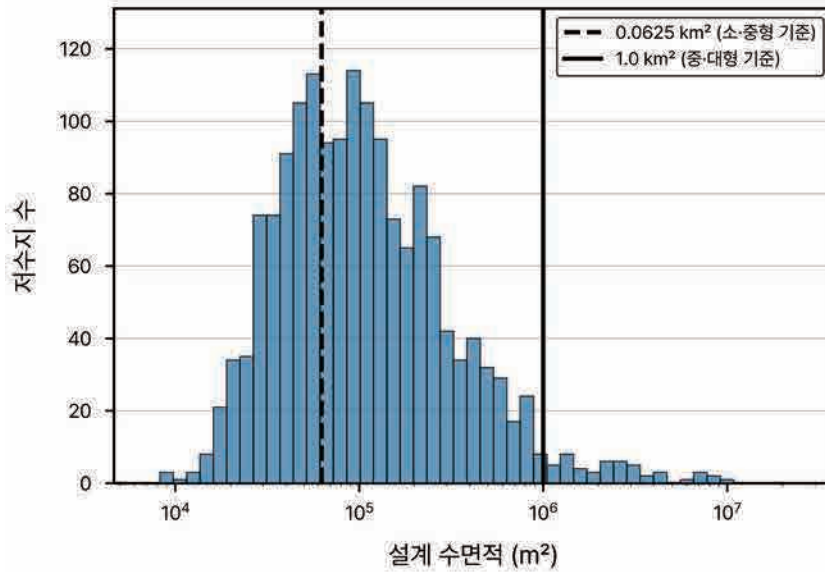


그림1. SWOT 관측 가능 저수지의 설계 수면적 분포 및 분류 기준.

한계가 있으며(Pekel et al., 2016), Jason series/Sentinel-3 등의 레이더 고도계는 저수지 수위를 데시미터 수준의 정확도로 관측할 수 있으나 관측 폭이 좁아 중소형 저수지의 수위를 모니터링하기에는 부적합하다(Crétaux et al., 2017).

이러한 기존 인공위성들의 한계를 극복하기 위해, 2022년 12월에 미국 항공우주국(NASA)과 프랑스 국립우주연구센터(CNES)가 공동으로 개발한 SWOT(Surface Water and Ocean Topography) 위성이 발사되었다. SWOT은 Ka-band 레이더 간섭계(Ka-band Radar Interferometer (KaRIn))를 탑재하여 수위와 수면적을 동시에 광역으로 관측할 수 있는 차세대 위성으로, 전 지구의 호수와 저수지를 약 21일 주기로 관측한다(Biancamaria et al., 2016). SWOT 발사 이후 인도, 호주, 미국, 중국 등지에서 성능 검증 연구가 수행되었으나(Das and Hossain, 2025; Maubant et al., 2025; Patidar et al., 2025; Yu et al., 2024), 대한민국에서 SWOT 위성데이터의 적용성에 대한 평가는 아직 부족한 실정이다.

본 연구에서는 대한민국의 1,630개 저수지를 대상으로 SWOT 위성에서 산출된 수위·수면적·저수량의 정확도를 평가하고, 저수지 저수량 크기별 SWOT 미션 목표 달성 여부를 분석하였다. 본 연구의 결과는 SWOT 위성의 국내 수자원 관리 활용성에 대한 한계점과 발전 가능성을 제시함으로써 향후 위성 기반 저수지 모니터링 연구의 기초 자료로 활용될 수 있을 것이다.

2. SWOT 위성 개요

SWOT 인공위성은 미국 항공우주국(NASA)과 프랑스 국립우주연구센터(CNES)가 공동 개발한 차세대 지구관측 위성으로, 약 891 km 고도의 궤도를 약 21일 주기로 운영되고 있다(Biancamaria et al., 2016). SWOT의 핵심 탑재체는 Ka-band 레이더 간섭계(KaRIn)로, 약 10 m 간격으로 떨어진 두 개의 안테나가 동일한 지표면을 서로 다른 각도에서 관측하여 위상차로부터 수면의 고도와 면적을 동시에 산출한다(Fjørtoft et al., 2014).

KaRIn은 nadir 양 옆으로 각각 10~60 km의 관측 폭(swath)을 제공하며, 그 사이 약 20 km 구간은 nadir 고도계로 보완 관측한다.

SWOT 미션은 수면적 0.0625 km² (250 m × 250 m) 이상의 호수와 저수지에 대해 명시적인 정확도를 목표로 제시하고 있다(Rodríguez, 2018). 수위에 대한 상대오차 목표치는 수면적 1 km² 이상의 대형 저수지에서 10 cm 미만, 0.0625~1 km² 범위의 중형 저수지에서 25 cm 미만이다. 수면적에 대한 상대오차 목표치는 중·대형 저수지에서 15% 미만, 소형 저수지(< 0.0625 km²)에서 25% 미만이다. 저수량의 경우 별도의 미션 목표는 정의되어 있지 않으며, 수위와 수면적의 동시 관측 값을 결합하여 간접적으로 산출한다.

3. 한국 저수지에 대한 SWOT 자료

본 연구는 한국농어촌공사와 한국수자원공사가

운영하는 약 3,400개의 저수지 중 SWOT으로 관측 가능한 1,630개를 분석 대상으로 선정하였다(그림 1). 먼저 각 저수지 관측소 좌표를 SWOT 위성이 관측 대상으로 사전에 정의해 둔 호수·저수지 데이터베이스인 SWOT Prior Lake Database (PLD)와 위경도 정보를 통한 공간 매칭하여 1,681개 저수지를 후보로 추출하였다(Wang et al., 2025). PLD는 본래 하나의 저수지를 단일 폴리곤으로 표현하도록 설계되었으나 일부 저수지가 다수의 폴리곤으로 분할되어 있는 경우가 있어 시각 검토를 통해 이를 제외하였다. 이후 단일 통과(single pass)로 전체 수체가 관측 가능한 저수지만을 남겨 최종적으로 1,630개의 저수지들을 확보하였다.

SWOT 인공위성 데이터는 NASA가 제공하는 SWOT Level 2 Lake Single-Pass Vector Prior Product (LakeSP Prior, Version D)를 이용하였으며, 2024년 8월 1일부터 2025년 7월 31일까지의 자료를 사용하였다. 자료 품질 확보를 위해 네 가지

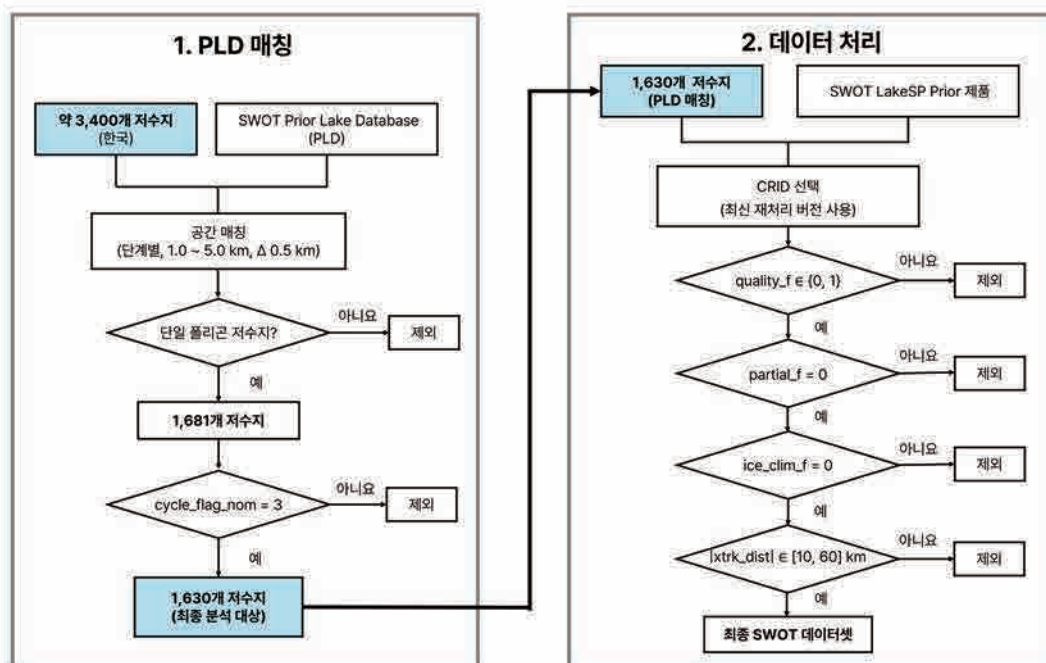


그림2. SWOT PLD 매칭과 데이터 처리 절차

품질 필터((quality_f, partial_f, ice_clim_f, xtrk_dist)를 순차적으로 적용하였다. 매칭 절차와 품질 필터 적용 과정은 그림 2에 정리하였다.

최종 1,630개 저수지는 크기에 따라 소형(< 0.0625 km², 570개), 중형(0.0625~1 km², 1,008개), 대형(> 1 km², 52개)의 세 클래스로 구분하였으며, 전국적으로 고르게 분포한다(그림 3). 중형 저수지가 전체의 약 62%를 차지하여 우리나라 저수지의 다수가 중·소형 규모임을 알 수 있다.

4. SWOT 위성 검증 결과

SWOT 위성으로부터 산출된 수위·수면적·저

수량의 정확도를 1,630개 저수지의 지상 관측 지점에 관측한 값들과 비교하였다. 정확도 평가에는 평균제곱근오차(Root Mean Square Error, RMSE)와 상대 평균제곱근오차(Relative RMSE, RRMSE)를 사용하였다.

