

분광 영상을 이용한 사과나무 잎의 질소 영양 상태 진단

장시형¹ · 조정건^{2*} · 한점화³ · 정재훈² · 이슬기² · 이동용² · 이광식⁴

¹국립원예특작과학원 원예작물부 과수와 전문연구원, ²국립원예특작과학원 원예작물부 과수와 농업연구사,
³국립원예특작과학원 원예작물부 과수와 농업연구관, ⁴국립원예특작과학원 원예작물부 과수와 박사후연구원

Diagnosis of Nitrogen Content in the Leaves of Apple Tree Using Spectral Imagery

Si Hyeong Jang¹, Jung Gun Cho^{2*}, Jeom Hwa Han³, Jae Hoon Jeong², Seul Ki Lee²,
Dong Yong Lee², and Kwang Sik Lee⁴

¹Cooperative Researcher, Fruit Research Division, National institute of Horticultural & Herbal Science, Wanju 55365, Korea

²Research Officer, Fruit Research Division, National institute of Horticultural & Herbal Science, Wanju 55365, Korea

³Senior Research Officer, Fruit Research Division, National institute of Horticultural & Herbal Science, Wanju 55365, Korea

⁴Post-doctoral Researcher, Fruit Research Division, National institute of Horticultural & Herbal Science, Wanju 55365, Korea

Abstract. The objective of this study was to estimate nitrogen content and chlorophyll using RGB, Hyperspectral sensors to diagnose of nitrogen nutrition in apple tree leaves. Spectral data were acquired through image processing after shooting with high resolution RGB and hyperspectral sensor for two-year-old 'Hongro/M.9' apple. Growth data measured chlorophyll and leaf nitrogen content (LNC) immediately after shooting. The growth model was developed by using regression analysis (simple, multi, partial least squared) with growth data (chlorophyll, LNC) and spectral data (SPAD meter, color vegetation index, wavelength). As a result, chlorophyll and LNC showed a statistically significant difference according to nitrogen fertilizer level regardless of date. Leaf color became pale as the nutrients in the leaf were transferred to the fruit as over time. RGB sensor showed a statistically significant difference at the red wavelength regardless of the date. Also hyperspectral sensor showed a spectral difference depend on nitrogen fertilizer level for non-visible wavelength than visible wavelength at June 10th and July 14th. The estimation model performance of chlorophyll, LNC showed Partial least squared regression using hyperspectral data better than Simple and multiple linear regression using RGB data (Chlorophyll R²: 81%, LNC: 81%). The reason is that hyperspectral sensor has a narrow Full Half at Width Maximum (FWHM) and broad wavelength range (400 – 1,000 nm), so it is thought that the spectral analysis of crop was possible due to stress cause by nitrogen deficiency. In future study, it is thought that it will contribute to development of high quality and stable fruit production technology by diagnosis model of physiology and pest for all growth stage of tree using hyperspectral imagery.

Additional key words: hyperspectral imagery, leaf nutrition, nitrogen fertilizer, linear regression, growth model

서 론

사과나무(*Malus pumila* Mill.)는 쌍떡잎식물 장미목 장미과의 낙엽교목이며 영년생 작물로 한번 심게 되면 동일한 위치에서 오랜 기간에 걸쳐 성장한다. 그러므로 고품질 과실의 안정적인 생산량을 확보하기 위해 적정량의 수분, 양분 공급이 중요하다(Roussos와 Gasparatos, 2009). 질소는 단백질과 엽록소의 구성 원소로 잎과 신초 성장, 과실 비대 및 발육과 같

이 수체가 생장함에 있어서 주요 양분 중 하나이다(Cheng와 Fuchigami, 2002). 또한 연작으로 낙엽기 이후 토양, 가지에 아미노산 형태로 저장되었다가 이듬해 개화와 신초 성장 시 흡수되기 때문에 지속적인 관리가 필요하다. 질소 결핍 시 신초와 잎의 생장이 더뎠고 과실의 발육이 떨어져 품질이 좋지 않으며 질소 과다 시 가지가 왕성해져 웃자라며 꽃눈 형성이 불량하고 길항작용으로 인해 칼슘 함량이 감소하여 수체, 과실에 생리 장애가 자주 발생한다(Choi와 Choi, 1998). 또한 추비로 인해 잎의 질소 함량이 과다해지면 과실에 공급될 탄수화물이 부족해져 착색 불량 및 숙기 지연되어 품질 저하가 발생하게 된다. 그러므로 수시로 잎의 질소 함량 진단을 통해

*Corresponding author: jgcho@korea.kr

Received September 23, 2022; Revised October 18, 2022;

Accepted October 18, 2022

과다, 결핍한 경우에 따라 비료 요소의 시비량 조절 및 토양 내 무기 영양의 적정 수준 유지가 필요하다.

