

딥러닝 기반 함수비 예측을 이용한 사질토 지반 침투 및 수분 재분포 분석

정은수¹ · 봉태호^{1*} · 서정일^{2*}

¹충북대학교 산림학과, ²국립공주대학교 산림과학과

Infiltration and Water Redistribution in Sandy Soil: Analysis Using Deep Learning-Based Soil Moisture Prediction

Eun Soo Jeong¹, Tae Ho Bong^{1*} and Jung Il Seo^{2*}

¹Department of Forest Science, Chungbuk National University, Cheongju 28644, Korea

²Department of Forest Science, Kongju National University, Yesan 32439, Korea

요약: 본 연구에서는 강우의 침투과정 및 수분 재분포 현상을 분석하기 위하여 실내 컬럼실험을 수행하였으며, 토층 내 함수비를 효율적으로 측정하기 위하여 딥러닝 기법 중 하나인 합성곱신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 사용하여 함수비 예측 모델을 구축하였다. 컬럼실험으로부터 획득된 디지털 이미지를 구축된 CNN 모델에 적용한 결과 시간에 따른 토층별 함수비를 효과적으로 측정할 수 있었으며, 토층별로 설치된 함수비 센서에 따른 함수비와도 비교적 잘 일치하는 것으로 나타났다. 결과적으로 CNN을 활용하여 토층 내 연속적인 함수비 분포를 파악하는 것이 가능하였으며, 토성 및 지반 함수비 조건에 따른 침투 과정을 효과적으로 분석할 수 있었다.

Abstract: Laboratory column tests were conducted to analyze infiltration and water redistribution processes on the basis of rainfall. To efficiently measure moisture content within soil layers, this research developed a predictive model grounded in a convolutional neural network (CNN), a deep learning technique. The digital images obtained during the column tests were incorporated into the established CNN. The moisture content of each soil layer over time was effectively measured. The measured values were also in relatively good agreement with the moisture content determined using the moisture sensors installed for each soil layer. The use of CNN enabled a comprehensive understanding of continuous moisture distribution within the soil layers, as well as the infiltration process according to soil texture and initial moisture content conditions.

Key words: column test, Convolutional Neural Network, moisture content, soil layer, soil texture

서 론

최근 기후변화로 인한 이상기후의 발달은 국지성 강우나 극한강우의 빈도 및 강도를 증가시키고 산사태의 취약성을 높이고 있다. 우리나라의 경우 국토의 약 63%가 산지로 이루어져 있으며, 얇은 토심의 산사태가 여름철 장마기간에 빈번하게 발생하여 인명 및 재산피해가 거의 매년 반

복되고 있다. 산림청 산사태정보시스템(2023)에 따르면, 산사태에 의하여 최근 10년간('12~'21) 연평균 260.3 ha의 피해면적과 601.9억 원의 복구비용, 1.8명의 인명피해가 발생하였다. 이러한 피해를 최소화하기 위해서는 구조물 대책과 비구조물 대책을 통하여 당장의 산사태 발생 직후에 뒤따르는 상황에 대한 정책적 대응을 우선 견고히 해야 할 것이다. 그러나 그와 동시에 자연현상 그 자체로서의 산사태 발생 기작에 대한 연구도 지속되어 정책적 대응을 위한 과학적·기술적 근거를 제공해야 할 것이다.

산사태의 발생 기작에 있어 강우는 토양의 습윤 부분과 건조 부분의 경계면인 습윤전선의 하강에 따른 상부 지반 포화나 지하수위 상승으로 인해 간극수압을 증가시켜 사

* Corresponding author

E-mail: thbong@cbnu.ac.kr, jungil.seo@kongju.ac.kr

ORCID

Tae Ho Bong  <https://orcid.org/0000-0002-7506-3095>

Jung Il Seo  <https://orcid.org/0000-0002-5494-2306>

면 파괴의 원인으로 작용한다(Jeong et al., 2009). 그러나 선행연구의 결과에 따르면, 강우로 인한 지하수위 상승은 그리 크지 않고, 영구 지하수위의 상승이 아닌 불포화 영역에서 형성되는 임시 지하수위의 형성으로 인해 간극수압 변동이 일어난다(Kim, 1994). 또한, 강우 침투로 인한 습윤대의 발달로 인하여 습윤전선이 임계깊이에 도달해 부(-)의 간극수압을 감소시키고 사면 내 잠재적인 파괴면에서 전단강도의 저하로 이어지게 되어 사면의 파괴가 발생하는 것으로 알려져 있다(Fredlund et al., 1995). 따라서 산사태 발생 기작을 파악함에 있어 강우로 인한 토층 내 함수비의 변화와 습윤전선의 이동을 예측하는 것은 매우 중요한 숙제일 것이다.

강우에 따른 지반의 침투깊이를 산정하기 위하여 Green and Ampt(1911)는 Darcy의 법칙을 적용하여 토양이 균일한 함수비를 갖는 것으로 가정하여 균질토양에 대한 수분 침투 모델을 제시하였으며, 많은 연구자들에 의해 적용 및 수정되며 모델에 대한 검증이 이루어졌고 그 적정성이 인정되었다(Kim et al., 2006). Bouwer(1969)는 불균일하게 여러 층으로 구성된 토양에서의 침투 현상을 규명하였으며, Mein and Larson(1973)은 정상강우에 대하여 표면에 수막이 형성되는 지표수막(ponding)을 고려한 침투깊이를 산정하였다. 이후, Chu(1978)는 비정상 강우를 고려하여 과잉강우량을 산정하기 위해 Green and Ampt(1911)의 수분 침투 모델을 수정하였으며, Chu and Mariño(2005)는 지반의 깊이별 특성 변화를 고려하여 여러 개의 층으로 구성된 지반에 대한 침투해석을 수행한 바 있다. Yoon et al.(2015)은 Lumb(1975)가 제안한 포화투수계수와 함수량 결손으로부터 계산되는 습윤대 방법(wetting front method)에서 강우강도가 투수계수보다 큰 경우 침투율과 투수계수는 같다고 가정하고 침투 현상을 규명하였다. 그러나 이상에서 본 선행연구들은 대부분 포화토를 대상으로 하고 있으며, 흙·물·공기의 삼상구조로 이루어진 불포화토 지반에서는 간극수압이 발생하므로 수분의 거동을 해석하는데 어려움이 있다(Jeon et al., 2010). 따라서 불포화토의 침투거동을 정확히 규명하고 강우 침투 시 토층 내 수분의 변화를 예측하는 모델에 대한 연구가 지속되어야 하는 실정이다.

강우로 인한 불포화토의 침투모델을 정립하고 이를 검증하기 위한 몇몇 선행연구(Ma et al., 2010; Yoon et al., 2015; Morbidelli et al., 2015)에서 일차원 실내 컬럼실험을 통한 토층 내 수분의 변동을 확인한 이래, 후속된 여러 연구들(Siemens and Bathurst, 2010; Ibrahim et al., 2014; Montoya-Dominguez et al., 2017; Dainese et al., 2018; Oguz et al., 2021; Lee et al., 2022)에 의해 일차원 실내 컬럼실험

방법은 큰 발전을 이룰 수 있었다. 그러나 기존 실험방법은 컬럼 내 함수비를 측정하기 위해 일정 깊이별로 함수비 센서를 설치하여 측정하는 점 측정 방식으로 토층 내 연속적인 함수비 변화를 파악할 수 없어 습윤전선의 발달 및 이동을 정확하게 규명하기 어려운 단점이 있다. 이를 보완하기 위해서는 함수비 센서의 설치 간격을 좁혀야 하지만 추가적인 함수비 센서 구입 및 다채널 데이터로거 필요 등 비용적인 문제가 발생할 수 있다. 또한, 토성에 따라 함수비 센서의 감도가 다르게 나타나므로 정확한 함수비 측정을 위해서는 대상 지반에 대하여 함수비 센서를 보정하는 과정이 필수적으로 요구된다.