SWOT 인공위성은 수위와 수면적은 직접 관측하지만 저수지의 저수량을 직접 측정하지는 못한다. 따라서 본 연구에서는 SWOT으로 관측한 수위와 수면적을 저수지의 설계 제원과 결합하여 저수량을 간접 산정하였다(식 1).

$$V_{SWOT} = C_{designed} - (WL_{full} - WSE_{SWOT}) \times \frac{A_{designed} + A_{SWOT}}{2} \quad (1)$$

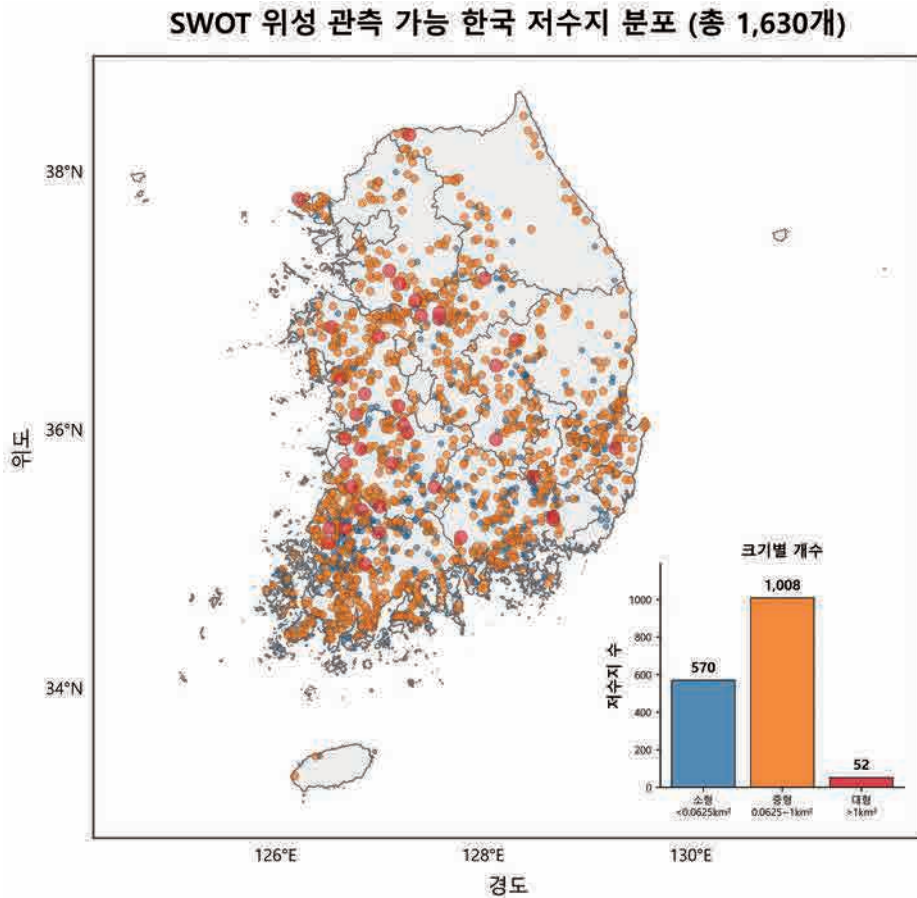


그림3. SWOT 위성 관측 가능 한국 저수지 분포

여기서 V_{SWOT} 는 SWOT 기반 저수량, $C_{designed}$ 는 설계 저수용량, WL_{full} 은 만수위, $A_{designed}$ 는 만수 면적이며, WSE_{SWOT} 와 A_{SWOT} 는 각각 SWOT이 관측한 수위와 수면적이다.

SWOT의 수위 정확도는 저수지 크기가 클수록 향상되는 경향이 뚜렷하게 나타났다(그림 4). 중앙값 기준 RMSE는 소형 2.52 m, 중형 1.29 m, 대형 0.51 m로 감소하였으며, 평균값 기준으로는 각각 8.39 m, 5.44 m, 1.15 m로 나타났다. 그러나 SWOT 미션 목표인 대형 저수지의 10 cm 미만과 중형 저수지의 25 cm 미만의 정확도는 달성되지 못하였다.

수면적의 경우에도 동일한 크기 의존성이 관찰되었으나 그 폭은 수위에 비해 작았다(그림 5). 중앙값 기준 상대오차는 소형 41.57%, 중형 36.86%, 대형 35.94%로, 모든 크기 클래스에서 미션 목표

(중·대형 15% 미만, 소형 25% 미만)에 미달하였다. 대형, 중형, 그리고 소형의 저수지들은 중앙값 기준 RRMSE가 각각 16%, 32%, 60%로 크기가 클수록 정확도가 크게 향상되는 경향이 가장 뚜렷하였다(그림 6).

전반적으로 SWOT 인공위성은 대형 저수지에서 상대적으로 양호한 성능을 보였으나, 우리나라 저수지의 대부분을 차지하는 소·중형 저수지에서는 미션 목표에 크게 미치지 못하였다. 특히 모든 크기 클래스에서 평균값(mean)이 중앙값(median)보다 크게 나타나, 일부 저수지에서 매우 큰 오차가 발생하고 있음을 시사한다.

또한 이러한 전국 단위 검증에 더해, 개별 저수지를 대상으로 무인 수상정(USV)과 무인 항공기(UAV)를 이용한 고해상도 현장조사를 수행하면 SWOT 관측값을 보다 정밀하게 검증할 수 있다.

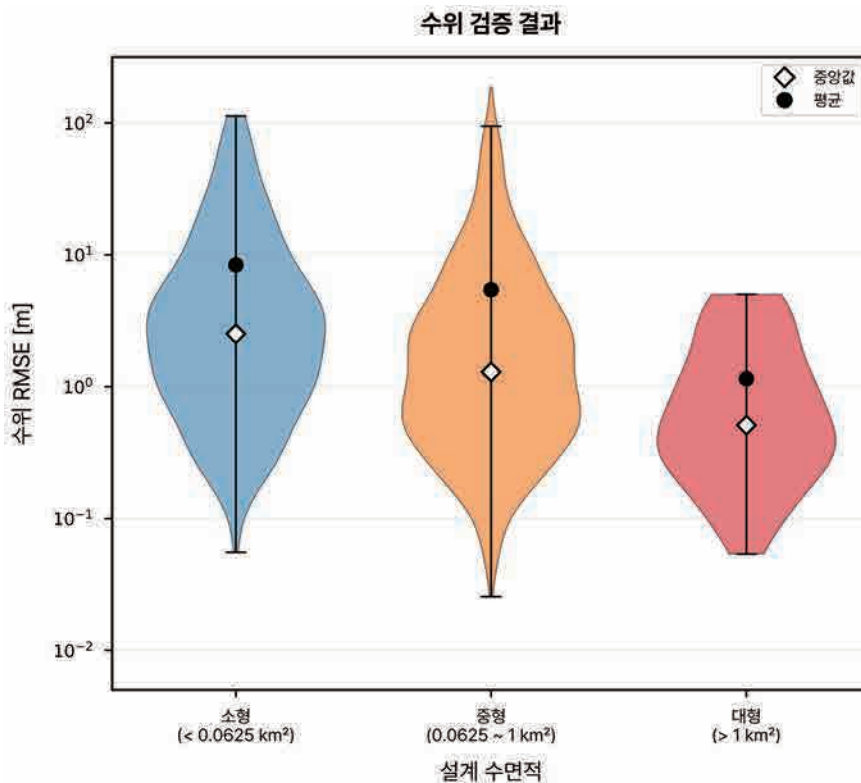


그림4. 저수지 크기 별 SWOT 수위 검증 결과

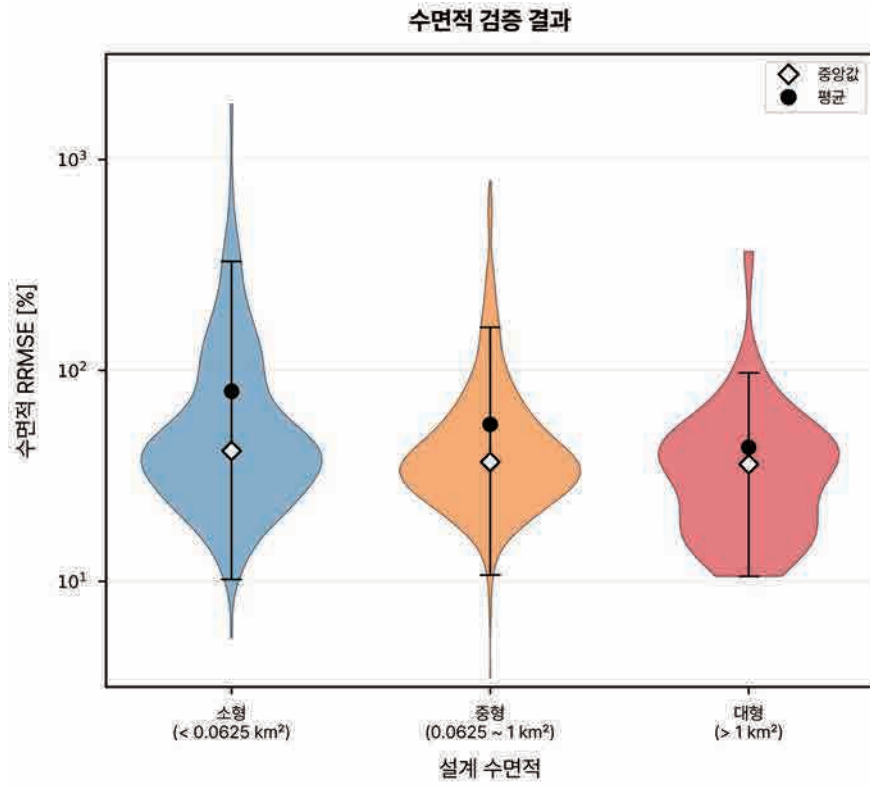


그림5. 저수지 크기 별 SWOT 수면적 검증 결과

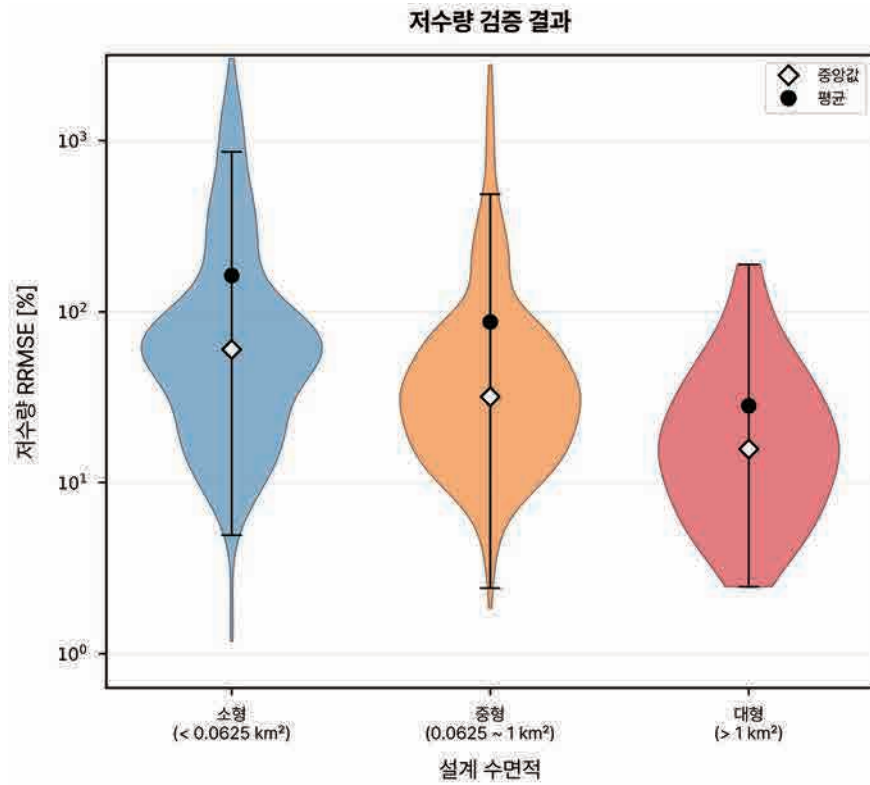


그림6. 저수지 크기 별 SWOT 저수량 검증 결과

본 연구진은 현재 경상북도 포항시 달전저수지 (36.029°N, 129.293°E)를 대상으로 이러한 사이트 단위 정밀 검증 연구를 수행하고 있다.

