

가시·근적외 분광 스펙트럼을 이용한 토양 이화학성 추정

최은영* · 홍석영 · 김이현 · 송관철 · 장용선

농촌진흥청 국립농업과학원 토양비료관리과

Quantification of Soil Properties using Visible-NearInfrared Reflectance Spectroscopy

Eunyoung Choe,* S. Young Hong, Yi-Hyun Kim, Kwan-Cheol Song, and Yong-Seon Zhang

Soil & Fertilizer Management Division, National Academy of Agricultural Science, RDA

This study focused on establishing prediction models using visible-near infrared spectrum to simultaneously detect multiple components of soils and enhancing the performance quality by suitably transformed input spectra and classification of soil spectral types for prediction model input. The continuum-removed spectra showed significant result for all cases in terms of soil properties and classified or bulk predictions. The prediction model using classified soil spectra at an absorption peak area around 500nm and 950nm efficiently indicating soil color showed slightly better performance. Especially, Ca and CEC were well estimated by the classified prediction model at $R^2 > 0.8$. For organic carbon, both classified and bulk prediction model had a good performance with $R^2 > 0.8$ and RPD > 2. This prediction model may be applied in global soil mapping, soil classification, and remote sensing data analysis.

Key words: Classification, Estimate, Partial Least Squares Regression, Soil contents, Visible-near infrared spectra

서 언

최근에는 충분한 식량생산뿐만 아니라 식량의 안전성과 환경, 자연자원의 질 향상과 더불어 농업의 경제성과 농촌생활의 질 향상까지 고려한 지속 가능한 친환경 농업이 큰 관심을 끌고 있다. 이를 위해서 농경지마다의 지형적 특징, 토양유형과 토양의 물리·화학적 특성 등을 파악하고 주기적으로 성분 변이를 모니터링하여 지역별로 적합한 시비와 재배관리를 적용할 수 있는 정밀농업이 확대되고 있다. 토양의 특성을 측정하는 기존의 분석 방식은 분석의 정밀도, 시료의 수, 분석항목 등에 따라 시간, 인력, 비용적 소모가 커진다(Ferrier, 1999; Kemper and Sommer, 2002; Choe *et al.*, 2008). 세계적으로 신속하고 간단하게 토양을 분석할 수 있는 다양한 분석기법이 개발되고 있는데, 전자기 탐사(Electromagnetic induction: EMI), 전기비저항탐사(Electrical resistivity)를 이용해 EC를 측정하는 기법, GPR등을 현장에서 토양수분 측정하는데 활용하는 방법, 이온전극법을 이용해 토양 질산태 질소를 측정하는 등의 현장에서 비파괴적으로 분석하는 다양한 연구가 진행되고 있다(Viscarra Rossel *et al.*,

2009).

그 중에서도 식품, 농업, 환경 등 여러 분야에서 범용으로 신속하고 비파괴적으로 정성·정량 분석방법으로 가시·근적외선 분광학을 활용하고 있는데, 가시·근적외선 영역(VNIR, 400-2400 nm)에는 다양한 물질의 고유한 흡수분광형태가 존재한다는 이론적 토대로부터 물질의 정성·정량적 분석이 가능하다고 알려져 있다(Ben-Dor, 1999; Choe *et al.*, 2008). 분광학적 특징을 이용하여 유기물 함량(Ben-Dor and Banin, 1995; Reeves and McCarty, 2001; Sheperd and Walsh, 2002, Viscarra Rossel *et al.*, 2006)이나 철 함량과 같은 성분분석과 시료의 상태와 측정 조건에 따른 스펙트럼 영향에 대한 연구가 수행되었다(Cho *et al.*, 2001).

본 연구에서는 토양 시료의 분광스펙트럼을 측정하여 적합한 스펙트럼 처리와 토양 스펙트럼의 분광학적 해석을 통해 가시·근적외선 영역의 스펙트럼으로부터 여러 항목의 토양 특성을 동시에 신속하게 정량화할 수 있는 모델을 산출하고자 하였다.