한편, 최근에는 인공지능망 기반의 토양 함수비 예측 모델에 관한 연구들이 진행되고 있다. Elshorbagy and Parasuraman(2008)은 인공지능망을 활용한 토양 함수비의 예측이 가능함을 증명하였으며, 이후 Ahmad et al.(2010)와 Arif et al.(2013)은 인공지능망을 통한 토양 함수비의 추정이 비교적 높은 정확성과 안정성을 나타낸다고 보고하였다. 이후에도 토양 함수비 예측을 위한 인공지능망 모델은 보다 높은 정확도와 안정적인 예측을 위해 지속적으로 연구되어 왔다(Karandish and Šimůnek, 2016; Adeyemi et al., 2018; Gumiere et al., 2020; Ahmed et al., 2021; Dubois et al., 2021; Yu et al., 2021; Wang et al., 2022). 그러나 인공지능망을 활용한 함수비 예측 연구는 주로 평면상의 토양표면 이미지를 활용하였으며, 강우 침투와 수분의 이동과정을 분석하고자 인공지능망을 활용한 연구는 거의 이루어지지 않았다.

본 연구에서는 토층 내 강우 침투와 수분 이동과정 분석을 위한 함수비 측정 방법으로 인공지능망의 적용 가능성을 평가하고자 일차원 실내 컬럼실험을 계획하였으며, 딥러닝 기법 중 하나인 합성곱신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 활용하여 함수비 예측 모델을 구축하였다. 컬럼실험은 사질토 지반에 대하여 건조 및 불포화 조건에 따른 강우 침투와 포화 후 수분 재분포 현상을 분석하고자 수행하였으며, 각 실험에 대한 시간별 컬럼 이미지 자료를 생성하였다. 이후, 구축된 CNN 모델을 적용하여 시간에 따른 깊이별 함수비를 산정하고 시료의 종류 및 초기 함수비, 함수능 등에 따른 토층 내 수분 침투와 이동과정을 고찰하였다. 또한, CNN 모델을 통한 함수비 결과는 일정 간격으로 설치된 함수비 센서 결과와 비교·분석하였다.

재료 및 방법

본 연구의 순서 및 내용에 대한 모식도는 Figure 1과 같다. 우선 실험을 위한 두 종류의 사질토 시료를 준비하였

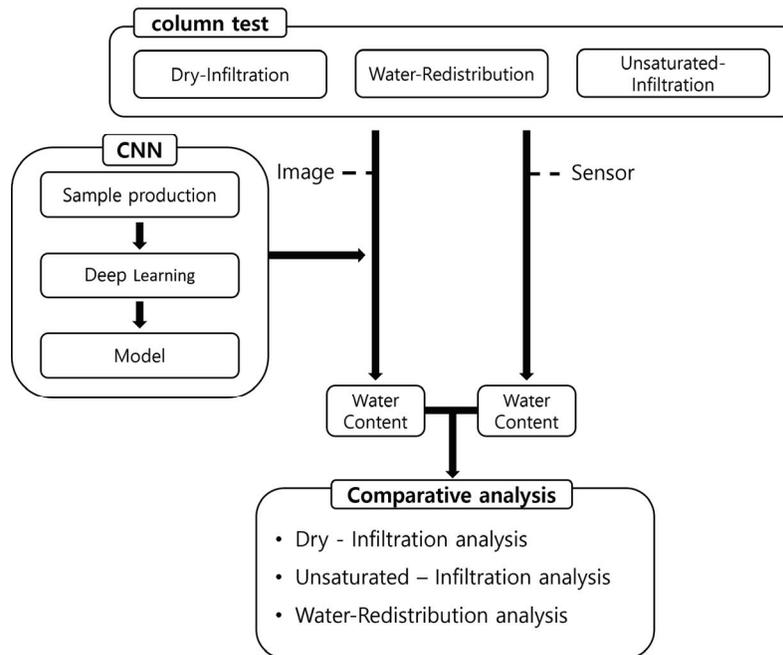


Figure 1. Schematic diagram of the experimental procedure.

으며, CNN 모델을 위한 함수비별 시료를 제작하고 획득된 이미지를 학습시켜 함수비 예측 모델을 구축하였다. 이후 컬럼실험은 총 3가지로 ① 건조토 내 강우 침투, ② 불포화토 내 강우 침투, ③ 포화 후 수분 재분포 과정에 대한 실험을 수행하였으며, 각 실험에 대한 시간별 컬럼 이미지 및 함수비 센서 출력자료를 수집하였다. 수집된 컬럼 이미지는 CNN 모델에 적용하여 토층별 체적 함수비(이하 ‘함수비’라 함)를 추정하였으며, 각 실험조건에 따른 수분이동 과정을 분석하였다. 또한, CNN 모델에 의한 함수비는 함수비 센서를 통한 결과와 비교·분석하였다.

1. 실험재료 및 장치 제작

1) 실험재료

본 연구에 사용되는 시료는 충북 청주시 흥덕구에서 채취한 사질토 시료(Cheongju soil, CS)와 사질토의 일반적 특성을 규명하기 위해서 범용되는 주문진 표준사(Jumunjin soil, JS)이다. 시료의 물리적 특성을 파악하기 위하여 KS F 규정에 따른 기초물성시험을 수행하였으며, 이에 따른 시료의 물리적 특성과 입도분포 곡선은 Table 1 및 Figure 2와 같다.

두 시료는 사질토로 액성한계(Liquid Limit, LL)와 소성한계(Plastic Limit, PL)는 구할 수 없어 비소성(Non Plasticity, NP)으로 나타났다. 통과중량백분율 10%에 해당되는 유효입경(Effective Size, D_{10})은 JS 시료가 CS 시료에 비하여 큰 것으로 나타나 흡입자의 크기가 대체적으로 크며, 이에

Table 1. Physical properties of CS and JS samples.

Property	CS	JS
Specific gravity, G_s	2.65	2.64
Liquid limit (%)	NP	NP
Plastic limit (%)	NP	NP
Effective size, D_{10} (mm)	0.23	0.38
Uniformity coefficient, C_u	3.4	1.6
K_{sat} (cm/s)	0.023	0.011
USCS	SP	SP
Soil texture (USDA)	Loamy sand	Sand

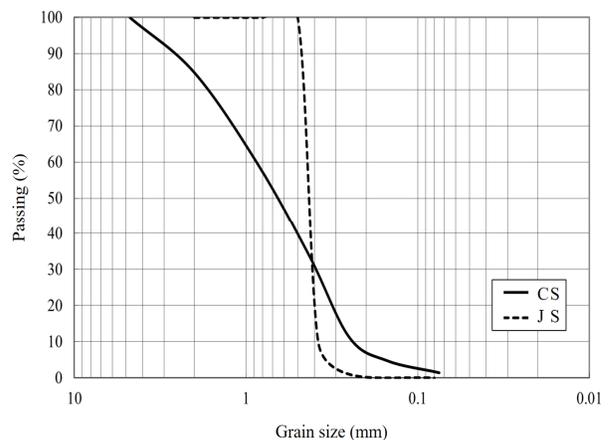


Figure 2. Grain-size distribution curves for CS and JS.

