

Research Article

Google Earth Engine 제공 Sentinel-1과 Sentinel-2 영상을 이용한 지표 토양수분도 제작 실험

이지현 ¹⁾ · 김광섭 ²⁾ · 이기원 ^{3)*}

An Experiment for Surface Soil Moisture Mapping Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Image on Google Earth Engine

Jihyun Lee ¹⁾ · Kwangseob Kim ²⁾ · Kiwon Lee ^{3)*}

Abstract: The increasing interest in soil moisture data using satellite data for applications of hydrology, meteorology, and agriculture has led to the development of methods for generating soil moisture maps of variable resolution. This study demonstrated the capability of generating soil moisture maps using Sentinel-1 and Sentinel-2 data provided by Google Earth Engine (GEE). The soil moisture map was derived using synthetic aperture radar (SAR) image and optical image. SAR data provided by the Sentinel-1 analysis ready data in GEE was applied with normalized difference vegetation index (NDVI) based on Sentinel-2 and Environmental Systems Research Institute (ESRI)-based Land Cover map. This study produced a soil moisture map in the research area of Victoria, Australia and compared it with field measurements obtained from a previous study. As for the validation of the applied method's result accuracy, the comparative experimental results showed a meaningful range of consistency as 4–10%p between the values obtained using the algorithm applied in this study and the field-based ones, and they also showed very high consistency with satellite-based soil moisture data as 0.5–2%p. Therefore, public open data provided by GEE and the algorithm applied in this study can be used for high-resolution soil moisture mapping to represent regional land surface characteristics.

Keywords: Google Earth Engine, Sentinel-1, Sentinel-2, ESRI land cover map, Soil moisture map

요약: 수문학, 기상학 및 농업과 같은 응용 분야에서 위성 기반 토양 수분 정보에 대한 관심이 높아지면서 다양한 해상도에서 토양수분도를 제작하는 방법의 개발과 사례 연구는 위성 정보 활용의 주요 주제 중 하나로 대두되고 있다. 이 연구는 Google Earth Engine (GEE)에서 제공하는 Sentinel-1과 Sentinel-2 공개 자료를 적용하여 토양수분도 제작 결과를 예시하였다. 토양수분도는 synthetic aperture radar (SAR) 영상과 광학 영상과 융합

Received June 22, 2023; Revised July 11, 2023; Accepted July 21, 2023; Published online October 31, 2023

¹⁾ 한성대학교 IT융합공학과 석사과정생(Master Student, Department of IT Fusion Engineering, Hansung University, Seoul, Republic of Korea)

²⁾ 경민대학교 컴퓨터소프트웨어과 조교수(Assistant Professor, Department of Computer Software, Kyungmin University, Uijeongbu, Republic of Korea)

³⁾ 한성대학교 정보시스템트랙 교수(Professor, Information System Track, Hansung University, Seoul, Republic of Korea)

* Corresponding author: Kiwon Lee (kilee@hansung.ac.kr)

Copyright © 2023 by The Korean Society of Remote Sensing. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

하여 산출하였다. SAR 영상은 GEE에서 제공하는 Sentinel-1 위성의 후반 산란 계수 analysis ready data (ARD) 자료와 Sentinel-2에서 계산한 정규식생지수와 함께 Environmental Systems Research Institute (ESRI)의 토지 피복자료를 사용하였다. 호주 빅토리아 주에 위치한 연구지역을 대상으로 토양수분도를 제작하였으며, 기존 연구에서 발표된 현장 측정값과 비교 분석하였다. 현장 측정값을 기준으로 실험 결과의 정확도를 비교한 결과로 결괏값은 기준 값과 4-10%p 차이를 보이는 유의미한 범위의 일치도를 보이고, 위성 기반 토양수분도와는 0.5-2%p의 높은 일치도를 보이는 것으로 나타났다. 따라서 지역의 지표 특성에 따라 고해상도의 토양수분도가 필요한 지역은 GEE를 통하여 제공되는 공개 자료와 이 연구에서 적용한 알고리즘으로 토양수분도의 제작이 가능할 것으로 생각한다.

주요어: 구글어스엔진, Sentinel-1, Sentinel-2, ESRI 토지피복도, 토양수분도

1. 서론

토양수분도는 지구 시스템의 중요한 구성 요소로서 대기과 육지 표면 간의 수분, 에너지 및 생지화학적 교환에 있어서 필수적이다. 토양의 수분량에 따라 날씨 및 기후 예측의 불확실성을 낮출 수 있으며, 홍수 및 가뭄과 같은 자연재해의 모니터링과 예측이 가능하다. 이러한 이유로 토양수분도의 실시간 모니터링과 체계적인 측정 기술의 개발과 연구는 매우 중요하다(Robock et al., 2000; Seneviratne et al., 2010; Ochsner et al., 2013). 또한 2009년 이후 위성으로부터 얻는 토양수분 측정 자료가 중요한 과학 자료로 사용되고 있다. 유럽 우주국(European Space Agency, ESA)의 Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS), 독일 항공우주센터(German Aerospace Center, DLR)의 Advanced Scatterometer (ASCAT), 일본 기상청(Japan Meteorological Agency, JMA)의 Advanced Microwave Scanning Radiometer-2 (AMSR-2), 미국 항공우주국(National Aeronautics and Space Administration, NASA)의 Soil Moisture Active Passive (SMAP) 등을 통하여 수 km에서 36 km의 공간 해상도를 갖는 토양수분 자료를 제공하고 있다. 특히, ESA는 SMOS 위성과 AMSR-2 위성 영상을 기반으로 전 지구 범위의 ESA-Climate Change Initiative (CCI) 토양수분도를 제작하여 제공하고 있으며(https://data.ceda.ac.uk/neodc/esacci/soil_moisture/data/daily_files/ACTIVE/v07.1/2019), Copernicus Global Land Service 프로그램을 통해 유럽 전역에 대하여 1 km 크기의 토양수분도 자료를 network common data form (netCDF) 형식으로 제공하고 있다(https://land.copernicus.vgt.vito.be/geonetwork/srv/eng/catalog.search#/metadata/urn:cgl:global:ssm_v1_1km). 이러한 위성 기반

