초분광영상을 이용한 중금속 오염 토양 탐지의 pH 및 유기물에 의한 간섭 효과에 관한 연구

A Study on Interference Effect by pH and Organic Matter in Heavy Metal Contaminated Soil Detection Using Hyperspectral Image

강성주* · 이금영** · 전의익*** · 신인환**** · 유세종***** · 권오섭*****

Kang, SeongJoo* · Lee, Keum-Young** · Jeon, Eui-Ik*** · Shin, In Hwan**** · Yu, Se-Jong***** ,
and Kwon, Oh-Seob*****

Abstract

The purpose of this study was to investigate the interference factors of copper (Cu) - contaminated artificial soil samples in the application of aerial hyperspectral sensors to detection of heavy metals in soil. In the indoor test bed, other parameters were fixed and hyperspectral images were taken with two scenarios that different pH and organic contents. The spectral data of the heavy metal soils constructed in the indoor test bed were confirmed by mathematical preprocessing and the specific wavelength band of organic matter and pH was confirmed by using statistical analysis techniques. In addition, soil spiked with copper was analyzed by spectral angle mapper method (SAM, Spectral angle mapper) using the average library obtained by hyperspectral imaging and copper. As a result, it was confirmed that the soil with high organic matter content exceeding 10.7% in the acid soil with pH less than 4.0 could be a limiting factor for heavy metal contaminated soil classification.

Key words : Heavy Metal, Hyperspectral Image, Inference Factor, Spectral Angle Mapper

요 지

본 연구에서는 구리(Cu)로 오염된 인공토양시료를 가지고 항공용 초분광센서를 토양 내 중금속 탐지에 적용하는데 있어서 pH와 유기물에 의한 간섭요인들을 검증하고자 하였다. 실내 테스트베드 내에서 다른 변수들은 고정하고 pH 및 유기물함량만을 달리한 두가지 시나리오로 초분광영상촬영을 실시하였다. 취득한 중금속토양의 분광 자료는 수학적 전처리를 통해 분광 패턴을 확인하고, 통계적 분석기법들을 활용하여 유기물과 pH의 특정 파장대를 확인하였다. 또한 인공적으로 스파이킹 한 토양을 초분광영상을 통해 취득된 평균 라이브러리와 구리의 주요 파장 대역을 이용하여 분광각맵퍼법(SAM, Spectral angle mapper) 적용하여 토양 분류를 시도한 결과 pH는 4.0 미만의 높은 산성토양에서 유기물의 함량이 10%를 초과한 토양의 경우 중금속 오염토양분류에 제한요인으로 작용할 수 있음을 확인하였다.

핵심용어 : 중금속, 초분광영상, 간섭요인, 분광각맵퍼법

*정회원, 아세아항공측 부설연구소(Email: ksjdol@gmail.com)
Member, R&D Institute, Asia Aero Survey, Seoul, Republic of Korea

**아세아항공측 부설연구소
R&D Institute, Asia Aero Survey, Seoul, Republic of Korea

***아세아항공측 부설연구소
R&D Institute, Asia Aero Survey, Seoul, Republic of Korea

****교신저자, 정회원, 광주과학기술원, 지구환경공학부, 연구교수(Tel: +82-62-715-3720, Fax: +82-62-715-7225, Email: shininhwan@naver.com)
Corresponding Author, Member, School of Earth Sciences and Environmental Engineering, Gwangju Institute of science and Technology

*****아세아항공측 부설연구소
R&D Institute, Asia Aero Survey, Seoul, Republic of Korea

*****아세아항공측 부설연구소
R&D Institute, Asia Aero Survey, Seoul, Republic of Korea

1. 서 론

도시화와 산업화가 진행되면서 중금속오염은 끊임없이 이슈화 되고 있다. 중금속은 대기, 토양, 지표수 등을 통해 환경에 배출되며 특히 토양에서는 잠재적으로 오염 물질의 매개체로 작용하여 생태계 및 인체에 위협이 될 수 있다. 따라서 산업시설 주변, 폐광산, 환경오염 사고 등 잠재적인 인공 오염원으로 유래된 중금속으로 오염된 토양에 대한 핫스팟(Hot spot) 모니터링과 공간적인 오염 분포현황을 광범위하게 진단하고 모니터링 하는 것은 중요한 숙제라 할 수 있다(Pandit et al., 2010; Wang et al., 2018). 최근에는 초분광센서 기반의 원격탐사 기법을 도입하여 광범위한 지역의 다양한 생태계의 오염과 식생의 피해에 관하여 효과적으로 모니터링할 수 있는 가능성을 제시하고 있다(Kemper and Sommer, 2002; Rathod et al., 2013).