따른 투수계수도 0.023 cm/s로 CS 시료의 0.011 cm/s에 비하여 약 2배 정도 높게 나타났다. 입경분포에 대한 곡률 계수(uniformity coefficient, C_u)는 JS 시료의 경우 1.6으로 Figure 1을 통해서 알 수 있듯이 0.3~0.5 mm 크기의 균일한 입경이 모여 있어 입도분포가 불량하였으며, CS 시료도 3.4로 JS 시료보다 큰 값을 가지나 모래의 입도 양호조건인 6 이하로 입도분포가 불량하였다. 이에 따라 두 시료 모두 통일분류법(Unified Soil Classification System, USCS)상 SP(입도분포가 불량한 모래)로 분류되었다. 미국농무성(US Department of Agriculture, USDA)의 삼각좌표분류법에 따른 분류는 JS 시료의 경우 모래(sand)로 나타났으며, CS 시료의 경우 실트(silt)에 해당하는 입경을 일부 포함하고 있어 양질 모래(loamy sand)로 분류되어 같은 사질토지만 분류법상 차이가 존재하였다.

2) CNN 학습자료

CNN 모델을 구축하기 위한 학습자료는 컬럼실험과 동일한 조건에 대한 이미지를 획득하기 위하여 컬럼과 동일한 직경의 원통형 몰드에 건조부터 포화까지 일정한 함수비 간격에 대한 시료를 제작하였다. 시료의 이미지는 원통의 모든 면을 사용하기 위해 원통을 120°씩 회전하여 3개의 면을 모두 촬영하였다. 이에 따라 시료별 총 54개의 이미지를 획득하였으며, 각각의 이미지는 3개로 분할하여 총 162개의 이미지를 추출하였다. 또한, 학습의 정확도를 높이기 위해 회전, 확대, 밝기조절 등 데이터 증강기법을 이용하여 학습 이미지 양을 증가시켰다.

3) 컬럼실험기 제작

강우 침투와 수분 재분포 과정을 분석하기 위하여 실내 컬럼실험을 계획하고 Figure 3과 같은 컬럼실험기를 제작하였다. 컬럼은 직경 110 mm, 높이 100 cm, 두께 5 mm의 원통형 몰드로 제작하였으며, 균질한 침투가 이루어질 수 있도록 시료의 상부와 하부에 다공석을 설치하였다. 일정한 속도의 침투를 가정하기 위해 2 cm 높이의 지표수막 상태를 유지할 수 있도록 배수장치를 설치하였으며, 함수비 측정을 위해 시간영역반사법(Time Domain Reflectometry, TDR) 방식의 함수비 센서를 10 cm 간격으로 설치하였다. 함수비 센서는 흙의 종류에 따라 센서 응답 특성이 다르기 나타나므로 정확한 측정을 목적으로 두 시료에 대하여 각각 함수비와 센서 출력값 관계에 대한 회귀식을 도출하여 보정을 수행하였다.

또한, 딥러닝 기법을 적용하기 위하여 컬럼실험의 이미지 촬영을 위한 스튜디오를 구성하였다. 균일한 조건을 위해 조명에 의한 Flicker 현상을 최소화하기 위해 암실에서

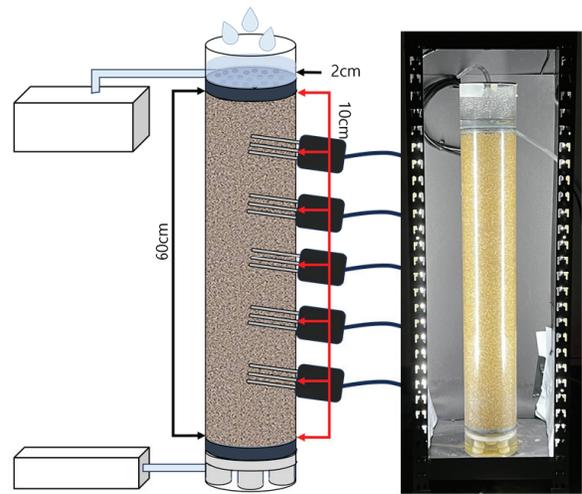


Figure 3. Schematic and photograph of the column test device.

Table 2. Camera setting conditions for column testing.

Model	Canon EOS 600d
ISO	100
Focus	MF
Aperture	F5.6
Shutter speed	1/25
White balance	Auto

LED 조명을 사용하였고, 실험에 사용되는 몰드의 빛 반사를 최소화하기 위해 이미지를 촬영하는 전면을 제외한 다른 부분은 검은색으로 가린 틀을 제작하였다.

이미지 촬영을 위한 카메라는 Canon사의 EOS600d를 사용하였으며, 분석에 사용되는 이미지를 일정 시간 간격으로 얻기 위해 카메라의 디지털 타이머리리즈를 사용하였다. 균일한 이미지를 얻기 위해 카메라를 수동모드로 변경 후 촬영 설정을 동일하게 하였으며, 이에 대한 카메라 설정 조건은 Table 2와 같다.

2. 컬럼실험 방법

건조토 내 침투실험은 제작된 컬럼몰드에 건조된 시료를 토층별 밀도가 균질하도록 6개 층으로 나누어 층별 동일한 시료량을 투하하였으며 목표 높이에 맞게 다짐을 수행하여 컬럼을 형성하였다. 강우침투 조건은 정상강우(steady-state rainfall)를 고려하여 상부에서 지표수막 2 cm를 유지할 수 있도록 충분한 물을 공급하였으며 이에 따른 건조토 내 침투과정을 이미지 촬영 및 함수비 센서로 관찰하였다. 불포화토 내 침투실험은 포화도 50%에 해당하는 함수비를 갖는 시료를 제작하고 건조토와 동일한 방법으로 컬럼을 형성하여 실험을 수행하였다.

포화 후 수분 재분포 실험은 시료를 완전히 포화시키기 위하여 하부 배수구를 통하여 상향침투로 시료 상부까지 물을 공급한 뒤 1시간 동안 수위를 유지하였다. 이후 하부 배수 밸브를 열어 하향 배수 조건을 형성하고 추가적인 물 공급 없이 시료 내 수분이 하부로 이동함에 따른 함수비 변화를 일정 시간 동안 관찰하였다.

3. 합성곱신경망(CNN)

인공신경망이란 두뇌의 뉴런에서 영감을 받아 만들어진 기계학습의 범주로 입력계층, 학습에 사용되는 은닉층, 출력계층을 포함하는 구조로 이루어져 있고, 학습을 통한 분석이 이루어지기 때문에 분석시간이 비교적 짧으며, 주로 예측·분류·회귀분석 등에 사용된다. CNN은 이미지를 효과적으로 분류하기 위하여 LeCun et al.(1989)이 제안한 모형으로 사람의 시각처리 과정을 모방하여 고안되었으며 이미지의 본질적인 패턴을 분석하고 학습한다.

Figure 4는 CNN의 기본구조로 컨볼루션층(convolution layer), 풀링층(pooling layer), 완전연결층(fully connected layer)으로 구성된다. 컨볼루션에서는 $n \times m$ 의 필터로 합성곱 연산을 진행하며 이미지의 특징을 추출하고, 가중치(weight)와 편향(bias)을 적용시켜 이미지에 대한 학습을 진행한다. 풀링은 입력 이미지의 크기를 줄여 정보를 요약하는 등 학습 성능 및 연산속도의 상승에 기여한다. 완전연결에서는 컨볼루션과 풀링을 지나며 학습한 특징들을 이용하여 구축한 모델을 이용하여 실제 이미지에 대해 학습된 데이터에 맞게 분류가 이루어진다.