의 토양수분 자료는 전 지구 모델이나 광역 토양수분 변화 분석에는 매우 유용한 정보를 제공하고 있지만, 작은 범위의 복잡한 지형을 갖는 지역에서 토양수분 자료로 직접 활용하기에는 다소 어려움이 있다(Brocca et al., 2018; Kim et al., 2018; Jeong et al., 2022).

토양수분 자료의 현장 측정을 위하여 우리나라는 2곳의 관측소를 운영하고 있지만 다양한 응용 연구를 위한 활용은 미흡한 실정이다(Kim et al., 2021). 이러한 이유로 위성 영상을 이용하여 토양수분도를 산출하는 방법을 개발하고자 하는 연구가 활발히 진행되고 있다. Kim et al. (2017)과 Lee et al. (2018)은 Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) 위성 영상을 기반으로 경험식을 도출하여 해상도 500 m × 500 m의 토양수분도를 산출하고 광역 토지 물성 분석을 수행하였다. Lee et al. (2022)은 공간해상도 10 m의 Sentinel-1 synthetic aperture radar (SAR) 영상을 활용한 고해상도 토양수분 자료를 산출을 위한 체계적인 연구의 필요성을 언급하였다. 또한 SAR 영상과 광학 영상을 융합하여 처리하는 경우, 토양수분 산출물의 정확도가 증가한다는 결과를 제시하는 연구가 발표되고 있다(Hajj et al., 2017; Bousbih et al., 2018; Mardan and Ahmadi, 2021). 한편 He and Yokoya (2018)와 Hafner et al. (2021)은 Sentinel-1과 Sentinel-2 영상을 딥 러닝(deep learning) 기법으로 처리하여 도시환경도의 영상 제작이나 도시환경 변화분석에 적용하였다. 또한 Sentinel-1과 Sentinel-2 영상의 융합 연구는 늪지 분석이나 홍수 지대 매핑(mapping) 등과 같이 토양수분과 관련된 연구도 활발하게 이루어지고 있다(Kaplan and Avdan, 2018; Manakos et al., 2020; Tavus et al., 2020).

이 연구에서는 Google Earth Engine (GEE)에서 공개 자료로 제공하는 Sentinel-1과 Sentinel-2 영상자료를 이

용하여 토양수분도를 생성할 수 있는 알고리즘의 적용성을 살펴 보고, 이렇게 얻는 결과물의 정확도를 확인하고자 한다. 실험 연구로 Sentinel-1 위성의 SAR 영상과 Sentinel-2 위성의 광학 영상을 융합하여 호주 빅토리아주 Wimmera 농경 지역의 토양수분도를 산출하였다. 산출된 토양수분도 정확도 검증을 위해 같은 지역에서 Tao et al. (2022)이 측정된 현장 측정값과 비교 검증 실험을 하였다. 이에 추가하여 ESA-CCI (Dorigo et al., 2019; Gruber et al., 2019)와 SMAP (<https://nsidc.org/data/smapp/data>) 자료와 같은 위성 기반 토양수분 자료와의 비교 분석을 수행하였다.

2. 연구 방법 및 자료

2.1. 연구 방법

GEE가 analysis ready data (ARD) 형식의 위성 정보를 공개 제공하면서 이를 활용하는 다양한 연구 결과가 발표되고 있다. Zhen et al. (2023)은 GEE 공개 자료를 이용하여 농작물 수확 주제도를 작성하였고, Jiang et al. (2023)은 시계열 영상정보를 이용하여 벼 재배 지역에

대한 연구를 수행하였다. 한편 Li et al. (2023)은 장주기 재난 위험도 평가 연구를 위한 GEE 기반 위성 정보 프레임워크를 개발하였다. 이와 같이 GEE는 대규모 위성 영상을 제공해 줄 뿐만 아니라 실시간 처리할 수 있는 기술을 제공해 주고 있는 Platform as a Service (PaaS) 및 Software as a Service (SaaS) 클라우드 기술로 활용 및 접근이 용이하다.

Fig. 1은 이 연구에서 적용한 토양수분도 제작 절차와 산출물 생성 과정을 정리한 것이다. GEE에서 제공하는 Sentinel-1 SAR 영상정보에 기반한 후반 산란 계수 ARD 영상, Sentinel-2 광학 영상 정보와 Environmental Systems Research Institute (ESRI)에서 제공하는 토지 피복 분류도를 융합하여 처리하였다. 또한 처리 과정에 필요한 정규식생지수(normalized difference vegetation index, NDVI)는 Sentinel-2 광학 영상을 이용하여 산출하였다.

