

CIELAB 색 표시계 기반 토색을 활용한 불포화토 함수비 예측 연구

Predicting Unsaturated Soil Water Content Using CIELAB Color System-based Soil Color

백 성 하¹ Baek, Sung-Ha 박 가 현² Park, Ka-Hyun
전 준 서³ Jeon, Jun-Seo 곽 태 영⁴ Kwak, Tae-Young

Abstract

A study was conducted to use soil color obtained from digital images as an indicator of soil water content. Digital images of Jumoonjin standard sand with five different water contents were captured under nine different lighting conditions. Through digital image processing, the soil color of the sample was obtained based on the CIELAB color system, and the effect of lighting conditions and water content on the soil color was analyzed. The results indicated that L^* showed a high correlation with illuminance, whereas a^* and b^* showed a high correlation with color temperature. As the water content increased, L^* , which represents the brightness of the soil color, decreased, and a^* and b^* increased. Therefore, the soil color changed from green and blue to red and yellow. Based on the regression analysis results of lighting conditions, water content, and soil color, a water content predicting method based on the soil color of silica-based sand photographed under irregular light conditions was proposed. The proposed method can predict the water content with a maximum error of 0.29%.

요 지

본 연구는 흙의 디지털 이미지로부터 획득된 토색을 기반으로 함수비를 예측하기 위한 기초단계로서 수행되었다. 서로 다른 다섯 가지 함수비로 조성된 주문진표준사 시료를 대상으로 광조건을 아홉 번 씩 바꿔가며 디지털 이미지를 촬영했다. 디지털 이미지 프로세싱을 통해 촬영된 시료의 토색을 CIELAB 색 표시계를 기반으로 획득하고, 광조건과 함수비에 따른 토색 변화를 분석했다. 그 결과, 불포화토의 토색 L^* 값은 조명의 조도와 높은 상관성을 보였고 a^* 와 b^* 값은 조명의 색온도와 높은 상관성을 보였다. 또한 함수비가 증가하면 토색의 밝기를 나타내는 L^* 가 감소하고, a^* 와 b^* 는 증가하여 토색이 초록과 파랑에서 멀어지고 빨강과 노랑에 가까워졌다. 광조건 및 함수비와 토색의 회귀분석 결과를 종합해 불규칙한 광조건에서 촬영된 실리카 계열의 모래의 토색을 기반으로 함수비를 예측하는 방법을 제안했으며, 제안된 방법을 통해 최대 오차 0.29% 수준으로 함수비를 예측할 수 있음을 확인했다.

Keywords : CIELAB, Digital image processing, Soil color, Water content

1 정회원, 한경대학교 건설환경공학부 조교수 (Member, Assistant Prof., School of Civil and Environmental Engineering & Construction Engineering Research Institute, Hankyong National Univ.)

2 정회원, 한국건설기술연구원 지반연구본부 수석연구원 (Member, Senior Researcher, Korea Institute of Civil Engr. and Building Tech.)

3 정회원, 한국건설기술연구원 지반연구본부 수석연구원 (Member, Senior Researcher, Korea Institute of Civil Engr. and Building Tech.)

4 정회원, 한국건설기술연구원 지반연구본부 수석연구원 (Member, Senior Researcher, Korea Institute of Civil Engr. and Building Tech., Tel: +82-31-910-0594, tykwak@kict.re.kr, Corresponding author, 교신저자)

* 본 논문에 대한 토의를 원하는 회원은 2023년 8월 31일까지 그 내용을 학회로 보내주시기 바랍니다. 저자의 검토 내용과 함께 논문집에 게재하여 드립니다.

Copyright © 2023 by the Korean Geotechnical Society

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

흙의 함수비(soil water content)는 흙 속에 함유된 물의 양을 나타내는 값으로 흙 입자의 무게에 대한 물 무게의 비를 백분율로 표시한 것이다(Lambe and Whitman, 1991). 함수비는 흙의 공학적 특성(강도 및 거동 특성)에 매우 큰 영향을 미치기 때문에, 지반구조물의 시공시 함수비를 정확하게 측정하고 일정한 수준으로 관리하는 것은 매우 중요하다(Park et al., 2013; Hong et al., 2015; Kim et al., 2019).

흙의 함수비를 측정하기 위한 방법으로 노건조법(oven-drying technique)이 가장 널리 이용된다. 노건조법이란 자연 상태에서 채취(sampling)한 직후 측정된 시료의 무게와 이 시료를 $110 \pm 5^\circ\text{C}$ 의 오븐(oven)에 24시간 이상 건조한 뒤 측정된 무게의 차이를 이용해 함수비를 산정하는 방법이다(ASTM D2216-19; KS F 2306, 2020). 흙에 유기질 성분이 다량으로 함유된 경우 노건조법 적용 시 고온으로 인해 유기질이 분해되어 함수비가 실제보다 높게 측정될 수 있으므로(Park et al., 2013), 전자레인지 사용 시 시료를 건조시키는 경우도 있다(ASTM D4643-17, 2017). 상술한 방법들은 현장에서 시료를 채취한 뒤 흙 입자와 물의 무게를 직접 측정하므로 함수비를 가장 정확하게 평가할 수 있는 방법으로 알려져 있다(Evett et al., 2008). 그러나 시료의 채취-건조로 진행되는 함수비 측정 방법은 함수비를 실시간-연속적으로 측정할 수 없다는 단점이 있다. 현장에서 채취한 시료를 실험실로 이동시켜 건조하는 과정에 많은 시간이 소요되므로(노건조법의 경우 최소 24시간 소요) 시시각각 변화하는 지반의 함수비를 확인할 수 없으며, 시료가 채취된 특정 위치(spot)의 함수비만 측정되므로 전체 현장의 함수비를 파악하는 것은 사실상 불가능하다.

흙의 특성을 실시간-연속적으로 평가하기 위한 방법으로 컴퓨터를 이용해 이미지로부터 유의미한 정보를 획득하는 디지털 이미지 프로세싱(digital image processing)이 활용되고 있다(Baek et al., 2022). 많은 연구자들(Persson, 2005; Zhu et al., 2010; Zanetti et al., 2015; Santos et al., 2016; Kim, 2020)은 흙 속에 함유된 물의 양이 증가할수록 토색(soil color)이 어두워지는 경향에 주목하고, 흙의 디지털 이미지로부터 얻은 토색을 바탕으로 함수비를 예측하기 위한 연구를 수행해 왔다. Persson (2005)은 디지털 카메라로 다섯 가지 흙의 이미지를 촬영한 뒤 RGB(Red, Green, Blue)와 HSV(Hue, Saturation,

Value) 색 표시계(color system)를 기반으로 획득된 토색값과 체적 함수비(volumetric water content)의 관계를 분석했다. 그 결과, HSV 색 표시계 기반의 토색값 S와 V(각각 채도와 명도를 나타냄)가 체적 함수비와 높은 상관성을 보이며, 특히 흙 속에 함유된 유기질 성분의 함량이 낮을수록 상관성이 더욱 높아지는 것으로 나타났다. Zhu et al.(2010)은 24가지 흙의 흑백 이미지(black-and-white image)로부터 획득한 토색의 gray 색상강도와 함수비가 선형(linear)의 관계가 있음을 확인하고, 토색의 gray 색상강도로부터 함수비를 예측할 수 있는 식을 제안했다. Santos et al.(2016)은 6가지 흙의 디지털 이미지를 촬영한 뒤 토색의 RGB, HSV, gray 색상강도와 함수비의 관계를 분석했다. 각각의 색상강도를 바탕으로 함수비 예측 모델을 도출한 결과, 토색값 S와 V를 기반으로 하는 다중선형회귀모델(multiple linear regression model)을 통해 함수비를 가장 정확하게 예측(RMSE 1.11% 수준)할 수 있음을 확인했다. 또한 Zanetti et al.(2015)과 Kim(2020)은 각각 인공신경망(artificial neural networks)과 딥러닝(deep learning) 기법을 접목해 토색의 RGB 색상강도 기반 함수비 예측 모델을 제안하고, 실측값과 예측값을 비교해 모델의 신뢰성을 확인한 바 있다.