기존 대부분의 중금속 모니터링 관련 연구 사례는 점 단위의 지상용 초분광센서를 이용하여 중금속의 농도를 간접적으로 추정하였다. 예를 들어 토양오염물질로서의 중금속이 유기물, 수산화물, 탄산염 또는 점토에 흡착되었을 경우 가시 근적외선 영역에서 빛을 흡수하여 간접적으로 검출될 수 있음을 보고하였다(Malley and Williams, 1997; Shi et al., 2014; Stenberg et al., 2010; Wu et al., 2007). Rossel and Behrens (2010)은 1,100개 이상의 토양 샘플의 반사스펙트럼에 대하여 데이터마이닝 알고리즘을 사용하여 토양의 구성 성분 들을 예측 하였다. Sun and Zhang (2017)은 유전알고리즘에 기초한 PLSR (Partial least square regression) 기법을 이용하여 유기물과 점토 광물과 관련된 파장대역을 결합하여 아연의 정량적인 추정 가능성을 높였다. 반면에 먼 단위의 초분광영상을 활용하여 중금속을 모니터링 한 사례는 드문데 이는 항공 및 위성 센서의 신호 대 잡음비(Signal to Noise Ratio, SNR)가 낮아 초분광영상의 해상도를 저하시키기 때문이다(Shi et al., 2014). 무엇보다도 항공 및 위성 기반의 초분광센서 플랫폼이 아직은 기술의 도입이 시작 단계 인데다 비용이 많이 들고 가용성이 떨어지는 문제가 있다(Ben-Dor et al., 2009). 하지만 점점 기술고도화가 가속화되어 가는 시점에서 위성 및 항공기 기반의 광학센서들이 점차 근거리의 드론 기반 고해상도센서로 대체될 것이기 때문에 해상도 문제는 상당부분 해소시킬 수 있을 것으로 보인다.

이와 같은 항공기 기반의 광학 센서의 고도화에 맞물려 중금속모니터링의 정확도에 관여하는 토양의 피복 상태, 토성, 수분 등 여러가지 매개변수들에 대한 문제를 해결하기 위한 기술개발들이 절실하다고 할 수 있다(Wang et al., 2018). 무엇보다 근거리에서 취득한 실험실 수준의 지상 및 초분광영상 데이터를 통해 잠재적인 토양의 분광 특성에 기여하는 매개변수들에 대한 면밀한 검증자료들이 축적되어야 한다. 이중 철산화물, 유기물 함량, 중금속의 토양내 존재 형태 등은 중금속으로 오염된 토양의 분광 특성에

중요한 영향을 미친다고 알려져 있다(Dube et al., 2001; Wang et al., 2014). 이들은 토양의 파장 대역 선택과 영상 해석에 필요한 또한 물리적 및 화학적 특성에 대한 분석을 위한 핵심적인 정보를 하므로 이에 대한 자세한 연구가 필요하다.

본 연구에서는 구리로 오염된 인공 토양 내에서 여러가지 토양 환경적인 변수들 중 유기물과 pH가 실내 기반의 초분광 영상에서 중금속의 분류 결과에 미치는 간접 영향에 대해 연구하고자 하였다. 주로 380~2,500 nm의 파장대역에서 서로 다른 pH 수준 및 유기물 함량을 갖는 토양 분광 스펙트럼을 분석하여 토양 분광 스펙트럼 데이터와 각 매개변수들간의 관계를 연구하고 연구진이 선행연구를 통해 구리의 함량에 따라 민감하게 반응을 보인 특정 파장 대역들을 일부 사용하여 초분광영상 내에서의 분류 가능성 및 간접 여부를 확인하고자 하였다.

2. 연구방법

2.1 토양시료 준비 및 분석

중금속으로 오염된 인공 토양 조제를 위하여 경기도 동두천의 발토양에서(37°56'04.4"N 127°03'48.8"E) 토양을 채취하였고 4~5일간 풍건하여 수분의 영향을 제거하고 2 mm 체를 사용하여 분광 정보 취득에 있어 시료의 균질성을 확보하였다. 배경 토양은 오염 이력이 없는 보편적인 발토양의 특성을 지닌 경기도 남양주 지역의 농장(37°35'1"N, 127°14'12"E) 토양을 사용하였다. 인공오염토는 $\text{CuCl}_2 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$ 를 이용하여 스파이킹하여 조제하였다. 토양의 물리화학적 특성 분석은 농촌진흥청의 토양 및 식물체 분석법에 준하여 분석하였다(NIAST, 2000). 토양의 경우 선행연구에서 모재의 토성, 유기물, 입자크기 등 다양한 요인들이 복합적으로 작용하여 토양의 분광반사율에 관여하므로 변인을 통제하기 위해 구리(Cu) 1,000 mg/kg으로 스파이킹한 토양에 오직 pH와 유기물의 함량만 다른 시료를 준비하였다. pH변수 시나리오의 경우 실험에 사용된 토양의 초기 pH는 4.7~5.0 수준으로 산성토양의 경우 $\text{Al}_2(\text{SO}_4)_3$ 를 이용하여 pH를 낮추어 조제하였다. 염기성 토양의 경우 $\text{Ca}(\text{OH})_2$ 을 이용하여 pH를 높여 조제하였다. pH 측정은 1:5 H_2O 방법을 이용하였다. 유기물 변수 시나리오의 경우 실험에 사용된 표층 토양의 유기물의 함량은 3.6-5.1% 수준이었으나, 경작지 및 산림 토양의 표층 유기물 함량을 감안하여 최고 15% 수준까지 함량을 높여 총 세가지 수준으로 제조하였다. 토양 내 유기물 함량을 높이는 작업은 낙엽 유기물(total carbon, 40~50%) 파우더를 이용하였으며 강열감량법(LOI, Loss on ignition)을 이용하여 측정 하였다.

