

초분광 근적외선 영상 기술을 이용한 흙의 함수비 측정 기술

Soil Water Content Measurement Technology Using Hyperspectral Visible and Near-Infrared Imaging Technique

임 환 희 ¹	Lim, Hwan-Hui	전 예 녹 ¹	Cheon, Enok
이 득 환 ¹	Lee, Deuk-Hwan	전 준 서 ²	Jeon, Jun-Seo
이 승 래 ³	Lee, Seung-Rae		

Abstract

In this study, a simple method to estimate the soil water content variation in a wide area was proposed using hyperspectral near-infrared images. The reflectance data of a sand, granite soils, and a kaolinite were measured by reflecting the soil samples with different wavelengths in the visible and near-infrared (VNIR) regions using hyperspectral cameras. The measured reflectances and parameters were used to build a water content prediction model using the Partial Least Square Regression (PLSR) analysis. In the water content prediction model, the Area of Reflectance (Near-infrared, NIR) parameter was the most suitable parameter to determine the water content. The parameter was applicable regardless of the soil type, as the coefficient of determination (R^2) exceeded 0.9 for each soil sample. Additionally, the mean absolute percentage error (MAPE) was less than 15% when compared with the actual water content of the soil. Therefore, the predictability of water content variation for soils with water content lower than 50% was confirmed. Accordingly through this study, the predictability of water content variation in several soil types using the hyperspectral near-infrared images was confirmed. For further development, a model that incorporates soil classification would be required to improve the accuracy of the model and to predict higher range of water contents.

요 지

본 연구에서는 초분광 근적외선 영상을 이용하여 광역지역의 흙의 함수비 변화를 간편한 방법으로 예측하기 위해 수행되었다. 근적외선(VNIR) 영역대에서 변화되는 함수비 별로 모래, 화강풍화토(우면산, 구룡산, 대모산, 황령산), 카오리나이트를 초분광 카메라로 촬영하여 반사율을 추출하였고, 흙의 함수비와 가장 연관성 높은 매개변수를 찾기 위하여 선정된 매개변수와 함수비를 변수로하여 Partial Least Square Regression(PLSR) 분석을 이용하여 함수비 예측모델을 구축하였다. 함수비 예측모델을 구축한 결과, 흙의 종류에 관계없이 Area of reflectance(Near-infrared, NIR)의 매개변수가 흙의 함수비와 가장 연관성 높은 매개변수임을 확인하였고, 모든 흙에서 예측모델의 정확도(R^2)는 0.9 이상임을 확인하였다. 또한 흙의 실제 함수비와 비교 검증해본 결과, 평균절대백분율(mean absolute percentage error, MAPE)이 15%이내

1 정희원, 한국과학기술원 건설및환경공학과 박사과정 (Member, Graduate Student, Dept. of Civil and Environmental Engrg., KAIST)

2 정희원, 한국건설기술연구원 건축안전연구센터 & 지진안전연구센터 수석연구원 (Member, Senior Researcher, Building Safety Research Center & Seismic Safety Research Center, Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology)

3 정희원, 한국과학기술원 건설및환경공학과 교수 (Member, Prof., Dept. of Civil and Environmental Engrg., KAIST, Tel: +82-42-350-3617, Fax: +82-42-350-7200, srlee@kaist.ac.kr, Corresponding author, 교신저자)

* 본 논문에 대한 토의를 원하는 회원은 2020년 5월 31일까지 그 내용을 학회로 보내주시기 바랍니다. 저자의 검토 내용과 함께 논문집에 게재하여 드립니다.

로 확인되었다. 따라서 대상 흙들에서 50% 이내에서 변화되는 함수비 예측 가능성을 확인하였다. 본 연구를 통해 초분광 근적외선 영상을 이용하여 모래, 화강풍화토, 카오리나이트의 함수비 예측 가능성을 확인하였고, 모델의 정확도 개선 및 더 높은 범위의 함수비 예측을 위해서는 흙의 분류모델 개발이 추가적으로 필요하다고 판단된다.

Keywords : Granite soils, Hyperspectral camera, Kaolinite, Sand, Visible and near-infrared, Water content

1. 서론

지반공학 설계 및 산사태 발생 예측에 있어 흙의 강도는 가장 중요한 고려대상이며 여러 요소들에 의해 영향을 받지만 흙의 함수비에 따라서도 크게 의존된다. 따라서 변화되는 흙의 수리학적 거동 및 역학적 거동 분석을 위해서는 흙의 함수비 변화를 신속하고 효율적으로 예측하는 것이 중요하다. 이를 위해 기존의 함수비 측정법은 현장 시료 채취를 통한 실내시험 혹은 현장 센서 기반의 현장 계측을 통해 측정되어왔다. Park 등(2017)은 칼슘카바이드의 화학적 반응을 이용한 급속 함수비를 측정하였고, Berney 등(2012)은 전자레인지, 프라이팬, 방사능 측정법을 현장 함수비 측정에 적용하였다. 하지만 이와 같은 방법은 상대적으로 국소적인 지역에서의 함수비 측정이 가능하다. 따라서 광역지반의 함수비를 측정할 수 있는 기술 개발이 필요하다. 본 연구에서는 기존 한계점을 극복할 수 있는 방안으로 초분광 근적외선 영상을 이용한 광역지역 흙의 함수비 변화 예측모델을 개발하였다.

지난 20년 동안 근적외선 분광법은 토양 특성 분석을 위한 효과적인 기술로 널리 사용되었다(Jia 등, 2017). 근적외선 분광법은 빛에 의해 측정이 방해되지 않는 흙의 특성을 평가할 수 있다(Njoku and Entekhabi, 1996; Ulaby 등, 1996). Fig. 1(Bowers and Hanks, 1965)에서 볼 수 있듯이 수분이 증가함에 따라 근적외선 영역(400nm

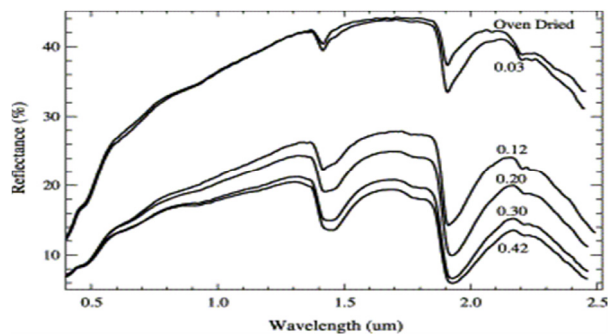


Fig. 1. Experimental test results of reflectance and water content (Bowers et al., 1965)

~2500nm)을 통해 가시광선에서 토양 반사율이 감소하는 특성을 보인다. 이러한 분광특성을 활용한 농업 및 광물탐사 등 초분광 영상 기술을 이용한 다양한 기술들이 연구되고 있다. 국외의 경우 Zhang 등(2005)은 초분광 영상을 이용하여 흙의 분류 기술을 개발하였고, Wang 등(2018)은 원격탐사와 초분광 영상을 이용한 흙의 중금속 오염 정도 분석 기술을 개발하였다. 국내에서는 Kim 등(2019)이 근적외선 분광법을 이용한 동계사료작물 풀사료의 수분함량 및 사료가치 평가를 하였고, Bae 등(2016)은 초분광 영상을 이용하여 수박 종자의 발아 여부를 비파괴적으로 선별할 수 있는 기술을 개발하였다.