5. 결론

본 연구는 SWOT 위성을 활용하여 우리나라 1,630개 저수지의 수위·수면적·저수량 관측 정확도를 평가하였다. 분석 결과, SWOT의 관측 정확도는 저수지의 크기가 커질수록 향상되는 경향을 보였다. 대형 저수지에서 소형 저수지 수위의 중앙값 기준 RMSE는 0.51에서 2.52 m로, 수면적의 RRMSE는 36%에서 41.5%로, 저수량의 RRMSE는 16%에서 60%로 증가하였다. 그러나 어느 크기 클래스에서도 SWOT 미션 목표를 충족하지 못하였으며, 이는 우리나라 저수지의 다수를 차지하는

소·중형 저수지에 대한 SWOT의 직접적 활용에 대한 한계성을 보여준다.

본 연구에서 제시한 SWOT 수위 데이터의 대한민국의 저수지 수자원 직접적 감시의 한계성은 국내 저수지 환경에 맞는 추가 보정·검증 연구의 필요성을 시사한다. 또한 본 연구에서는 향후 고해상도 현장 관측 자료를 활용한 사이트 단위 정밀 검증, 저수지별 형상 정보를 반영한 저수량 산정 방법론 개선, 그리고 대한민국 맞춤형 인공지능 보정 모델 개발의 중요성을 강조한다.

감사의 글

본 연구는 한국연구재단(RS-2026-25537812)과 기상청 「기후위기 대응 국가기후예측시스템 개발 사업」(RS-2025-02222417)의 지원을 받아 수행되었음.

참고문헌

- Biancamaria, S., Lettenmaier, D. P., & Pavelsky, T. M. (2016). The SWOT mission and its capabilities for land hydrology. *Remote sensing and water resources*, 117-147. https://doi.org/10.1007/978-3-319-32449-4_6
- Cooley, S. W., Ryan, J. C., & Smith, L. C. (2021). Human alteration of global surface water storage variability. *Nature*, 591(7848), 78-81. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03262-3>
- Cretaux J.-F., Frappart F., Papa F., Calmant S., Nielsen K., Benveniste J. (2017). Hydrological applications of satellite Altimetry rivers, lakes, man-made reservoirs, inundated areas. In: Stammer DC, Cazenave A (eds) *Satellite altimetry over oceans and land surfaces*. Taylor & Francis Group, New York, pp.459-504
- Das, P., & Hossain, F. (2025). Multi-Satellite Tracking of Surface Water Storage Change in the Era of Surface Water and Ocean Topography (SWOT) Satellite Mission. *Earth and Space Science*, 12(6), e2024EA004178. <https://doi.org/10.1029/2024EA004178>
- Fjørtoft, R., Gaudin, J.-M., Pourthié, N., Lalaurie, J.-C., Mallet, A., Nouvel, J.-F., Martinot-Lagarde, J., Oriot, H., Borderies, P., Ruiz, C., & Daniel, S. (2014). KaRIn on SWOT: Characteristics of near-nadir Ka-band interferometric SAR imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(4), 2172-2185. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2281111>

[org/10.1109/TGRS.2013.2258402](https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2258402)

Kam, J. 2021: Diversity in the Observed Functionality of Dams and Reservoirs, *Environ. Res.: Infrastruct. Sustain.*, 1, 031003. <https://doi.org/10.1088/2634-4505/ac3f3f>

Maubant, L., Dodd, L., & Tregoning, P. (2025). Assessing the Accuracy of SWOT Measurements of Water Bodies in Australia. *Geophysical Research Letters*, 52(6), e2024GL114084. <https://doi.org/10.1029/2024GL114084>

Patidar, G., Indu, J., & Karmakar, S. (2025). Performance Assessment of Surface Water and Ocean Topography (SWOT) Mission for WSE Measurement Across India. *Geophysical Research Letters*, 52(10), e2025GL115804. <https://doi.org/10.1029/2025GL115804>

Pekel, J. F., Cottam, A., Gorelick, N., & Belward, A. S. (2016). High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, 540(7633), 418-422. <https://doi.org/10.1038/nature20584>

Rodríguez, E. (2018). Surface Water and Ocean Topography Mission (SWOT) Project Science Requirements Document, Rev B. JPL D-61923. Jet Propulsion Laboratory Document.

Wang, J. D., Pottier, C., Cazals, C., Battude, M., Sheng, Y. W., Song, C. Q., Sikder, M. S., Yang, X., Ke, L. H., Delhoume, M., Gosset, M., Oliveira, R. R. A., Grippa, M., Girard, F., Allen, G. H., Xu, X. T., Zhu, X. L., Biancamaria, S., Smith, L. C., . . . Pavelsky, T. M. (2025). The Surface Water and Ocean Topography Mission (SWOT) Prior Lake Database (PLD): Lake Mask and Operational Auxiliaries. *Water Resources Research*, 61(3), e2023WR036896. <https://doi.org/10.1029/2023WR036896>

Yu, L. P., Zhang, H. W., Gong, W., & Ma, X. (2024). Validation of Mainland Water Level Elevation Products From SWOT Satellite. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, 13494-13505. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3435363>

지면모델(Land surface model)의 해상도가 토양수분에 미치는 영향: 유기물 밀도 매개변수화의 비선형적 효과를 중심으로

Water
for future
학술/기술 기사
03



서호철
연세대학교
시스템과학융합연구원 연구교수



김연주
연세대학교
건설환경공학과 교수

1. 서론

최근 지구온난화와 급격한 기후변화는 전 지구적 환경의 불확실성을 극대화하고 있으며, 이로 인해 유도되는 이상기후 현상은 인류의 생존과 수자원 안보를 심각하게 위협하고 있다. 특히 과거에는 국지적·일시적 재해에 머물렀던 가뭄, 홍수, 그리고 광역적 산불 등 수문·생태 시스템의 재난들이 최근에는 그 발생 빈도와 강도가 급격히 증가하고 있으며, 지역적 스케일을 넘어 전 지구적인 기후-탄소 피드백 메커니즘을 교란하는 주요 원인으로 부각되고 있다. 이러한 다각적인 기후변화 시나리오 하에서 대기-지표-수문 프로세스 간의 복잡한 상호작용을 정밀하게 포착하고 미래의 지표 생태계를 예측하기 위해, 지면모델은 지구 시스템 과학의 핵심적인 축으로 발전해 왔다(Lawrence et al., 2019; Longo et al., 2019).

초기의 지면모델은 단순히 대기 모델의 하부 경계조건으로서 복사 에너지와 단순 물수지만을 계산하였다. 그러나 지난 수십 년간 에너지, 수문 및 생태학적 메커니즘에 대한 이해가 깊어짐에 따라, 현대의 지면모델은 토양수분 동역학(Clapp and Hornberger, 1978; Koster et

al., 2009), 산불 시뮬레이션 모듈(Li et al., 2014; Yue et al., 2014), 지표면의 공간적 불균일성(Liu et al., 2017), 식생의 생화학적 순환을 유기적으로 통합한 거대 프로세스 기반 모델로 고도화되었다. 이와 더불어, 최근 초고성능 컴퓨팅 자원의 비약적인 성장과 위성 원격탐사 기술을 통한 고해상도 지표 데이터프레임의 구축은 지면모델의 패러다임 전환을 가속화하고 있다. 과거 수십에서 수백 km 격자 단위에 의존하여 광역적 경향성만을 모의하던 한계에서 벗어나, 최근 수문학계는 1km 혹은 미터 단위에 이르는 초고해상도 지면 모델링의 구현을 실현해 가고 있다(Wood et al., 2011; Baker et al., 2022).

지면모델 내의 물수지 방정식들은 대개 매개변수 간의 강한 비선형적 관계를 기반으로 설계되어 있다(Heuvelink and Pebesma, 1999; Vereecken et al., 2010). 따라서 모델의 해상도를 미세화하는 과정에서는 지표면 입력 매개변수들이 가진 공간적 특성과 모델 내 물리 방정식 간의 관계를 신중하게 고려해야 한다. 즉, 원시 고해상도 입력변수가 저해상도로 변환되면서 시뮬레이션의 결과들에 영향을 미칠 수 있다.

이에 본 연구에서는 NCAR의 지면-생태화학 모델인 Community Land Model version 5 (CLM5)-Biogeochemistry (BGC)를 활용하여 수행한 전 지구 시뮬레이션 결과인 연구(Seo et al., 2025)를 바탕으로, 모델의 공간 해상도에 따른 표층 토양수분 모의에 미치는 영향에 대한 분석 내용을 소개하고자 한다. 또한, 본 연구의 결과를 통하여 지면 모델 해상도를 변경하는 것이 모델 결과에 미치는 영향을 평가하고, 차세대 고해상도 수문-지구시스템 모델링을 구축할 때 과학적 신뢰도를 확보하기 위해 지표 매개변수화 공식을 어떻게 재검토해야

하는지에 대한 중대한 기술적 시사점을 제공하고 자 한다.

2. 전 지구 해상도별 실험 설계 및 고위도 토양수분 모의 편차

CLM5-BGC 모델 내에서 각 토양 격자층(i)의 토양 매트릭포텐셜(Soil Matric Potential, ψ_i)은 Clapp and Hornberger (1978)의 경험 방정식을 기반으로 다음과 같이 산정된다.

$$\psi_i = \psi_{sat,i} \left(\frac{\theta_i}{\theta_{sat,i}} \right)^{-B_i} \quad (1)$$

i 번째 토양층의 체적 토양수분 함량을 의미하며, $\psi_{sat,i}$ 와 $\theta_{sat,i}$ 는 각각 포화 토양 매트릭포텐셜과 포화 수분 함량을 나타낸다. 이때 지표면의 물리적 특성을 반영하는 핵심 지수 매개변수인 B_i 는 격자 내 광물 토양과 유기물 밀도의 구성 비율에 따라 아래와 같이 결정된다.

$$B_i = 1 - f_{om,i} \times B_{min,i} + f_{om,i} \times B_{om,i} \quad (2)$$

여기서 $f_{om,i}$ 는 토양에서의 유기물 비율을 뜻하며, 유기물 토양 지수($B_{om,i}$)와 광물 토양 지수($B_{min,i}$)는 각각 토양의 깊이(z_i)와 모래 비율(p_{sand})에 의해 유도된다.

$$B_{om,i} = \begin{cases} 2.7 + 9.3 \times \frac{z_i}{0.5}, & \text{if } z_i \leq 0.5 \\ 12, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$B_{min,i} = 10 \times 10^{1.88 - 0.0131 \times p_{sand}} \quad (4)$$

기상 입력 자료로는 NASA GMAO에서 제공하는 MERRA-2 재분석 자료의 40개년(1980~2019

년) 시간별 데이터(기온, 습도, 풍속, 강수량 등)를 활용하였다. 실험군은 지표 및 토양 입력 매개변수의 해상도 조합에 따라 총 네 가지 시나리오로 설계하였다(표 1).