상술한 연구들은 디지털 이미지를 프로세싱을 기반으로 획득된 토색을 활용해 함수비를 비교적 정확히 예측할 수 있음을 보였지만, 실내 스튜디오에서 광조건을 일정하게 유지시킨 뒤 촬영한 이미지를 바탕으로 도출된 결과라는 한계가 있었다. 색(color)의 발현 원리에 따라, 토색은 흙에 입사한 빛(입사광) 중 흡수되지 않고 반사되는 파장의 빛(반사광)에 따라 결정된다(Baek et al., 2022). 즉, 동일한 상태의 흙이라도 입사광이 달라지면 흙의 토색이 다르게 발현되기 때문에, 상술한 연구들과 다른 광조건에서 이미지가 촬영되거나 혹은 광조건의 조절이 불가능한 경우에는 제시된 연구결과가 적용될 수 없었다. Baek et al.(2023)이 CIELAB 색 표시계를 기반으로 광조건에 따라 변화하는 토색을 보정하는 방법을 제시한 바 있지만, 물이 함유되지 않은 건조 상태의 흙 시료를 통해 도출된 결과라는 한계가 있었다.

본 연구에서는 Baek et al.(2023)의 연구를 불포화토 영역으로 확장시키기 위한 과정으로 흙의 함수비와 광조건이 불포화토의 토색(CIELAB 색 표시계 기반)에 미치는 영향을 분석했다. 서로 다른 다섯 가지 함수비(0, 5, 10, 15, 20%)로 조성된 주문진표준사 시료를 대상으로 광조건을 아홉 번 씩 바뀌가며 디지털 이미지를 촬영

했다(총 45회 촬영). 디지털 이미지 프로세싱을 통해 촬영된 시료에 대해서 CIELAB 색 표시계를 기반으로 하는 토색을 획득하고, 함수비와 광조건에 따른 토색 변화를 분석했다. 최종적으로 광조건이 변화해도 적용 가능한 토색 기반의 함수비 예측 방법을 제안했다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 본 연구의 기반이 되는 Baek et al.(2023)의 CIELAB 색 표시계 기반 토색 보정 방법을 요약했다. 3절에서는 디지털 이미지 촬영 장비 및 조건에 대해 기술했고, 4절에서는 함수비와 광조건에 따른 토색 변화를 분석했다. 5절에서는 토색 기반의 함수비 예측 방법을 제안했으며 본 연구의 결론은 6절에서 기술했다.

2. CIELAB 색 표시계 기반 토색 보정 방법

색 표시계(color system)란 색을 수치적으로 표시하는 방법으로, 특정한 색을 색 공간(color space) 상의 한 점으로 나타낸다. 색 공간을 정의하는 방식은 색 표시계에 따라 매우 다양한데 대표적으로 RGB, HSV, CIEXYZ, CIExyY, CIELAB, CIELUV 등이 있다. 색 표시계 및 색 공간에 대해서는 Billmeyer and Saltzman(1981)에 보다 자세히 기술되어 있다.

Baek et al.(2023)은 1978년에 국제조명위원회(CIE, 1978)가 제안한 CIELAB 색 표시계를 기반으로 광조건에 따라 변화하는 토색을 보정하는 방법을 제안했다. CIELAB 색 표시계에서는 색을 L^* , a^* , b^* 의 조합으로 표현한다. 여기서 L^* 는 색의 밝기로 0(어두움)에서 100(밝음)까지의 값으로 표시되고, a^* 와 b^* 는 색상값으로 각각 초록(음수)과 빨강(양수), 파랑(음수)과 노랑(양수) 중 어느쪽에 가까운지를 나타낸다. Baek et al.(2023)은 토색의 L^* 값은 조명의 조도(즉, 흡이 받는 입사광의 조도)에만 영향을 받고 a^* 와 b^* 값은 조명의 색온도(즉, 흡이 받는 입사광의 색온도)에만 영향을 받는다는 점을 확인하고, 광조건 변화에 따른 토색 보정 식을 아래와 같이 제안했다.

$$L^* = a_L I + f_L \quad (1)$$

$$a^* = a_a T + f_a \quad (2)$$

$$b^* = a_b T + f_b \quad (3)$$

여기서, I 와 T 는 각각 흡이 받는 빛의 조도(illuminance)와 색온도(color temperature)를 의미한다. 또한 a_L 과 f_L 은 각각 토색의 L^* 값과 조도 간 선형회귀식의 기울기와 절편을, a_a 과 f_a 은 각각 토색의 a^* 값과 색온도 간 선형회귀식의 기울기와 절편을, a_b 과 f_b 은 각각 토색의 b^* 값과 색온도 간 선형회귀식의 기울기와 절편을 의미한다.

상기 식을 통한 토색 보정 과정은 다음과 같다. 우선 조명의 조도와 색온도를 자유롭게 변화시켜가며 흡 시료의 이미지를 촬영한 뒤, 각 이미지에서 흡 시료의 토색 L^* , a^* , b^* 를 구한다. 이후 조도와 L^* , 색온도와 a^* 및 b^* 간 선형회귀분석(linear regression analysis)을 수행해 식 (1)~(3)의 기울기와 절편을 각각 구한다. 완성된 식 (1)~(3)에 원하는 광조건(조도 및 색온도)을 대입하면 해당 광조건에서 대상 흡의 토색이 산정된다. 즉, 불규칙한(arbitrary) 광조건에서 촬영된 흡 시료의 토색을 원하는 광조건에서의 토색으로 보정할 수 있다. 광조건에 따라 토색이 달라진다는 기존 연구(Persson, 2005; Zhu et al., 2010; Zanetti et al., 2015; Santos et al., 2016; Kim, 2020)의 한계를 극복함으로써, 함수비를 포함한 흡의 속성정보를 예측함에 있어 토색을 신뢰할만한 지표(reliable indicator)로 사용할 수 있다.

그러나 Baek et al.(2023)의 연구는 네 가지 건조 흡 시료(사질토)를 바탕으로 수행된 것으로, 물이 함유된 불포화토의 경우에도 식 (1)~(3)을 통한 토색 보정이 가능한지 여부는 확인되지 않았다. 본 연구에서는 서로 다른 함수비의 불포화토를 대상으로 광조건을 변화시켜가며 이미지를 촬영하고, 함수비 및 광조건에 따른 토색 변화를 분석해 Baek et al.(2023)의 연구 결과를 불포화토 영역으로 확장시켰다. 이를 바탕으로 광조건이 변화해도 적용 가능한 토색 기반의 함수비 예측 방법을 제안했다.

3. 디지털 이미지 촬영 및 분석 조건

3.1 디지털 이미지 촬영 장비

Fig. 1은 본 연구에서 사용된 이미지 촬영 장비의 모식도를 나타낸다. 흡 시료는 내부 직경과 높이가 각각 125mm, 20mm 인 무광의 검정색 몰드(mold)에 조성하였다. 카메라는 니콘(Nikon) 社の D850에 AF-S 50mm f/1.8G 단렌즈를 부착해 사용했으며, 렌즈와 흡 시료의 표면 사이의 거리는 500mm로 일정하게 유지시켰다. 카

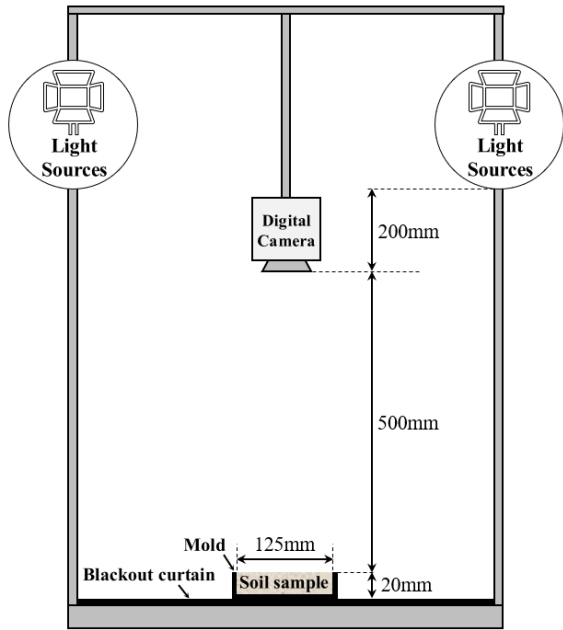


Fig. 1. Schematic diagram of the digital image studio

메라의 설정값이 이미지 촬영 결과에 미치는 영향을 배제하기 위해서, 조리개 값($f/5$), 셔터스피드($1/1000$ 초), ISO (200), 화이트밸런스(5500K), 초점거리(수동모드)는 모두 고정하고 플래시를 켜지 않았다.