2.2 초분광데이터 취득 및 데이터전처리

인공오염토양은 지상분광방사계(ASD Field-Spec-4, USA)

와 초분광카메라를 이용해 자료를 취득하였다. 지상분광계의 유효 범위는 세 분광 검출기, 즉 VNIR 구성(350~1,000 nm), SWIR1 (1,000~1,800 nm) 및 SWIR2 (1,800~2,500 nm)로 나누어져 구성되어 3개의 정규화된 스펙트럼이 연속된 형태로 곡선이 연결된다(Liu et al., 2012).

초분광카메라는 전용 프레임을 두어 라인스캔방식으로 항공 영상을 취득하는 것을 모사하였다. 이를 위해 모터와 컨트롤러를 이용하여 일정한 속도로 카메라를 이동시켰다. 또한 일정한 광조건 하에서 영상을 취득하기 위하여 태양광과 가장 유사하다고 알려진 텅스텐 할로겐램프를 사용하였으며 외부로부터의 자연광의 영향을 차단하기 위하여 암막을 설치하였다.

초분광영상취득을 위해 사용된 Aisa-FENIX는 핀란드의 SPECIM사로 분광 범위는 375.39 to 2,502.32 nm로서 실내테스트베드에서 초분광영상은 크게 구리로 오염된 토양과 중금속으로 오염되지 않은 다른 토성의 토양으로 구성하였으며, 이중 구리로 오염된 토양은 유기물과 pH의 수준이 다른 토양으로 구분하여 시료를 배치하여 자료를 취득하였다. 초분광영상데이터는 ENVI 5.3 (Exelis Visual Information Solutions, USA) 소프트웨어를 활용하여 다음의 전처리 및 몇가지 처리 단계를 통해 데이터를 처리하였다.

우선 전처리단계로서 선행연구를 통해 확보된 특정 파장 대역을 통계분석을 통해 특정밴드영역을 축소한 후 스캐닝한 FENIX영상을 표준화(Normalization) 및 평활화(Smoothing) 작업을 수행하였다. 이후 영상에 로그 및 미분함수를 적용하여 변환 후 참조 영역(ROI)을 지정 후 평균값을 가지고 영상 내에서 분광각맵퍼법(SAM)을 적용하여 영상 분류를 시도하였다. 반사도의 수학적 변환에 사용한 로그, 미분 등의 수학적 전처리식들은 ENVI소프트웨어 내에서도 적용할 수 있도록 모듈화하여 직접 데이터의 변환이 가능하도록 IDL (Interactive Data Language)을 적용하였다. 영상 분석

은 기존연구에서 확보된 대표적인 파장 대역 중 좀 더 스펙트럼 밴드 수를 줄여 최적의 파장 대역을 결정하였고 이를 위해 통계분석툴인 Unscrambler-X (CAMO Software Inc., Woodbridge, NJ, USA)를 사용하여 주성분분석 및 군집 분석을 통해 센서에 의해 발생하는 노이즈에 해당하는 스펙트럼 밴드 범위(350~400, 2,400~2,500 nm)는 제거하였으며 밴드 그룹 내 outlier들을 배제하여 최상의 분류능력으로 작용할 수 있는 특정 스펙트럼 밴드를 판별하였다(Rossel et al., 2006).

취득된 영상은 대부분 센서에서 감지된 복사량(radiance)으로 나타나며 분광반사도로 변환하기 위해 대기 효과를 제거하는 보정을 수행하지만 본 연구에서는 실내에서 취득된 영상이기때문에 고정된 반사율을 가지는 반사판(99%, Spectralon)을 배치하여 이것이 영상에서 가지는 반사율을 기준으로 전체 영상을 정규화 하여 반사율을 얻은 후 스펙트럼을 분석하였다.