40개년 시뮬레이션의 표층(10cm) 토양수분 양상을 분석한 결과, 해상도 변경에 따른 모의 편차는 전 지구의 지형이나 기후 조건에 따라 일정하게 나타나지 않고 특정 지역에 강하게 집중되는 공간적 특이성을 보였다. 전 세계 대부분의 중·저위도 지역에서는 해상도 변화에 따른 토양수분의 차이가 미미했던 반면, 동시베리아와 북미를 포함한 북위 60° 이상의 지역에서는 매우 유의미한 모

의 편차가 관측되었다.

고위도 전반에 걸쳐 모델의 공간 해상도가 저해상도로 커질수록 표층 토양수분 질량이 증가하도록 시뮬레이션되어 모델 간의 결과 차이가 발생하였다. 북위 60° 이상 지역을 대상으로 보았을 때 저해상도 시나리오인 EXPsurf_2 (2° x 2°)의 총 표층 토양수분 질량은 CTRL (0.25° x 0.25°) 대비 약 5% 증가하는 것으로 나타났다(그림 1). 이러한 편차는 공간적으로 불균일하게 분포하여 시베리아 일부 격자 전역에서는 토양수분 모의 수치가 최대 29%까지 차이가 발생하기도 했다.

표 1. 본 연구에 사용된 지표 해상도별 실험 설계

시뮬레이션	CTRL	EXPsurf_h	EXPsurf_1	EXPsurf_2
지면 해상도	0.25° x 0.25°	0.5° x 0.5°	1° x 1°	2° x 2°
토양 해상도	0.25° x 0.25°	0.5° x 0.5°	1° x 1°	2° x 2°

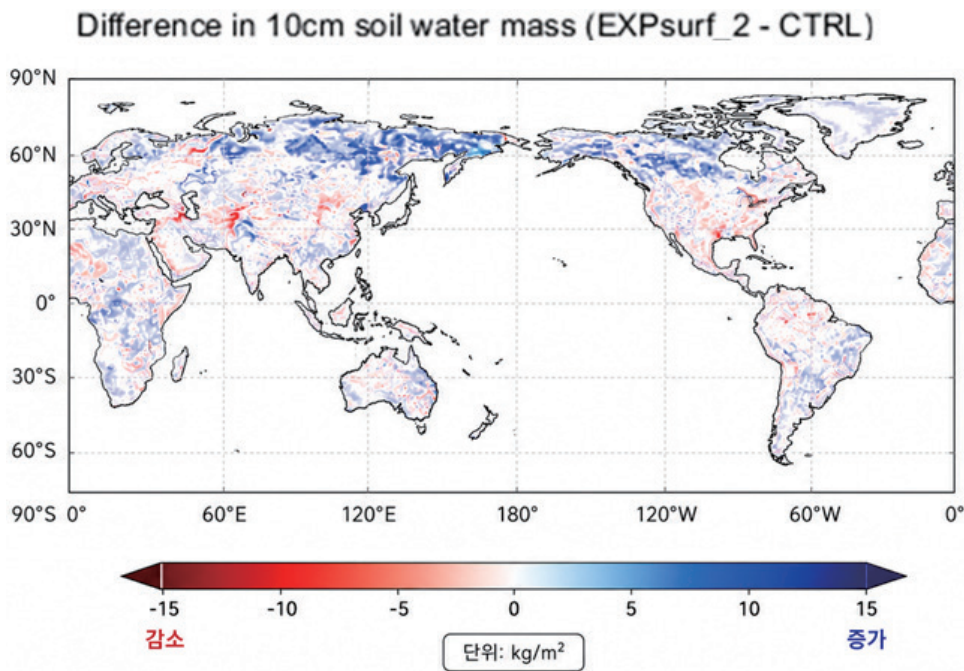


그림 1. 저해상도 시나리오(EXPsurf_2)와 대조군(CTRL) 간의 표층(10cm) 토양수분 비교

3. 전 지구 해상도별 실험 설계 및 고위도 토양수분 모의 편차

앞서 관측된 고위도 지역의 해상도별 토양수분 편차가 어떠한 토양 인자로부터 기인한 것인지를 보다 명확히 파악하기 위해, 본 연구에서는 토양 데이터를 광물 토양(모래 및 점토)과 유기물 밀도의 두 가지 요인으로 분리하여 각각의 영향력을 확인하는 실험들을 수행하였다(표 2). 지면 해상도는 0.25° x 0.25°로 동일하게 고정된 상태에서 광물 토양 데이터와 유기물 밀도 데이터의 해상도 조합을 각각 다르게 적용하였다

각 요인별 시뮬레이션 결과를 비교한 결과, EXPsoil_hh, EXPsoil_11, EXPsoil_22로 갈수록 앞선 표 1의 실험과 동일하게 토양 데이터의 해상도가 낮아짐에 따라 고위도 표층 토양수분의 양은

오히려 증가하는 경향을 보인다(그림 2). 또한 광물 토양과 유기물 밀도 해상도의 영향을 분리하여 분석하기 위해 EXPsoil_2q와 EXPsoil_q2를 비교하였다.

모래와 점토를 포함하는 광물 토양의 해상도만 2° x 2°로 낮추고 유기물 밀도 해상도는 미세하게 유지한 실험(EXPsoil_2q)에서는 고위도 토양수분량에 거의 변화가 나타나지 않았다. 반면, 광물 토양 데이터의 해상도는 미세하게 유지한 채 오직 유기물 밀도 데이터의 해상도만 2° x 2°의 저해상도로 낮춘 실험(EXPsoil_q2)에서는 대조군 대비 고위도 표층 토양수분 질량이 약 6% 증가하는 현상이 관측되었다. 이는 기상 조건이나 식생, 광물 토양의 영향력을 배제하더라도 유기물 밀도 데이터의 해상도가 낮아지는 것 자체만으로 표층 토양수분이 과대산정될 수 있음을 보여준다.

표 2. 본 연구에 사용된 토양 데이터 해상도별 실험 설계

시뮬레이션	EXPsoil_hh	EXPsoil_11	EXPsoil_22	EXPsoil_2q	EXPsoil_q2
지면 해상도	0.25° x 0.25°	0.25° x 0.25°	0.25° x 0.25°	0.25° x 0.25°	0.25° x 0.25°
광물 토양 해상도	0.5° x 0.5°	1° x 1°	2° x 2°	2° x 2°	0.25° x 0.25°
유기물 밀도 해상도	0.5° x 0.5°	1° x 1°	2° x 2°	0.25° x 0.25°	2° x 2°

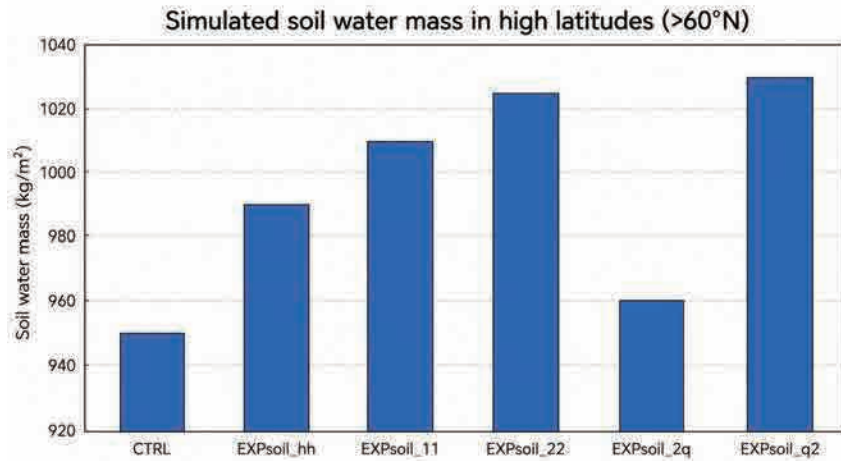


그림 2. 고위도(>60°) 지역의 토양수분 시뮬레이션 결과

이러한 토양수분 모의 결과의 차이가 특히 시베리아를 비롯한 고위도 지역에 집중되는 원인은 유기물 밀도의 극심한 공간적 불균일성(Heterogeneity)과 모델 내부 방정식의 비선형적 관계에 있다. 원시 데이터 상에서 표층 시베리아 지역의 유기물 밀도는 매우 낮거나($0\sim 40\text{ kg/m}^2$) 혹은 아주 높은(120kg/m^2 이상) 격자들이 복잡하게 혼재하는 불균일한 분포를 보인다. 그러나 모델의 격자가 커질수록 면적 평균화 과정을 거치면서 이 극단적인 값들이 평균화되어 중간 영역인 $60\sim 80\text{ kg/m}^2$ 사이에 존재하는 유기물 밀도 격차

가 점점 더 많아지게 된다(그림 3).