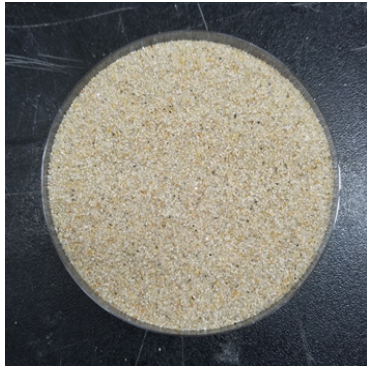
본 연구는 초분광 근적외선 영상을 이용한 광역지반의 함수비 변화 예측 모델 개발을 목적으로 한다. 이를 위해서 근적외선 영역에서 함수비 변화에 따른 반사율 변화 양상을 확인하였고, 함수비와 가장 연관성 높은 매개변수를 분석하였으며, 해당 매개변수로 개발된 함수비 예측모델과 실제 흙의 함수비를 비교 분석하였다. 이러한 연구결과를 토대로 향후 초분광 근적외선 영상을 활용한 흙의 함수비 분석 시에 활용 가능한 참고 자료를 제공하고자 한다.

2. 초분광 근적외선 영상 실험

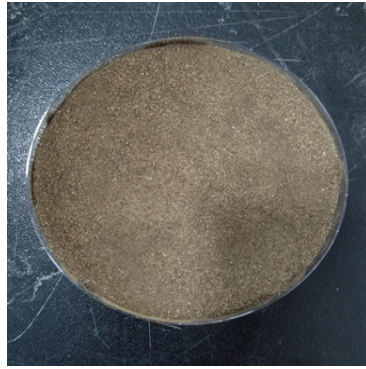
2.1 시험 시료

본 연구에 사용된 시료는 주문진 모래, 화강풍화토(우면산, 구룡산, 대모산, 황령산), 카오리나이트 총 6개의 시료이다(Fig. 2). 먼저 40번체를 통과한 흙을 이용하여 체분석을 수행 하였다. 또한 흙을 건조기에서 24시간 동안 110도 건조 시켰다. 그리고 단계적으로 수분을 첨가하여 함수비를 측정하였다. 흙의 함수비는 다음 식을 통해 계산되었다(식 (1)).

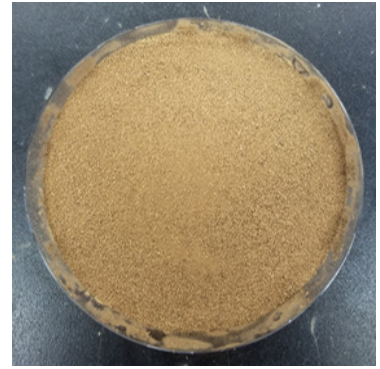
$$\text{함수비 } \omega(\%) = \frac{\text{흙중량 } W - \text{흙입자의중량 } W_s}{\text{흙입자의중량 } W_s} \times 100 \quad (1)$$



(a) Jumunjin sand



(b) Granite soil (Mt.Umyeon)



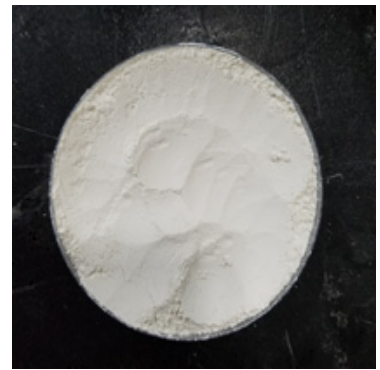
(c) Granite soil (Mt.Guryong)



(d) Granite soil (Mt.Daemo)



(e) Granite soil (Mt.hwangryeong)



(f) Kaolinite

Fig. 2. RGB image of (a) Jumunjin sand, (b) Granite soil (Mt.Umyeon), (c) Granite soil (Mt.Guryong) (d) Granite soil (Mt.Daemo) (e) Granite soil (Mt.hwangryeong) (f) Kaolinite samples

2.2 시험 장치 및 방법

본 연구에서 사용된 초분광 카메라는 Specim FX10 (Spectral Imaging Ltd., Oulu, Finland)로 Fig. 3과 같다. 초분광 카메라의 측정범위는 400nm~1000nm이며 분광밴드의 수는 224개, 공간해상도는 512px, 화각은 38°, 분광해상도는 5.5nm이다. 카메라의 시야를 위해 45°의 각도로 장착된 2개의 150W 할로젠 램프가 설치되었고, 스캐닝 속도(CNC USB 컨트롤러) 및 hyperCube 데이터

수집(Lumo Recorder)을 위한 소프트웨어를 통해 노출 시간, 비닝 모드, 파장 범위 및 이미지 획득을 하였다. 초분광 카메라는 오차를 최소화시키기 위해 어두운 방에 배치되었다. 초분광 카메라 시스템의 주요 구성 요소와 개략도가 Fig. 3과 Fig. 4에 나와 있다.

초분광 영상은 초분광 카메라 시스템의 라인 스캐닝 기술을 사용하여 획득되었다. 각 샘플을 슬라이더 테이블에 놓고 라인별로 스캔하여 초기 초분광 영상을 획득하였다. 초분광 영상을 촬영한 후 dark reference와 white



Fig. 3. Hyperspectral camera in laboratory

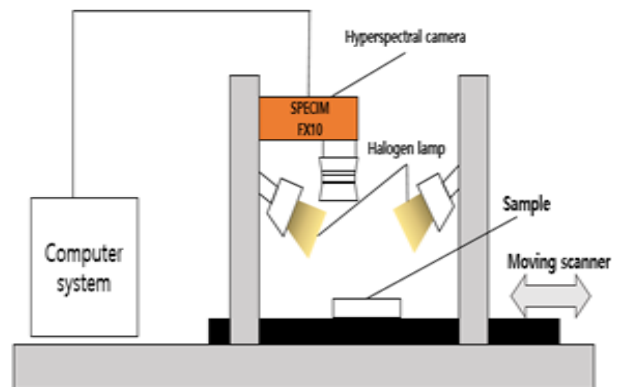


Fig. 4. The design of hyperspectral camera system

reference를 촬영하였다. 또한, 정규화 과정을 통해 초분광 영상에서 노이즈 값을 제거하고, white reference의 반사율을 100%로 하는 상대값으로 변환하였다. White reference는 99%의 반사율을 가진 telfon white board로부터 획득되었으며, dark reference는 광원을 끄고 불투명한 캡으로 카메라 렌즈를 완전히 덮음으로써 획득되었다. White reference를 기준으로 획득된 시료의 반사율(%)은 아래의 식 (2)를 이용하여 계산하였다. 여기서 Raw reflectance는 실제 대상에서 측정된 reference이며, Dark는 dark reference, White는 white reference, t1은 white reference에서 적분 시간, t2는 dark reference에서 적분 시간이다(Specim.fi, 2019).

$$Reflectance = \frac{Raw^{t1} - Dark^{t1}}{White^{t2} - Dark^{t2}} \times \frac{t2}{t1} \quad (2)$$

3. 시험 결과 분석

3.1 각 흙의 함수비 분석

건조된 각 시료에 대한 반사율을 획득하였고, 단계적으로 수분을 첨가하였다. 6개의 흙의 물리적 특성은 Table 1과 같으며, 얻어진 66개의 흙의 함수비 값은 Table 2와 같다. 42개의 함수비 값은 함수비 예측모델을 개발하기 위해 사용되었으며, 나머지 24개의 함수비 값은 유효성 검사를 위해 사용되었다.