본 연구에서는 딥러닝 적용을 위하여 Python 3.7 및 Tensorflow-gpu 2.0을 사용하였으며, 신경망의 과적합과

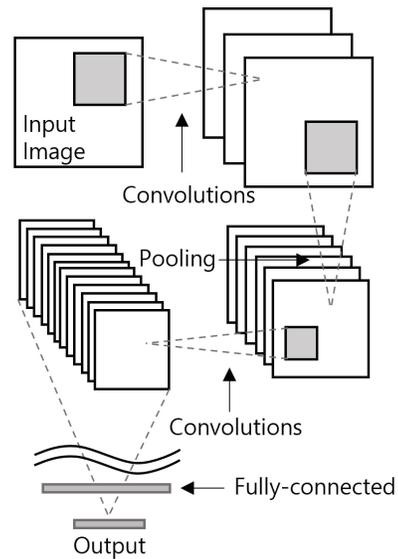


Figure 4. Structure of the Convolutional Neural Network.

과소적합을 방지하기 위해 Adam 알고리즘을 사용하여 최적화를 진행 후 학습조건을 설정하였다.

결과 및 고찰

1. CNN 기반 함수비 예측 모델

함수비 예측을 위한 CNN 모델의 구축을 위하여 학습자료로 사용된 CS 시료와 JS 시료의 함수비에 따른 이미지 예는 Figure 5 및 6과 같다. 신경망의 과적합을 방지하고 최적 훈련 모델을 구현하기 위하여 전체 자료 중 80%를 학습자료, 20%를 검증자료로 구축하였으며, 교차검증을

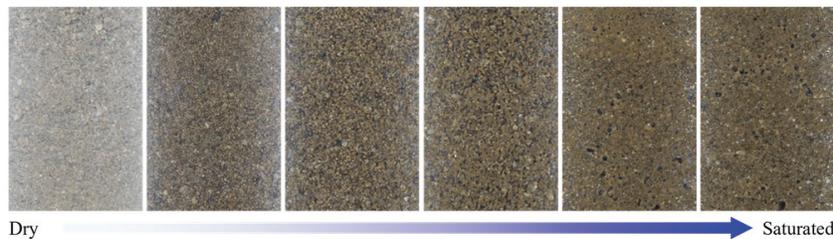


Figure 5. Images of the CS samples depending on water content.



Figure 6. Images of the JS samples depending on water content.

Table 3. Hyper-Parameter for learning.

Parameter	CS	JS
Data	15,900	15,900
Hidden layer	6	6
Epoch	11	11
Batch size	50	50
MAE	< 2% (VWC)	< 1.5% (VWC)

통하여 검증자료의 손실함수가 최소가 되는 epoch 횟수와 은닉층, 배치 사이즈 등을 모델 학습의 하이퍼파라미터 (Hyper-Parameter)로 설정하였다. Table 3은 두 시료에 대한 하이퍼파라미터를 정리한 것으로, 시료에 따른 최적 학습조건은 동일한 것으로 나타났으며, 전체 자료에 대하여 설정된 학습조건으로 학습을 수행함으로써 최종적인 CNN 모델을 구축하였다. CNN 모델의 체적 함수비(Volumetric Water Content, VWC) 예측에 대한 평균절대값오차(Mean Absolute Error, MAE)는 두 시료 모두 2% 이하로 일반적으로 알려진 함수비 센서의 정확도($\pm 3\%$)와 비교하여 더 좋은 성능을 보여주었다.

2. 컬럼실험에 따른 이미지 구축

구축된 CNN 모델을 통한 함수비 예측을 위하여 건조 및 불포화 시료의 강우 침투와 포화 후 수분 재분포 현상에 대해 시간에 따른 각 컬럼 내 토층 이미지를 촬영하였다. 촬영 간격은 사질토의 경우 수분의 이동이 빠르게 진행됨에 따라 초기에는 5초간격으로 사진을 촬영하였으며 이후 수분의 이동이 감소하고 일정한 값으로 수렴하는 구간에서는 30초 간격으로 촬영을 진행하였다. Figure 7은 각 실험조건에 따른 CS 시료와 JS 시료의 시간에 따른 토

층 내 함수비 변화 예를 보여준다.

그림에서 알 수 있듯이 건조시료에서의 강우 침투로 인한 함수비 변화는 육안으로도 식별할 수 있었다[Figure 7 (a)]. JS 시료의 경우 입도가 균일하고 투수계수가 크에 따라 수분 분포도 공간적으로 균질하게 나타났으며 습윤전선의 하강을 비교적 뚜렷하게 관찰할 수 있었다. 그에 반해 CS 시료에 대한 컬럼실험 결과에서는 습윤전선의 하강은 육안 관찰이 가능하였으나 JS 시료에 비하여 토층 내 수분 이동이 비균질하였으며 컬럼과 시료 경계부의 일부 공극은 부분포화 상태로 상대적으로 밝게 나타나는 영역이 존재함을 확인할 수 있었다. 이는 CS 시료는 JS 시료에 비하여 넓은 입도분포를 가지며 최대한 균질하도록 컬럼에 시료를 제작하였음에도 불구하고 공간적으로 완벽하게 균질한 시료를 생성하기 어렵기 때문으로 판단된다.

불포화 시료의 강우 침투와 포화 후 수분 재분포에 따른 함수비 변화는 육안으로 식별이 어려웠다[Figure 7 (b)와 (c)]. 그러나 디지털 이미지를 CNN을 통해 학습시킨 모델에 적용할 경우 시료별 함수비 변화를 효과적으로 분석할 수 있는 것으로 나타났다. 하지만 CNN 모델은 너무 짧은 구간의 이미지를 이용하여 함수비를 예측하게 되면 컬럼 내 재료의 공간적 비균질성, 조명반사 등에 의한 노이즈가 존재하는 특정 층에서 오차가 크게 발생할 수 있다. 따라서 안정적인 함수비 예측을 위하여 이미지를 수직 방향으로 50%씩 중복시켜가면서 토층 내 함수비 분포를 연속적으로 분석하였다.

3. 건조토 내 강우 침투 분석 및 비교

건조된 JS 시료와 CS 시료에서 강우 침투에 따른 시간별 함수비 변화는 Figure 8과 같다. 여기서 다섯 가지의

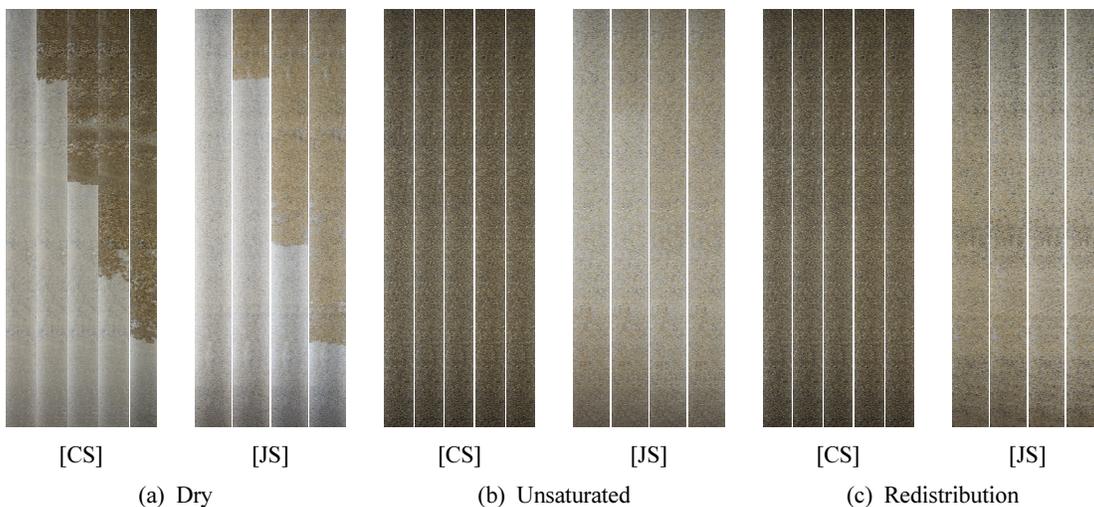


Figure 7. Changes in images of the JS and CS samples over time.