재료 및 방법

토양 시료 분석 30개의 토양통(용지, 차항, 오대, 월정, 초정, 흑석, 제천, 지산, 만경, 무이, 외산, 석천,

접수 : 2009. 10. 15 수리 : 2009. 12. 10
*연락처 : Phone: +82312900346,
E-mail: eychoe726@korea.kr

상주, 태산, 완산, 송정, 달천, 공성, 강릉, 강정, 산청, 고평, 파주, 화산, 태화, 안릉, 운봉, 장파, 평전, 동송)에 대해 약 0~140 cm에서 깊이 별로 약 5개의 시료를 채취하여 총 156개의 토양 시료의 pH, 유기탄소함량(Org.C), 치환성칼슘함량(Ca), 치환성마그네슘함량(Mg), 양이온치환용량(CEC)을 분석하였다 (농촌진흥청, 2000).

토양 시료의 반사 분광 스펙트럼은 풍건 후 200 mesh 통과한 토양을 반경32mm 샘플 홀더에 5mm 두께로 담고 ASD FieldSpec Pro (Analytical Spectral Devices Inc., USA)를 이용하여 400-2500 nm 범위에서 반사도를 측정하였다. 측정 시에는 probe에 장착된 할로겐 램프를 이용하여 입사에너지를 균일하게 하였고, Spectralon diffuse reflectance panel을 이용하여 Calibration하였다. 스펙트럼의 잡음과 오차를 최소화하기 위해 매 측정 시마다 50회 스캐닝한 스펙트럼을 3회 반복 측정하여 평균하였다.

입력 스펙트럼의 유형 분류 500-1200 nm 파장대에서 주로 철산화물 등에 의한 흡수가 일어나(Gaffey *et al.*, 1993; Clark, 1999) Fe 함량 외의 다른 측정값의 정량에도 영향을 미치므로 입력 스펙트럼의 유형을 분류하여 각각의 유형에 따라 정량 모델을 적용하고자 하였다. 스펙트럼의 유형은 500-1200 nm 파장대에서 흡수 피크의 위치와 크기에 의해 분류하였다. 흡수 피크의 형태를 강조하기 위해 Continuum-removal(CR) 스펙트럼을 이용하였다. 물질에 의한 흡수 스펙트럼은 구성 분자들의 고유한 흡수 스펙트럼 형태와 Continuum으로 이루어졌다고 할 수 있는데(Clark and Roush, 1984; Clark, 1999), Continuum은 물질을 이루고 있는 여러 분자들의 흡수 피크들이 겹쳐져서 나타나는 일종의 Background로 이를 제거함으로써(식 1) 고유 흡수 형태를 강조할 수 있다(Clark, 1999).

$$D = \frac{R_b}{1-R_c} \quad (1)$$

D : absorption band

R_b : reflectance at the band bottom

R_c : reflectance of the continuum at the same wavelength as R_b

Fig. 2에서 보는 바와 같이 약 500nm에서의 좁은 피크(A1)와 950nm에서의 비교적 넓은 피크(A2)의 흡수영역대(Absorption feature) 면적을 계산하여 면적에 따라 스펙트럼 유형을 분류하였다.

토양 특성값 통계적 정량화 분광 스펙트럼으로부터 토양의 특성값을 산출하기 위해 부분최소제곱 회귀식(Partial least squares regression: PLSR)(식2, 3)을 이용하여 통계적 정량 모델을 구하였다.