모든 흙에서 함수비가 증가할수록 반사율이 감소하는 경향을 보였으며(Fig. 5), 함수비 5% 간격으로 반사율이 측정되었다. Kim 등(2016)은 산사태가 발생할 상태의 함수비가 평균적으로 35%~40%에 이르는 것으로 나타나, 함수비가 5% 또는 10% 간격으로 측정되어도

유의미한 결과를 줄 수 있다. 점토는 전체적으로 높은 반사율을 보였으며, 초기 함수비 단계에서 반사율 차이가 크지 않은 이유는 점토의 색이 흰색임으로 빛을 흡수하지 못하고(Fig. 5c), 대부분 반사하는 특성이 함수비의 변화가 크지 않았던 0%와 6.5% 단계에 영향을 주었다. 화강풍화토의 경우 전체적으로 낮은 반사율을 보였는데(Fig. 5b), 이는 화강풍화토의 색이 어두운색임으로 빛을 대부분 흡수하였기 때문이다.

3.2 초분광 근적외선 영역 함수비 관련 매개변수 조사

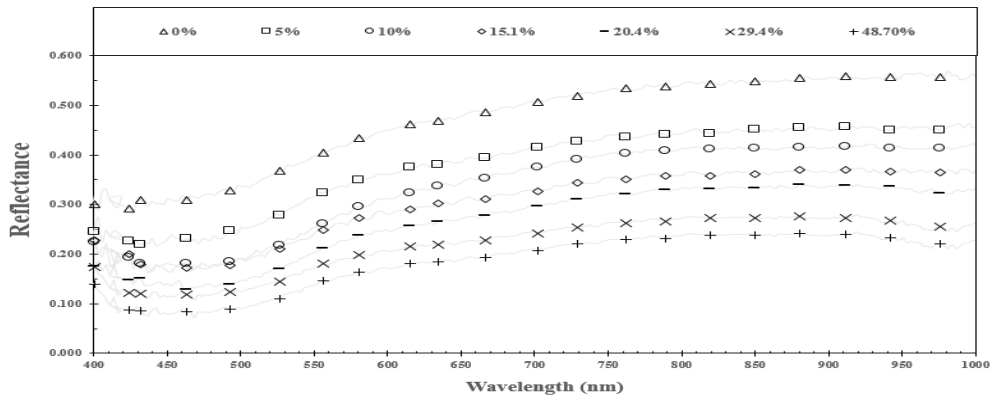
근적외선 영역대에서 함수비 관련 매개변수는 분광 식생지수 중 하나이자, 970nm의 반사율 값과 900nm의 반사율 값을 나눈 Water index($\frac{R_{970}}{R_{900}}$), 근적외선 영역인 800nm~1000nm의 깊이, 가시광선 영역(Visible ray, 400nm~800nm)의 그래프의 면적 그리고 근적외선 영역(Near-infrared, 800nm~1000nm)의 그래프 면적으로 총 4개의 매개변수가 선정되었다(Fig. 6). 선정된 매개변수들에 대하여 특정 지층에서 보정이 필요하다. 각각의 매개변수와 함수비를 변수로 설정하여 Partial Least Square Regression(PLSR) 분석을 수행하였다. Fig. 7은 주문진 모래의 함수비와 4개의 매개변수 관계를 보여준다. 매개변수 중 근적외선 영역의 그래프 면적이 가장 높은 결정계수 값을 보였다. Fig. 8~11은 각 각의 우면산, 구룡산, 대모산, 황령산 화강풍화토의 함수비와 4개의 매개변수들간의 관계를 보여준다. 마찬가지로 근적외선 영역의 그래프 면적이 가장 높은 결정계수 값을 보였고, Water index와 Depth at 1000nm이 전반적으로 낮은 결정계수 값을 보여주었다. Fig. 12의 카오리나이트와 4개의 매개변수들간의 관계에서도 근적외선 영역

Table 1. Material properties of soils

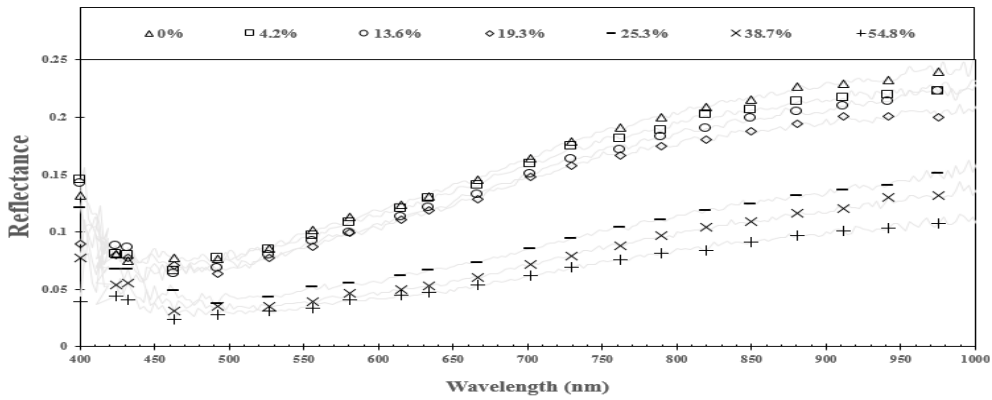
Sample name	Specific gravity	Coeff. of uniformity	Coeff. of curvature	Water content (%)	Dry unit weight (kN/m^3)
Jumunjin sand	2.65	1.39	7.76	6.5	13.6
Granite soil (Mt.Umyeon)	2.55	10.73	0.79	27	13.15
Granite soil (Mt.Guryong)	2.5	5.09	1.62	21	12.0
Granite soil (Mt.Daemo)	2.41	12.86	1.20	23	12.0
Granite soil (Mt.Hwangryeong)	2.6	5.44	1.91	16	12.4
Kaolinite	2.57	-	-	5	16.4