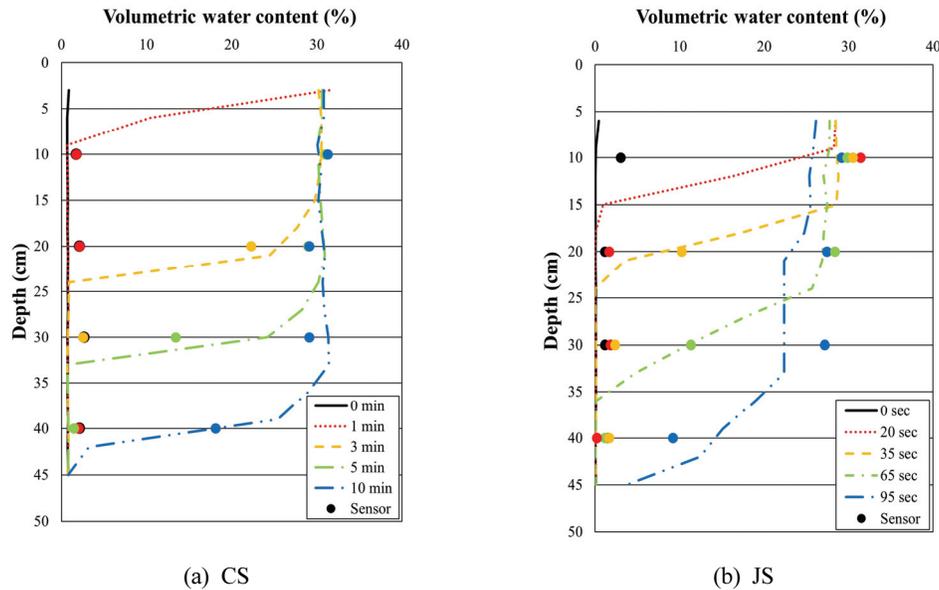


Figure 8. Change in water content over time for dry soil.

선은 CNN 모델을 통한 각기 다른 시간별 함수비의 분포를 나타내며, 시간별 함수비 센서값은 시간별 CNN 모델 결과의 그래프 색과 동일한 색의 심볼로 표시하였다. JS 시료는 CS 시료에 비해 입도가 균일하고 투수계수가 커 강우의 침투가 매우 빠르게 발생하는 것으로 나타났다. 두 시료 모두 강우가 침투되는 과정에서 습윤전선의 함수비가 포화에서 건조로 변하는 전이영역을 확인할 수 있었으며, 침투가 빠르게 발생하는 JS 시료가 더 넓은 구간의 전이영역을 갖는 것으로 나타났다. Green and Ampt(1911)와 Mein and Larson(1973)은 이론상 습윤전선이 지반을 완전히 포화시키며 하강하는 것으로 가정하였으며, 이후 이들에 대한 개선된 모델들도 동일한 가정을 적용하고 있다. 그러나 Yu et al.(2018)와 Shadab and Hesse(2022) 등 일부 학자들은 침투 시 지반 함수비는 포화도에 도달하지 못하고 습윤전선이 하강하는 것으로 나타난다고 보고한 바 있다. 컬럼실험 결과에서도 강우침투에서는 사질토 시료의 경우 수분이동이 빠르게 발생하면서 이론상 목표 건조밀도에 대한 포화 함수비(CS 시료 : 40.4%, JS 시료 : 40.8%)까지는 상승하지 않았으며, 습윤전선 상부의 최대 함수비는 CS 시료의 경우 약 30%, JS 시료의 경우 약 27%를 유지하는 것으로 나타났다.

CNN 모델과 함수비 센서에 의한 함수비 결과를 비교하면 Figure 8과 같이 각 시간별 CNN 모델에 의한 함수비 분포(선)와 심볼로 표현된 함수비 센서값이 비교적 잘 일치함을 알 수 있다. 그러나 함수비 센서에 의한 함수비 분포는 센서가 설치된 지점에 대한 점 데이터로 표현되는

데 반해 CNN 모델을 활용한 경우 토층 내 연속적인 함수비 분포를 관찰할 수 있었으며, 시간에 따른 수분이동 과정을 효과적으로 분석할 수 있었다.

4. 불포화토 내 강우 침투 분석 및 비교

Figure 9는 CS 시료와 JS 시료를 포화 함수비 대비 50%에 해당하는 함수비를 갖는 시료에 대한 불포화토 내 강우 침투에 따른 시간별 함수비 변화를 보여준다. 분석에 사용된 이미지는 육안으로는 함수비 차이를 판별하는 것이 불가능하였으나, CNN 모델을 통한 함수비 예측은 디지털 이미지의 특성값에 대한 변화를 구분하는 것이 가능하였다. 불포화토 내 습윤전선 하강은 모관흡수력 감소에 따른 침투능 감소로 건조토 내 습윤전선 하강에 비하여 느린 속도로 발생하는 것으로 나타났다. 지반 내 최대 함수비는 건조토와 마찬가지로 이론상 포화 함수비에 비하여 낮게 나타났으나 건조토의 최대 함수비 보다는 높은 것으로 나타났다. 이는 불포화토의 경우 건조토에 비하여 초기 침투능이 낮고 습윤전선 상하부의 침투능 차이가 크지 않기 때문으로 판단된다. JS 시료의 경우 초기 함수비가 20%인 불포화토를 제작하였으나 시료의 함수능인 포장용수량(field capacity)은 이보다 낮아 초기 컬럼실험 장치를 설치하는 시간 동안 중력수 이동이 발생하였다. 이에 따라 실험 초기(0 sec) 지반 내 함수비는 상부는 약 14% 정도로 감소하고 35 cm 이상 하부층에서는 함수비가 증가하는 형태를 나타내었다. 이후 상부 침투에 따라 습윤전선은 하강하고 하부층은 수분의 이동으로 함수비가 감소하는 양상을 보였다.