한편 ESRI의 토지피복도와 함께 분할 과정을 거쳐 벡터 레이어(vector layer)를 산출하였으며, Sentinel-1 SAR ARD로 제공되는 후반 산란 계수 자료는 지형의 물리적 성질과 지표면 특성에 따라 복합적 영향을 받을 수 있기 때문에 dB 단위의 선형 스케일로 변환하였다. 이후 토지 피복 자료를 활용하여 구역 통계 과정을 수

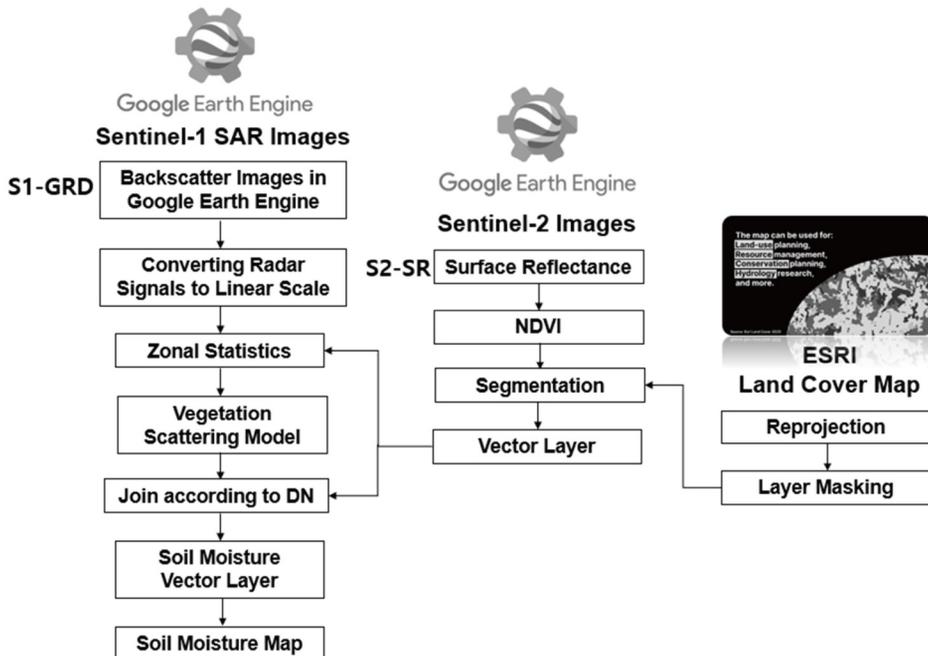


Fig. 1. Workflow to generate soil moisture using Sentinel-1 and Sentinel-2 images on Google Earth Engine and ESRI land cover map.

행한 후 토양수분도를 제작하였다. 토양 수분 추정 알고리즘은 vegetation scattering model로 semi-empirical water cloud model 방법을 적용하였다(Baghdadi and Zribi, 2016; Zribi et al., 2019).

식(1)~(3)을 이용하여 선형으로 조정된 SAR 영상의 후방 산란 계수는 식생에 대한 후방 산란 계수와 식생에 의하여 감쇄된 토양의 후방 산란 계수의 합으로 표현이 가능하다.

$$\sigma_{veg}^0 = AV_1 \cos\theta(1 - T^2) \quad (1)$$

$$T^2 = e^{-2Bv_2 \sec\theta} \quad (2)$$

$$\sigma_{tot}^0 = \sigma_{veg}^0 + T^2 \sigma_{soil}^0 \quad (3)$$

이 식에서 σ_{veg}^0 는 식생의 기여도, σ_{soil}^0 는 토양의 종류 및 물성과 건조 상태 등에 대한 정보가 포함된 기여 성분을 나타낸다. θ 는 입사각 정보이며 A와 B는 선택된 식생 변수와 레이더의 구성에 따라 달라지는 모델의 적합 매개 변수이다. 여기서 V_1 과 V_2 는 지표반사도에서 계산된 NDVI 값이고 Red, Blue와 Near-Infrared 분광 영상의 지표반사도로부터 산출되는 enhanced vegetation index (EVI)와 같은 식생 지수를 적용할 수도 있다. 또한 이 식에서 T^2 는 식생에 의한 이중 감쇄를 의미한다.

2.2. 연구 자료

이 연구에서는 GEE에서 제공하는 2019년 9월 11일에 촬영된 Sentinel-2 광학 영상과 2019년 9월 15일에 촬영된 Sentinel-1 SAR 위성의 후방 산란 계수 자료를 융합하여 사용하였다. Tao et al. (2022)이 측정된 호주 빅토리아 주 Wimmera 연구지역의 현장 측정값과의 비교 검증을 위해 동일한 지역 및 날짜를 선정하였다.