한편 스펙트럼의 특징을 강조하고 예측 모델의 정확도를 높이기 위해서는 전처리가 필요한데 주로 수학적 함수를 이용하는데 주로 관련성이 없는 비선형성, 샘플 변이 및 잡음 스펙트럼을 보정하는 데 사용된다. 측정된 반사 스펙트럼(R)은 주로 흡광도(반사도의 역수, $\log 1/R$)를 사용하여 목표 파라미터의 스펙트럼 및 농도와와의 관계를 선형화하거나, 미분화하여 기준선을 제거하거나 스펙트럼의 기울기의 변화를 강조한다(Stenberg et al., 2010; Ben-Dor et al., 2009). 반사율(R')의 1차 미분함수는 밴드 n+1 및 밴드 n에 대한 반사율과 반사율 값의 차를 밴드 n+1 및 밴드 n에 대한 파장 차로 나눔으로써 계산되며 다음과 같은 식으로 표현한다(Xavier et al., 2006).

$$R'(\lambda_n) = \frac{R(\lambda_{n+1}) - R(\lambda_{n-1})}{\lambda_{n+1} - \lambda_{n-1}}, n \in 1, 2, 3, \dots, b-1 \quad (1)$$

Fig. 1. Hyper Spectral Image with (a) pH and (b) OM Scenario in Indoor Testbed

2.3 SAM 알고리즘을 활용한 영상분석

SAM은 두 스펙트럼 사이의 각도를 계산하여 스펙트럼 유사성을 판별하여 밴드 수와 동일한 차원의 공간에서 벡터로 처리하는 대표적인 감독 분류 기법 알고리즘으로 이를 이용하여 중금속오염토양 탐지에 적용하였다(Kruse et al., 1993; Van der Meer et al., 1997).

$$\alpha = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{n=1}^N t_n r_n}{\left(\sum_{n=1}^N t_n^2 \right)^{\frac{1}{2}} \left(\sum_{n=1}^N r_n^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \right) \quad (2)$$

t_n = test spectrum, r_n = reference spectrum

가장 민감하고 유용한 주요 파장 대역의 식별은 일반적으로 실측된 중금속 함량과 최적화된 분광 반사도 또는 변환된 지표 간의 상관 관계를 계산하여 수행되었으며 연구진의 선행연구(Kang et al., 2018)를 통해 지상분광계로 얻은 구리(Cu)의 세가지 농도 구배 별 각 25회 반복 측정된 분광자료 중 통계적으로 과다하게 벗어난 outlier들은 제외시킨 후 평균화하여 토양의 분광스펙트럼과 양의 상관관계가(R^2) 90% 이상을 보이는 구간을 재선별 하였고 이중 615~822 nm, 1,992~2,032 nm 구간을 주요 민감 파장대역으로 지정하였다. 연구에서 사용한 기준 라이브러리는 Cu-1,000 mg/kg 으로 오염된 토양을 대상으로 25회 취득한 지상분광계 자료들을 Log함수 및 1차미분으로 수학적으로 변환하고 이들의 평균값을 사용하였다. 이후 실내 테스트베드에서 취득된 초분광영상에 대표적으로 사용되는 영상 분류 기법 중 분광 각맵퍼법(SAM, Spectral Angle Mapper)을 적용하여 분류를 수행하였다.

3. 연구결과 및 고찰

3.1 토양 특성

실험에 사용된 토양은 Table 1과 같이 전형적인 밭토양의 패턴을 보였으며 인공 토양 및 배경 토양의 경우 pH는 중성을 나타내고 있다.

Table 1. Physicochemical Characteristics of Two Types of Surface Soil Used in this Study

Category	Artificial Soil	Background Soil (B)
pH	7.28±0.04	7.13±0.03
Organic matter content (%)	4.96±0.59	2.7±0.3
EC (us cm-1)	175.39±5.13	450±7.16
CEC (cmolc kg-1)	9.05±0.01	12.07±0.79

인공적으로 조제한 유기물과 pH변수에 의한 토양은 Table 2와 같다. pH의 경우 3.26에서 9.17의 범위로 각각 산성, 중성, 염기성 토양으로 구분하였고 유기물의 경우는 5.0%에서 15.0%의 범위로 각각 저농도, 중간농도, 고농도로 구분하였다.

3.2 pH와 유기물의 반사도 데이터 변환

Figs. 2(a)와 2(b)는 토양 유기물(SOM, Soil Organic Matter) 함량 차이(5.0, 10.7, 15%)를 갖는 전체 파장대역(375~2,500 nm)의 토양 스펙트럼에서 취득한 영상을 Log 함수 및 미분식을 적용한 후 ROI (Region of interest)를 지정한 유기물 5% 408개 픽셀, 10.7% 384 픽셀, 15% 475 픽셀 각각을 평균화 하였다. pH 역시 영상을 Log 함수 및 미분식을 적용한 후 ROI를 지정한 pH3.82 374개 픽셀, pH7.03 408 픽셀, pH9.17 357픽셀들 각각의 평균치를 가지고 분광 반사도 및 수학적 변환 후 차이를 Figs. 2(c)와 2(d)에 나타내었다.

세가지 유기물 농도 구배에 따른 토양의 분광반사도(R)의 경우 400-730 nm의 가시광 파장 대역을 제외한 대부분의 구간에서 그래프상에서 양의 상관관계를 보였으며, Log함수 및 미분식을 복합해서 조합한 경우 반사도인 y축의 변화를 제거하였기 때문에 좀 더 한정된 구간에서 상관관계를 보이는 영역을 확인할 수 있었다. 한편 Figs. 2(c)와 2(d) 전파장대역에서 pH의 증감과 반사도스펙트럼 및 데이터변환에 따른 분광스펙트럼의 상관관계는 거의 존재하지 않았다. 반사도의 경우 pH의 변화에 따라 증감을 보이는 구간이 존재하지 않았으며 로그함수 및 1차미분을 적용하였을 시 일부 구간에서 선형이 보이는 구간을 확인할 수 있었다.