잎의 질소 함량과 엽록소 함량은 높은 상관관계를 가지고 있다(Park 등, 2007). 엽록소의 경우 청색과 적색 파장은 잎에 대부분 흡수되지만 녹색 파장은 일부 흡수되고 나머지는 반사되기 때문에 엽록소 함량을 육안으로 예측 시 녹색의 진함 정도에 따라 판별해야 하는데 사람마다 보는 시선이 주관적이기 때문에 기준이 명확하지 않다. 엽록소 측정기의 수치적인 데이터인 SPAD meter 값을 이용하여 비파괴적인 방법으로 잎의 질소 함량을 진단할 수 있으나 짙는 위치마다 편차가 크기 때문에 측정 횟수가 많아지며 과원 규모에서는 활용하기 쉽지 않다는 단점이 있다.

이러한 단점을 보완하고자 광범위한 면적에서 비접촉적이고, 비파괴적인 방법으로 작물의 영양 상태를 파악할 수 있는 분광 영상 관련 기술이 활발히 연구되고 있다(Brisco 등, 1998; Sishodia 등, 2020). 기존의 Red, Green, Blue의 가시광(400 - 700nm) 영역뿐만 아니라 700nm 이후 비가시광 영역에서 생육 상태에 따라 분광학적 특성이 크게 달라지기 때문에 RGB 센서가 아닌 넓은 영역의 파장이 포함된 센서를 이용한다. 센서의 파장 수에 따라 다중분광, 초분광으로 나뉘지는데 다중분광 센서의 경우 넓은 반치전폭(FWHM, Full Width at Half Maximum)에 각 파장 영역마다 1 - 2개가 포함되어 10 개 미만의 파장으로 구성되어 있으며 NDVI(normalized difference vegetation index), GNDVI(green normalized difference vegetation index), RVI(ratio vegetation index), SAVI(soil adjusted vegetation index) 등 여러 파장의 조합으로 계산된 식생 지수를 이용하여 작물의 생육 예측(Jang 등, 2019), 영양 상태(Lee 등, 2015), 병해충(Vigier 등, 2004) 등을 파악할 수 있다. 초분광 센서의 경우 촬영 방식 및 센서 보정 등 장비 운용에 있어서 전문가 이외에는 조작하기 어렵다는 단점이 있지만 좁은 반치전폭을 가지고 있어 파장 수가 100개 이상으로 구성되어 있고 작물의 상태에 따라 분광학적 변화를 섬세하게 확인할 수 있다는 장점이 있다. 이러한 장점은 기존의 식생지수를 이용한 생육 예측, 생리적 스트레스 및 병해충 판별보다 높은 정확도를 나타낸다. 또한 작물의 생리·생태학적으로 반응하는 유효 파장을 선정하여 기존 상용화된 센서에 밴드패스 필터(bandpass filter)를 장착함으로써 누구나 쉽게 분광 센서를 사용할 수 있어 기존의 접근성이 어렵다는 단점을 상쇄할 수 있다(Song 등, 2020; Kang 등, 2020).

이러한 초분광 센서는 인공 광원을 이용한 연구실 환경과 자연광의 노지 환경에서 촬영되고 있다. 주로 연구실 환경에서의 분광 영상을 활용하는 경우 바람, 강수와 같은 기상 영향에 자유롭지만 광 불균일 및 부족으로 인한 노이즈 발생, 그리고

공간적인 제약으로 문제가 발생된다. 반면 노지 환경에서의 분광 영상 촬영은 공간적인 문제, 광량 문제를 해결할 수 있으나 광, 바람, 강우 등 다양한 기상 조건에 따라 촬영 방식을 다르게 설정해야 한다. 취득된 분광 영상의 품질은 예측 모델의 성능에 영향을 미치므로 최적의 촬영 조건을 설정해야 한다(Addink 등, 2007; Walczykowski 등, 2016). 주로 과수분야에서 연구실 환경의 분광 분석은 과실의 당도나 전분, 경도 등 품질 예측하는 연구가 많이 진행되었다(Zhao 등, 2009; Song 등, 2017). 하지만 과수는 주로 노지에서 재배되기 때문에 과원 규모의 수체를 영양 진단 시 연구실 규모에서는 공간적으로 협소하기 때문에 노지 환경에서 분광 영상을 취득되고 있다(Ye 등, 2020).

본 연구에서는 노지에서 재배되는 사과를 대상으로 질소 시비 수준에 따른 생육 시기 별 잎의 생리학적 및 분광학적 특성을 비교하여 통계적 유의차 비교 및 선형 회귀분석인 단순(simple), 다중(multiple), 부분최소제곱(partial least squared) 회귀분석을 실시하여 엽록소, 잎 질소함량 예측 모델을 개발하였다.