Fig. 2와 같이 Sentinel 영상은 GEE에서 제공하는 자료를 사용하였다. GEE는 전 세계 규모로 Sentinel-1 SAR Level-1 ground range detected (GRD) 자료를 이용하여 제작한 후방 산란 계수에 대한 ARD 자료를 제공하고 있다(Mullissa et al., 2021). GEE에서 제공하는 SAR ARD 영상은 궤도 파일 적용, 지상 범위 감지 테두리 잡음 제거, 열잡음 제거, 복사도 보정 값 적용, 지형 보정 등과 같은 전처리 및 보정 과정을 거친 정사 보정 자료이다. 이러한 과정을 통해 SAR 영상의 품질을 향상시키고 정확성을 보정하며, 지형 정보와 반사도 값을 정확하게 표현하여 다양한 지리 공간 분석 작업에 활용할 수 있는 영상 데이터를 제공한다. 한편 NDVI 계산을 위한 광학 영상은 대기 상단 반사도(top-of-canopy reflectance, TOCR)가 포함된 Level-2A 대기 보정 데이터를 사용하였다. 이는 Sentinel-1/-2 자료를 제공하는 ESA의 Copernicus open access hub에서 자료를 내려 받아 개별적으로 전처리 보정 작업을 하지 않아도 직접 활용이 가능한 자료를 GEE가 제공한다는 것을 의미한다.

ESRI에서 제공하는 토지피복도는 2017년부터 매년 제작되고 있으며, Sentinel-2 영상을 사용하여 10 m 간격의 해상도로 Water, Trees, Flooded Vegetation, Crops,

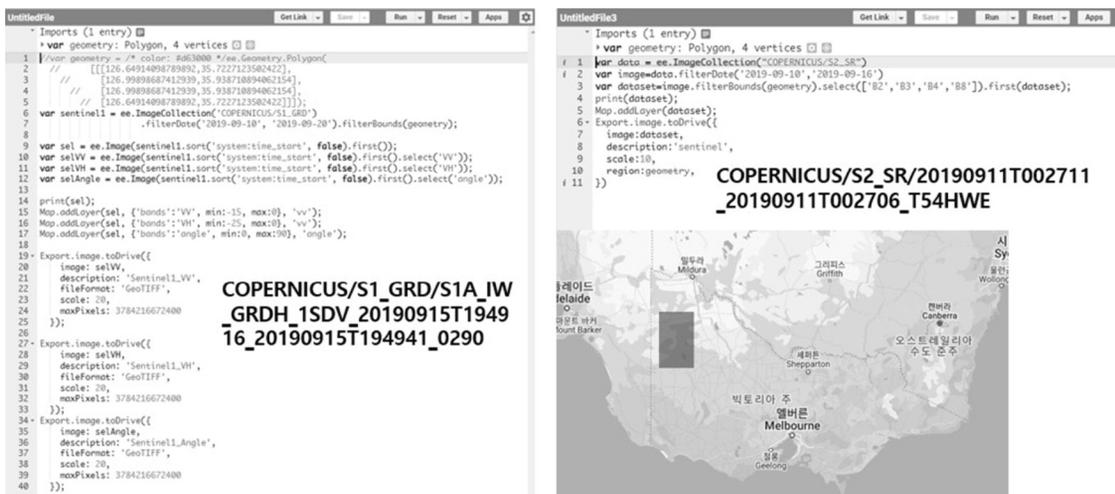


Fig. 2. Sentinel-1 (S-1) and Sentinel-2 (S-2) Analysis Ready Data on Google Earth Engine applied in this study (source: <https://code.earthengine.google.com/>).

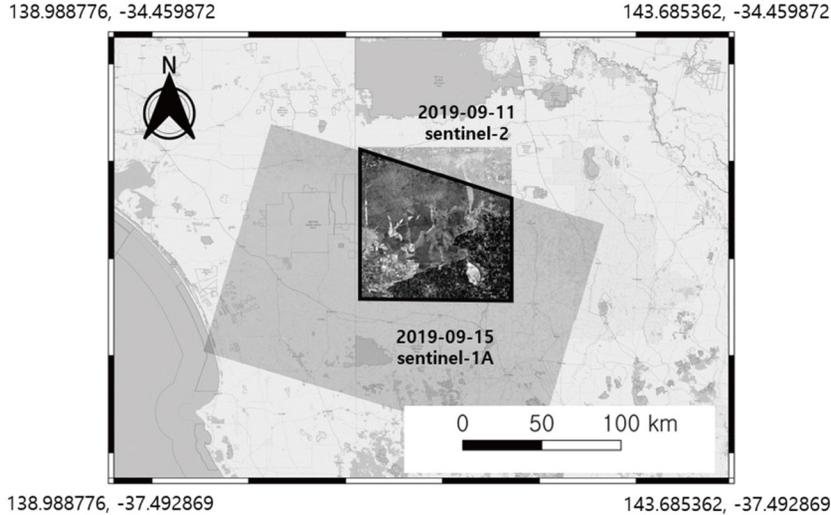


Fig. 3. The study area in Wimmera, Victoria, Australia clipped from GEE S-1 and S-2.