Table 2. Water content of 66 samples

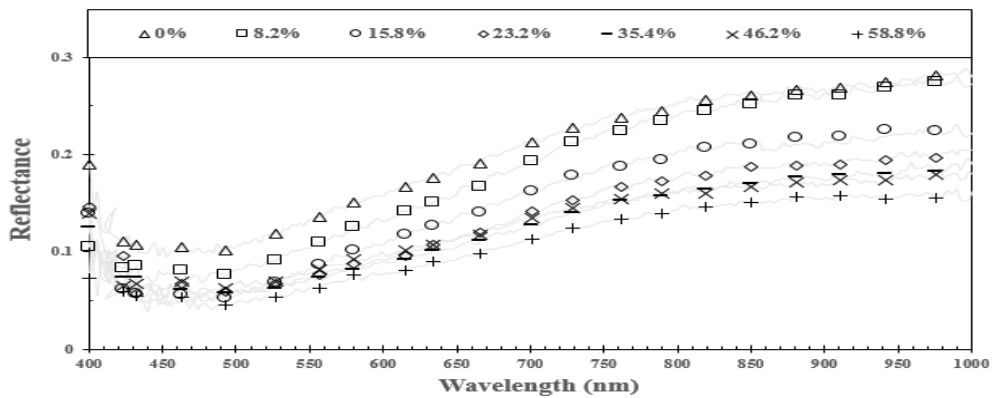
Sample name	Weight of soil (g)	Weight of water (g)	Water content (%)
Jumunjin sand	56.19	0	0
	56.19	2.83	5.0
	56.19	5.64	10.0
	56.19	7.75	13.8
	56.19	8.48	15.1
	56.19	11.47	20.4
	56.19	14.38	25.6
	56.19	16.51	29.4
	56.19	20.3	36.13
	56.19	22.52	40.08
56.19	27.38	48.70	
Granite soil (Mt.Umyeon)	24.74	0	0
	24.74	1.05	4.2
	24.74	2.33	9.4
	24.74	3.36	13.6
	24.74	4.78	19.3
	24.74	5.39	21.8
	24.74	6.27	25.3
	24.74	9.57	38.7
	24.74	11.01	44.5
	24.74	12.89	52.1
24.74	13.56	54.8	
Granite soil (Mt.Guryong)	34.27	0	0
	34.27	1.47	4.3
	34.27	2.81	8.2
	34.27	5.41	15.8
	34.27	7.95	23.2
	34.27	10.21	29.8
	34.27	12.13	35.4
	34.27	13.74	40.1
	34.27	15.83	46.2
	34.27	17.27	50.4
34.27	20.15	58.8	
Granite soil (Mt.Daemo)	33.14	0	0
	33.14	1.86	5.6
	33.14	3.94	11.9
	33.14	5.57	16.8
	33.14	7.13	21.5
	33.14	9.08	27.4
	33.14	11.17	33.7
	33.14	12.99	39.2
	33.14	13.38	43.4
	33.14	16.87	50.9
33.14	19.09	57.6	
Granite soil (Mt.hwangryeong)	30.79	0	0
	30.79	1.45	4.7
	30.79	2.52	8.2
	30.79	4.86	15.8
	30.79	7.14	23.2
	30.79	8.87	28.8
	30.79	10.90	35.4
	30.79	12.90	41.9
	30.79	14.23	46.2
	30.79	16.50	53.6
30.79	18.10	58.8	
Kaolinite	23.00	0	0
	23.00	1.50	6.5
	23.00	2.45	10.7
	23.00	3.40	14.8
	23.00	4.54	19.7
	23.00	5.63	24.5
	23.00	6.87	29.8
	23.00	7.76	33.7
	23.00	8.97	39.0
	23.00	11.23	48.8
23.00	13.57	59.0	



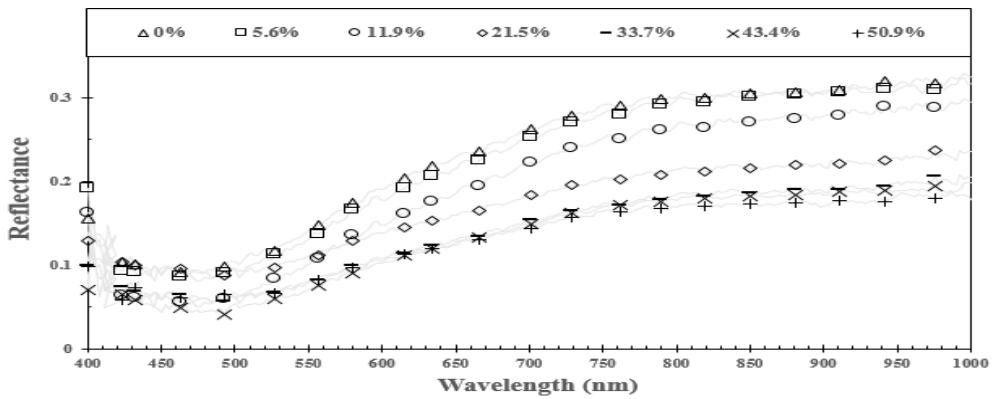
(a) Jumunjin sand



(b) Granite soil (Mt.Umyeon)

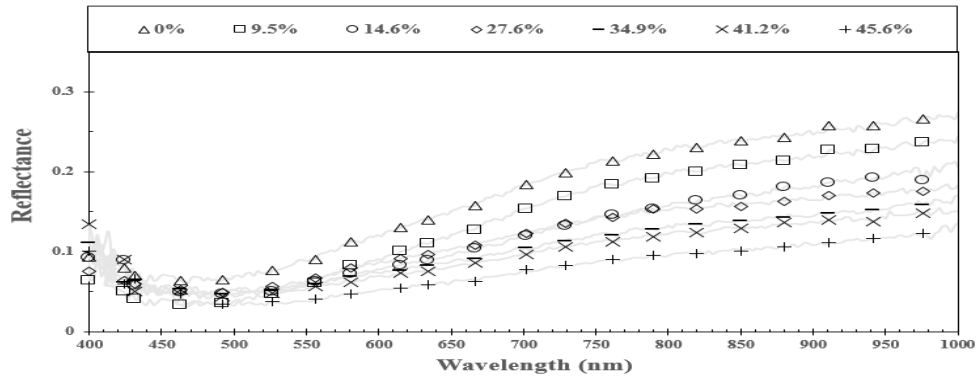


(c) Granite soil (Mt.Guryong)

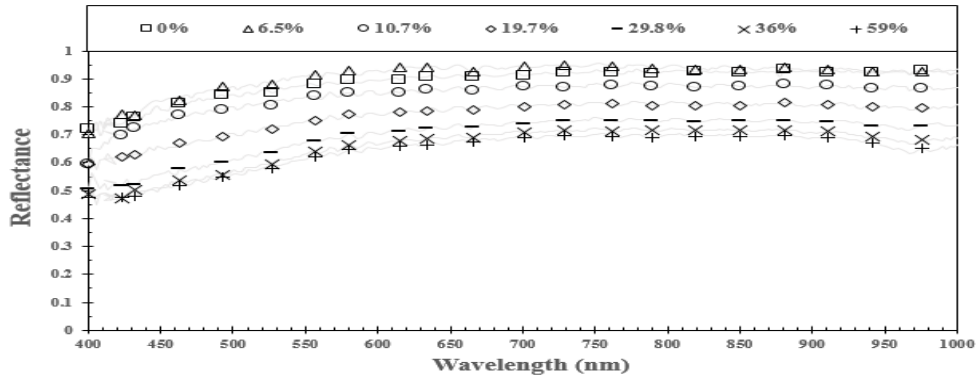


(d) Granite soil (Mt.Daemo)

Fig. 5. Reflectance of soil with different water content

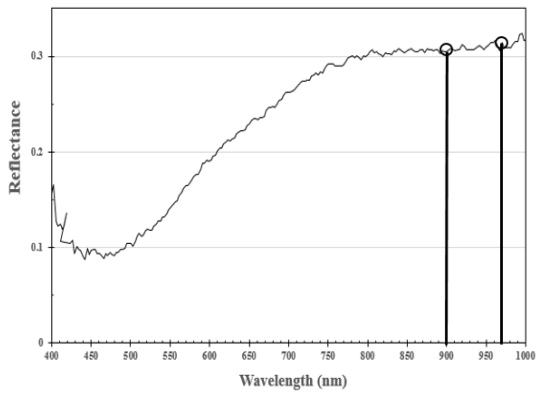


(e) Granite soil (Mt.hwangryeong)