조명은 자연광을 모사할 수 있는 고독스(GODOX)사의 SL100Bi를 두 개 사용했는데, 흙 시료의 표면으로부터 700mm 높이에 설치했다. 해당 조명을 통해 흙 시료 표면에 조사되는 빛의 조도를 최대 68,000lux 까지 확보할 수 있었고, 색온도는 2800K에서 6000K 까지 조절할 수 있었다. 이미지 촬영 시에는 해당 조명 외에 모든 빛을 완전히 차단시켰다. 흙 시료가 담긴 몰드가 놓이는 바닥면에는 암막 커튼을 깔아서 흙 시료를 제외한 위치에서 반사되는 빛(반사광)의 영향을 최소화 했다.

3.2 흙 시료

본 연구에서는 국내의 대표적인 실리카 모래(silica sand)인 주문진표준사를 사용했다. Fig. 2와 Table 1은 주문진표준사의 입도분포 곡선과 기본 물성값을 각각 나타낸다. 주문진표준사는 4번체 통과 백분율(직경 4.75mm 이하 입자 비율)과 200번체 통과 백분율(직경 0.074mm 이하 입자 비율)이 각각 100%와 0%이며, 통일분류법에 의해 입도가 불량한 모래(SP)로 분류되었다. 또한 유효입경(D_{10})과 평균입경(D_{50})은 각각 0.35mm와 0.58mm였다.

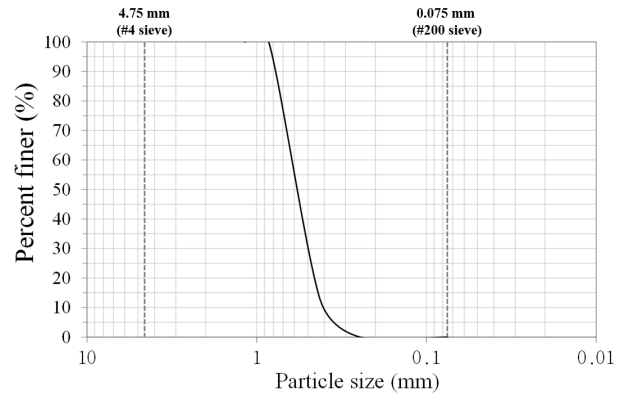


Fig. 2. Particle size distribution of Joomunjin standard sand

Table 1. Index properties of Joomunjin standard sand

USCS	D_{10} (mm)	D_{50} (mm)	C_u	G_s	e_{max}	e_{min}
SP	0.35	0.58	1.68	2.65	0.99	0.63

주문진표준사는 $110 \pm 5^\circ\text{C}$ 의 오븐(oven)에 24시간 이상 건조한 뒤 사용했다. 시료를 담은 몰드의 체적을 고려하여 상대밀도 70%(건조밀도를 기준으로 1.52g/cm^3)와 목표 함수비를 만족하도록 흙 시료와 물의 양을 계산해 준비했다. 흙과 물을 균질하게 교반한 뒤, 이를 몰드의 내경과 동일한 직경을 가지는 다짐봉을 사용해 평평하게 다져 넣었다.

3.3 디지털 이미지 촬영 및 토색 분석 방법

상술한 과정에 따라 이미지 촬영 장비와 흙 시료를 준비한 뒤, 광조건을 다양하게 바꿔가며 흙 시료의 디지털 이미지를 촬영했다. 광조건은 조명의 조도와 색온도를 조절하여 변화시켰는데 이는 각각 광원의 밝기와 색상을 정량적으로 나타내는 값이다. Baek et al.(2023)이 경기도 고양시의 다양한 날씨 조건 및 시간대에서 자연

Table 2. Lighting conditions (illuminance and color temperature) for soil digital image acquisition

Color temperature (K)	Illuminance (lux)
3800	35,000
	50,000
	65,000
4500	35,000
	50,000
	65,000
5500	35,000
	50,000
	65,000

광의 조도 및 색온도를 측정된 결과, 조도는 15,540~65,040lux의 범위를 보였고 색온도는 3,590~5,808K의 범위를 보였다. 자연광의 조도 및 색온도 측정 결과를 바탕으로 흙 시료의 디지털 이미지 촬영 시 적용할 광조건을 Table 2와 같이 결정했다.

총 다섯 가지 함수비(0, 5, 10, 15, 20%)로 구성된 흙 시료를 대상으로 광조건을 총 아홉 번 씩 바뀌가며 디지털 이미지를 촬영했다(45회 촬영). 조명의 조도와 색온도를 수동(manual)으로 변화시켜가며 목표한 광조건을 맞췄는데 이때 약간의 오차가 발생했다(조도와 색온도의 평균 오차는 각각 1.15%와 0.61%). 따라서 이미지 촬영 전 Kinca Minolta 社の 휴대용 광특성 측정장치 CL-200A를 사용해 표면에서 흙 시료가 실제로 받는 빛의 조도와 색온도를 측정했으며, 결과 분석 시 실측값을 사용했다.

본 연구에서는 RGB 색 표시계를 기반으로 획득된 디지털 이미지를 CIELAB 색 표시계로 변환한 뒤 분석에 사용했다. 이를 위해 CIE(1931)의 등색함수(color matching function)를 이용해 RGB 색 표시계를 CIEXYZ 색 표시계로 변환하고 CIE(1978)의 변환식을 통해 CIEXYZ 색 표시계를 CIELAB 색 표시계로 변환했다. 상기 색 표시계 변환 과정은 Rossel et al.(2006)에 보다 자세히 기술되어 있다. 디지털 이미지로부터 토색을 획득하기 위해서, 흙 시료와 중심을 공유하며 직경이 100mm 인 원(circle)을 관심 영역(region of interest, ROI)으로 설정했다(Fig. 3). Garcia et al.(2011)과 Gomez-Robledo et al.

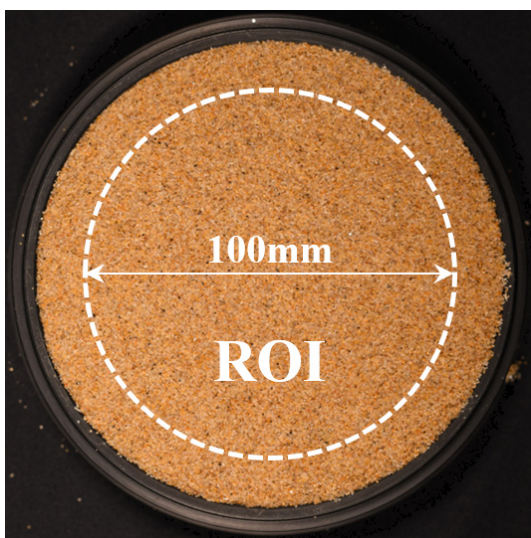


Fig. 3. Region of interest (ROI) for digital image processing (Water content of the soil sample: 10%, Illuminance: 50,000lux, Color temperature: 4500K)

(2013)의 연구를 참고해 관심 영역 내 토색의 최빈값(mode)을 대푯값(즉, 관심 영역 내 L^* , a^* , b^* 의 최빈값)으로 간주하여 분석에 활용했다.