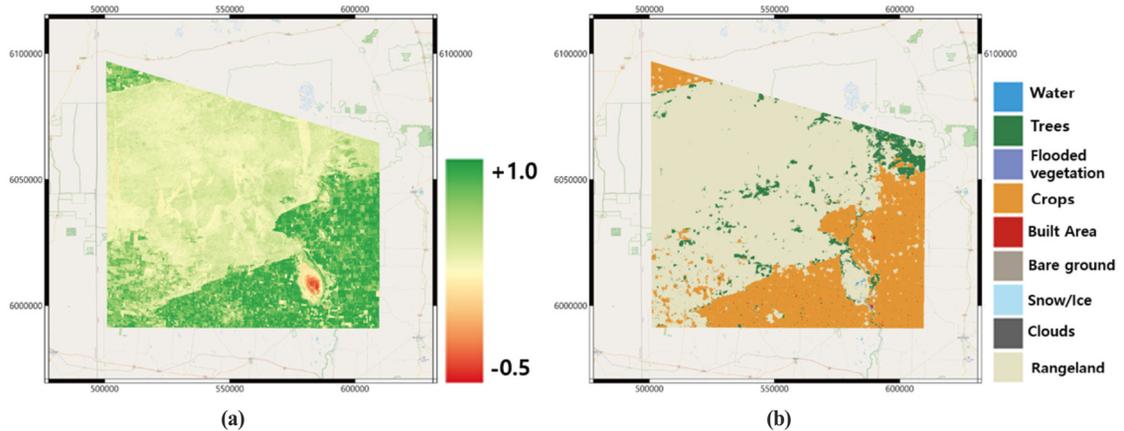


Fig. 4. Input data for soil moisture estimation with Sentinel-1 backscatter ARD. (a) NDVI by the Sentinel-2 images. (b) Land cover map of ESRI.

Built Area, Snow/Ice, Clouds, Rangeland 등과 같은 9개의 클래스로 분류한 결과를 제공하고 있다(Venter et al., 2022).

Fig. 3은 호주 Wimmera 지역에서 처리한 영상의 범위를 보여주고 있다. GEE에서 획득한 Sentinel-1과 Sentinel-2 영상을 중첩했을 때, 두 영상을 같이 적용해야 하므로 공통 지역으로 clipping하여 처리하였다. Sentinel-1 SAR 위성의 VV, VH 편광의 후방 산란 계수 값을 선형 dB값으로 변환하였다. 또한 입사각 정보를 토양수분도 처리에 사용하여 정확성을 높였다. Fig. 4에 보여주고 있는 NDVI 영상과 토지 피복 정보를 활용하여 토양수분도 처리 과정에서 융합하여 사용하였다. 토지 피복 자료는

앞서 처리한 영상들과 동일한 연도인 2019년에 촬영한 Sentinel-2 위성의 토지피복도를 사용하였다.

3. 연구 결과 및 분석

3.1. 호주연구지역 토양수분도 시험 제작 및 결과

이 연구의 실험에 적용한 토지 피복 분류도는 segmentation 작업 수행 후 마스크(mask) 레이어 산출을 통해 식생 지역만 추출하였다. NDVI는 Sentinel-2 광학 영상으로 산출하고 -0.5에서 1.0 사잇값만 추출하였다. 토지피복도와 NDVI 영상을 융합하여 벡터 레이어를

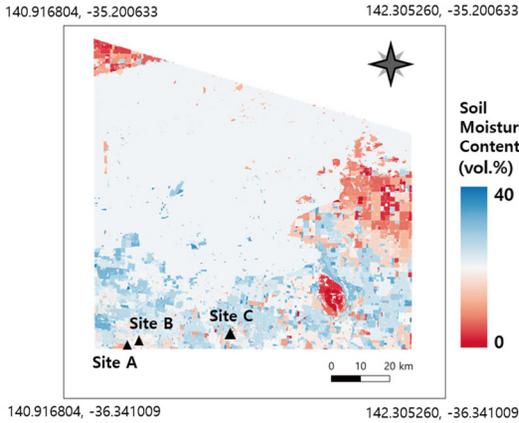


Fig. 5. Soil moisture map generated by this experiment in the study area including the field measurement sites A, B, and C in Tao et al. (2022).

산출하였다.

Sentinel-1 SAR 위성의 VV, VH 편광 영상을 이용하여 레이더 신호를 선형 스케일로 변환하는 작업은 토양 수분 알고리즘에 적용하기 위한 중요한 과정이다. 선형 스케일로 변환한 후방 산란 계수 편광 영상, 입사각 정보와 앞서 처리한 벡터 레이어를 융합하여 구역 통계 기법을 거친 후, vegetation scattering model을 생성한 뒤에 digital number (DN) 값을 활용하여 결합 처리하였다. 산출한 토양 수분 벡터 레이어는 격자화 작업을 수행하여 최종 호주 연구지역 토양수분도를 생성하였다(Fig. 5). 여기서 Site A, B와 C는 Tao et al. (2022)의 연구에서 현장 측정된 토양수분도 자료가 포함된 지역이다.

3.2. 토양수분도 결과 정확도 분석

Fig. 6은 Sentinel 위성 영상을 활용하여 Tao et al. (2022)의 Site A, B와 C를 포함하는 지역에 대하여 토양수분도 산출물에 랜덤 포인트를 생성한 모습이다. 여기서 Site A, B와 C는 같은 지역에 대하여 토지수분도 제작을 수행한 지역이다. 현장 측정값과 비교 분석하기 위해 순서대로 700개, 500개, 5,000개를 생성하여 포인트가 생성된 지점의 토양수분도 값을 추출하였다. Sentinel 위성의 해상도를 고려하여 포인트간 최소 간격은 5 m로 설정하였으며, 자료의 오차를 줄이기 위해 null 값은 제외하였다. 또한 위성 기반 토양 수분자료 값을 제공하는 SMAP 자료와 ESA-CCI 자료를 비교하고자 이 자료들이 포함된 범위를 표시하였다.