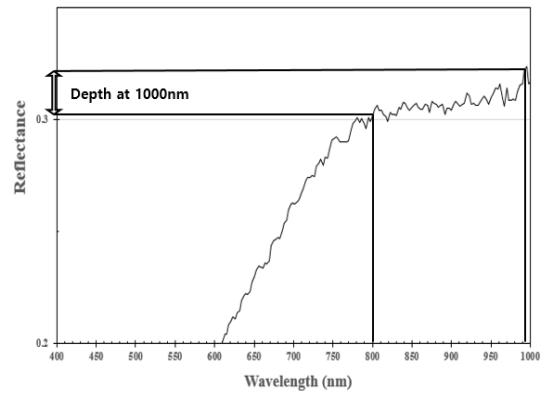


(f) Kaolinite

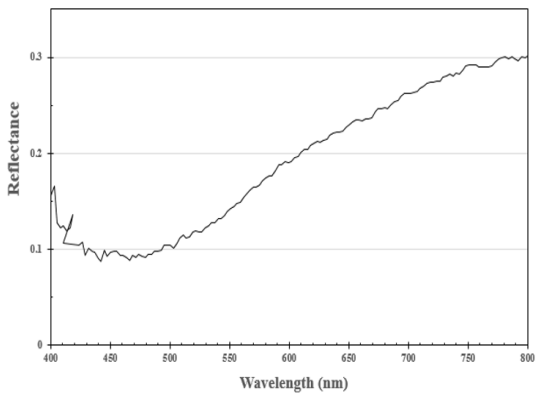
Fig. 5. Reflectance of soil with different water content (Continued)



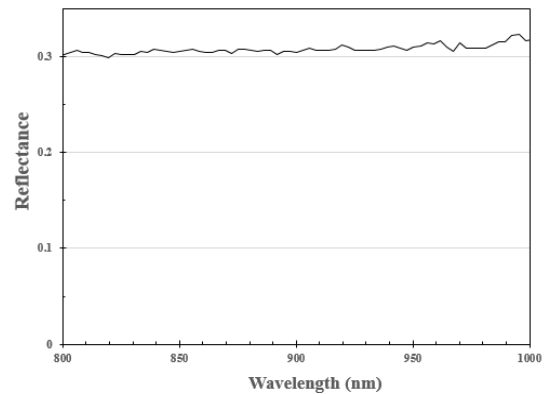
(a) Water Index



(b) Depth at 1000nm

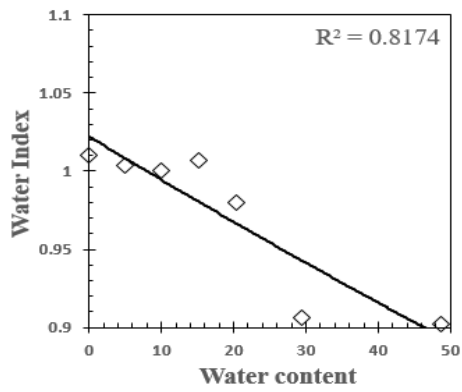


(c) Area of reflectance (VIS)

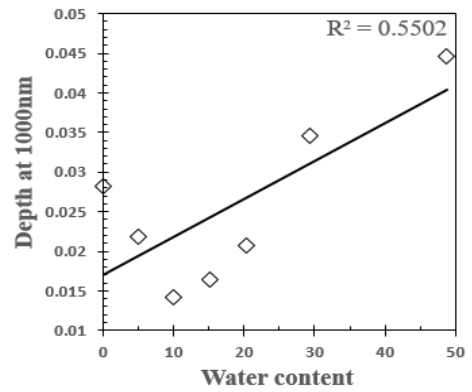


(d) Area of reflectance (NIR)

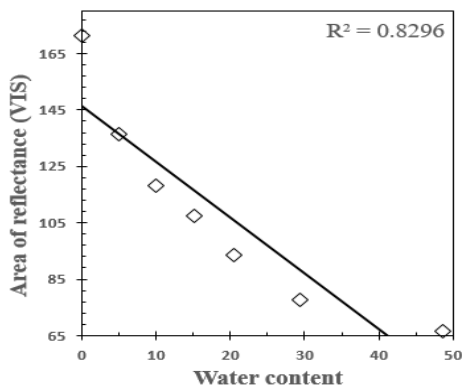
Fig. 6. Parameters of soils related water content



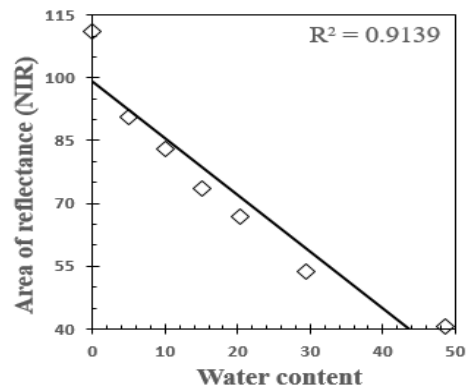
(a) Water Index



(b) Depth at 1000nm

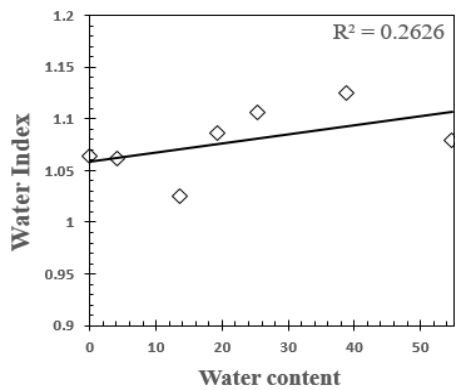


(c) Area of reflectance (VIS)

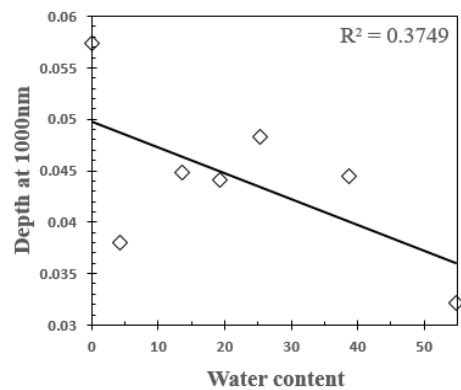


(d) Area of reflectance (NIR)

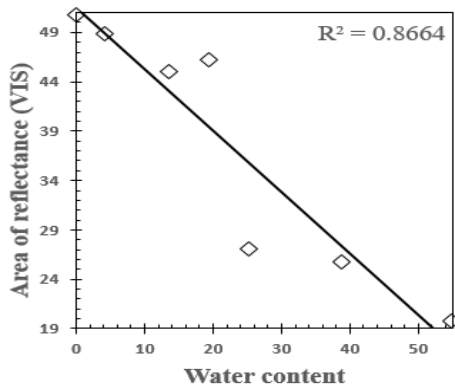
Fig. 7. Relationship between water content and parameters of Jumunjin sand



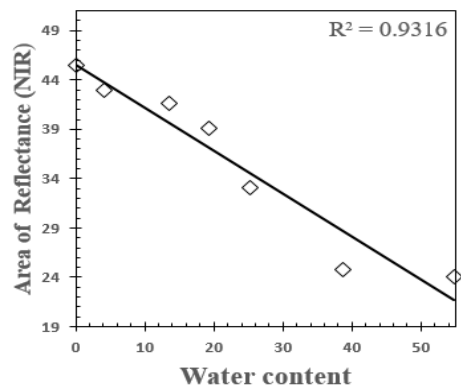
(a) Water Index



(b) Depth at 1000nm

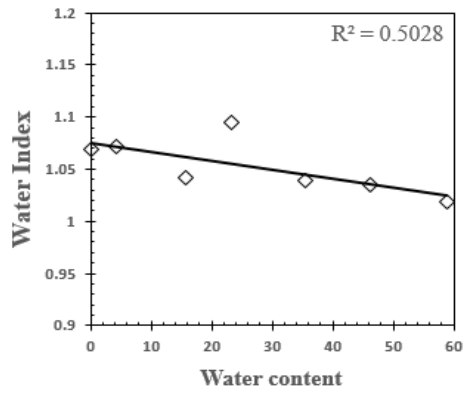


(c) Area of reflectance (VIS)