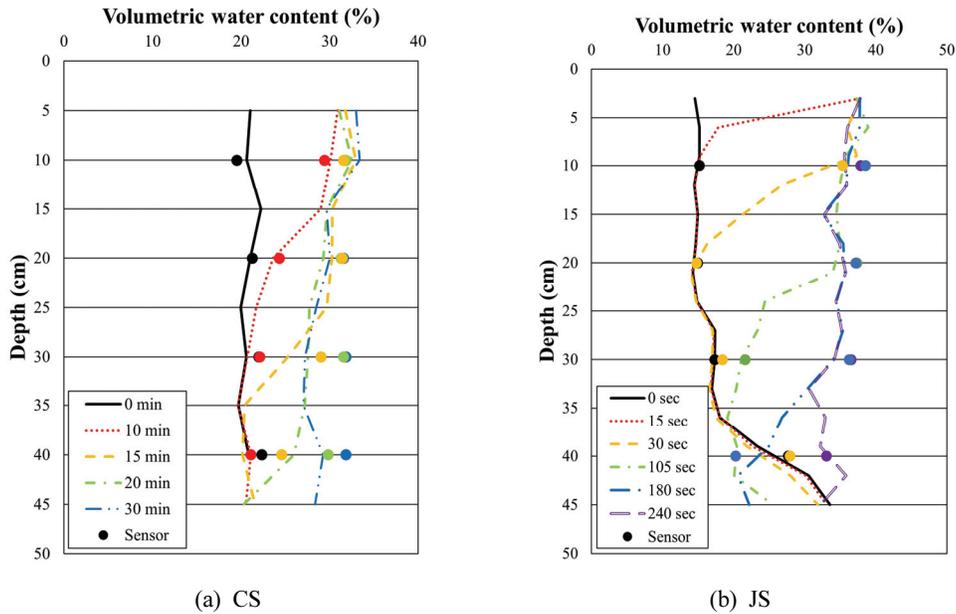


Figure 9. Change in water content over time for unsaturated soil.

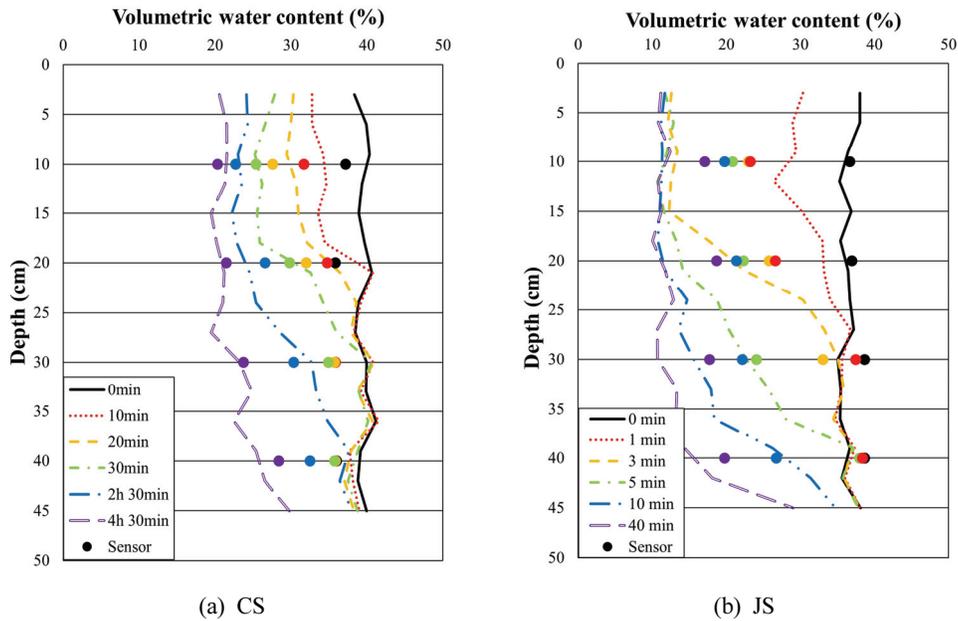


Figure 10. Change in water content by water-redistribution.

CNN 모델과 함수비 센서에 따른 각 측정별 함수비를 비교하면 건조토의 침투와 마찬가지로 시간에 따른 함수비가 비교적 잘 일치하는 것으로 나타났다. 하지만 CS 시료의 경우 침투 15분 경과 후 30 cm 이상 토층에서 CNN 모델의 의한 함수비가 함수비 센서값에 비하여 다소 낮은 값을 나타내었다. 하지만 CNN 모델과 함수비 센서 모두 측정오차를 가지며, 실험 중 실제 함수비를 측정할 수 없어 차이가 발생하는 원인을 확인하기 어려웠다.

5. 포화 후 수분 재분포 분석 및 비교

Figure 10은 포화된 지반의 하향 배수 시 수분 재분포에 따른 시간별 함수비 변화를 보여준다. 시료는 하향 침투로 물을 지표면까지 공급하고 일정 시간 유지하여 시료가 충분히 포화되도록 하였으며 토층 내 함수비는 CS 시료의 경우 약 40%, JS 시료의 경우 약 38%로 이론적 포화 함수비에 근접하여 시료가 충분히 포화 되었음을 확인할 수 있었다. 포화가 완료된 이후 하부 배수 밸브를 열어 하향

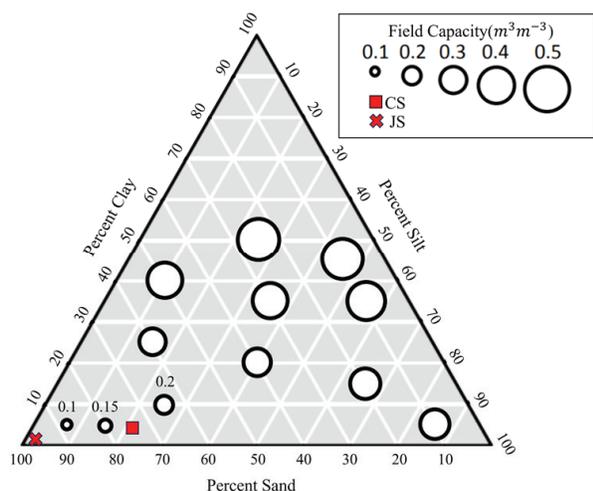


Figure 11. Field capacity for different soil textural classes (Yost, 2006).

배수 조건을 형성하였으며, 시간이 지남에 따라 수분이 중력 방향으로 빠르게 이동하면서 상부층부터 함수비가 점차 감소하였다. 일정 수준 이상의 수분이 중력에 의해 배수된 후에는 수분의 이동속도가 감소하였으며, 시료의 함수비는 더 이상 감소하지 않고 시료의 함수능에 해당하는 일정한 값으로 수렴하는 경향을 나타내었다. JS 시료의 경우 CS 시료에 비하여 수분 재분포가 빠르게 발생하였으며, 함수능도 약 10%로 약 20%인 CS 시료보다 낮게 나타났다. 이는 토성에 따른 시료의 함수특성에 기인하는 것으로 Yost(2016)가 제시한 흙의 삼각좌표분류법에 따른 토성별 함수능과 비교하여 JS 시료와 CS 시료의 함수능은 문헌에 제시된 범위와 비교적 잘 일치하는 것을 알 수 있다(Figure 11).

CNN 모델과 함수비 센서에 의한 결과를 비교하면 CS 시료의 경우 시간에 따른 각 측정별 함수비가 비교적 잘 일치하는 것으로 나타났다. 하지만 JS 시료의 경우 CNN 모델과 함수비 센서 간 함수비 차이가 크게 나타났으며 5분 후 상부층에서는 10% 정도의 차이를 보이기도 하였다. 또한, 40분 경과 후 시료가 함수능에 수렴하는 값도 함수비 센서값은 약 16%로 CNN 모델의 10%에 비하여 높게 나타났다. 따라서 실제 함수비를 확인하기 위하여 실험 종료 후 시료 상부에서 10 cm 및 20 cm 되는 지점에서 시료를 채취하고 실제 함수비를 측정된 결과 두 지점의 평균 함수비는 약 8%로 CNN 모델에 의한 결과와 더 잘 일치하는 것으로 나타났다.