Table 2. pH and Organic Matter Content Level of Artificial Surface Soil

Level	pH	Types	Level	Organic matter (%)	Types
1	3.62 ± 0.06	Acidic 1	1	5.0% ± 0.6	Low
2	3.82 ± 0.05	Acidic 2	2	10.7% ± 0.7	Middle
3	4.34 ± 0.06	Acidic 3	3	15.0% ± 1.1	High
4	4.61 ± 0.12	Acidic 4			
5	7.03 ± 0.05	Neutral 1			
6	9.08 ± 0.04	Alkali 1			
7	9.17 ± 0.09	Alkali 2

Fig. 2. (a) Hyperspectral reflectance Spectrum Characteristics of Copper contaminated soil and (b) Transformed Spectra of soil samples including different levels of pH (c) Raw reflectance and (d) Transformed spectra of soil samples including different levels of Organic matter content

3.3 선형회귀분석 및 특정파장대역 선정

pH 및 유기물의 함량에 따라 90% 이상의 상관관계를 보이는 영역을 비교하고자 선형회귀분석을 수행하였다. pH 시나리오의 경우 영상을 Log 함수 및 미분식을 적용한 후 ROI (Region of interest)를 지정한 pH 및 OM수준별 평균치를 가지고 선형회귀분석을 실시하였으며 전체파장대역 중 90% 이상의 상관관계를 보이는 파장군을 추출하였다. pH의 경우 대표적인 세가지 수준에 따른 토양의 분광반사도(R) 경우 농도 변화에 따라 양의 상관관계가(R^2) 90% 이상을 보이는 구간을 확인할 수가 없었으나, Log 함수 및 미분식을 복합해서 조합한 경우 보다 다양한 구간에서 90% 이상의 상관성이 높은 구간을 얻을 수 있었다. 이를 통해 두 중금속 모두 전처리 방법 중 $\text{Log}(1/R)+1\text{th}$ derivation 변환 후 선형회귀분석 시 분광 정보와 pH 구배에 대한 상관관계가 가장 잘 확인이 되는 영역을 확보하였다.

Fig. 3(a)와 같이 pH의 경우 각각 753.53~764.86 nm, 840.6~857.79 nm, 1,064.29~1,103.90 nm, 1,233.89~1,284.69 nm, 1,453.73~1,526.81 nm, 1,644.64~1,717.42 nm, 2,112.43~2,184.24 nm, 2,255.87~2,294.36 nm로서 토양의 초분광영상에서 SAM 분류에 적용된 구리에 민감한 파장 대역인 615~822 nm, 1,992~2,032 nm 중 pH의 753.53~764.86 nm 구간에서 일부 겹쳐지는 것을 확인할 수 있었으나 유기물의 경우와는 달리 대부분의 파장대역에서 구리의 특정 파장 대역과

겹쳐지지 않은 것을 확인할 수 있었다. 이는 pH 그 자체로만 변수를 두었을 때 구리의 정성 분석에 크게 영향을 주지 못하는 것을 의미한다라고 할 수 있다.

OM의 경우 각각 497.13~568.85 nm, 596.27~1,019.21 nm, 1,324.18~1,487.47 nm, 1,756.56 nm, 1,823.56 nm, 1,868.16~1,940.52 nm, 2,040.45~2,382.13 nm로서 가시광파장대역인 615~822 nm 대역이 유기물의 파장대역과 겹쳐지는 것을 확인할 수 있었다. 선행연구에서도 500~700 nm에서 OM과 관련이 있는 스펙트럼 영역에서 중금속(Cd, Hg, Pb) 농도 사이에 유의한 상관관계가 있음을 보고하였다(Bray et al., 2009; Ji et al., 2010; Pandit et al., 2010).

3.4 pH변화 시나리오에 따른 SAM분류 결과

Fig. 4는 pH 수준을 달리한 영상에서 SAM 임계각을 각각 0.00, 0.12, 0.16, 0.20으로 적용한 결과이다.