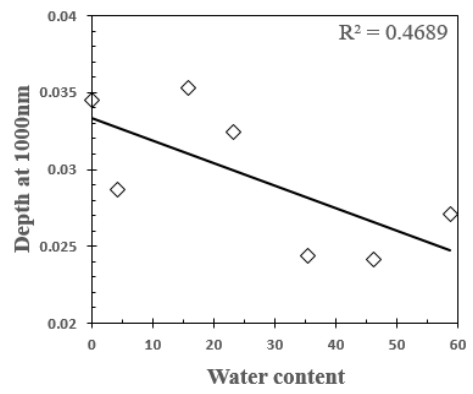


(d) Area of reflectance (NIR)

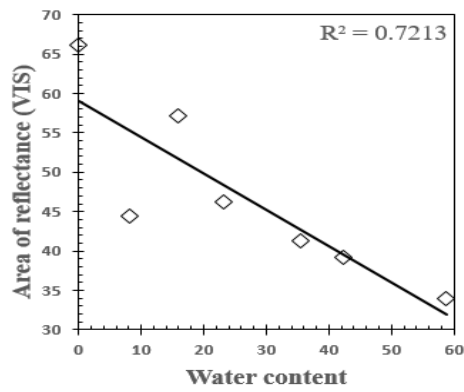
Fig. 8. Relationship between water content and parameters of Granite soil (Mt.Umyeon)



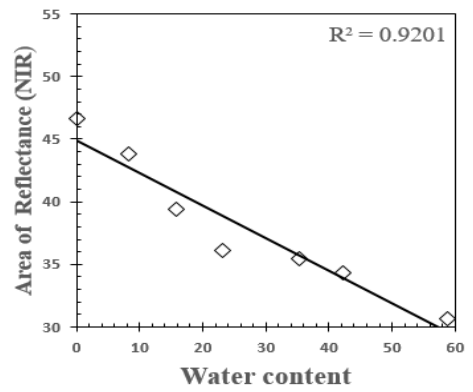
(a) Water Index



(b) Depth at 1000nm

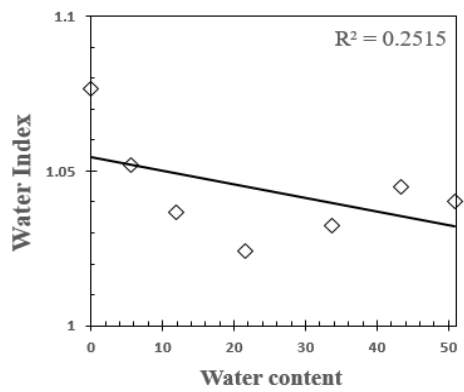


(c) Area of reflectance (VIS)

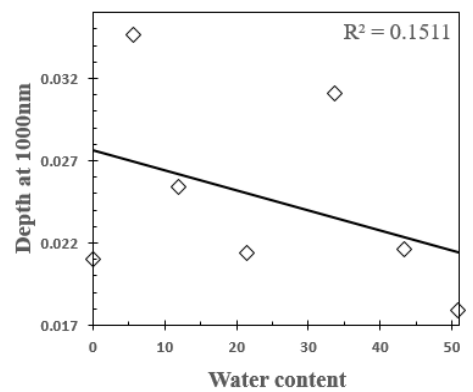


(d) Area of reflectance (NIR)

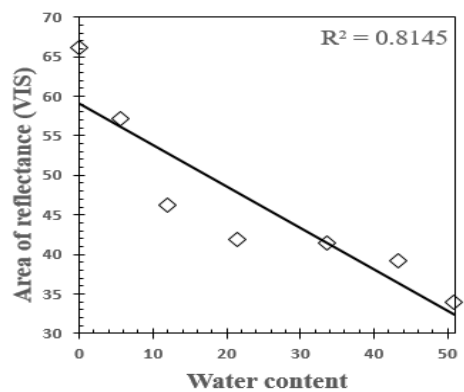
Fig. 9. Relationship between water content and parameters of Granite soil (Mt.Guryong)



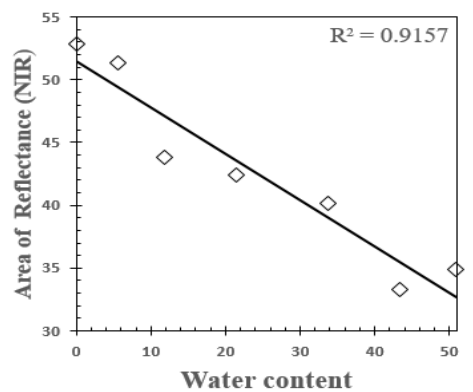
(a) Water Index



(b) Depth at 1000nm

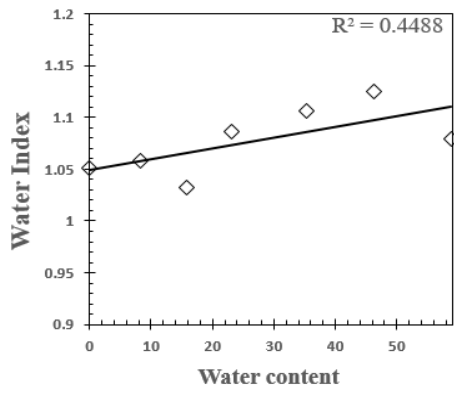


(c) Area of reflectance (VIS)

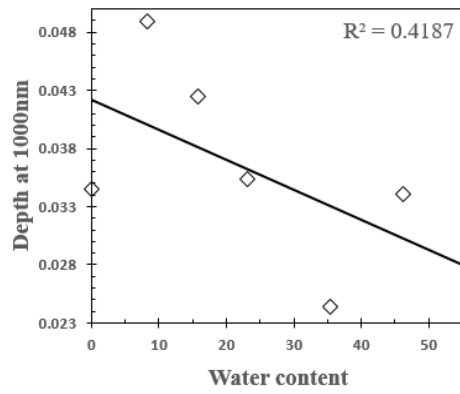


(d) Area of reflectance (NIR)

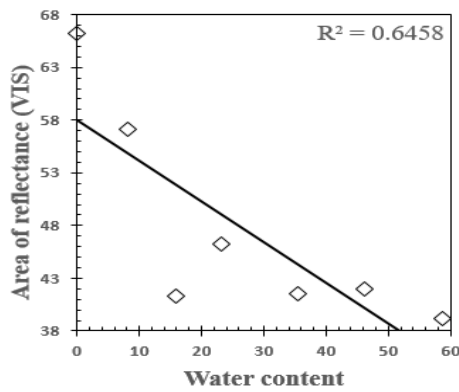
Fig. 10. Relationship between water content and parameters of Granite soil (Mt.Daemo)