이러한 유기물 밀도 변화와 토양수분 모의 편차간의 관계를 격자별로 정량적으로 확인하기 위해, 본 연구에서는 유기물 해상도만 낮춘 실험(EXPsoil_q2)과 CTRL 시뮬레이션의 차이를 기반으로, 앞서 그림 3(a)의 적색 바운드 지역 영역에 대한 유기물 밀도 변화량에 따른 표층 토양수분 질량 변화량의 산점도를 도출하였다(그림 4). 도출된 산점도에서는 유기물 밀도 변화량이 0kg/m^2 인 중심축을 기준으로 변화량의 양(+) 또는 음(-)의 방향으로 커질수록 유기물 해상도만 낮춘 실험에서 표층 토양수분 질량이

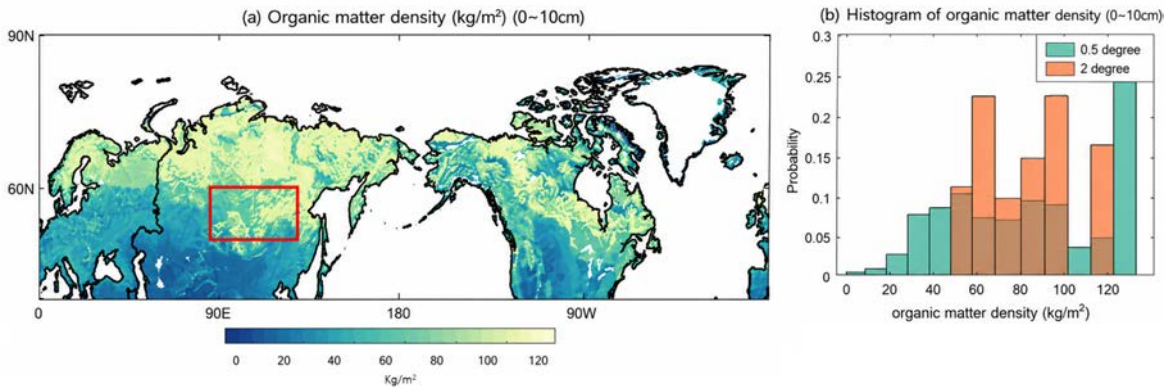


그림 3. (a) 시베리아 지역의 표층(0~10cm) 유기물 밀도 분포 및 (b) 그리드 변화에 따른 유기물 밀도 히스토그램 비교

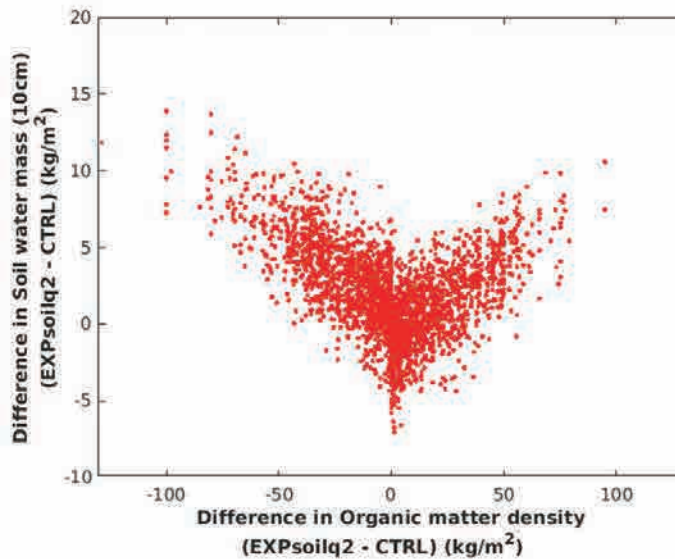


그림 4. 유기물 밀도 변화량 대비 표층 토양수분 질량 변화량 산점도(EXPsoil_q2 - CTRL)

대체적으로 증가하는 추세로 나타난다.

이처럼 평균화된 유기물 밀도의 분포 변화가 토양수분의 증가로 이어지는 근본적인 원인은 CLM5 모델 내 토양 매트릭포텐셜 방정식의 강한 비선형성에 있다(그림 5). 모델 내 수식 구조상 토양 매트릭포텐셜은 동일한 수분 함량 조건 하에서도 격자 내 유기물 함량 비율에 따라 일정하게 선형적으로 반응하지 않고 매우 민감하게 변화한다. 특정 체적 토양 함수량($\theta = 0.3$) 조건에서 유기물 밀도 변화에 따른 토양 매트릭포텐셜 값을 역추적해 보면, 유기물 밀도가 0kg/m^2 에서 시작해 중간 영역인 약 80kg/m^2 부근으로 접근할수록 토양 매트릭포텐셜의 절대값이 최고점에 달하는 포물선 형태의 비선형적 관계가 뚜렷하게 관측된다(그림 5).

물리적으로 토양 매트릭포텐셜의 절대값이 커진다는 것은 수분을 강하게 끌어당기는 토양 흡인력(Suction)이 극대화됨을 의미한다. 반면 유기물 밀도가 이 영역을 초과하여 최대치(130kg/m^2)에 도달하면 유기물 토양 본연의 높은 다공성으로 인해 흡인력이 오히려 다시 감소하며 토양수분이 빠르게 감소한다. 이로 인해 저해상도 유기물 밀도

시뮬레이션에서는 대조군보다 흡인력이 높게 나타나는 $60\sim 80\text{kg/m}^2$ 영역의 격자가 많아져 훨씬 더 강력한 토양 흡인(Suction) 현상이 일어나 표층에 더 많은 토양수분이 시뮬레이션되는 결과로 이어진다.

이러한 표층 토양수분의 모의 편차는 식생 건조도 기반의 수분 가용성 지표를 제어하여 산불 동역학을 교란하는 연쇄 작용으로 이어질 수 있다. 토양이 건조하게 모의되는 미세 해상도 조건과 달리, 유기물 밀도가 저해상도화되어 토양수분이 비교적 높게 산정되는 시뮬레이션 조건에서는 산불 발생 및 확산 조건이 억제되어 연간 산불 소실 면적과 탄소 배출량이 과소산정되는 모델 간 결과 차이가 발생 할 수 있다.

4. 결론

본 연구는 지면모델의 공간 해상도를 변경하거나 지표 입력 자료를 격자화할 때, 유기물 밀도와 같은 지표 매개변수의 공간적 불균일성이 모델 내 비선형 물리 공식과 결합하여 모델 간의 시뮬레

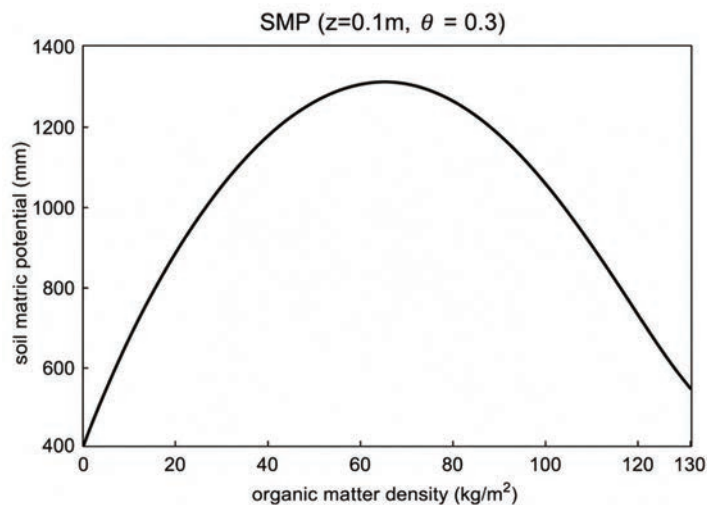


그림 5 CLM5 수문 방정식에 따른 토양 함수량 및 유기물 밀도 변화별 토양 매트릭포텐셜의 비선형적 반응 특성

이전 결과 차이를 초래할 수 있음을 입증하였다. 특히 고위도 지역에서는 저해상도 격자화 과정에서 유기물 밀도가 토양 흡인력이 높게 나타나는 60~80 kg/m² 영역으로 집중되는 현상이 발생함을 발견하였다. 이로인하여 낮은 해상도의 유기물 밀도 시뮬레이션에서는 토양수분이 비교적 높게 시뮬레이션됨을 확인하였다.

이러한 해상도 의존성 한계를 완화하고 차세대 고해상도 수문 모델링의 예측 일관성을 확보하는데 있어, 다음과 같은 방법들을 통해 대체하거나 보완할 수 있는 하나의 실효성 있는 방안이 될 수 있다. 우선 지표 입력 자료의 격자화 과정에서 단순히 전통적인 면적 가중 평균을 적용하는 대신 중앙값(Median) 기반의 방식을 도입하는 것은 격자 내 극단적인 불균일성으로 인한 수문 인자의 편차를 줄이는 하나의 방법이 될 수 있다. 또한 고해상도 매개변수 업스케일링(Upscaling) 접근법

의 활용 역시 유용한 대안으로 검토될 수 있다. 원시 초고해상도 격자에서 수문 물리 매개변수들을 우선적으로 계산한 후 낮은 해상도로 매개변수 자체를 상향 격자화하는 방식은, 유기물 밀도의 총량을 보존하면서도 비선형적인 물리 방정식 해석 과정에서 발생하는 결과 차이를 완화하는 데 긍정적으로 작용할 수 있다.

지구 시스템 모델 및 수문 모델링의 고해상도화가 전 세계적인 추세로 자리 잡은 현시점에서, 모델의 구조적 공식과 공간 데이터 간의 비선형적 상호작용에 대한 깊이 있는 이해는 필수적이다. 향후 유기물 밀도를 포함하는 토양 매트릭포텐셜 방정식의 공식적 검토와 해상도별 매개변수 특성 분석이 지속적으로 병행된다면, 기후변화에 대응하는 국가 수자원 관리 및 생태계 재난 예측 분야에 더욱 엄밀하고 정교한 시뮬레이션 기반을 구축하는 데 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

- Baker, E., Harper, A. B., Williamson, D., and Challenor, P. (2022). Emulation of high-resolution land surface models using sparse Gaussian processes with application to JULES. *Geoscientific Model Development*, 15, 1913–1929. <https://doi.org/10.5194/gmd-15-1913-2022>.
- Clapp, R. B., and Hornberger, G. M. (1978). Empirical equations for some soil hydraulic properties. *Water Resources Research*, 14 (4), 601–604. <https://doi.org/10.1029/WR014i004p00601>.
- Heuvelink, G. B. M., and Pebesma, E. J. (1999). Spatial aggregation and soil process modelling. *Geoderma*, 89 (1–2), 47–65. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(98\)00077-9](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(98)00077-9).
- Koster, R. D., Guo, Z., Yang, R., Dirmeyer, P. A., Mitchell, K., and Puma, M. J. (2009). On the nature of soil moisture in land surface models. *Journal of Climate*, 22 (16), 4322–4335. <https://doi.org/10.1175/2009JCLI2832.1>.
- Lawrence, D. M., Fisher, R. A., Koven, C. D., Oleson, K. W., Swenson, S. C., Bonan, G., Collier, N., Ghimire, B., van Kampenhout, L., Kennedy, D., Kluzek, E., Lawrence, P. J., Li, F., Li, H., Lombardozzi, D., Riley, W. J., Sacks, W. J., Shi, M., Vertenstein, M., Wieder, W. R., Xu, C., Ali, A. A., Badger, A. M., Bisht, G., van den Broeke, M.,