분류된 초분광영상에서 빨간색으로 표시된 부분이 Cu 1,000 mg/kg으로 오염된 스펙트럼 영역으로서 오염이 되지 않은 다른 토양과 구별되는 특성을 보여주고 있다. SAM을 적용한 결과 Fig. 4(b) SAM threshold 0.12의 경우, pH의 증감에 따라 비례하여 구리로 오염된 토양 영역이 탐지되는 것을 확인할 수 있으며 동일한 토성인 조건임에도 pH가 4.0 미만일 경우 pH 7.0 이상일 경우에 비해 탐지되는 점유율이 다소 낮은 것을 확인할 수 있다. 한편 SAM 임계각을

Fig. 3. Sensitive Wavelength Band that Correlation (R^2) is Greater than or Equal to 90% Between the Spectrum and the Actual Concentration After the Log(1/R) and 1th Derivation Conversion with Different Level of (a) pH and (b) OM

Fig. 4. SAM Classification Results of Cu Contaminated Soil with Different Level of and pH. (a) Labelled B is no Contaminated with Cu (b) Cu Contaminated Regions by the SAM (angle 0.12) (c) Cu Contaminated Regions by the SAM (angle 0.16) (d) Cu Contaminated Regions by the SAM (angle 0.20)

0.16으로 증가시켰을 경우 여전히 미탐지 된 영역이 존재하였으며 0.20이 되어야 비로서 전체 토양 영역이 탐지가 되는 것을 확인할 수 있었다. 이는 토양에서 pH가 다소 낮을 경우 중금속의 탐지에 일정 부분 제한이 있을 가능성을

제시하는 결과라고 판단된다.

선행연구를 통해서도 중금속의 경우 산화, 환원 상태 등의 화학적 환경의 변화나 주변물질과의 결합 세기(binding strength)에 따라 존재 형태가 달라지며 분광 패턴이 달라질

수 있음을 시사하였다(Blume and Brümmer, 1991; Dube et al., 2001; Shi et al., 2014). 따라서 표면이 노출된 광산 주변 토양의 농경지나 밭토양일 경우 주변의 황화광물들과 결합하여 pH가 현저히 낮을 경우 상대적으로 중금속의 검출에 제한이 있을 가능성을 열어둘 필요가 있을 것으로 보인다. 한편 이는 인공으로 스파이킹 된 토양에서 pH만을 낮춘 조건에서 얻은 결과이고 자연상태와 그 양상이 다를 수 있기 때문에 추후 실제 오염된 토양에서의 중금속으로 오염된 토양의 pH와 분광학적 특성을 같이 맞물려 해석해 볼 필요가 있을 것으로 보인다. 또한 pH는 중금속 이동성을 지배하는 가장 중요한 화학적 매개 변수 중 하나이며 산성 환경에서 이동성이 가장 크며 중성에 가까워지면 이동이 가장 적기 때문에 하이퍼스펙트럴 기법을 이용하여 pH 자체를 모니터링함으로써 중금속의 분포와 거동을 간접적으로 예측할 필요가 있을 것으로 보인다.

3.5 유기물 변화 시나리오에 따른 SAM분류 결과

유기물의 함량 변화 시나리오를 가지고 SAM angle을 0.18부터 시작하여 0.06씩 증가하여 0.24, 0.30에 대한 분류 여부를 확인하였다. 그 결과 Fig. 5와 같이 angle을 0.18에서 동일 토성인 pH변화를 준 전 영역과, 유기물 함량이 5%인 토양에서는 구리 1,000 mg/kg으로 오염된 영역이 동시에 탐지되는 것을 확인할 수 있었다. 이후 SAM 강도를 0.24, 0.3까지 증가시켰을 경우 구리로 오염되지 않은 영역 및 유기물 함량이 10.7%인 토양에서 일부 탐지가 되는 것을 확인할 수 있었다. pH 시나리오에 비해 OM 시나리오의 경우, 유기물 함량이 10.7% 이상이 되면 영상에서 아예 탐지가 되지 않은 것을 의미한다고 볼 수 있다. SAM threshold

를 0.3 가까이 증가시켰을 경우 일부 구리로 오염되지 않은 배경 토양도 함께 탐지되었다. 또한 0.3 이상의 값을 입력하면 구리로 오염되지 않은 토양 영역도 함께 탐지되거나 토양이 아닌 영역도 분류되는 것을 볼 수 있었다.

초분광영상내에서 정확한 중금속 검출 제한 유기물의 농도는 5%와 10.7% 사이의 유기물의 농도 구배를 좀 더 세분화하여 검증할 필요가 있으나 본 연구결과로서는 10.7% 이상 고농도의 유기물의 함량에서는 구리로 오염된 토양은 분류가 되지 않았다. 이는 구리로 스파이킹된 토양 중 구리에 민감한 파장 대역이 유기물에 민감한 파장과 겹쳐질 때 유기물에 민감한 파장에 의해 가려지는 것으로 추정해 볼 수 있다.

선행연구에서 Omran (2016)는 유기물질이 스펙트럼의 고유 분광 영역의 특징을 가려서 중금속의 농도를 확인하기 어렵게 한다고 보고하였다. Baumgardner (1969)는 토양의 유기물 함량이 2%를 초과하면 중금속을 포함한 다른 토양 구성성분의 신호들을 압도하여 반사율의 분광 신호가 감소한다고 보고하였다.