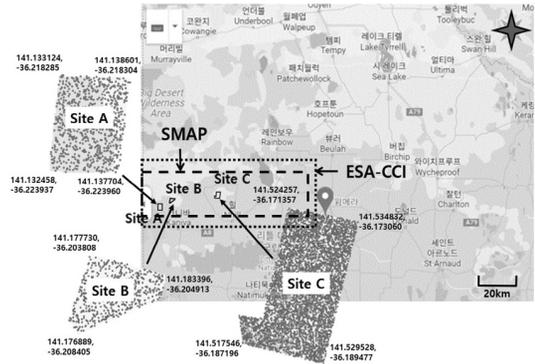


Fig. 6. Location of field measurement sites A, B, and C in Tao et al. (2022) and randomly generated points extracted from this experiment for validation. The dashed- and dotted lines represent the coverage of SMAP and ESA-CCI data, respectively.

Fig. 7은 GEE Sentinel-1과 Sentinel-2를 이용하여 얻은 토지수분도의 결괏값의 검증 결과를 나타낸 것이다. 토양수분도 산출 결과로 Site A, B와 C의 토지수분도(단위 %)의 평균과 표준편차는 차례대로 17.49 ± 1.35 , 20.22 ± 0.00 , 21.55 ± 1.24 이다. Site B 지역의 경우는 ESRI 토지피복도에서 모두 같은 객체 단위로 분류된 적은 관측 지점이라서 표준편차가 0으로 나타났다. 같은 측정 지점에 대하여 Tao et al. (2022)이 현장에서 ThetaProbe 장치를 사용하여 토양 수분값을 측정하였다. 이 때 측정된 자료 개수는 Site A와 Site B가 각각 21개와 20개, Site C는 26개로 해당 지역에 균등하게 분포하는 이들 토양 수분량에 대한 측정값의 평균은 순서대로 0.265, 0.247, 0.114이다. 측정값의 분포 양상은 Fig. 7의 violin plot과 같다. Tao et al. (2022)의 연구에서 현장 측정값과 실험 측정값의 상관계수는 0.634 (평균 제곱근오차 0.036)로 나타났고, 이 현장 측정값과 Sentinel-1 영상을 이용하여 얻은 해당 지역의 토양수분도 계산 값과의 상관계수는 0.751(평균 제곱근오차 0.034)의 수준으로 나타났다. 이 결과는 유의미한 상관 관계를 나타내고는 있지만 높은 상관도를 보이지 않을 수 있다는 것을 의미한다. 그럼에도 이 자료는 현장 측정값과 위성 영상으로 산출한 값을 직접 비교할 수 있는 자료가 될 수 있다.

이와 같이 Tao et al. (2022)의 현장 측정값을 기준으로 이 실험 결과의 정확도를 비교하였다. 산출한 결괏값은 기준값과 측정 범위 내에서 Site A와 B의 경우 각각 9.01%와 4.48%로 결괏값이 낮게 나왔고, Site C의 경

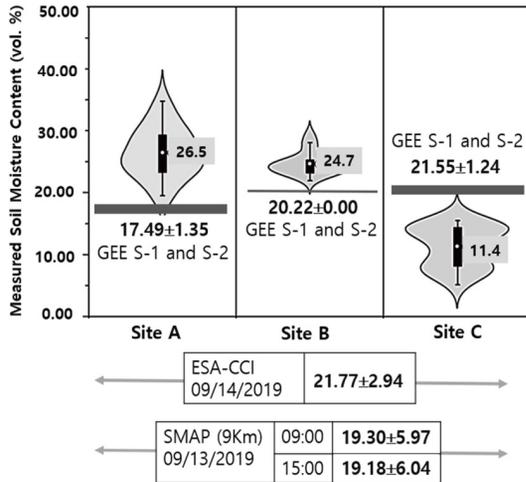


Fig. 7. Validation results using the field measurement sites A, B, and C in Tao et al. (2022) as violin plot and satellite-based soil moisture data of ESA-CCI and SMAP covering field sites. Solid lines represent the results by GEE S-1 and S-2.

우는 10.15%p로 결괏값이 높게 나오는 유의미한 수준의 일치도를 보이는 것으로 나타났다.

한편 GEE Sentinel-1과 Sentinel-2 자료의 촬영 일자별 기준으로 사용이 가능한 위성 기반의 토양수분 자료와의 비교를 수행했는데 0.25° × 0.25° 격자 단위로 제공된 2019년 9월 13일자의 ESA-CCI 자료의 경우는 21.77 ± 2.94로 나타났다. 이 값은 세 측정점을 포함하는 주변 6개 격자 값을 이용한 결과이다. 또한 2019년 9월 14일자의 SMAP 자료와 비교해 보았는데, 세 곳의 측정 지점을 포함하는 L4 Global 3-hourly 9 km EASE-Grid Surface and Root Zone Soil Moisture Analysis Update, Version 7 (SPL4SMAU) 자료를 적용하였다. 측정 지점을 포함한 주변 16개 격자의 토양수분도 자료 평균은 세계시 (coordinated universal time, UTC) 09:00의 경우 19.30 ± 5.97로, 세계시 15:00의 경우 19.18 ± 6.04로 나타났다. 이 자료에 따르면 강수량이 적은 건조 지대인 이 지역에서는 영상 촬영 시간에 따른 차이는 크게 영향을 미치지 않는 것으로 나타났기 때문에 처리 결과의 검증에도 문제가 없는 것으로 보인다. 이와 같은 위성 기반 토양수분도와의 비교 결과로, 실험 결괏값은 ESA-CCI 자료와 SMAP 자료 각각 2.00%p와 0.51%p 정도의 차이를 갖는 높은 일치도를 보이는 것으로 나타났다.