- Brunke, M. A., Burns, S. P., Buzan, J., Clark, M., Craig, A., Dahlin, K., Drewniak, B., Fisher, J. B., Flanner, M., Fox, A. M., Gentine, P., Hoffman, F., Keppel-Aleks, G., Knox, R., Kumar, S., Lenaerts, J., Leung, L. R., Lipscomb, W. H., Lu, Y., Pandey, A., Pelletier, J. D., Perket, J., Randerson, J. T., Ricciuto, D. M., Sanderson, B. M., Slater, A., Subin, Z. M., Tang, J., Thomas, R. Q., Val Martin, M., and Zeng, X. (2019). The Community Land Model Version 5: description of new features, benchmarking, and impact of forcing uncertainty. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 11 (12), 4245–4287. <https://doi.org/10.1029/2018MS001583>.
- Li, F., Bond-Lamberty, B., and Levis, S. (2014). Quantifying the role of fire in the Earth system part 2: impact on the net carbon balance of global terrestrial ecosystems for the 20th century. *Biogeosciences*, 11 (5), 1345–1360. <https://doi.org/10.5194/bg-11-1345-2014>.
- Liu, S., Shao, Y., Kunoth, A., and Simmer, C. (2017). Impact of surface-heterogeneity on atmosphere and land-surface interactions. *Environmental Modelling & Software*, 88, 35–47. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.11.006>.
- Longo, M., Knox, R. G., Medvigy, D. M., Levine, N. M., Dietze, M. C., Kim, Y., Swann, A. L. S., Zhang, K., Rollinson, C. R., Bras, R. L., Wofsy, S. C., and Moorcroft, P. R. (2019). The biophysics, ecology, and biogeochemistry of functionally diverse, vertically and horizontally heterogeneous ecosystems: the Ecosystem Demography model, version 2.2-part 1: model description. *Geoscientific Model Development*, 12, 4309–4346. <https://doi.org/10.5194/gmd-12-4309-2019>.
- Seo, H., Lee, E., Kim, J., Choi, S., Kolassa, J., & Kim, Y. (2025). Effects of land surface model resolution on soil moisture and wildfire simulations using Community Land Model version 5-Biogeochemistry. *Journal of Hydrology*, 134085. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2025.134085>
- Vereecken, H., Weynants, M., Javaux, M., Pachepsky, Y., Schaap, M. G., and van Genuchten, M. T. (2010). Using pedotransfer functions to estimate the van Genuchten-Mualem soil hydraulic properties: a review. *Vadose Zone Journal*, 9, 795–820. <https://doi.org/10.2136/vzj2010.0045>.
- Wood, E. F., Roundy, J. K., Troy, T. J., van Beek, L. P. H., Bierkens, M. F. P., Blyth, E., de Roo, A., Döll, P., Ek, M., Famiglietti, J., Gochis, D., van de Giesen, N., Houser, P., Jaffé, P. R., Kollet, S., Lehner, B., Lettenmaier, D. P., Peters-Lidard, C., Sivapalan, M., Sheffield, J., Wade, A., and Whitehead, P. (2011). Hyperresolution global land surface modeling: meeting a grand challenge for monitoring Earth's terrestrial water. *Water Resources Research*, 47, W05301. <https://doi.org/10.1029/2010WR010090>.
- Yue, C., Ciais, P., Cadule, P., Thonicke, K., Archibald, S., Poulter, B., Hao, W. M., Hantson, S., Mouillot, F., Friedlingstein, P., and Maignan, F. (2014). Modelling the role of fires in the terrestrial carbon balance by incorporating SPITFIRE into the global vegetation model ORCHIDEE part 1: simulating historical global burned area and fire regimes. *Geoscientific Model Development*, 7, 2747–2747. <https://doi.org/10.5194/gmd-7-2747-2014>.

원격탐사 수문학의 공간대표성 한계 극복: 우주선 중성자 관측(CRNS)을 이용한 고해상도 SAR 토양수분 산출물 검증

Water
for future
학술/기술 기사
04



이슬찬

성균관대학교 건설환경연구소
박사후연구원
seul94@skku.edu



최민하

성균관대학교 건설환경공학부
정교수
mhchoi@skku.edu

1. 들어가며

토양수분은 침투, 증발산, 유출 등 지표 수문 과정을 조절하는 핵심 변수이며, 지표면과 대기 사이의 물·에너지 교환을 통해 지표-대기 상호작용을 결정하는 인자로 알려져 있다. 이에 따라 정확한 토양수분 정보는 수문 예측, 가뭄·홍수 감시는 물론, 수치예보와 지표모형, 자료동화에 이르기까지 광범위한 분야에서 그 활용 가치가 높다. 그러나 토양수분은 지형, 식생, 토양 특성 등 지표 환경의 이질성에 의해 시·공간적으로 매우 크게 변동하기 때문에, 국지 및 지역 규모에서 이를 정확히 산정하는 일은 여전히 어려운 과제로 남아 있다.

위성 원격탐사는 광역 토양수분 관측의 핵심 수단으로 자리잡았다. Soil Moisture Active Passive (SMAP), Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS), Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 (AMSR2), Advanced Scatterometer (ASCAT) 등 수동·능동 마이크로파 센서는 전 지구적 토양수분 자료를 제공하며 관측 체계를 크게 발전시켰으나, 이들 산출물의 공간 해상도는 대체로 10~40 km 수준에 머물러 농업·산림·국지 기상 등에서 요구되는 세밀한 토양수분 변화를 포착하지 못한다. 이러한 한계를 바탕으로 고해상도 토양수분 자료

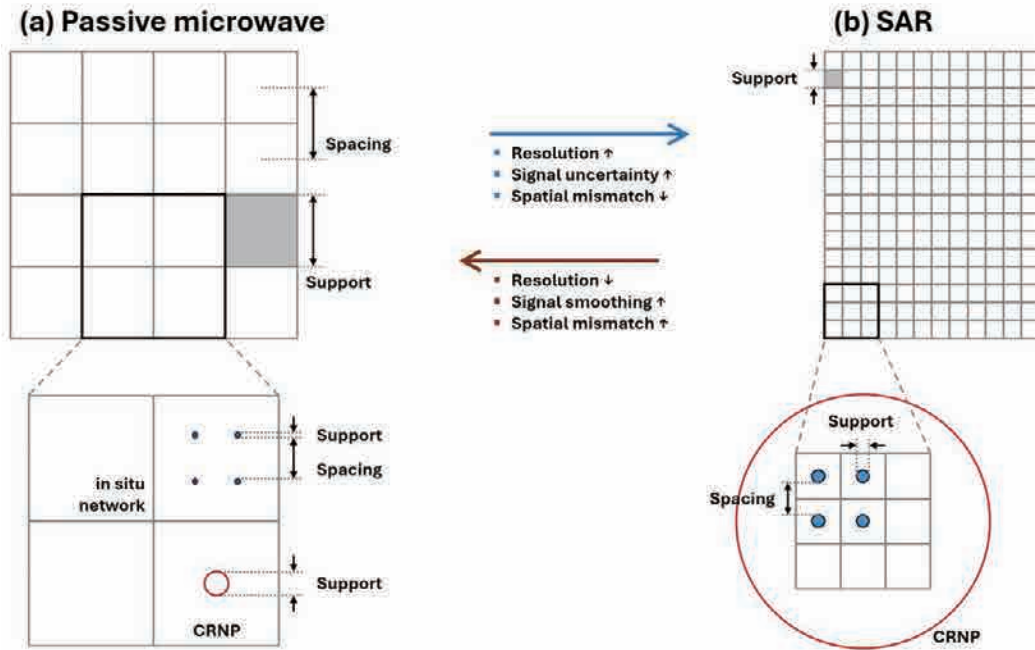


그림 1. 토양수분 관측 공간 스케일 개념도: 저해상도 위성 격자(좌)와 고해상도 SAR 격자(우), 점 단위 센서 관측망과 CRNS (빨간 원).

에 대한 수요가 꾸준히 증가하고 있으며, 그 대안으로 합성개구레이더(Synthetic Aperture Radar, SAR), 특히 유럽우주국(ESA)의 Sentinel-1 위성이 주목을 받아왔다. 그러나 SAR 후방산란은 토양수분뿐 아니라 식생의 구조와 함수량, 지표 거칠기, 토지피복 등 다양한 지표 특성에 함께 반응한다. 해상도가 높아질수록 이러한 신호가 노이즈로 작용하여 정확한 토양수분 산정을 어렵게 만든다. 더 근본적인 문제는 그다음 단계에 놓여 있다. 고해상도로 산정한 토양수분을 무엇을 기준으로 보정하고 검증할 것인가 하는 점이다. 전통적으로 이 역할은 지상에 설치된 점 단위 토양수분 센서가 담당해 왔으나, 점 관측은 그 자체로 공간 대표성의 한계를 지닌다.

본 고에서는 점 관측과 위성 관측 사이의 공백을 메우는 중규모(intermediate-scale) 관측 장비인 우주선 중성자 탐지기(Cosmic-ray neutron sensor, CRNS)를 고해상도 SAR 토양수분 산정의

기준자료로 활용했을 때의 이점을, 저자의 최근 연구(Lee et al., 2026)를 토대로 세 가지 측면에서 정리하고자 한다. 그림 1은 점 관측망, CRNS, 고해상도 및 저해상도 위성자료가 가지는 관측 스케일을 개념적으로 보여준다.

2. 토양수분 관측의 공간 스케일 문제와 CRNS

지상 점 관측은 Frequency Domain Reflectometry (FDR), Time Domain Reflectometry (TDR) 등의 센서를 이용해 특정 지점의 토양수분을 직접 측정하므로 정확도가 높지만, 본질적으로 설치 지점 한 곳의 값만을 대표한다. 토양수분의 공간 이질성이 큰 복잡 지형에서는 이러한 대표성이 급격히 저하된다. 실제로 본 연구진이 운영하였던 설마천 관측망의 15개 센서를 분석한 결과, 지점별 평균 토양수분이 0.10~0.26 m^3m^{-3} (전체 평균 0.19 m^3m^{-3})

3)에 이르는 큰 편차를 보였으며, 이러한 차이는 CRNS로부터의 거리나 지리적 위치와도 뚜렷한 상관관을 보이지 않았다. 이는 지형, 식생, 토양 특성의 이질성이 강하게 작용한다는 것을 의미하며, 소수의 점 관측만으로는 한 지역의 대표 토양수분을 포착하기 어렵다는 점을 보여준다. 반면 위성 관측은 넓은 지역을 관측하지만, 저해상도 산출물은 국지적 변동성을 평활화하고 고해상도 SAR는 앞서 언급한 노이즈 문제를 안고 있다.

CRNS는 두 극단 사이의 공간 규모를 채우는 관측 장비이다. 대기로 유입된 우주선이 만들어 내는 고속 중성자(fast neutron)는 수소 원자와 충돌할 때 효과적으로 감속되는데, 토양과 식생에 포함된 물이 많을수록 관측되는 중성자 수가 감소한다. CRNS는 이 역관계를 이용하여 반경 약 130~300 m(해수면 기준), 깊이 15~70 cm 범위의 토양수분을 면적 평균(areal average) 형태로 비파괴적으로 관측한다(Zreda et al., 2008). Footprint의 반경은 복잡하거나 고도가 높은 지형에서 다소 감소하며, 본 연구에서는 240 m 반경(직경 약 480 m)의 원형

footprint를 기준으로 분석을 수행하였다.