한편, 구리가 아닌 다른 중금속이 공존해 있을 때 간섭에 어떠한 영향을 주는 지에 대한 검토도 필요하다. 이는 각 중금속 별 민감한 파장 대역이 다른데다 토양내 중금속은 순수한 이온 형태로 존재하지 않으며 다른 중금속 및 화합물과 공존하여 서로 스펙트럼적으로 간섭할 수 있기 때문에 동일한 토양에 공존하는 다른 종류의 중금속의 스펙트럼 간의 분광 특성 반응을 함께 비교해 볼 필요가 있다. 이는 둘 이상의 중금속이 공존해 있을 때 서로 간섭 반응을 일으켜 개별 금속의 고유한 특성을 분리하는 것이 어려울 수도 있기 때문이다. 이와 같은 세부적인 추가 연구들을 토대로

Fig. 5. SAM Classification Results of Cu Contaminated Soil with Different Level of OM Content. (a) labelled B is no contaminated with Cu (b) Cu contaminated regions by the SAM (angle 0.18) (c) Cu contaminated regions by the SAM (angle 0.24) (d) Cu contaminated regions by the SAM (angle 0.20)

중금속오염토양에서 이러한 매개변수들의 영향이 반영된 토양 분류 모델 개발 가능성에 대한 기초자료를 구축할 수 있을 것으로 보인다.

4. 결 론

본 논문은 구리로 인공 조제된 실내테스트베드 내에서 하이퍼스펙트럴 영상을 이용하여 유기물과 pH의 수준을 달리한 조건에서의 간섭 효과 및 이를 감안한 중금속 오염 토양의 분류 가능 여부를 확인하였다. 인공적으로 구리로 오염된 토양의 유기물, pH를 측정하였으며 각각의 값에 대한 분광 정보를 통계분석 및 선형회귀분석을 통해 비교하여 pH 및 유기물에 민감한 특정 영역을 확보하였다. 또한 구리로 오염된 중금속 기준스펙트럼으로 하여금 하이퍼스펙트럴 영상 상에서 분광각맵퍼법(SAM)을 적용하여 분류하였으며 그 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

첫째, pH의 경우 SAM 임계값 0.16에서 pH 4미만의 토양의 경우 분류가 늦게 되는 것을 확인할 수 있었으나 구리로 오염된 토양 분류에는 제한이 되지 않았다.

둘째, OM의 경우 유기물함량이 5%를 초과한 10.7%, 15%의 고농도영역에서 SAM 임계값이 0.24 이상이 될 때에도 오분류와 함께 구리로 오염된 토양이 분류가 되지 않았다.

셋째, 이 결과들은 pH와 OM의 농도와 유의한 상관관계를 보이는 특정 파장과 구리의 특정파장과의 분광 간섭특성들로 인한 것으로 판단된다.

연구결과를 비추어 예를 들어 pH가 4.0 미만의 강한 산성 토양이나 유기물의 함량이 10%를 초과할 경우 토양 속 중금속의 특정 파장이 가려져 토양 내 중금속 오염도 분류에 제한이 되거나 분류 자체가 어려울 수 있을 것으로 판단된다. 하지만 향후 원격탐사기법의 대상이 될 표층 토양의 경우, 유기물 함량이 높은 산림 토양을 제외한 대부분의 논과 밭의 표층 토양의 유기물이 10%가 넘는 곳은 거의 존재하지 않으므로 실질적인 영향은 제한적일 것으로 보인다.

감사의 글

본 연구는 환경부 및 한국환경산업기술원의 「토양지하수 오염 방지 기술 개발사업(Geo-Advanced Innovative Action, GAIA) - 2015000540009」의 지원으로 수행되었습니다.

References

Baumgardner, M., Kristof, S., Johannsen, C., and Zachary, A. (1969) Effects of Organic Matter on the Multispectral Properties of Soils. *Proceedings of the Indiana Academy of Science*, Vol. 79, pp. 413-422.

Ben-Dor, E., Chabrilat, S., Demattê, J., Taylor, G., Hill,

J., Whiting, M., and Sommer, S. (2009) Using Imaging Spectroscopy to Study Soil Properties. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 113, Suppl. 1, S38-S55.

Blume, H.-P., and Brümmer, G. (1991) Prediction of Heavy Metal Behavior in Soil by Means of Simple Field Tests. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, Vol. 22, No. 2, pp. 164-174.

Bray, J., Rossel, R.V., and McBratney, A. (2009) Diagnostic Screening of Urban Soil Contaminants using Diffuse Reflectance Spectroscopy. *Australian Journal of Soil Research*, Vol. 47, No. 4, pp. 433-442.

Dube, A., Zbytniewski, R., Kowalkowski, T., Cukrowska, E., and Buszewski, B. (2001). Adsorption and Migration of Heavy Metals in Soil. *Polish Journal of Environmental Studies*, Vol. 10, No. 1, pp. 1-10.

Ji, J., Song, Y., Yuan, X., & Yang, Z. (2010). Diffuse Reflectance Spectroscopy Study of Heavy Metals in Agricultural Soils of the Changjiang River Delta, China. In 19th World Congress of Soil Science, Soil Solutions for a Changing, pp. 47-50.