4. 디지털 이미지 촬영 결과 및 분석

4.1 광조건에 따른 토색 변화

본 장에서는 흙 시료의 디지털 이미지 촬영 결과를 바탕으로 광조건에 따른 토색의 변화를 분석했다. 광조건에 따른 토색의 변화 경향(정성적인 측면)이 함수비와 관계없이 유사하게 나타났기 때문에, 함수비 10%로 구성된 흙 시료의 디지털 이미지를 대표로 Fig. 4에 나타냈다. 광조건을 변화시키며 이미지를 촬영한 결과, 동일한 흙 시료를 일정한 카메라 설정값을 적용해 촬영했음에도 광조건에 따라 토색이 달랐다. 빛은 조도가 높아질수록 밝아지고 색온도가 높아질수록 붉은색에서 푸른색에 가까워지는데 토색도 동일한 경향을 보였다. 이는 건조토를 대상으로 수행된 Baek et al.(2023)의 연구와 동일한 경향으로, 광조건(즉, 입사광 조건)에 따라 흙으로부터 반사되는 반사광의 특성이 달라지기 때문이다.

광조건에 따라 토색이 크게 달라지는 현상은 광조건을 일정하게 유지시킨 뒤 촬영한 이미지를 바탕으로 토색과 함수비의 상관관계를 제시한 기존 연구(Persson, 2005; Zhu et al., 2010; Zanetti et al., 2015; Santos et al., 2016; Kim, 2020)의 한계를 보여준다. 광조건이 달라지면 동일한 상태를 가지는 흙의 토색이 완전히 달라지기 때문에 기존 연구들과 다른 광조건에서 이미지가 촬영되거나 혹은 광조건의 조절이 불가능한 경우에는 제시된 연구결과가 적용될 수 없다.

광조건에 따른 토색의 변화를 정량적으로 분석하기 위해서, 관심 영역 내 토색(L^* , a^* , b^*) 최빈값과 흙이 받는 빛의 조도 및 색온도 간의 선형회귀분석을 수행했다. Fig. 5에 나타낸 바와 같이, 모든 함수비 조건에서 토색의 L^* 값은 조명의 조도(즉, 흙이 받는 입사광의 조도)와 높은 상관성을 보였고 a^* 와 b^* 값은 조명의 색온도(즉, 흙이 받는 입사광의 색온도)와 높은 상관성을 보였다. 이에 반해 색온도와 L^* , 조도와 a^* 및 b^* 는 매우 낮은 상관성을 보였다. 이는 건조토를 대상으로 수행된 Baek et al.(2023)의 연구와 동일한 경향으로, 물이 함유된 불포화토의 경우에도 앞서 제시한 식 (1)~(3)이 적용될 수

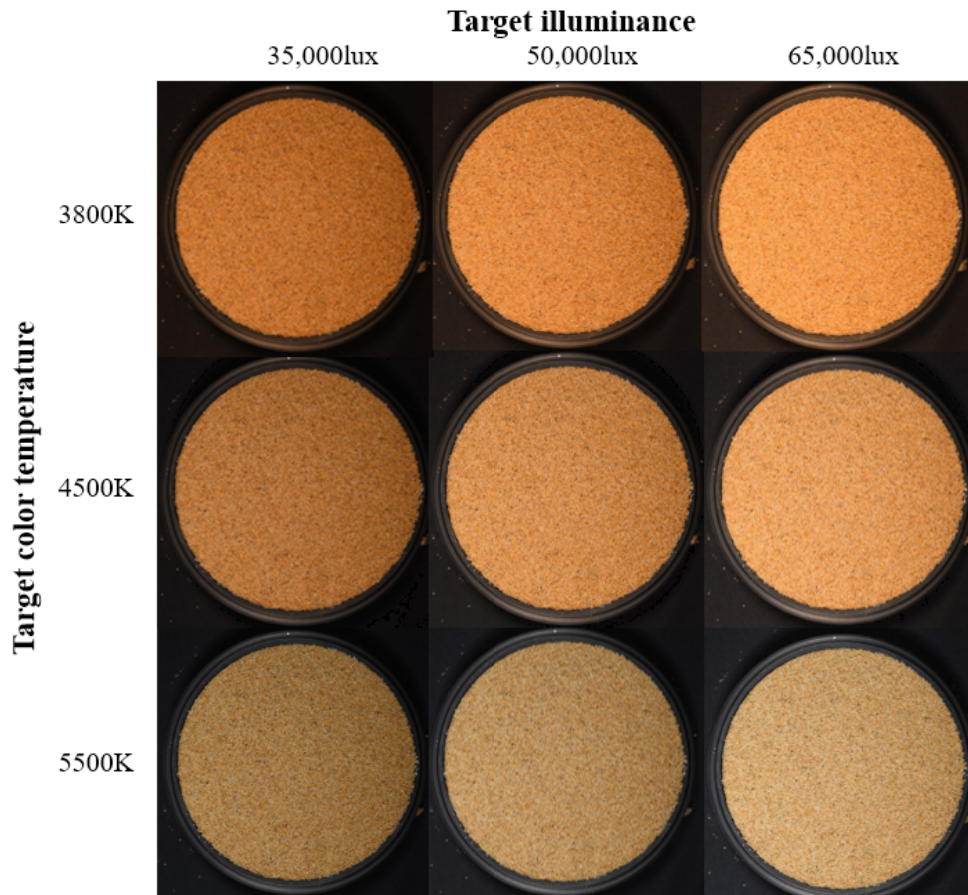
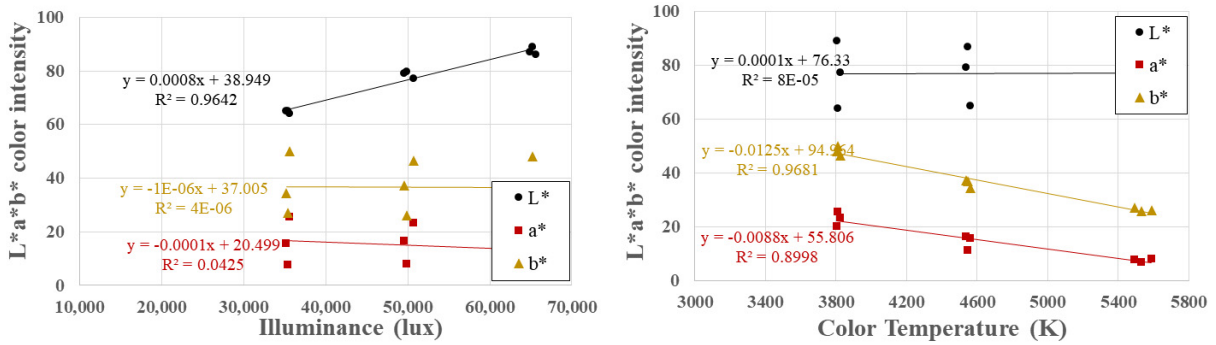
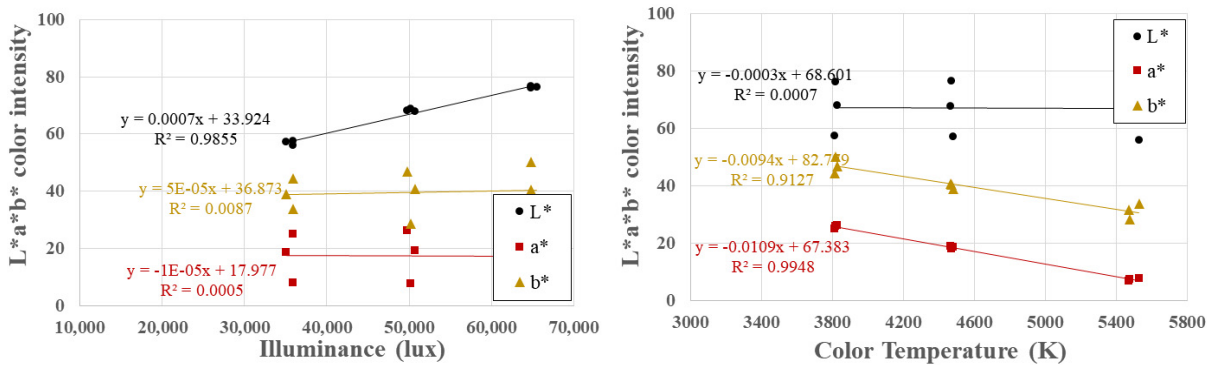