4. 결론

토양수분도는 지구기후관측시스템(Global Climate Observing System)에서 지정한 지구 기후 특성화에 결정적 영향을 미치는 54가지 필수 기후 인자(essential climate variable) 중 하나이다. 따라서 이는 농업 및 가뭄, 날씨, 기후, 생태 분석 등에 사용되는 매우 중요한 자료이다. 이번 연구는 GEE에서 획득 가능한 Sentinel 위성 영상 자료들로 임의 지역의 토양수분도 제작 가능성을 제시하였으며, 현장 측정값과의 비교 분석을 통해 적용 방법의 결과 정확도를 나타내었다. 위성에서 측정된 자료나 위성 정보를 이용하여 산출한 토양수분도의 정확도 분석도 중요한 연구 주제이다. 특히 위성에서 직접 얻는 토지수분도는 공간 해상도는 크지만 전 지구 범위의 자료를 생성하기 때문에 활용도가 높은 과학 자료이다. 해상도 10 m 이하의 고해상도 SAR 영상과 광학 영상을 이용하여 산출한 토지수분도의 정확도는 현장 측정 자료를 기준으로 비교하는 경우가 일반적이지만 이 연구는 이와 함께 위성 기반 토양수분도 자료를 같이 이용하였다. 실험 결과로 이 연구에서 적용한 알고리즘으로 산출한 결괏값은 현장 측정값과 약 4~10%p의 비교적 높은 일치도를 보이는 것으로 나타났고, 위성 기반 토양수분도와는 0.5~2%p의 아주 높은 일치도를 보이는 것으로 나타났다. 이는 공간 해상도가 큰 위성 기반 토양수분 측정 자료가 포함된 지역에서 보다 정밀한 토양수분도 제작이 가능하며, 위성 토양수분도가 부재한 지역에서는 이러한 방법으로 토양수분도를 제작할 수 있다는 것을 의미한다.

사사

본 연구는 한성대학교 교내학술연구비 지원과제임 (이기원). 이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. RS-2023-00241346)(이지현).

Conflict of Interest

No potential conflict of interest relevant to this article was reported.

References

- Baghdadi, N., and Zribi, M., 2016. *Land surface remote sensing in continental hydrology*. ISTE Press and Elsevier. <https://doi.org/10.1016/C2015-0-01226-6>
- Bousbih, S., Zribi, M., Hajj, M. E., Baghdadi, N., Lili-Chabaane, Z., Gao, Q. et al., 2018. Soil moisture and irrigation mapping in a semi-arid region, based on the synergetic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 data. *Remote Sensing*, 10(12), 1953. <https://doi.org/10.3390/rs10121953>
- Brocca, L., Tarpanelli, A., Filippucci, P., Dorigo, W., Zaussinger, F., Gruber, A. et al., 2018. How much water is used for irrigation? a new approach exploiting coarse resolution satellite soil moisture products. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73, 752–766. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.08.023>
- Dorigo, W., Wagner, W., Gruber, A., Scanlon, T., Hahn, S., Kidd, R. et al., 2019. *ESA soil moisture climate change initiative (soil_moisture_cci): Version 04.5 data collection*. CEDA Archive. <https://doi.org/10.5285/38b8e5e524e1449ab4b4994970752644>
- Gruber, A., Scanlon, T., Van der Schalie, R., Wagner, W., and Dorigo, W., 2019. Evolution of the ESA CCI soil moisture climate data records and their underlying merging methodology. *Earth System Science Data*, 11(2), 717–739. <https://doi.org/10.5194/essd-11-717-2019>
- Hafner, S., Nascetti, A., Azizpour, H., and Ban, Y., 2021. Sentinel-1 and Sentinel-2 data fusion for urban change detection using a dual stream U-Net. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19, 1–5. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2021.3119856>
- Hajj, M. E., Baghdadi, N., Zribi, M., and Bazzi, H., 2017. Synergic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 images for operational soil moisture mapping at high spatial resolution over agricultural areas. *Remote Sensing*, 9(12), 1292. <https://doi.org/10.3390/rs9121292>
- He, W., and Yokoya, N., 2018. Multi-temporal Sentinel-1 and -2 data fusion for optical image simulation. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(10), 389. <https://doi.org/10.3390/ijgi7100389>
- Jeong, J., Cho, S., Jeon, H., Lee, S., and Choi, M., 2022. Assessment of the self-sufficiency of Sentinel-1 SAR for machine learning-based high-resolution soil moisture retrieval. *Korean Journal of Remote Sensing*, 38(5–1), 571–585. <https://doi.org/10.7780/KJRS.2022.38.5.1.11>
- Jiang, Q., Tang, Z., Zhou, L., Hu, G., Deng, G., Xu, M. et al., 2023. Mapping paddy rice planting area in Dongting lake area combining time series Sentinel-1 and Sentinel-2 images. *Remote Sensing*, 15(11), 2794. <https://doi.org/10.3390/rs15112794>
- Kaplan, G., and Avdan, U., 2018. Sentinel-1 and Sentinel-2 data fusion for wetlands mapping: Balıkdami, Turkey. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42, 729–734. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-729-2018>
- Kim, G.-Y., Lee, Y. J., and Lee, Y.-G., 2021. Research technology for soil moisture and evaporative acid and development direction. *Water for Future*, 54(6), 33–44.
- Kim, S., Jeong, J., Zohaib, M., and Choi, M., 2018. Spatial disaggregation of ASCAT soil moisture under all sky condition using support vector machine. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 32, 3455–3473. <https://doi.org/10.1007/s00477-018-1620-3>