$$X = TR^T + E \quad (2)$$

$$Y = TQ^T + F \quad (3)$$

X : ($n \times m$) matrix of predictors,

Y : ($n \times p$) matrix of responses

T : ($n \times 1$) matrix of score, component or factor matrix

P, Q : ($m \times 1$), ($p \times 1$) loading matrices,

E, F : error terms

잡음을 최소화하고 토양 스펙트럼의 분광 변이량을 강조하기 위해 $\log(1/R)$, 1, 2차 도함수, Continuum-removal 등의 변환을 거친 스펙트럼 및 원시 분광 스펙트럼(Raw reflectance)을 이용하여 정량 모델을 구하고 각각의 성능을 비교하였다. 또한 입력 스펙트럼의 유형에 따라 각각의 정량모델을 도출하여 그로부터 추정된 값과 유형을 고려하지 않고 일괄적으로 입력스펙트럼 적용하여 도출한 정량모델에 의한 추정값을 비교하였다. 정량 모델에 대해서 RMSE (Root mean square error), R^2 , RPD (Ratio of prediction to deviation)를 이용하여 검증하였다. R^2 의 경우, 0.9 이상에서 정확한, 0.8-0.9에서 좋은, 0.66-0.8에서 대략적인, 0.5-0.65에서 약한 추정이라고 할 수 있고, RPD의 경우 2.5 이상에서 정확한, 2이상에서 좋은, 1.5이상에서 대략적인 추정이라고 판정할 수 있다(Williams, 2001; Farifteh *et al.*, 2007).

결과 및 고찰

토양 시료 분석결과 156개 토양 시료의 화학분석 결과는 Table 1에 나타내었다. 토양 시료의 반사 스펙트럼은 Fig. 1(a)와 같이 측정되었고 대부분 1400, 1900nm에서 수산화기(OH)에 의한 흡수가 관찰되었으나, 측정 시료는 모두 동일한 조건으로 건조한 뒤 측정하여 토양의 함수량에 의한 스펙트럼의 차이보다는 토양을 구성하고 있는 무기물에 존재하는 자유수(Free water)와 격자구조 내의 OH에 의한 것으로 보인다(Ben-Dor *et al.*, 1999). Fig. 1의 스펙트럼은 동일한 지점에서 깊이별로 채취한 시료로 비슷한 광물 조성과 토양의 조건이 비슷하나 pH, Org.C, Ca, Mg, CEC 함량 차이가 나타났고, 특히 Org.C 함량이 33.0, 17.6, 3.3, 1.4 g/kg 로 차이를 보였는데, 이와 유사하게 스펙트럼에서도 전체적으로 유사한 형태를 나타내고 있으나 특정 흡수 영역대에서 흡수강도의 변화가 발생하였다.

Table 1. Statistical values of measured soil properties.

Statistics	pH	Org.C	Ca	Mg	CEC
		g kg ⁻¹	cmol ⁺ kg ⁻¹	cmol ⁺ kg ⁻¹	cmol ⁺ kg ⁻¹
Average	5.44	9.18	3.94	2.12	15.82
Max.	8.24	66.03	32.50	11.40	34.07
Min.	3.91	0.33	0.10	0.12	0.65
Stdev. [†]	0.86	11.07	4.42	1.90	6.46