Fig. 4. Digital images of the soil sample (Water content of the soil sample: 10%)

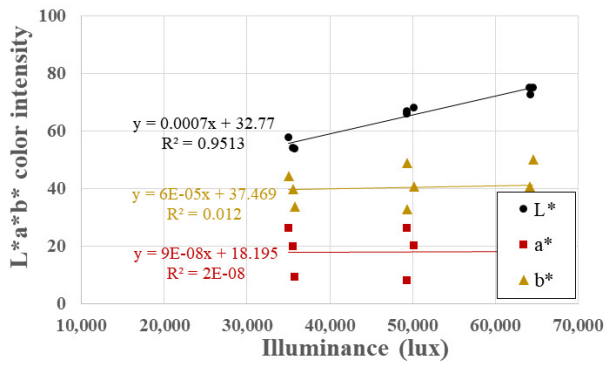


(a) Water content of the soil sample: 0%

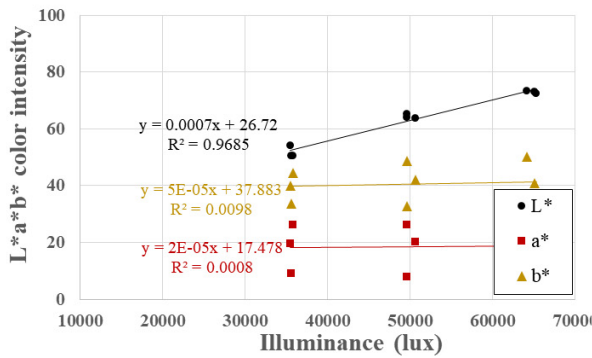
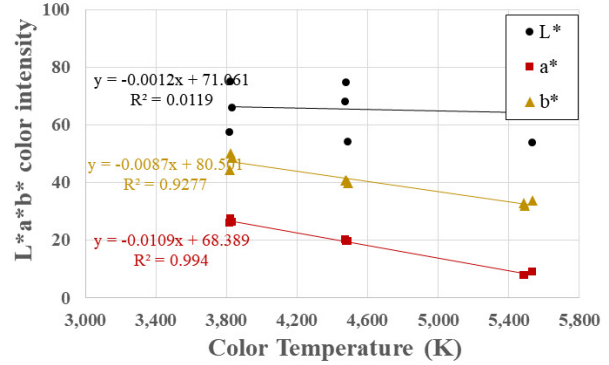


(b) Water content of the soil sample: 5%

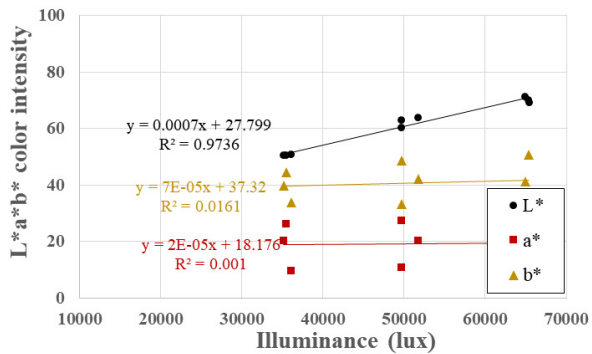
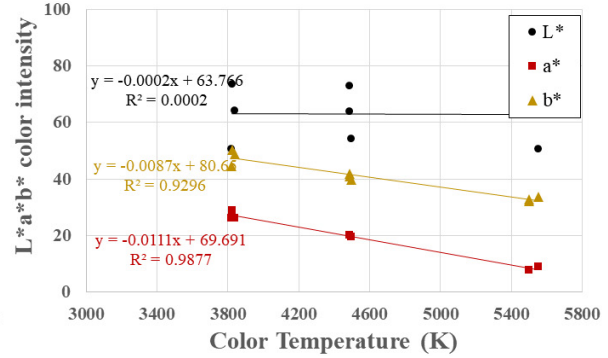
Fig. 5. Mode CIELAB color intensities according to the lighting conditions



(c) Water content of the soil sample: 10%



(d) Water content of the soil sample: 15%



(e) Water content of the soil sample: 20%

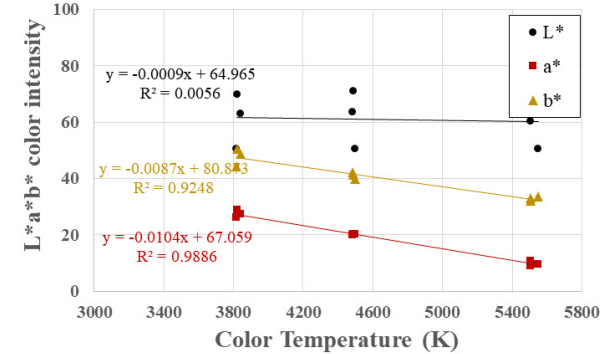


Fig. 5. Mode CIELAB color intensities according to the lighting conditions (Continued)

있음을 의미한다.

Table 3은 조도와 L^* , 색온도와 a^* 및 b^* 간 선형회귀 분석을 통해 구한 식 (1)~(3)의 기울기를 나타낸다. 여기서 한 가지 흥미로운 사실은 건조토(함수비 0%)를 제외한 모든 시료에 대해 식 (1)~(3)이 유사한 기울기를 가진다는 것이다. 함수비에 따라 토색에 차이가 있으므로 선형회귀식의 절편은 다르지만, 조도와 색온도의 변화에 따른 토색의 변화량은 큰 차이가 없는 것이다. Back et al.(2023)은 서로 다른 네 가지 건조토(사질토)를 대상으로 구한 식 (1)~(3)이 유사한 기울기를 가짐을 밝혔다(네 가지 건조토의 a_L , a_a , a_b 평균값은 각각 0.0008, -0.0088,

-0.0126으로 나타남). 이상을 종합하면 광조건에 따른 토색의 변화량(즉, 선형회귀식의 기울기)은 흙의 종류보다 물의 함유 여부에 더 큰 영향을 받는다고 할 수 있

Table 3. Slope of linear regression line between lighting conditions and CIELAB-based soil color intensities

Water content (%)	a_L	a_a	a_b
0	0.0008	-0.0088	-0.0125
5	0.0007	-0.0109	-0.0094
10	0.0007	-0.0109	-0.0087
15	0.0007	-0.0111	-0.0087
20	0.0007	-0.0104	-0.0087

나, 일반론적인 결론을 도출하기 위해서는 보다 다양한 흙 시료를 대상으로 추가적인 연구를 수행해야 할 것으로 판단된다.