Kang, S., Lee, K.-Y., Jeon, E.-I., Yu, S.-J., Shin, I.H., and Kwon, O.-S. (2018) Evaluating Laboratory-based Classification Potentials of Heavy Metal Contaminated Soils using Spectro-radiometer and Hyper-spectral Imagery. *Spatial Information Research*, Vol. 26, No. 2, pp. 213-221.

Kemper, T., and Sommer, S. (2002) Estimate of Heavy Metal Contamination in Soils after a Mining Accident Using Reflectance Spectroscopy. *Environmental Science & Technology*, Vol. 36, No. 12, pp. 2742-2747.

Kruse, F.A., Lefkoff, A., Boardman, J., Heidebrecht, K., Shapiro, A., Barloon, P., and Goetz, A. (1993) The Spectral Image Processing System (SIPS)—Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 44, No. 2-3, pp. 145-163.

Liu, H., Wu, B., Zhao, C., and Zhao, Y. (2012) Effect of Spectral Resolution on Black Soil Organic Matter Content Predicting Model based on Laboratory Reflectance. *Guang Pu Xue Yu Guang Pu Fen Xi= Guang Pu*, Vol. 32, No. 3, pp. 739-742.

Malley, D., and Williams, P. (1997) Use of Near-infrared Reflectance Spectroscopy in Prediction of Heavy Metals in Freshwater Sediment by Their Association with Organic Matter. *Environmental Science & Technology*, Vol. 31, No. 12, pp. 3461-3467.

NIAST (2000) Methods of Soil and Plant Analysis. National

- Institute of Agricultural Science and Technology, RDA, Suwon, Korea.
- Omran, E.-S.E. (2016) Inference Model to Predict Heavy Metals of Bahr El Baqar Soils, Egypt using Spectroscopy and Chemometrics Technique. *Modeling Earth Systems and Environment*, Vol. 2, No. 4, Article No. 200.
- Pandit, C.M., Filippelli, G.M., and Li, L. (2010) Estimation of Heavy-metal Contamination in Soil using Reflectance Spectroscopy and Partial Least-squares Regression. *International Journal of Remote Sensing* Vol. 31, No. 15, pp. 4111-4123.
- Rathod, P.H., Rossiter, D.G., Noomen, M.F., and Van der Meer, F.D. (2013) Proximal Spectral Sensing to Monitor Phytoremediation of Metal-contaminated Soils. *International Journal of Phytoremediation*, Vol. 15, No. 5, pp. 405-426.
- Rossel, R.V., and Behrens, T. (2010) Using Data Mining to Model and Interpret Soil Diffuse Reflectance Spectra. *Geoderma*, Vol. 158, No. 1-2, pp. 46-54.
- Rossel, R.V., Walvoort, D., McBratney, A., Janik, L.J., and Skjemstad, J. (2006) Visible, Near Infrared, Mid Infrared or Combined Diffuse Reflectance Spectroscopy for Simultaneous Assessment of Various Soil Properties. *Geoderma*, Vol. 131, No. 1-2, pp. 59-75.
- Shi, T., Chen, Y., Liu, Y., and Wu, G. (2014) Visible and Near-infrared Reflectance Spectroscopy—An Alternative for Monitoring Soil Contamination by Heavy Metals. *Journal of hazardous materials*, Vol. 265, pp. 166-176.
- Stenberg, B., Rossel, R.A.V., Mouazen, A.M., and Wetterlind, J. (2010) Visible and Near Infrared Spectroscopy in Soil Science. *Advances in Agronomy*, Vol. 107, pp. 163-215.
- Sun, W., and Zhang, X. (2017) Estimating Soil Zinc Concentrations using Reflectance Spectroscopy. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 58, pp. 126-133.
- Van der Meer, F., Vazquez-Torres, M., and Van Dijk, P. (1997) Spectral Characterization of Ophiolite Lithologies in the Troodos Ophiolite Complex of Cyprus and its Potential in Prospecting for Massive Sulphide Deposits. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 18, No. 6, pp. 1245-1257.
- 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.
- Wang, J., Cui, L., Gao, W., Shi, T., Chen, Y., and Gao, Y. (2014) Prediction of Low Heavy Metal Concentrations in Agricultural Soils using Visible and Near-infrared Reflectance Spectroscopy. *Geoderma*, Vol. 216, pp. 1-9.
- Wu, Y., Chen, J., Ji, J., Gong, P., Liao, Q., Tian, Q., and Ma, H. (2007) A Mechanism Study of Reflectance Spectroscopy for Investigating Heavy Metals in Soils. *Soil Science Society of America Journal*, Vol. 71, No. 3, pp. 918-926.
- Xavier, A.C., Rudorff, B.F.T., Moreira, M.A., Alvarenga, B.S., de Freitas, J.G., and Salomon, M.V. (2006) Hyperspectral Field Reflectance Measurements to Estimate Wheat Grain Yield and Plant Height. *Scientia Agricola*, Vol. 63, No. 2, pp. 130-138.

Received	March 19, 2018
Revised	March 26, 2018
Accepted	April 4, 2018