[†] standard deviation

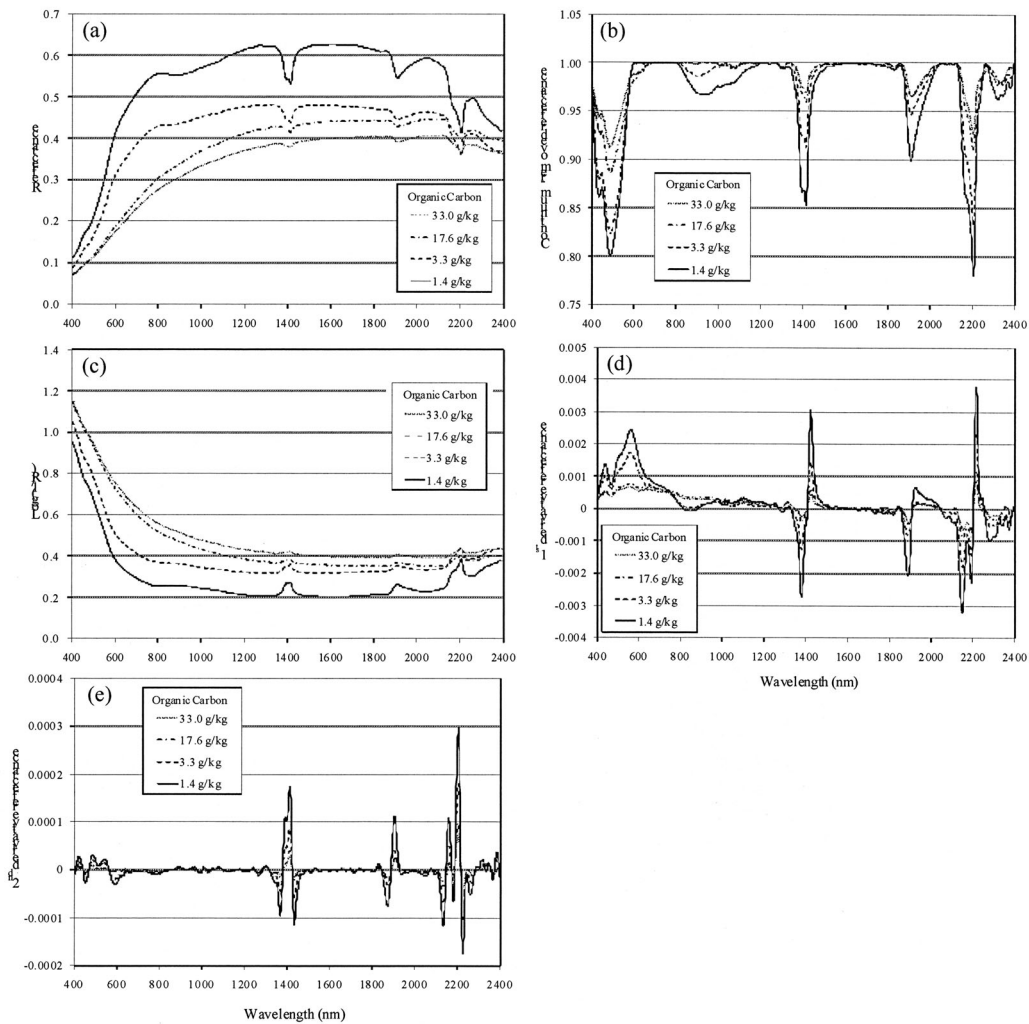


Fig. 1. Raw reflectance (a) and transformed spectra of soil profile samples including different levels of organic carbon: continuum-removed (b), log(1/R) (c), 1st derivatives (d), and 2nd derivatives (e).

Fig. 1 (a)에 나타나는 것과 같이 원시 스펙트럼은 일정한 Background(Continuum)가 포함된 양상을 나타내었다. Continuum을 제거한 스펙트럼은 각 영역에서 분광흡수 형태가 강조되었고, 1, 2차 도함수로 변환된 스펙트럼에서도 Background에 의한 강도 차이가 배제되어 흡수 영역의 변이량이 강조되어 있음을 알 수 있다(Fig. 1 (d), (e)).

입력 스펙트럼 유형 본 연구에서 토양의 분광 스펙트럼 특징은 주로 토색의 변화 등을 지시하는 500-1200 nm의 흡수영역 면적에 의해 세가지 유형으로 분류하였다(Fig. 3). 토양의 노란색이나 붉은색은 철 함량에 의한 영향이 큰데 토양에 침철석(Goethite: α -FeOOH)이 많이 함유되어 있을 때 황갈색에 가깝고, 적철석(Hematite: α -Fe₂O₃)이 많을수록 붉은색에 가까운 것으로 알려져 있다(Baumgardner et al., 1985; Ben-Dor et al., 1999). Hunt 등(1971)에 의하면 가

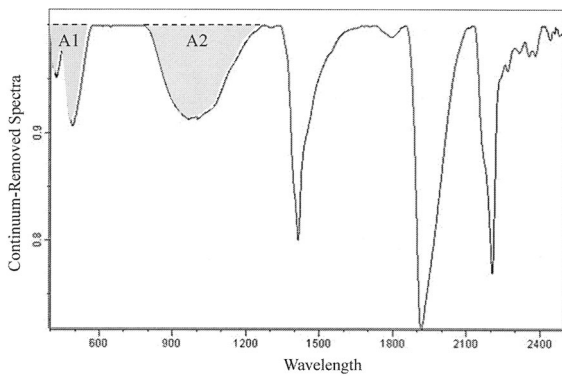


Fig. 2. Absorption areas (A1 and A2) on continuum-removed spectra.