본 연구에서는 불포화토(함수비 5, 10, 15, 20%)에 대해 얻어진 선형회귀식 기술기의 평균값을 식 (1)~(3)의 a_L , a_a , a_b 에 각각 대입하여 불포화토의 토색과 광조건의 상관관계를 식 (4)~(6)과 같이 제시했다. 식 (4)~(6)은 불포화 상태인 실리카 계열의 모래에 적용할 수 있는 토색 보정 식이다. 제시한 식을 이용하면 단 한 번의 디지털 이미지 촬영을 통해 원하는 광조건에서의 토색을 획득할 수 있으며, 그 절차는 다음과 같다. 우선 대상 흙의 디지털 이미지를 촬영해 CIELAB 색 표시계를 기반으로 토색(L^* , a^* , b^*)을 획득하고, 이때 대상 흙이 받는 빛의 조도(I)와 색온도(T)를 기록한다. 획득된 토색과 광조건의 쌍((L^*, I) , (a^*, T) , (b^*, T))을 식 (4)~(6)에 대입하여 절편(f_L , f_a , f_b)을 구해 식을 완성한다. 완성된 식 (4)~(6)에 원하는 광조건(조도 및 색온도)을 대입하면 해당 광조건에서 대상 흙의 토색을 산정할 수 있다.

$$L^* = 0.0007I + f_L \quad (4)$$

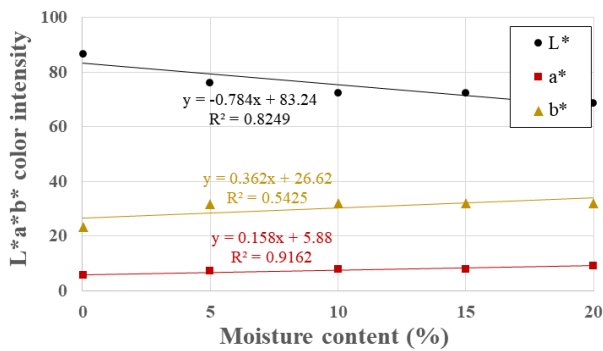
$$a^* = -0.0108T + f_a \quad (5)$$

$$b^* = -0.0089T + f_b \quad (6)$$

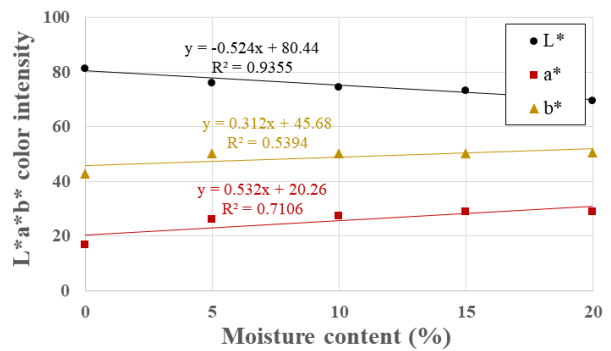
4.2 함수비에 따른 토색 변화

본 장에서는 흙 시료의 디지털 이미지 촬영 결과를 바탕으로 함수비에 따른 토색의 변화를 분석했다. Fig. 6은 함수비와 토색(L^* , a^* , b^*) 최빈값의 관계를 보여준다. 함수비에 따른 토색의 변화 경향(정성적인 측면)이 광조건에 관계없이 유사했기 때문에, 조도 35,000lux 및 65,000lux와 색온도 3800K 및 5500K 조건에서 획득된 함수비와 토색의 관계만 대표로 나타났다.

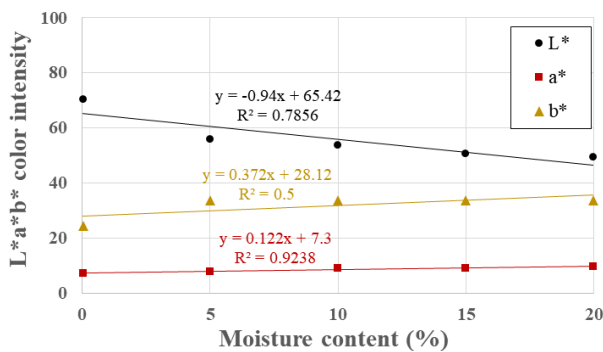
Fig. 6에서 확인할 수 있듯이, 함수비가 증가하면 토색의 밝기를 나타내는 L^* 가 감소했는데 이는 Zhu et al. (2010)과 일치하는 경향이였다. a^* 와 b^* 는 함수비에 따라 증가하여 토색이 초록과 파랑에서 멀어지고 빨강과 노랑에 가까워졌다(CIELAB 색 표시계에서 a^* 와 b^* 는 초록(음수)과 빨강(양수), 파랑(음수)와 노랑(양수) 중 어느쪽에 가까운지를 각각 나타냄). 이는 함수비가 높아질수록 R(빨강), G(초록), B(파랑) 색상강도가 모두 감소



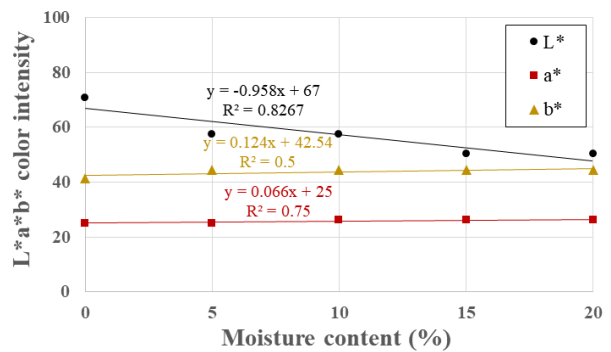
(a) Illuminance: 65,000lux, Color temperature: 5500K



(b) Illuminance: 65,000lux, Color temperature: 3800K



(c) Illuminance: 35,000lux, Color temperature: 5500K



(d) Illuminance: 35,000lux, Color temperature: 3800K

Fig. 6. Mode CIELAB color intensities according to the water content of soil sample

한다는 Kim(2020)의 연구와 상이한 결과였다. Kim(2020)은 RGB 색 표시계를 기반으로 토색을 획득해 분석에 활용했는데, RGB 색 표시계로 표현되는 토색(R, G, B)은 밝기와 색상에 모두 영향을 받는다. 상술한 바와 같이 함수비가 증가하면 토색의 밝기가 감소하므로 Kim(2020)의 연구에서는 색상의 변화와 관계없이 R, G, B 색상강도가 모두 감소한 것으로 판단된다.

토색과 함수비의 관계를 정량적으로 분석하기 위해서, 관심 영역 내 토색(L^* , a^* , b^*) 최빈값과 함수비 간의 선형회귀분석을 수행했다. 단일 토색값과 함수비의 관계를 분석하는 단순선형회귀모델(simple linear regression model)과 여러 개의 토색값과 함수비의 관계를 동시에 분석하는 다중회귀모델(multiple linear regression model)을 활용했다. 우선, F값을 산정해 단순 및 다중 회귀모델의 유의성을 검정했다. 여기서 F값이란 F-검정(분산분석)을 통해 도출되는 검정통계량으로 회귀모델의 독립변수(토색값)가 종속변수(함수비)를 유의미하게 설명하는지를 판단할 때 사용되는 값이다. F값이 작을수록 더 높은 신뢰수준에서 회귀모델의 유의성을 검증할 수 있다. 본 연구에서는 95%의 신뢰수준을 적용해 F값이

0.05 보다 작은 경우에 회귀모델이 유의하다고 판단했다(Schmetterer, 2012). Table 4는 본 연구에서 사용한 단순 및 다중 회귀모델의 독립변수와 각각의 모델에 대해 F-검정을 수행해 얻은 F값을 나타낸다.

F-검정 결과, L^* 를 독립변수로 사용하는 단순회귀모델은 모든 광조건에 대해 유의했고, 나머지 모델은 일부 광조건에 대해서만 통계적 유의성을 보였다. 본 연구에서는 회귀모델이 유의한 경우에 대해 토색과 함수비 사이의 선형회귀식(식 (7))을 구했다. 선형회귀식은 잔차의 제곱합을 최소화 하는 최소제곱법을 통해 구했고, 선형회귀식의 예측 정확도는 선형회귀식을 통해 예측한 함수비와 실제 함수비의 평균제곱근오차(Root Mean Square Error, RMSE)를 통해 확인했다.

$$WC = \beta_0 + \beta_1 L^* + \beta_2 a^* + \beta_3 b^* \quad (7)$$

여기서 WC 는 흙 시료의 함수비(%)를 의미하고, β_0 , β_1 , β_2 , β_3 은 회귀계수를 의미한다.