CRNS 관측을 신뢰성 있게 활용하기 위해서는 중성자 수에 영향을 주는 환경 인자에 대한 보정이 선행되어야 한다. 대기 수증기, 기압, 입사 우주선 중성자 플럭스가 대표적이며, 이 가운데 기압의 영향이 가장 크고 그다음으로 대기 수증기, 입사 중성자 플럭스 순으로 나타났다(Jeong et al., 2021). 세 인자를 함께 보정한 뒤 현장 토양수분으로 보정한 결과, 설마천 관측소에서 CRNS 산정 토양수분은 FDR 센서의 가중평균과 상관관계수 0.95, RMSE 0.013 m³m⁻³의 매우 높은 일치도를 보였다. 이는 적절히 보정된 CRNS가 footprint 내 평균 토양수분을 신뢰성 있게 포착한다는 것을 의미하며, CRNS가 복잡 지형에서 공간적으로 대표성 있는 토양수분 기준자료로 사용될 수 있음을 뒷받침한다.

3. 이점 1: 공간 대표성을 가진 검증 기준 확보

고해상도 SAR 토양수분 산정 결과를 점 단위 센

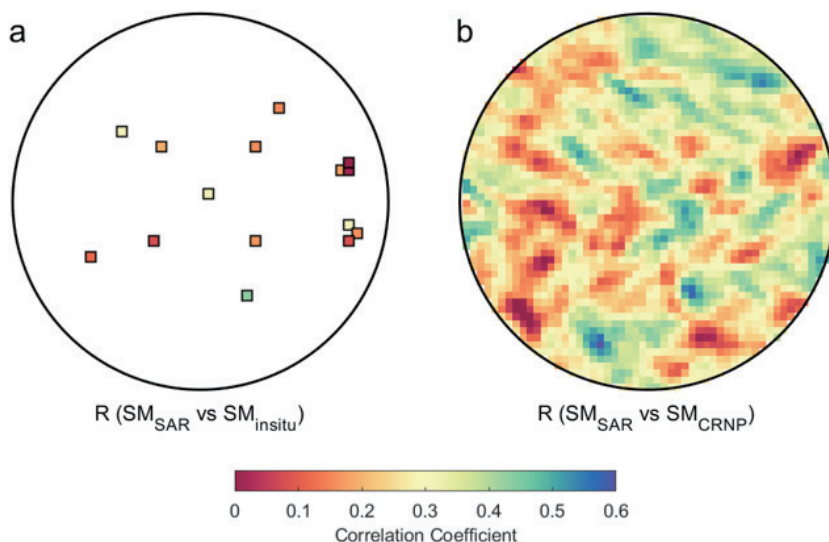


그림 2. CRNS footprint 내 (a) SAR 토양수분과 지점 센서 관측값의 상관계수, (b) SAR 토양수분과 CRNS 기반 토양수분의 상관계수 분포.

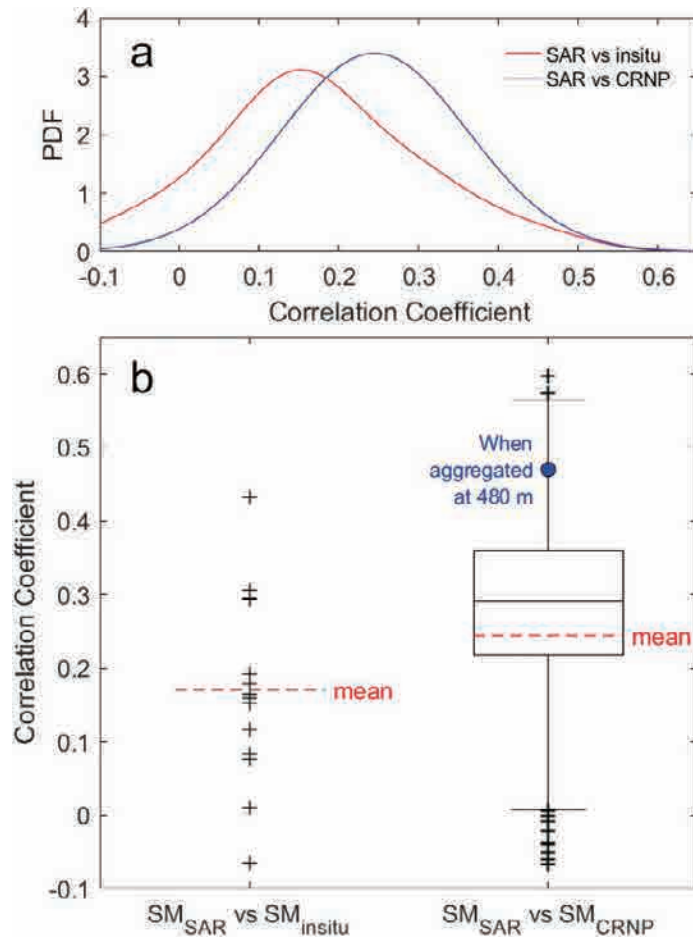


그림 3. 토양수분 자료 간 상관계수의 (a) PDF와 (b) Box plot.

서로만 검증할 경우, 평가는 센서가 설치된 지점에서만 가능하며 그 외 넓은 영역은 검증되지 못한 채 남는다. 설마천 관측망을 대상으로 SAR 토양수분과 지점 센서 관측값의 상관계수를 산정한 결과는 $-0.06 \sim 0.43$ (평균 0.17)의 범위로 나타났고 (그림 2(a), 그림 3), 이마저도 센서 위치라는 이산적인 지점에서만 얻어진 값이다. 이처럼 공간적으로 희소한 검증 체계에서는 SAR의 성능이 실제로 다 과소 혹은 과대 평가될 위험이 존재한다. CRNS를 기준자료로 삼을 경우, footprint 전 영역에 대해 SAR 성능을 연속적으로 평가할 수 있다. SAR 기반 토양수분과 CRNS 토양수분의 상관계수는

$-0.07 \sim 0.60$ 범위에서 분포하였으며(그림 2(b), 그림 3), 지점 센서가 위치하지 않은 영역에서 SAR 기반 토양수분 자료의 성능 평가가 가능하다.

나아가 CRNS footprint 규모로 SAR 기반 토양수분을 업스케일링(up-scaling)하면 상관계수가 0.47까지 상승하였다(그림 3(b)). 이는 SAR 신호가 국지적 지표 특성에 덜 민감해지는 저해상도 규모에서 공간 적분형 토양수분(CRNS)과의 정합성이 향상된다는 것을 의미하며, CRNS의 중간 규모 footprint가 해당 공간 내 평균적인 SAR 성능을 평가하는 데 특히 적합하다는 또 하나의 강점을 보여준다.

4. 이점 2: 픽셀 단위 신뢰도 평가와 마스킹 기법 진단

고해상도 SAR 영상에는 수체, 인공구조물, 노출 암반 등 토양수분과 본질적으로 관계가 약한 픽셀이 다수 포함된다. 따라서 정확한 토양수분 산정을 위해서는 어떤 픽셀이 실제로 토양수분 신호를 담고 있는가를 선별하는 과정, 즉 마스킹

(masking)이 필수적이다(Bauer-Marschallinger et al., 2018). 현재 가장 널리 쓰이는 기법 중 하나는 Dynamic Masking (DM)으로, -5 dB를 초과하는 값(urban)과 -20 dB 미만의 값(sensor noise floor)을 제거한다. 그러나 DM은 특정 시점의 후방산란 순간 크기만을 기준으로 픽셀을 선별하기 때문에, 건조한 토양에서 나타나는 낮은 후방산란 값이 실제로 유효한 토양수분 신호까지 함께 제거

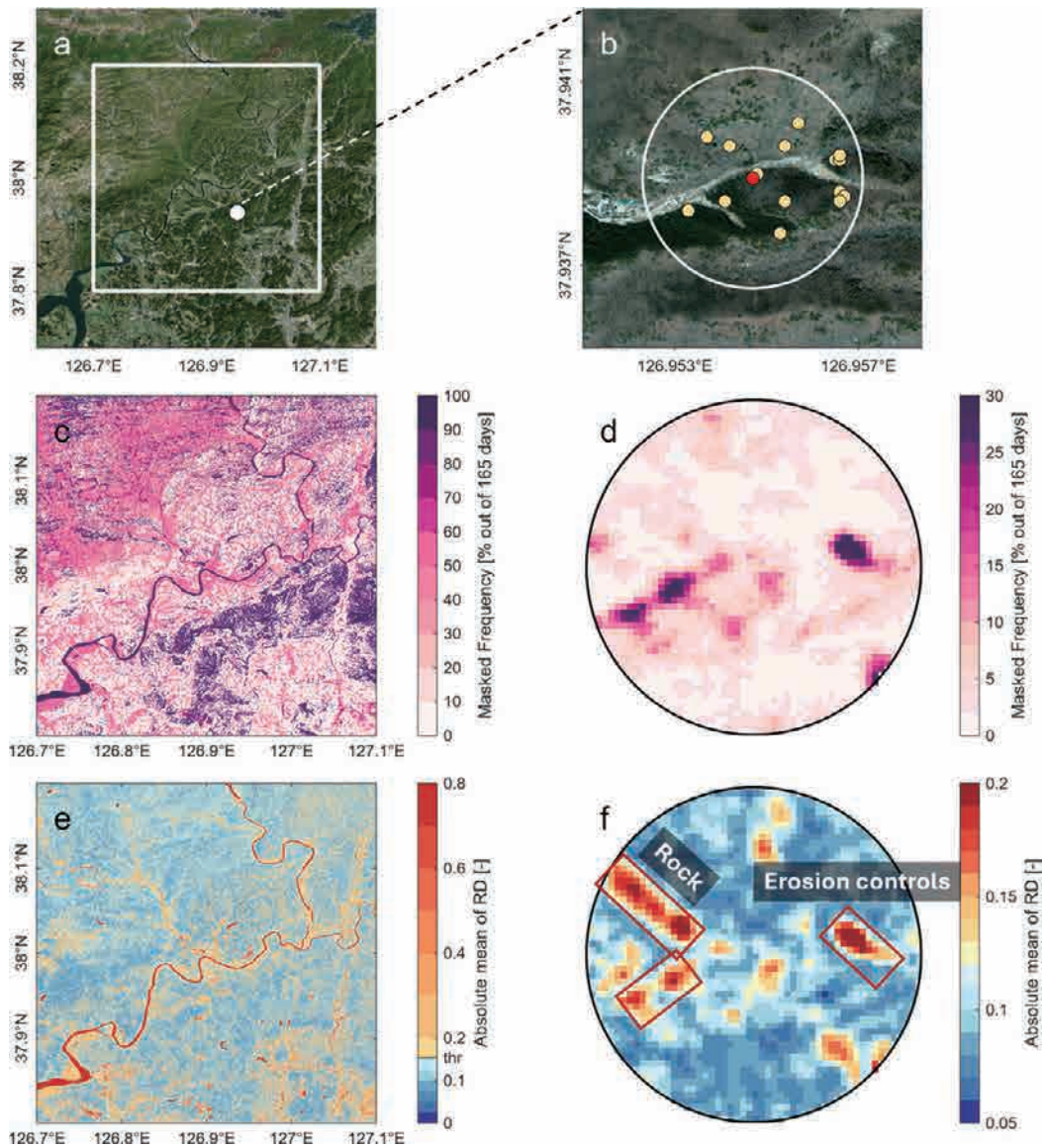


그림 4. (a) 임진강-동두천 일대 연구지역, (b) 설마천 토양수분 관측소, (c, d) Dynamic Masking 적용 결과, (e, f) Temporal Stability Analysis (TSA) 기반 마스킹 기법 적용 결과(Lee et al., 2026).