시·근적외 영역에서 Fe에 의한 흡수 스펙트럼은 Fe^{2+} 와 Fe^{3+} 양이온의 전자전이에 의한 것으로, Fe^{2+} 는 주로 1000 nm, Fe^{3+} 는 주로 870, 700 nm 영역에서 나타나며 대략 500 nm 영역에서 약한 흡수 피크가 나타난다(Ben-Dor *et al.*, 1999). Fig. 2의 CR 스펙트럼에서 Fe 피크가 나타나는 약 500 nm 영역(A1)과 약 950 nm 영역(A2)의 면적을 합산한 값(A1+A2)을 다음과 같이 세 유형으로 분류하였고, 각 유형별 스펙트럼은 Fig. 3와 같은 형태를 나타내었다. 스펙트럼의 형태가 유사하게 나타난 토양통 샘플들의 평균적인 흡수피크 면적값을 분류 기준으로 이용하였고, 대화통 샘플과 유사한 스펙트럼의 경우(Class I)는 20 이상, 강릉통과 유사한 형태(Class II)는 10과 20 사이, 제천통과 유사한 스펙트럼의 토양(Class III)은 10 이하의 값을 기준으로 하였다.

Class I : $(A1+A2) > 20$

Class II : $10 < (A1+A2) \leq 20$

Class III : $(A1+A2) \leq 10$

156개의 토양 스펙트럼은 유형별로 Class I, II, III 각각 34, 52, 70개로 분류되었다.

통계적 정량화 결과 원시 반사 스펙트럼과 Continuum 제거 처리 및 도함수, Log 변환된 스펙트럼을 PLSR 모델에 대입하여 정량식을 산출하였다. 세 개의 유형별로 각각 PLSR을 적용한 추정모델

(Classified prediction)과 함께 유형을 고려하지 않고 일괄적으로 적용한 추정모델(Bulk prediction)도 도출하여 pH, Org.C, Ca, Mg, CEC 항목에 대해서 추정된 결과를 비교하였다. 추정 모델별로 각 항목에 대한 결정계수(R^2)를 살펴보면, 유형별 추정모델(Table 2)에서 Class I과 III는 R^2 이 토양 특성 항목별로 대개 유사한 값을 나타내었고 대개의 입력 스펙트럼에서 통계적으로 유의성을 보인다. 그러나 Class II의 경우는 Log, 도함수(deriv), 원시 반사스펙트럼(R)을 통한 추정식은 유의성이 없는 경우가 많았고, pH와 CEC 항목에서는 CR 스펙트럼만이 유의한 수준의 추정 결과를 나타내었다. 일괄 추정식(Table 3)의 경우에는 CR, Log 스펙트럼을 입력값으로 추정식을 도출하였을 때 예측한 모든 토양 특성 항목에서 유의성을 나타내었다. 그러나 대체적으로 여러 항목에서 입력 스펙트럼의 유형별로 추정식을 도출한 결과가 일괄로 추정식을 도출한 결과에 비해 약간 더 높은 통계적 유의성을 보여주었다. 또한, CR 스펙트럼을 적용하였을 때 모든 조건에서 모델링 결과에 $R^2 > 0.5$ 이상의 유의성을 나타내었다. Table 4에서는 이러한 CR 스펙트럼을 적용한 결과에 대해 R2, RMSE, RPD 값으로 추정모델을 평가하였다. Org.C의 경우 모든 추정식에서 $R^2 > 0.8$, RPD > 2 로 신뢰성 높은 정량 결과를 나타내었다. pH, Ca, Mg, CEC의 경우에는 대부분의 추정모델에서 $R^2 > 0.6$, RPD > 1.5 정도의 대략적인 추정결과를 보였다. 유형별 추정모델(sp)와 일괄 추정모델(fl)로부터 추정된 값과 실측값을 Fig. 4에서 비교하였다. pH, Org.C, Ca, Mg, CEC 모두 추정치와 실측값이 비교적 상관성이 높게 나타났고, 유형별 추정모델(sp)의 경우 pH 추정결과를 제외한 나머지 항목에서 일괄 추정에 의한 값보다 정도의 차이가 크지는 않아도 유의성이 향상되어 나타났다. 일괄추정이나 유형별 추정에서 모두 pH, Org.C, Ca, Mg, CEC 항목에 대해 통계적으로 유의한 결과를 산출했는데, 두 방식에서 비슷한 성능을 보이는 항목은 400-2500 nm 전 영역의 파장대 스펙트럼을 사용함으로써 500-1200 nm 영역의 간섭에 영향을 덜 받은 것으로 판단된다.