Table 5~7은 각각 L^* , a^* , b^* 를 독립변수로 사용하는 단순 선형회귀식의 회귀계수와 각각의 단순 선형회귀

Table 4. F-values of simple and multiple linear regression models used in this study

Color temperature (K)	Illuminance (lux)	Independent variable					
		Simple linear regression			Multiple linear regression		
		L^*	a^*	b^*	L^*, a^*	L^*, b^*	L^*, a^*, b^*
3800	35,000	0.03239	0.05766	0.18169	0.09509	0.10000	0.28231
	50,000	0.03625	0.04835	0.05430	0.17671	0.18521	0.51746
	65,000	0.00071	0.07290	0.15759	0.05112	0.02821	0.01141
4500	35,000	0.04641	0.07369	0.13624	0.13528	0.01263	0.01391
	50,000	0.03877	0.09570	0.06303	0.16878	0.05138	0.08494
	65,000	0.02514	0.07715	0.12775	0.03791	0.00218	0.04938
5500	35,000	0.04521	0.00914	0.18169	0.07621	0.01430	0.12685
	50,000	0.02177	0.02705	0.04243	0.11111	0.13243	0.35641
	65,000	0.03290	0.01057	0.15576	0.05664	0.05017	0.28231

Table 5. Linear regression coefficient between water content of soil sample and L^* ($\beta_2 = \beta_3 = 0$)

Color temperature (K)	Illuminance (lux)	β_0	β_1	R^2	RMSE (%)
3800	35,000	59.5485	-0.8629	0.8267	2.944
	50,000	94.3404	-1.2480	0.8137	3.052
	65,000	144.2491	-1.7852	0.9355	1.796
4500	35,000	57.3181	-0.8319	0.7820	3.302
	50,000	74.4424	-0.9410	0.8055	3.118
	65,000	115.3171	-1.3843	0.8527	2.714
5500	35,000	56.8181	-0.8357	0.7856	3.274
	50,000	78.1649	-0.9998	0.8658	2.590
	65,000	89.3343	-1.0522	0.8249	2.959

Table 6. Linear regression coefficient between water content of soil sample and a^* ($\beta_1 = \beta_3 = 0$)

Color temperature (K)	Illuminance (lux)	β_0	β_2	R^2	RMSE (%)
3800	50,000	-153.1381	6.2600	0.7763	3.345
5500	35,000	-54.5134	7.5719	0.9238	1.952
	50,000	-21.5984	3.9886	0.8456	2.779
	65,000	-33.2575	5.7986	0.9162	2.047

Table 7. Linear regression coefficient between water content of soil sample and b^* ($\beta_1 = \beta_2 = 0$)

Color temperature (K)	Illuminance (lux)	β_0	β_3	R^2	RMSE (%)
5500	50,000	-41.3900	1.7039	0.7940	3.209

Table 8. Linear regression coefficient between water content of soil sample and L^* and a^* ($\beta_3 = 0$)

Color temperature (K)	Illuminance (lux)	β_0	β_1	β_2	R^2	RMSE (%)
4500	65,000	360.0024	-3.7696	-3.5233	0.9621	1.377

Table 9. Linear regression coefficient between water content of soil sample and L^* and a^* ($\beta_2 = 0$)

Color temperature (K)	Illuminance (lux)	β_0	β_1	β_3	R^2	RMSE (%)
3800	65,000	231.7141	-2.3779	-0.8790	0.9718	1.188
4500	35,000	342.2248	-2.6779	-4.7219	0.9874	0.795
	65,000	397.6160	-3.2340	-3.5768	0.9978	0.330
5500	35,000	218.9340	-2.1491	-2.7808	0.9857	0.846

Table 10. Linear regression coefficient between water content of soil sample and L^* , a^* , and b^*

Color temperature (K)	Illuminance (lux)	β_0	β_1	β_2	β_3	R^2	RMSE (%)
3800	65,000	232.1776	-1.7353	1.8368	-2.8415	0.9999	0.063
4500	35,000	261.5321	-1.8936	5.0057	-6.2082	0.9999	0.077
	65,000	403.4328	-3.3824	-0.4969	-3.2133	0.9985	0.274

식이 보이는 평균제곱근오차를 나타낸다. 또한 Table 8~10은 각각 L^* 와 a^* , L^* 와 b^* 그리고 L^* , a^* , b^* 를 모두 독립변수로 사용하는 다중 선형회귀식의 회귀계수와 각각의 다중 선형회귀식이 보이는 평균제곱근오차를 나타낸다. Table 5~10에서 확인할 수 있듯이, 단일 토색값을 사용하는 단순 선형회귀식 보다 여러 개의 토색값을 사용하는 다중 선형회귀식의 결정계수(R^2)가 크고 평균제곱근오차가 작았는데, 함수비의 증가가 토색의 밝기와 색상에 모두 영향을 미쳤기 때문이다. 특히 L^* , a^* , b^* 를 모두 독립변수로 사용하는 다중 선형회귀식의 평균제곱근오차는 0.063~0.274% 수준이었다. 이는 Noorany et al.(2000)이 약 50회의 모형시험을 통해 밝힌 노건조법의 평균제곱근오차 0.2%에 비견할 만한 수준으로, 식 (7)에 Table 10의 회귀계수를 적용한다면 토색을 바탕으로 함수비를 비교적 정확하게 예측할 수 있을 것으로 판단된다.

5. 토색 기반의 불포화도 함수비 예측 방법

앞선 장에서는 광조건과 함수비가 토색에 미치는 영향을 정량적으로 분석하고, 선형회귀분석을 수행해 광조건과 토색 그리고 함수비와 토색 간의 관계식을 도출했다. 본 장에서는 상술한 내용을 종합해 불규칙한 (arbitrary) 광조건에서 촬영된 불포화도(실리카 계열의 모래)의 토색을 기반으로 함수비를 예측하는 방법을 제안했다.

토색 기반의 불포화도 함수비 예측 방법은 크게 두 단계로 ① 광조건 보정, ② 함수비 예측으로 구성된다. 광조건 보정 단계에서는 식 (4)~(6)을 통해 불규칙한(arbitrary) 광조건에서 촬영된 불포화도의 토색을 목표 광조건에서의 토색으로 보정한다. 이때 목표 광조건은 다중 선형회귀식의 평균제곱근오차가 0.063%로 가장 작았던 색온도 3800K 및 조도 65,000lux을 적용한다(Table 10 참

Table 11. Soil color of soil samples with 7% water content and the water content predicted by the proposed method

Color temperature (K)	Illuminance (lux)	Measured soil color			Adjusted soil color			Predicted water content (%)
		L^*	a^*	b^*	L^*	a^*	b^*	
5499	49,800	69.2	7.9	32.4	79.84	26.25	47.52	6.81
5551	34,970	57.5	9.0	33.7	78.52	27.91	49.28	7.15
4482	49,530	68.8	20.1	42.2	79.63	27.47	48.27	7.29

조). 함수비 예측 단계에서는 식 (7)에 색온도 3800K 및 조도 65,000lux 조건에서 획득된 회귀계수를 대입한 식 (8)을 활용한다. 광조건 보정 단계를 통해 획득된 보정된 토색 L^* , a^* , b^* 를 식 (8)에 대입하면 대상 흙의 함수비를 예측할 수 있다.

$$WC = 232.1776 - 1.7353L^* + 1.8368a^* - 2.8415b^* \quad (8)$$

제안된 함수비 예측 방법을 검증하기 위해서, 본 연구에서 사용된 장비(Fig. 1)를 사용해 함수비 7%로 조성된 주문진표준사 시료의 디지털 이미지를 추가로 촬영했다. Table 11은 추가 이미지 촬영 시 적용한 광조건과 본 연구에서 제안한 방법을 통한 함수비 예측 과정을 보여준다. 동일한 함수비 7%로 조성되었음에도 광조건이 다르면 토색이 다르게 측정되었다. Fig. 5의 경향과 유사하게 조도가 높은 경우 토색의 밝기를 나타내는 L^* 가 커졌고, 색온도가 높은 경우 토색은 빨강에서 파랑에 가까워져 a^* 는 작아지고 b^* 는 커졌다. 반면 본 연구에서 제안한 방법을 통해 광조건 보정(색온도 3800K 및 조도 65,000lux에서의 토색으로 보정)을 실시한 결과, 보정된 토색(adjusted soil color)은 이미지가 촬영된 광조건에 관계없이 거의 유사했다. 보정된 토색을 식 (8)에 대입하면 함수비는 6.81~7.29%로 산정되었다. 이는 실제 함수비 7%와 최대 0.29%의 오차만을 보인 것으로 제안된 방법을 통해 불규칙한 광조건에서 촬영된 불포화토의 함수비를 비교적 정확하게 예측할 수 있음을 보여준다. 다만 이상의 결과는 한 가지 종류의 흙 시료를 사용해도출된 결과이므로, 모든 흙에 대해 적용 가능한 일반적인 결론을 얻기 위해서는 보다 다양한 흙 시료를 대상으로 추가적인 연구를 수행해야 할 것으로 판단된다.