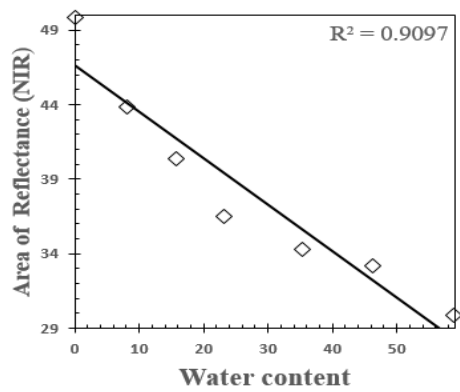
(a) Water Index



(b) Depth at 1000nm

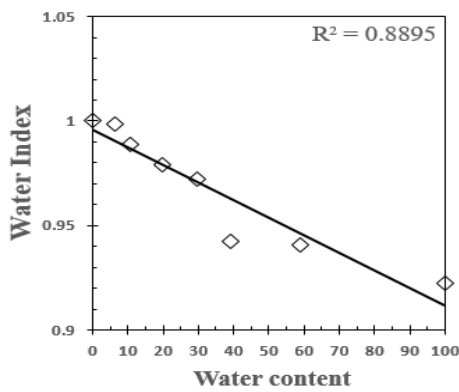


(c) Area of reflectance (VIS)

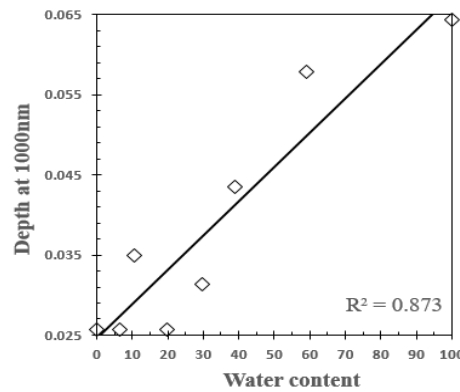


(d) Area of reflectance (NIR)

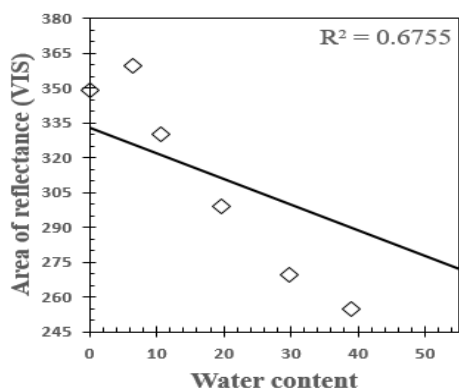
Fig. 11. Relationship between water content and parameters of Granite soil (Mt.Hwangryeong)



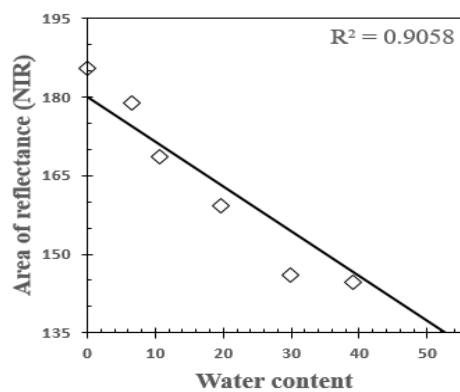
(a) Water Index



(b) Depth at 1000nm



(c) Area of reflectance (VIS)



(d) Area of reflectance (NIR)

Fig. 12. Relationship between water content and parameters of Kaolinite

의 그래프 면적이 가장 높은 결정계수 값을 보임에 따라 모든 흙에서 초분광 근적외선 영역에서 근적외선 영역의 그래프 면적이 가장 함수비와 연관성 높은 매개변수임을 확인하였다.

3.3 반사율에 따른 흙의 함수비 추정

일반적으로 예측모델의 적합도를 평가하는 지표로 평균절대백분율(mean absolute percentage error, MAPE), 근평균제곱오차(root mean squared error, RMSE), 평균절대오차(mean absolute error, MAE), 절대퍼센트오차 최대값(maximum absolute percentage error, MaxAPE) 등이 있다. 그러나 이들 여러 지표들 중 예측이 얼마나 정확한지를 평가하는데 평균절대백분율오차(MAPE)가 가장 많이 사용되고 있으며, 특히 계량모델 간의 예측오차의 비교가 용이하고 신뢰도가 높은 장점이 있다(Kim and Hwang, 2012). MAPE는 오차가 예측값에서 차지함을 나타내는 지표로, 그 값이 작을수록 예측이 정확하다고 할 수 있으며, 다음 식 (3)을 통하여 구할 수 있다.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (3)$$

A_t 는 예측값, F_t 는 실제값, 그리고 n 은 관측값의 기간이다. 6개의 시료로부터 각각 7개의 함수비는 함수비 예측모델을 개발하기 위해 보정 값으로, 4개의 함수비는 유효성 검사를 위해 검증 값으로 사용되었다. 분석 결과 (Fig. 13), 주문진 모래의 MAPE는 4.8%, 우면산 화강풍화토의 MAPE는 6.2%, 구룡산 화강풍화토의 MAPE는 14%, 대모산 화강풍화토의 MAPE는 9.2%, 황령산 화강풍화토의 MAPE는 13.3%, 카오리나이트의 MAPE는 8.4%으로 비교적 정확한 예측임을 알 수 있었다.

4. 결론

초분광 근적외선 영상 실험을 이용하여 함수비에 따른 반사율의 변화양상에 대해 알아보았으며, 실험을 통해 얻어진 반사율을 이용하여 함수비와 가장 연관성이 높은 매개변수를 찾아내었다. 매개변수를 이용하여 주