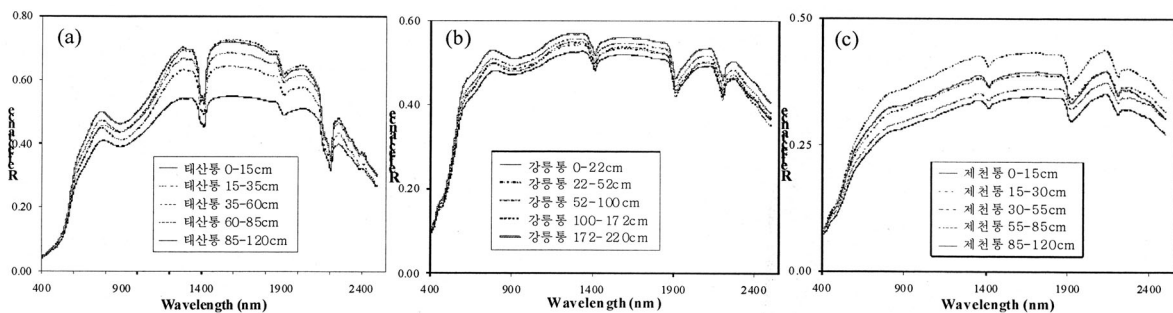


Fig. 3. Differences in soil spectral feature types between wavelength 500-1200 nm: Class I (a), Class II(b), and Class III(c).

유형별 추정결과에서 Org.C와 Ca는 R^2 가 0.8 이상으로 추정값의 신뢰도가 높음을 보여주고 있다(Fig. 4 (b), (c)). 특히 Ca의 경우는 유형별로 추정모델을 적

용했을 때 추정값의 신뢰성이 상당히 향상되었다 ($R^2 = 0.68 \rightarrow >0.80$).

Table 2. Determination coefficient (R^2) of classified(I, II, and III) prediction models using each input spectrum, Reflectance (R), $\log(1/R)$, Continuum-removed (CR), 1st and 2nd derivatives (Deriv1, Deriv2).

Contents	Class	Determination coefficient (R^2)				
		R	$\log(1/R)$	CR	Deriv1	Deriv2
pH	I	0.49	0.81	0.62	0.49	-
	II	-	-	0.47	-	-
	III	0.54	0.62	0.63	0.61	0.62
Org.C	I	0.81	0.87	0.86	0.84	0.63
	II	0.82	-	0.82	0.79	0.68
	III	0.71	0.80	0.83	0.70	0.66
Ca	I	-	0.52	0.47	0.53	0.55
	II	-	-	0.62	0.50	0.47
	III	0.67	0.80	0.84	0.70	0.74
Mg	I	0.78	0.63	0.66	0.79	0.71
	II	-	-	0.48	-	0.46
	III	0.55	0.49	0.62	0.55	0.46
CEC	I	0.77	0.77	0.74	0.81	0.66
	II	-	-0.46	-	-	-
	III	0.75	0.85	0.78	0.74	0.72

- : no significance

Table 3. Determination coefficient (R^2) of the bulk prediction model, using each input spectrum, Reflectance (R), $\log(1/R)$, Continuum-removed (CR), 1st and 2nd derivatives (Deriv1, Deriv2).

Contents	Determination coefficient (R^2)				
	R	$\log(1/R)$	CR	Deriv1	Deriv2
pH	-	0.64	0.62	-	-
Org.C	0.77	0.85	0.80	0.79	0.70
Ca	-	0.68	0.68	0.52	0.52
Mg	0.49	0.52	0.53	0.49	-
CEC	0.58	0.68	0.65	0.65	0.57

- : no significance

Table 4. Performance results of the PLSR prediction models, classified and bulk prediction, using continuum-removed spectra for Org.C (organic carbon), pH, Ca, Mg, and CEC.