6. 결론

본 연구에서는 Back et al.(2023)의 연구를 불포화토 영역으로 확장시키기 위한 과정으로 흙의 함수비와 광

조건이 불포화토의 토색(CIELAB 색 표시계 기반)에 미치는 영향을 분석했다. 서로 다른 다섯 가지 함수비로 조성된 주문진표준사 시료를 대상으로 광조건을 아홉 번 씩 바꿔가며 디지털 이미지를 촬영했다. 디지털 이미지 프로세싱을 통해 촬영된 시료의 토색을 CIELAB 색 표시계를 기반으로 획득하고, 함수비와 광조건에 따른 토색 변화를 분석했다. 이상의 과정을 통해 다음과 같은 결론을 도출할 수 있었다.

- (1) 불포화토의 토색 L^* 값은 조명의 조도와 높은 상관성을 보였고 a^* 와 b^* 값은 조명의 색온도와 높은 상관성을 보였다. 특히 함수비와 관계없이 토색과 광조건(조도와 L^* , 색온도와 a^* 및 b^*) 간 선형회귀식의 기울기가 유사한 것으로 나타나, 불포화 상태인 실리카 계열의 모래에 적용할 수 있는 토색 보정식(식 (4)~(6))을 제안할 수 있다.
- (2) 함수비가 증가하면 토색의 밝기를 나타내는 L^* 가 감소하고, a^* 와 b^* 는 증가하여 토색이 초록과 파랑에서 멀어지고 빨강과 노랑에 가까워졌다. 토색과 함수비의 간의 선형회귀분석을 수행한 결과, L^* , a^* , b^* 를 모두 독립변수로 사용하는 다중 선형회귀식을 통해 함수비를 비교적 정확히 예측할 수 있음을 확인했다(평균제곱근오차 0.063~0.274% 수준).
- (3) 광조건과 함수비가 토색에 미치는 영향을 분석한 결과를 바탕으로, 불규칙한(arbitrary) 광조건에서 촬영된 불포화토(실리카 계열의 모래)의 토색을 기반으로 함수비를 예측하는 방법을 제안했다. 예측식의 검증을 위해 추가적인 이미지 촬영을 수행한 결과 제안된 방법을 통해 불규칙한 광조건에서 촬영된 불포화토의 함수비를 비교적 정확하게 예측할 수 있음을 확인했다(최대 오차 0.29% 수준).

본 연구의 결과는 토색을 기반으로 실리카 계열 모래의 함수비를 예측하는데 적용될 수 있다. 특히 불규칙한 광조건을 보정하는 과정을 포함하고 있어, 향후 광조건

의 통제가 어려운 현장에 적용되어 실시간-연속적인 함수비 측정을 가능하게 할 것으로 기대된다. 다만 이상의 결과는 한 가지 종류의 흙 시료를 사용해 도출된 결과이다. 보다 일반적인 결론을 얻기 위해서는 촬영조건(장비 종류 및 설정값)을 변화시켜가며 다양한 흙 시료를 대상으로 이미지를 촬영한 뒤 종합적으로 분석하는 추가 연구가 필요할 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 과학기술정보통신부 한국건설기술연구원 연구운영비지원(주요사업)사업으로 수행되었으며(과제 번호 20230096-001, 지반분야 재난재해 대응과 미래 건설산업 신성장을 위한 지반 기술 연구), 이에 깊은 감사를 드립니다.

참고문헌 (References)

1. ASTM D2216-19 (2019), Standard Test Methods for Laboratory Determination of Water (Moisture) Content of Soil and Rock by Mass.
2. ASTM D4643-17 (2017), Standard Test Method for Determination of Water Content of Soil and Rock by Microwave Oven Heating.
3. Baek, S.H., Park, K.H., Jeon, J.S., and Kwak, T.Y. (2022), Using the CIELAB Color System for Soil Color Identification Based on Digital Image Processing, *Journal of the Korean Geotechnical Society*, Vol.38, No.5, pp.61-71.
4. Baek, S.H., Park, K.H., Jeon, J.S., and Kwak, T.Y. (2023), A Novel Method for Calibration of Digital Soil Images Captured under Irregular Lighting Conditions, *Sensors*, Vol.23, 296.
5. Billmeyer, F.W. and Saltzman, M. (1981), Principles of Color Technology, Second Edition Wiley, New York.
6. Commission Internationale de l'Eclairage (CIE) (1931), CIE Proceedings. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
7. Commission Internationale de l'Eclairage (CIE) (1978), Recommendations on Uniform Color Spaces, Color Differences, and Psychometric Color Terms. Colorimetry CIE, Paris Suppl. no. 2 to Publication no. 15.
8. Evett, S.R., Heng, L.K., Moutonnet, P., and Nguyen, M.L. (2008), Field estimation of soil water content: A practical guide to methods, instrumentation, and sensor technology. IAEA: Vienna.
9. Hong, W.T., Jung, Y.S., Lee, J.S., and Hyun, Y.H. (2015), Development and Application of TDR Penetrometer for Evaluation of Soil Water Content of Subsoil, *Journal of the Korean Geotechnical Society*, Vol.31, No.2, pp.39-46.
10. Kim, D. (2020), Prediction on Physical Properties of Soil Based on Deep Learning using Digital Image Processing, Ph.D. Thesis, Seoul National University, Seoul, Republic of Korea.
11. Kim, D., Son, Y., Park, J., Kim, T., and Jeon, J. (2019), Evaluation of Calibration Method for Field Application of UAV-Based Soil Water Content Prediction Equation, *Advances in Civil Engineering*, 2019, 2486216.
12. KS F 2306 (2020), Standard test method for water content of soils.
13. Lambe, T.W. and Whitman, R.V. (1991), Soil mechanics (Vol. 10), John Wiley & Sons.
14. Noorany, I., Gardner, W.S., Corley, D.J., and Brown, J.L. (2000), Variability in field density tests. In Constructing and controlling compaction of earth fills: ASTM International.
15. Park, S.S., Choi, S.G., and Ryu, J.H. (2013), A Study on the Measurement of Moisture Content in the Organic Soils, Vol.29, No.10, pp.29-37.
16. Persson, M. (2005), Estimating Surface Soil Moisture from Soil Color Using Image Analysis, *Vadose Zone Journal*, Vol.4, No.4, pp.1119-1122.
17. Rossel, R.A., Minasny, B., Roudier, P., and McBratney, A.B. (2006), Colour Space Models for Soil Science, *Geoderma*, Vol. 133, pp.320-337.
18. Santos, J.F., Silva, H.R., Pinto, F.A., and Assis, I.R.d. (2016), Use of Digital Images to Estimate Soil Moisture, *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, Vol.20, No.12, pp.1051-1056.
19. Schmetterer, L. (2012), Introduction to mathematical statistics (Vol. 202), Springer Science & Business Media.
20. Zanetti, S.S., Cecilio, R.A., Alves, E.G., Silva, V.H., and Sousa, E.F. (2015), Estimation of the Moisture Content of Tropical Soils Using Colour Images and Artificial Neural Networks, *Catena*, Vol.135, pp.100-106.
21. Zhu, Y., Wang, Y., and Shao, M. (2010), Using Soil Surface Gray Level to Determine Surface Soil Water Content, *Science China Earth Sciences*, Vol.53, No.10, pp.1527-1532.

Received : January 31st, 2023

Revised : February 7th, 2023

Accepted : February 7th, 2023