6. 시간에 따른 침투깊이

기존 침투모델에서 강우 침투에 따른 습윤전선의 상부는 완전포화 상태로 가정되나 실제 지반에서는 수분이동

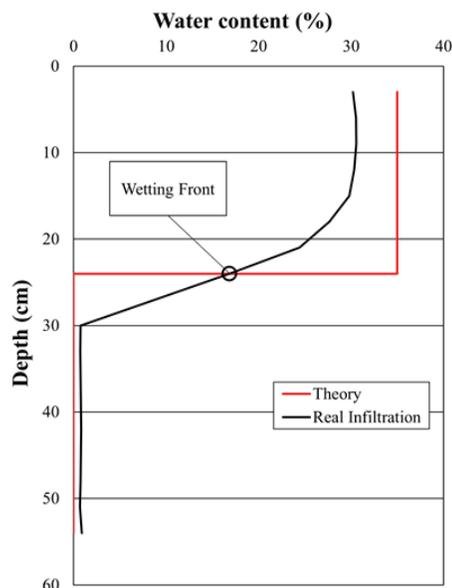


Figure 12. Infiltration profile and wetting front depth.

에 따라 불포화층이 포화층으로 변하는 전이영역이 존재한다. 따라서 본 연구에서는 컬럼실험 결과에 대하여 습윤전선의 위치에 해당하는 침투깊이를 산정하기 위해 Figure 12와 같이 시료의 초기 함수비와 최대 함수비 사이에 발생하는 전이영역의 중간 지점을 평균 침투깊이로 산정하였다.

이에 따른 초기 함수비 및 시료별 시간-누적 침투깊이 곡선은 Figure 13과 같다. 두 시료의 포화 투수계수는 약 2배 정도 차이가 있으나 CS 시료와 JS 시료 간 침투속도 차이는 매우 크게 발생하였으며, 심도가 증가함에 따라 그 차이는 증가하는 것으로 나타났다. 또한, 동일한 시료라도 초기 함수비 조건에 따라 침투속도는 다르며, 건조토에 비하여 불포화토의 경우 느린 침투속도를 나타내었다. 따라서 강우 침투 거동 모델에 있어 불포화토의 함수 특성을 올바르게 고려하는 것은 매우 중요하며, 실험을 통한 결과는 이를 검증하기 위한 자료로 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

CNN 모델과 함수비 센서에 의한 시간에 따른 누적 침투깊이 결과를 비교하면 두 방법 모두 시료의 종류 및 초기 함수비 조건에 따라 비교적 잘 일치하는 것으로 나타났다. 그러나 함수비 센서의 경우 Figure 13과 같이 함수비 센서가 설치된 심도에 대한 침투 시간만을 측정할 수 있어 함수비 센서 간격이 조밀하게 설치하지 않으면 시간에 따른 침투속도의 비선형적 변화를 관찰하기 어려울 것으로 판단된다.

결론

본 연구에서는 강우의 침투과정 및 수분 재분포 현상을 분석하기 위하여 실내 컬럼실험을 수행하였으며, CNN을

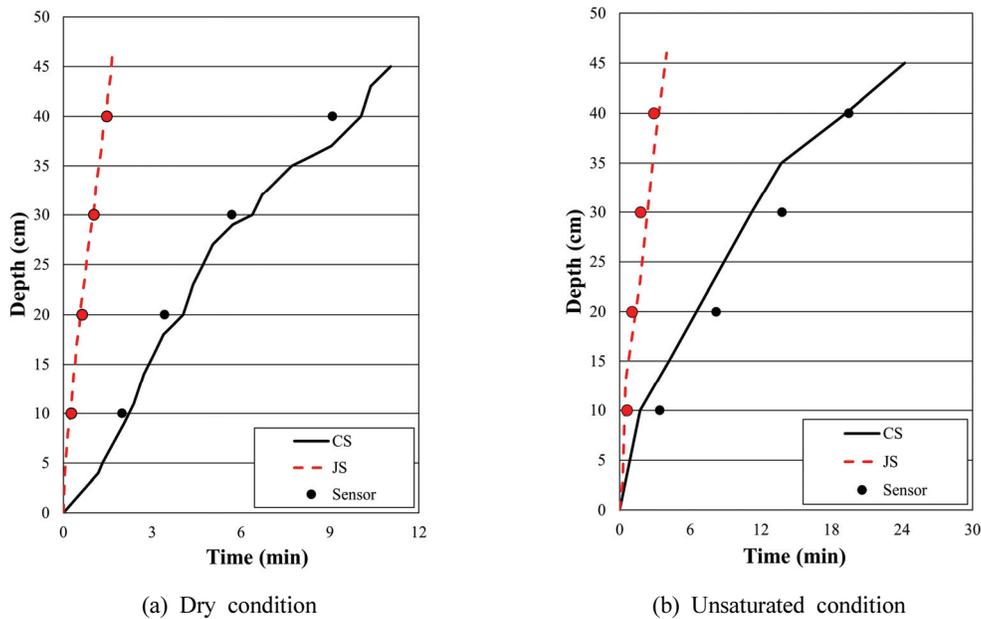


Figure 13. Comparison of cumulative infiltration depth over time.

사용하여 함수비 예측 모델을 구축하고 컬럼실험에 대한 디지털 이미지를 이용해 토층 내 함수비 변화를 측정하였다. 이에 대한 연구 결과를 요약하면 다음과 같다.

1. 본 연구에 학습자료로 사용하기 위해 CS 시료와 JS 시료의 함수비에 따른 이미지를 촬영하여 시료 별 총 54개의 이미지를 획득하였으며, 각각의 이미지를 3개의 이미지로 잘라 162개의 이미지를 추출하였다. 이후 이미지를 증강하여 약 16,000개의 데이터를 제작하였으며, CNN을 활용한 함수비 예측 모델을 구축하였다.

2. 건조토 및 불포화토의 강우 침투과정과 포화 후 수분 재분포에 대한 컬럼실험에 대하여 구축된 CNN 모델을 적용한 결과, 시간에 따른 토층별 함수비 변화를 효과적으로 분석할 수 있었다.

3. 건조토 및 불포화토에서 수분이 침투되는 과정에서 습윤전선 내 전이영역의 발생 및 초기 함수비에 따른 침투 속도의 차이를 확인할 수 있었다. 특히, 사질토 지반의 최대 함수비는 습윤전선이 하강하더라도 포화 함수비까지는 상승하지 않는 것으로 나타났다.

4. 포화 후 수분 재분포 현상을 분석한 결과, 상부층부터 함수비가 점차 낮아지고, 상부층 시료의 수분이 중력방향으로 빠르게 배수되며, 점차 시료의 함수비가 함수능에 해당하는 일정한 값에 수렴하는 양상을 확인할 수 있었다.

5. CNN 모델과 함수비 센서에 따른 각 측정별 함수비는 비교적 잘 일치하는 것으로 나타났으며, 두 함수비 측정방법에 따른 시간-누적 침투깊이도 유사한 것으로 나타났다. 그러나 함수비 센서는 센서가 설치된 특정 깊이의 함수비

만을 측정할 수 있는데 비해 CNN 모델의 경우 토층 내 연속적인 함수비 분포를 파악할 수 있었다.

6. 그러나 일부 깊이에서는 함수비 측정 방법에 따른 차이가 발생하였으나 실험과정에서 이에 대한 오차 검증은 불가능 하였으며, 본 연구에서는 CNN 모델 구축 시 RGB 컬러 이미지만을 활용하였으나 추후 다양한 파장대역 내 이미지를 고려하여 정확한 예측 모델 구축에 대한 연구가 수행될 필요가 있다.