Model (input: CR)	Statistics	pH	Org.C	Ca	Mg	CEC	
Classified prediction	Class I	R^2	0.86	0.62	0.47	0.66	0.74
		RMSE	1.63	0.31	1.36	1.25	2.31
		RPD	2.64	1.63	1.30	1.64	1.89
	Class II	R^2	0.82	0.47	0.62	0.48	0.46
		RMSE	6.07	0.36	1.79	1.72	4.86
		RPD	2.33	1.37	1.55	1.31	1.27
	Class II	R^2	0.83	0.63	0.84	0.62	0.78
		RMSE	4.24	0.65	2.37	0.69	2.66
		RPD	2.46	1.64	2.46	1.60	2.14
Bulk prediction	R^2	0.62	0.80	0.68	0.53	0.65	
	RMSE	0.53	4.92	2.56	1.36	3.91	
	RPD	1.60	2.25	1.73	1.40	1.65	

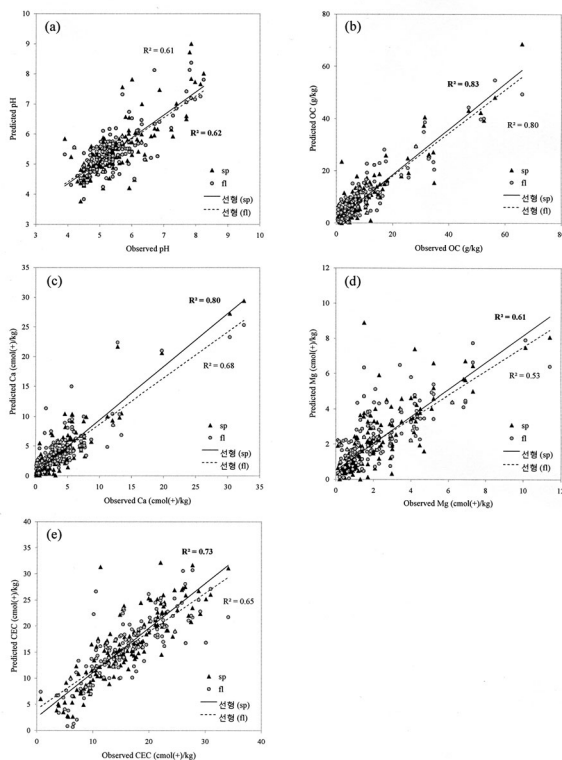


Fig. 4. Comparison of observed and predicted values by the classified prediction model (sp) and bulk model (fl): pH (a), Org.C (b), Ca (c), Mg (d), CEC (e).

적 요

농경지에서 채취한 30개의 토양 Profile에 대해 깊이 별로 채취한 시료를 이용하여 pH, CEC, Ca, Mg, Org.C 항목에 대해 분광 스펙트럼과 화학분석에 의한 토양 특성값의 통계적 정량화를 수행하였다. 추정모델의 신뢰도를 높이기 위해 원시 반사 스펙트럼 외에도 Log, 도함수, Continuum 제거 등의 변환을 거친 스펙트럼을 입력변수로 이용하였고 그 중에서 CR 스펙트럼은 각 토양 특성 항목과 일괄 추정, 유형별 추정식의 모든 경우에서 통계적 유의성을 가진 추정 결과를 보였다. 특정 토양 특성 항목에서는 다른 변환 스펙트럼이 더 유의한 결과를 나타내었지만, 동시 다항목 분석을 하는 경우 CR 스펙트럼을 이용하는 것이 분석의 신속성과 용이성을 제공할 것으로 사료된다. 추정모델 성능 향상을 위해 토양의 여러 특성에 의한 스펙트럼의 변화 중에서 큰 요인 중 하나인 토색과 관련된 Fe에 의한 500-1200 nm 영역에서의 흡수 스펙트럼 특징에 의해 유형을 나누어 추정모델을 도출하였다. 유형별 추정모델 적용 결과가 일괄 추정값보다 월등히 높은 결과를 나타내지는 않았지만, 대체적으로 유형별 추정모델이 약간 높은 유의성을 나타내었고, 특히 Ca와 CEC의 경우 상당히 향상된 결과를 보였다. 이러한 스펙트럼의 처리와 스펙트럼의 유형

분류 등을 고려한 정량 추정 모델을 통해 가시·근적외 영역의 스펙트럼을 이용하여 토양의 특성을 동시에 다항목에 대한 분석을 신속하게 수행할 수 있을 것으로 판단된다. 이러한 추정 모델은 토양 특성에 대해 광역 단위에서 다량의 시료 분석에 유용하므로 지역, 세계 규모의 디지털 토양 매핑, 토양 분류 및 원격탐사 자료와의 연계 분석에 활용될 수 있을 것으로 사료된다.