- Kim, S., Shin, Y., Lee, T., Lee, S.-H., Choi, K.-S., Park, Y. et al., 2017. Characteristics of soil moisture distributions at the spatio-temporal scales based on the land surface features using MODIS images. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers*, 59(6), 29–37. <https://doi.org/10.5389/KSAE.2017.59.6.029>
- Lee, J., Kim, K., and Lee, K., 2022. Comparative analysis of NDWI and soil moisture map using Sentinel-1 SAR and KOMPSAT-3 images. *Korean Journal of Remote Sensing*, 38(6-4), 1935–1943. <https://doi.org/10.7780/kjrs.2022.38.6.4.7>
- Lee, T., Kim, S., Lee, S.-H., Choi, K.-S., Shin, Y., Lim, K. et al., 2018. Development of soil moisture data assimilation scheme for predicting effective soil characteristics using remotely sensed data. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers*, 60(1), 21–30. <https://doi.org/10.5389/KSAE.2018.60.1.021>
- Li, B., Gong, A., Liu, L., Li, J., Li, J., Li, L. et al., 2023. An earth observation framework in service of the Sendai framework for disaster risk reduction 2015–2030. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(6), 232. <https://doi.org/10.3390/ijgi12060232>
- Manakos, I., Kordelas, G. A., and Marini, K., 2020. Fusion of Sentinel-1 data with Sentinel-2 products to overcome non-favourable atmospheric conditions for the delineation of inundation maps. *European Journal of Remote Sensing*, 53(sup2), 53–66. <http://doi.org/10.1080/22797254.2019.1596757>
- Mardan, M., and Ahmadi, S., 2021. Soil moisture retrieval over agricultural fields through integration of synthetic aperture radar and optical images. *GIScience & Remote Sensing*, 58(8), 1276–1299. <https://doi.org/10.1080/15481603.2021.1974276>
- Mullissa, A., Vollrath, A., Odongo-Braun, C., Slagter, B., Balling, J., Gou, Y. et al., 2021. Sentinel-1 SAR backscatter analysis ready data preparation in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 13(10), 1954. <https://doi.org/10.3390/rs13101954>
- Ochsner, T. E., Cosh, M. H., Cuenca, R. H., Dorigo, W. A., Draper, C. S., Hagimoto, Y. et al., 2013. State of the art in large-scale soil moisture monitoring. *Soil Science Society of America Journal*, 77(6), 1888–1919. <https://doi.org/10.2136/sssaj2013.03.0093>
- Robock, A., Vinnikov, K. Y., Srinivasan, G., Entin, J. K., Hollinger, S. E., Speranskaya, N. A. et al., 2000. The global soil moisture data bank. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 81(6), 1281–1300. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(2000\)081<1281:TGSMDB>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(2000)081<1281:TGSMDB>2.3.CO;2)
- Seneviratne, S. I., Corti, T., Davin, E. L., Hirschi, M., Jaeger, E. B., Lehner, I. et al., 2010. Investigating soil moisture–climate interactions in a changing climate: A review. *Earth-Science Reviews*, 99(3–4), 125–161. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2010.02.004>
- Tao, L., Ryu, D., Western, A., and Lee, S. G., 2022. Comparison of KOMPSAT-5 and Sentinel-1 radar data for soil moisture estimations using a new semi-empirical model. *Remote Sensing*, 14(16), 4042. <https://doi.org/10.3390/rs14164042>
- Tavus, B., Kocaman, S., Nefeslioglu, H. A., and Gokceoglu, C., 2020. A fusion approach for flood mapping using Sentinel-1 and Sentinel-2 datasets. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 43, 641–648. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2020-641-2020>
- Venter, Z. S., Barton, D. N., Chakraborty, T., Simensen, T., and Singh, G., 2022. Global 10 m land use land cover datasets: A comparison of dynamic world, world cover and ESRI land cover. *Remote Sensing*, 14(16), 4101. <https://doi.org/10.3390/rs14164101>
- Zhen, Z., Chen, S., Yin, T., and Gastellu-Etchegorry, J.-P., 2023. Improving crop mapping by using bidirectional reflectance distribution function

(BRDF) signatures with Google Earth Engine.

Remote Sensing, 15(11), 2761. <https://doi.org/10.3390/rs15112761>

Zribi, M., Muddu, S., Bousbih, S., Al Bitar, A., Tomer, S. K., Baghdadi, N. et al., 2019. Analysis of L-

band SAR data for soil moisture estimations over agricultural areas in the tropics. *Remote Sensing*, 11(9), 1122. <https://doi.org/10.3390/rs11091122>