7. CNN 기반 함수비 예측을 통한 지반 내 침투 거동 분석은 추후 다양한 지반 조건에 따른 영향을 규명하고 불포화토의 침투 및 수분 재분포 현상에 대한 예측 모델 개발 시 검증자료로 활용할 수 있으며, 개선된 침투모델은 산사태 예·경보뿐만 아니라 산림유역의 유출특성 규명 등에 활용 가능할 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 산림청(한국임업진흥원) 산림과학기술 연구개발사업(2021332C10-2323-AA01)의 지원에 의하여 이루어진 것입니다.

References

Adeyemi, O., Grove, I., Peets, S., Domun, Y. and Norton, T. 2018. Dynamic neural network modelling of soil moisture content for predictive irrigation scheduling. *Sensor* 18(10): 3408.

- Ahmad, S., Kalra, A. and Stephen, H. 2010. Estimating soil moisture using remote sensing data: A machine learning approach. *Advances in Water Resources* 33(1): 69-80.
- Ahmed, A.A.M., Deo, R.C., Raj, N., Ghagramani, A., Feng, Q., Yin, Z. and Yang, L. 2021. Deep learning forecasts of soil moisture: convolutional neural network and gated recurrent unit models coupled with satellite-derived MODIS, observations and synoptic-scale climate index data. *Remote Sensing*(13): 554.
- Arif, C., Mizoguchi, M., Setiawan, B.I. and Doi, R. 2013. Estimation of soil moisture in paddy field using Artificial Neural Networks. *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence* 1(1): 17-21.
- Bouwer, H. 1969. Infiltration of water into nonuniform soil. *Journal of the Irrigation and Drainage Division* 95(4): 451-462.
- Chu, S.T. 1978. Infiltration during an unsteady rain. *Water Resources Research* 14: 461-466.
- Chu, X. and Mariño, M.A. 2005. Determination of ponding condition and infiltration into layered soils under unsteady rainfall. *Journal of Hydrology* 313(3-4): 195-207.
- Dainese, R., Belli, A., Fourcaud, T. and Tarantino, A. 2018. An infiltration column to investigate experimentally the response of the Soil-Plant-Atmosphere Continuum. *Proceedings of the 7th International Conference on Unsaturated Soils, Hong Kong.*
- Dubois, A., Teytaud, F. and Verel, S. 2021. Short term soil moisture forecasts for potato crop farming: A machine learning approach. *Computers and Electronics in Agriculture* 180: 105902.
- Elshorbagy, A. and Parasuraman, K. 2008. On the relevance of using artificial neural networks for estimating soil moisture content. *Journal of Hydrology* 362(1-2): 1-18.
- Fredlund, D.D. 1995. The stability of slopes with negative pore-water pressures. *The Ian Boyd Donald Symposium on Modern Developments in Geomechanics. Melbourne. Australia*
- Green, W.H. and Ampt, G.A. 1911. *Studies on Soil Physics. The Journal of Agricultural Science* 4: 1-24.
- Gumiere, S.J., Camporese, M., Botto, A., Lafond, J.A., Paniconi, C., Gallichand, J. and Rousseau, A.N. 2020. Machine learning vs. physics-based modeling for real-time irrigation management. *Frontiers in Water* 2: 8.
- Ibrahim, A., Mukhlisin, M. and Jaafar, O. 2014. Rainfall infiltration through unsaturated layered soil column. *Sains Malaysiana* 43(10): 1477-1484.
- Jeon, S.K. 2010. *Analysis of Slope Stability on Unsaturated Soil by Seepage. (M.A. Thesis). Kumoh National Institute of Technology, Graduate School of Industry*
- Jeong, S.S., Choi, J.Y. and Lee, J.H. 2009. Stability analysis of unsaturated weathered soil slopes considering rainfall duration. *KSCE Journal of Civil and Environmental Engineering Research* 29: 1-9.
- Karandish, F. and Šimůnek, J. 2016. A comparison of numerical and machine-learning modeling of soil water content with limited input data. *Journal of Hydrology* 543: 892-909.
- Kim, S.K. 1994. *Landslides in Korea. Proceedings of the North-East Asia Symposium and Field Workshop on Landslides and Debris Flows, Seoul, Korea.*
- Kim, W.K., Chang, P.W. and Cha, K.S. 2006. Estimation of Saturation Depth by Reflecting Water-redistribution Phenomena at a Natural Slope, *Journal of Korean Society of Agricultural Engineers* 48(1): 71-79.
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J.S., Henderson, D., Howard, R.E., Hubbard, W. and Jackel, L.D. 1989. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural computation* 1: 541-551.
- Lee, M.L., Koo, C.H., Chong, S.Y. and Chin, D.J. 2022. Laboratory and Numerical Studies of Rainfall Infiltration into Residual Soil Slope Improved by Biomediated Soil Cover. *Water* 14(5): 744.
- Lumb, P. 1975. Slope failures in Hong Kong. *Quarterly Journal of Engineering Geology* 8: 31-65.
- Ma, Y., Feng, S., Su, D., Gao, G. and Huo, Z. 2010. Modeling water infiltration in a large layered soil column with a modified Green-Ampt model and HYDRUS-1D. *Computers and Electronics in Agriculture* 71: S40-S47.
- Mein, R.G. and Larson, C.L. 1973. Modeling infiltration during a steady rain. *Water Resources Research* 9(2): 384-394.
- Montoya-Dominguez, J.D., García-Aristizábal, E.F. and Vega-Posada, C.A. 2017. One-dimensional experimental study of rainfall infiltration into unsaturated soil. *Revista Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia* 82: 74-81.
- Morbidegli, R., Saltalippi, C., Flammini, A., Cifrodelli, M., Corradini, C. and Govindaraju, R.S. 2015. Infiltration on sloping surfaces: Laboratory experimental evidence and implications for infiltration modeling. *Journal of Hydrology* 523: 79-85.
- Oguz, E.A., Robinson, K., Depina, I. and Thakur, V. 2021. Experimental and Numerical Investigation of One-Dimensional Infiltration into Unsaturated Soil. *Proceedings of the 16th International Conference of IACMAG, Turin, Italy.*

- Shadab, M.A. and Hesse, M.A. 2022. Analysis of Gravity-Driven Infiltration With the Development of a Saturated Region. *Water Resources Research* 58(11): e2022WR032963.
- Siemens, G. and Bathurst, R.J. 2010. Numerical parametric investigation of infiltration in one-dimensional sand-geotextile columns. *Geotextiles and Geomembranes* 28(5): 460-474.
- Wang, J., Wu, F., Shang, J., Zhou, Q., Ahmad, I. and Zhou, G. 2022. Saline soil moisture mapping using Sentinel-1A synthetic aperture radar data and machine learning algorithms in humid region of China's east coast. *Catena* 213: 106189.
- Yoon, G.N., Shin, H. and Kim, Y.T. 2015. Effect of antecedent rainfall on infiltration characteristics in unsaturated soil. *Journal of the Korean Geotechnical Society* 31(8): 5-15.
- Yost, J.L. 2016. Soil Carbon and Soil Moisture Variation in Cropped Fields of the Central Sands in Wisconsin. (M.S. Thesis). University of Wisconsin-Madison.
- Yu, L., Gao, W., Shamshiri, R.R., Tao, S., Ren, Y., Zhang, Y. and Su, G. 2021. Review of research progress on soil moisture sensor technology. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering* 14(4): 32-42.
- Yu, N.Y., Fan, W. and Wei, T.T. 2018. Unsaturated sharp wetting front model based on Mein-Larson saturated infiltration model. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering* 40(9): 1668-1675.

Manuscript Received : November 14, 2023
 First Revision : November 21, 2023
 Accepted : November 22, 2023