인 용 문 헌

- 농촌진흥청 농업과학기술원. 2000. 토양 및 식물체 분석법.
- Baumgardner M.F., L.F. Silva, L.L. Biehl, and E.R. Stoner. 1985. Reflectance Properties of Soils. In N.C. Brady (Ed.), *Advances in Agronomy* (pp. 23). Orlando: Academic Press, INC..
- Ben-Dor, E. and A. Banin. 1995. Near-infrared analysis as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties. *Soil Science Society of America Journal* 59 (2): 364-372.
- Ben-Dor, E. J.R. Irons, and G.F. Epema 1999. Soil reflectance. In A.N. Rencz (Ed.), *Remote sensing for the earth sciences: Manual of remote sensing* (pp.111-188). New York: John Wiley&Sons.
- Choe, E., F. van der Meer, F. van Ruitenbeek, H. van der Werff, B. de Smeth, and K.-W. Kim. 2008. Mapping of heavy metal pollution in stream sediments using combined geochemistry, field spectroscopy, and hyperspectral remote sensing: a case study of the Rodalquilar mining area, SE Spain, *Remote Sens. Environ.* 112: 3222-3233.
- Clark, R.N. and T.L. Roush. 1984. Reflectance spectroscopy: quantitative analysis techniques for remote sensing applications. *Journal of Geophysical Research* 89 (B7): 6329-6340.
- Clark, R.N. (1999) Spectroscopy of rocks and minerals and principles of spectroscopy. In Andrew N. Rencz (Ed.), *Remote Sensing for the Earth Science : Manual of remote sensing* (pp. 3-58). New York: John Wiley & Sons.
- Farifteh, J., F. van der Meer, C. Atzberger, and E.J.M. Carranza. 2007. Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: A comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN), *Remote Sensing of Environment* 110 (1), 59-78.
- Ferrier, G. 1999. Application of imaging spectrometer data in identifying environmental pollution caused by mining at Rodaquilar, Spain. *Remote Sens. Environ.* 68: 125-137.
- Gaffey, S.J., L.A. McFadden, D.I. Nash, and C.M. Pieters. 1993. Ultraviolet, visible, and near-infrared reflectance spectroscopy: Laboratory spectra of geology materials. In C.M. Pieters and P.A.J. Englert (Ed.), *Remote geochemical analysis: Elemental and mineralogical composition* (pp. 43-77). Cambridge University Press.
- Kemper, T. and S. Sommer. 2002. Estimate of heavy metal contamination in soils after a mining accident using reflectance spectroscopy. *Environ. Sci. Technol.* 36: 2742-2747.
- Reeves III, J.B., G.W. McCarty, and V.B. Reeves. 2001. Mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for the quantitative

- analysis of agricultural soils. *Journal of Agricultural and Food Chemistry* 49 (2): 766-772.
- Shepherd, K.D. and M.G. Walsh. 2002. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. *Soil Science Society of America Journal* 66 (3): 988-998.
- Viscarra Rossel, R.A., R.N. McGlynn, and A.B. McBratney. 2006. Determining the composition of mineral-organic mixes using UV-vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma* 137 (1-2): 70-82.
- Viscarra Rossel, R.A., S.R. Cattle, A. Ortega, Y. Fouad. 2009. In situ measurements of soil colour, mineral composition and clay content by vis-NIR spectroscopy. *Geoderma* 150: 253-266.
- Williams P.C. 2001 Implementation of near infrared technology. In P.C. William, K.H. Norris (Eds.), *Near-Infrared Technology in the Agriculture and Food Industries* (pp. 145-171). St. Paul, Minnesota: Am. Assoc. of Cereal Chemists.