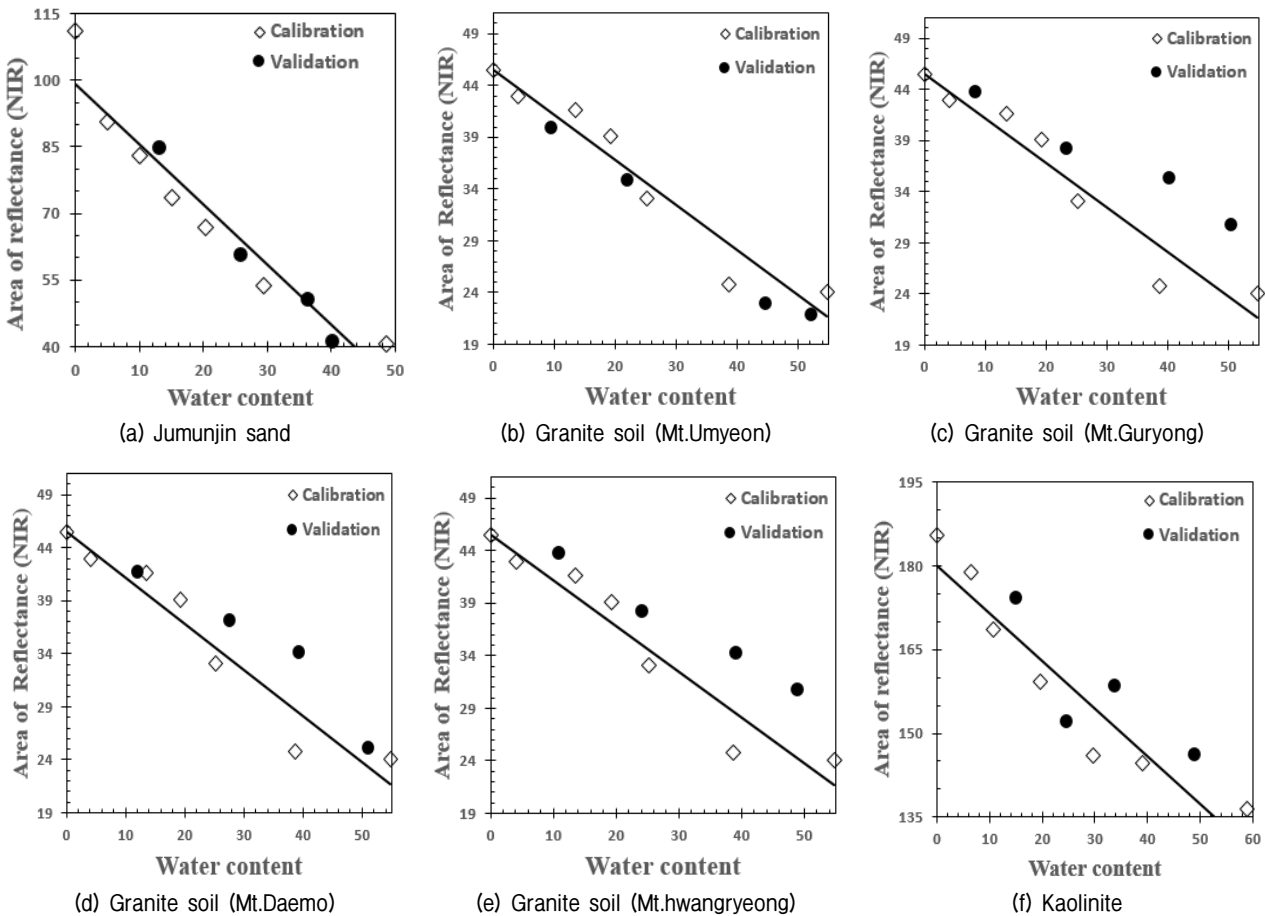


Fig. 13. Measured versus predicted water content using Area of reflectance (Near-infrared)

문진 모래, 화강풍화토, 카오리나이트의 함수비 예측 모델을 만들었고, 예측 모델의 함수비와 각 흙의 실제 함수비를 비교하였으며, 본 연구에서 얻은 결과를 정리하면 다음과 같다.

- (1) 각 흙마다 물을 첨가하여 총 66개의 함수비 샘플을 만들었고, 초분광 근적외선 영상은 400nm~1000nm에서 224개의 밴드에서 획득되었다. 각 흙마다 7단계의 함수비로 함수비 예측 모델을 만들었으며 4단계의 함수비로 비교 검증하였을 때, 흙의 종류에 관계없이 함수비가 증가함에 따라 반사율은 감소하는 경향을 보였다.
- (2) 초분광 근적외선 영상에서 함수비와 가장 연관성이 높은 매개변수를 찾아내기 위해, $Water\ index(\frac{R_{970}}{R_{900}})$, Depth at 1000nm, Area of reflectance(Visible ray), 그리고 Area of reflectance(Near-infrared)를 사용하였다. 선형회귀분석 결과 흙의 종류에 관계없이 4개의 매개변수 중 Area of reflectance(Near-infrared)가 다른 매개변수와 비교하여 가장 좋은 상관관계를 보였다.
- (3) Area of reflectance(Near-infrared) 매개변수를 이용하여 실험에 이용된 흙의 함수비 예측모델을 개발 하였다. 실제 흙의 함수비와 비교 검증한 결과 각 흙의 MAPE가 15% 이내임을 확인하였고, 이를 바탕으로 함수비 50% 이내에서 함수비 예측이 가능하다고 판단된다.

본 연구결과는 많은 시간과 인력을 요구하는 넓은 지역의 함수비 변화를 초분광 영상만을 이용하여 보다 간단한 방법으로 예측하고자 주문진 표준사, 화강풍화토(우면산, 구룡산, 대모산, 황룡산), 카오리나이트의 6개의 흙에 대해 그 적용성을 검토한 결과 함수비 변화 예측이 가능하다는 것을 보여준다. 현재 국내에서는 초분광 영상을 이용한 광역지반에 대한 흙의 물성치 획득에 대한 연구가 많이 이루어지지 않아, 추후 초분광 영상을 이용한 광역지반에 대한 물성치 획득 연구에 기초자료로 사용될 수 있을 것으로 기대된다. 정확도가 기존의 측정법에 비해 다소 떨어질수있으나 향후 드론을 이용하여 광역지반의 함수비 변화 측정이 가능할 것으로 예상되어 능동적 재해예방이 가능할 것으로 판단된다. 마지막으로 흙의 물성치 획득 모델링을 위해서는 흙의 종류에 따라 다른 특성을 추정하기 위한 연구가 필요하며, 이를 바탕으로 드론 및 위성 이미지를 사용한 적용성 연구가 필요할 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 국토교통기술촉진연구사업의 연구비 지원(19CTAP-C143742-02)을 받아 수행되었으며, 이에 깊은 감사를 드립니다.

참고문헌 (References)

1. Bae, H., Seo, Y., Kim, D., Lohumi, S., Park, E., and Cho, B. (2016), "Development of Non-Destructive Sorting Technique for Viability of Watermelon Seed by Using Hyperspectral Image Processing", *Journal of the Korean Society for Nondestructive Testing*, Vol.36(1), pp.35-44.
2. Berney, E., Kyzar, J., and Oyelami, L. (2012), "Device comparison for determining field soil moisture content", U.S. Army Engineering Research and Development Center, ERDC/GSL TR-11-42.
3. Bowers, S. and Hanks, R. (1965), "Reflection of Radiant Energy from Soils", *Soil Science*, Vol.100(2), pp.130-138.
4. Jia, S., Li, H., Wang, Y., Tong, R., and Li, Q. (2017), "Hyperspectral Imaging Analysis for the Classification of Soil Types and the Determination of Soil Total Nitrogen", *Sensors*, Vol.17(10), pp.2252
5. Kim, D., Seo, J., Lee, C., and Woo, C. (2016), "Analysis on the Behaviors of Soil Water Characteristic Sensors through Rainfall-Induced Landslide Flume Experiments", *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, Vol.16, pp.209-218.
6. Kim, J., Lee, K., Oh, M., Choi, K., Yang, S., Kim, W., and Park, H. (2019), "Evaluation of Moisture and Feed Values for Winter Annual Forage Crops Using Near Infrared Reflectance Spectroscopy", *Journal of The Korean Society of Grassland and Forage Science*, Vol.39(2), pp.114-120.
7. Kim, K. and Hwang, K. (2012), "A Study on the Demand Forecasting and Efficient Operation of Jeju National Airport using seasonal ARIMA model", *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, Vol.13(8), pp.3381-3388.
8. Njoku, E.G and Entekhabi, D. (1996), "Passive microwave remote sensing of soil moisture", *Journal of Hydrology*, Vol.184, pp.101-129.
9. Park, S., Kim, J., and LEE, S. (2017), "A Study on Speedy Water Content Measurement Method for Soils", *Journal of The Korean Geotechnical Society*, Vol.33, pp.57-65.
10. Specim.fi. (2019). Datacube. [online] Availavle at : <https://www.specim.fi/iq/manual/software/iq/topics/data-cube.html> [Accessed 9 Sep.2019]
11. Ulaby, F., Dubois, P., and Zyl, J. (1996), "Rader Mapping of Surface Soil Moisture", *Journal of Hydrology*, Vol.184, pp.57-84.
12. Wang, F., Gao, J., and Zha, Y. (2018), "Hyperspectral Sensing of Heavy Metals in Soil and Vegetation: Feasibility and Challenges", *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol.136, pp.73-84.
13. Zhang, X., Younan, N., and O'Hara, C. (2005), "Wavelet Domain Statistical Hyperspectral Soil Texture Classification", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol.43(3), pp.615-618.

Received : September 10th, 2019

Revised : November 11th, 2019

Accepted : November 11th, 2019