하거나, 반대로 토양수분과 무관한 노이즈 픽셀을 그대로 남길 수 있다. 실제로 본 연구 대상지인 설마천 관측소를 포함한 일대(약 40 km × 40 km 영역)에서 DM은 감악산 등 산지 픽셀을 대부분 제거하고 우측 하단의 도시(동두천, 양주) 지역 픽셀들을 효과적으로 제거하지 못하였으며, CRNS footprint 내 노출된 암반 또한 제거하지 못하는 결과를 보였다. 그림 4(c, d)는 DM의 마스킹 빈도 공간 분포를 나타낸 것으로, 지표 특성(특히, 식생과 경사)에 따라 마스킹 빈도가 크게 달라지는 것을 보여준다.

Lee et al. (2026)의 연구에서는 이러한 한계를 보완하기 위해, 시간안정성분석(Temporal Stability Analysis, TSA)에 기반한 픽셀 선별 기법을 적용하였다. TSA는 본래 토양수분의 공간 패턴이 시간에 따라 지속적으로 유지된다는 이론에 근거하여 광범위한 관측망을 소수의 대표 지점으로 축약하기 위해 제안된 개념이다(Vachaud et al., 1985). 이를 SAR 후방산란계수에 적용하면 시간적으로 토양수분 변동을 일관되게 반영하는 픽셀과 그렇지 못한 픽셀을 구별할 수 있다(Wagner et al., 2008). DM이 특정 날짜의 순간 값을 제거하는 것과 달리, TSA는 시간적 일관성이 낮은 픽셀의 시계열 전체를 제거한다는 점에서 차이가 있다. 그림 4(e, f)는 후방산란계수와 토양수분((e): 지표모형 기반 토양수분, (f): CRNS 토양수분)의 상관 정도를 나타내는 Relative Difference (RD)로, 수체, 도시와 같은 영역뿐 아니라 노출된 암반과 침식방지시설 등 국지적 구조물에서도 관계가 약화된다는 것을 확인할 수 있다. 이러한 픽셀 단위의 신뢰도 평가는 CRNS footprint 규모에서 특히 의미를 가진다. 지점 센서는 개별 지점의 값만 제공하므로 여러 SAR 픽셀에 걸친 신뢰도를 평가할

수 없는 반면, CRNS의 중간 규모 footprint는 국지적 노이즈를 감소시킬 만큼은 크면서도 다수의 SAR 픽셀을 동시에 평가할 만큼은 세밀하다. 따라서 CRNS는 마스킹 기법의 적정성을 진단하고 픽셀별 신뢰도를 공간적으로 평가하기 위한 test bed로서 고유한 가치를 지닌다.

5. 이점 3: 다중 스케일 정합성과 고해상도 산정 정확도 향상

CRNS는 단일 규모의 검증을 넘어, 10 m에서 480 m에 이르는 다양한 공간 규모에 걸친 정합성 평가를 가능하게 한다. SAR 기반 토양수분을 점진적으로 업스케일링하며 CRNS 토양수분과 비교한 결과, 저해상도 규모로 갈수록 상관성이 향상되는 경향이 뚜렷하게 나타났다. 특히 앞 절에서 언급한 TSA 기반 픽셀 선별 기법을 결합하면, 480 m 규모에서 CRNS와의 상관계수가 0.61까지 향상되었다. 이는 토양수분과 무관한 픽셀을 효과적으로 제거함으로써 어떤 SAR 픽셀이 실제로 토양수분 정보를 담고 있는지를 공간적으로 판별할 수 있게 된 결과로 해석된다.

이렇게 산정된 SAR 기반 토양수분 자료는 지점 센서 토양수분 값들과 비교했을 때도 크게 향상되었는데, 10 m 해상도에서는 상관계수 0.16에서 0.29, 480 m 해상도에서는 0.45에서 0.54까지 상승하였다. 즉, 자료 가용성을 크게 줄이지 않으면서도 토양수분과의 신호 정합성을 높이는 효과가 나타났다. 이는 CRNS와 같은 공간 대표성 있는 관측 기반 기준자료가 고해상도 위성 토양수분 산정의 정확도를 실질적으로 끌어올리는 데 기여할 수 있음을 보여준다.

6. 결론 및 전망

고해상도 SAR 기반 토양수분 산정 방법이 주목받으며, 검증과 보정의 과제 또한 근본적으로 바뀌고 있다. 픽셀이 작아질수록 지표 이질성에 대한 민감도가 커지므로, 개별 픽셀을 분석할 수 있는 공간적으로 일관된 기준자료가 요구되기 때문이다. 본고에서 살펴본 바와 같이 CRNS는 (1) footprint 영역에 대한 공간적으로 대표성 있는 검증, (2) 다수의 SAR 픽셀에 걸친 픽셀 단위 신뢰도 평가와 마스킹 기법 진단, (3) 다중 공간 규모에서의 정합성 평가와 산정 정확도 향상에 기여한다는 점에서, 지점 관측과 위성 관측 사이의 공간적 간극을 메우는 중규모 기준자료로서 활용 가치가 높다.

다만 이러한 접근의 이면에는 아직 충분히 규명되지 않은 가정이 자리한다. 본 연구에서 활용한 기준자료는 10 m에서 480 m에 이르는 서로 다른 공간 규모를 아우르지만, 어느 규모까지 토양수분이 충분히 유사하다고 볼 수 있는지는 여전히 명확하지 않다. CRNS가 제공하는 값은 footprint 내부의 공간 평균이므로, 480 m의 공간 안에서도 실제 토양수분은 상당한 편차를 가질 수 있다. 수직 방향에서는 관측 깊이의 차이가 특히 중요한 불확실성 요인이 된다. C-밴드(약 5.3 GHz) SAR가 대표하는 토양수분은 지표로부터 약 0~2 cm 깊이에 국한되는 반면, CRNS의 유효 관측 깊이는 식생, 토양 습윤 상태에 따라 약 15~70 cm에서 산정된다. 재분석 자료나 지표모형 산출물과 같이 연직 방향으로 여러 토양층을 제공하는 자료의 경

우, 깊이별 가중함수를 적용하여 CRNS의 유효 깊이에 맞춘 가중평균을 산정함으로써 이러한 불일치를 완화할 수 있으나(Zheng et al., 2024), SAR를 비롯한 위성 관측은 사실상 표층 수 cm의 정보만을 제공하므로 이와 같은 연직 보정을 적용하기 어렵고, 따라서 SAR와 CRNS 사이의 유효 깊이 불일치는 본질적인 불확실성으로 남는다. 이러한 수평·수직적 차이가 CRNS와 위성 토양수분의 비교에 미치는 영향을 정량화한 연구는 아직 제한적이며, 향후(특히, 지점 센서 시스템, CRNS, 위성기반 자료를 비교하는) 연구에서 주요 불확실성 요인으로 다루어질 필요가 있다. TSA가 후방산란의 절대적 크기보다 시간적 변동의 동조 여부에 주목하는 기법이라는 점에서 이러한 규모 불일치에 비교적 덜 민감한 것은 사실이나, 그 시간적 거동마저 footprint 내 모든 픽셀에서 동일하게 나타난다고 단정하기는 어렵다. 따라서 '어느 공간 규모와 깊이에서 토양수분의 거동이 하나의 기준자료로 대표될 수 있는가'라는 물음은 앞으로 풀어가야 할 과제로 남는다.

그럼에도 관측 장비의 정밀도, 산출 알고리즘의 정교함, 그리고 활용 가능한 자료의 다양성이 빠르게 향상되고 있는 만큼, 이러한 규모의 문제를 정면으로 다루는 연구가 꾸준히 이어질 것으로 기대된다. 점, 중규모, 위성 관측이 가진 서로 다른 공간 대표성을 정량적으로 잇는 시도가 축적된다면, 사용 목적에 부합하는 해상도와 정확도를 갖춘 수문 자료의 생산에 한 걸음 더 다가설 수 있을 것이다.

참고문헌

- Bauer-Marschallinger, B., Freeman, V., Cao, S., Paulik, C., Schaufler, S., Stachl, T., Modanesi, S., Massari, C., Ciabatta, L. and Brocca, L. 2018. Toward global soil moisture monitoring with Sentinel-1: Harnessing assets and overcoming obstacles. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 57(1), 520-539.
- Jeong, J., Lee, S. and Choi, M. 2021. Correction efficiency and error characteristics for cosmic-ray soil moisture on mountainous terrain. *Journal of Hydrology* 601, 126657.
- Lee, S., Cho, S. and Choi, M. 2026. A novel approach for soil moisture retrieval from Sentinel-1 SAR via temporal stability-based backscatter analysis. *Remote Sensing of Environment* 337, 115319.
- Vachaud, G., Passerat de Silans, A., Balabanis, P. and Vauclin, M. 1985. Temporal stability of spatially measured soil water probability density function. *Soil Science Society of America Journal* 49(4), 822-828.
- Wagner, W., Pathe, C., Doubkova, M., Sabel, D., Bartsch, A., Hasenauer, S., Bloschl, G., Scipal, K., Martinez-Fernandez, J. and Low, A. 2008. Temporal stability of soil moisture and radar backscatter observed by the Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR). *Sensors* 8(2), 1174-1197.
- Zheng, Y., Coxon, G., Woods, R., Power, D., Rico-Ramirez, M. A., McJannet, D., ... & Feng, P. (2024). Evaluation of reanalysis soil moisture products using cosmic ray neutron sensor observations across the globe. *Hydrology and Earth System Sciences*, 28(9), 1999-2022.
- Zreda, M., Desilets, D., Ferre, T. and Scott, R.L. 2008. Measuring soil moisture content non-invasively at intermediate spatial scale using cosmic-ray neutrons. *Geophysical research letters* 35(21).