재료 및 방법

1. 실험 장소 및 일정

본 실험은 전라북도 완주군 이서면에 위치한 농촌진흥청 국립원예특작과학원 내 시험 포장(35°49'42.1"N 127°01'53.6"E)에서 수행되었다(Fig. 1). 실험에 사용된 묘목은 2년생 '홍로/M.9'로 포트묘에 재식하였다. 시험 포장 구성은 포트에 원예용 상토, 마사토, 펄라이트를 5:4:1 비율로 혼합하여 토양을 조성하였으며(Table 1), 재식 간격은 가로, 세로 기준 3m × 2m로 맞춰 지중 매립하였으며 처리구 당 38주씩 배치하였다. 토양 내 질소처리를 위하여 질산암모늄(NH₄NO₃)를 물 2L에 희석한 다음 적정 질소 시비한 포트(43g/year)와 시비하지 않은 포트(0g/year) 총 2그룹으로 나누었다. 시비 일자는 5월 24일부터 8월 14일까지 매주 관비하였으며 질소 처리 간 특성 차이를 내기 위해 관비 1회차부터 4회차까지 기존 계획 대비 2배로 시비하였다.

2. 영상 데이터 취득

분광 영상 데이터는 6월 10일, 7월 14일 두 시기에 오전 11시부터 오후 2시까지 촬영하여 취득하였다. 분광 센서로는 400 - 1,000nm의 파장 범위와 224개의 파장 수를 포함하고 있는 초분광 센서(FX10e, Specim Spectral Imaging Ltd., Finland)와 가시광 영역의 고해상도 DLSR 센서를 사용하였다. 촬영 시 실시간으로 변화하는 태양 광 균일화하기 위해

99% 반사율의 보정판(Spectralon, Labsphere Inc., USA)을 수목 옆에 배치한 다음 측면에서 촬영하였다. 취득된 영상은 분광 영상 처리 전용 소프트웨어(ENVI 5.6, Exeils Visual

Information Solutions, USA)를 이용하여 영상 처리를 실시하였다. 원본 영상은 센서 내 열에 의해 발생하는 노이즈 제거를 위한 암전류 보정(dark current correction)과 태양광 세기

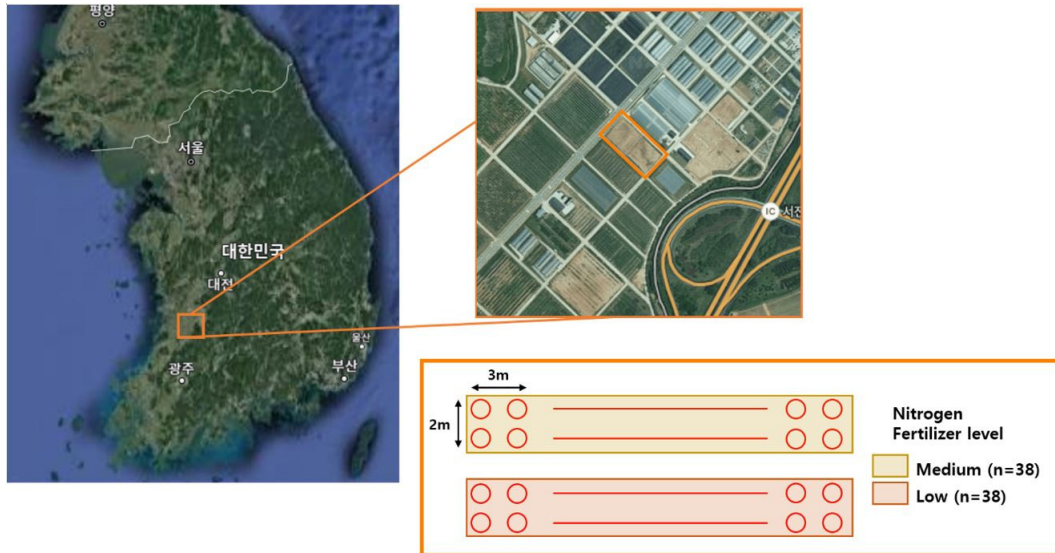


Fig. 1. Location of the study field (orange box) and field configuration in National Institute of Horticulture & Herbal Science, Wanju, Korea.

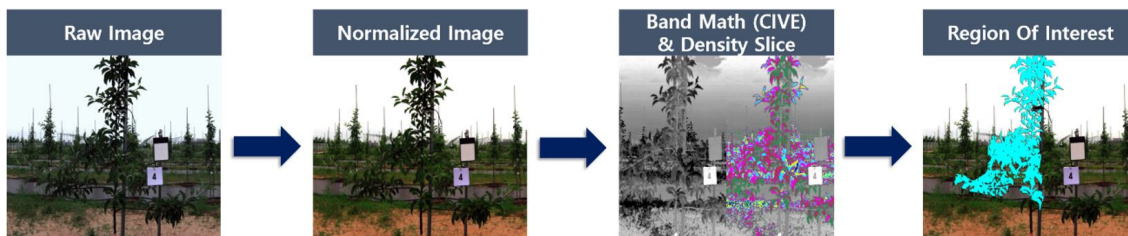


Fig. 2. Schematic diagram of image processing.

Table 1. Physicochemical properties of the bed soil used.

pH (1:5)	EC (dS/m)	NO ₃ -N (mg/L)	NH ₄ -N (mg/L)	P ₂ O ₅ (mg/L)	CEC (cmol/L)	Etc
5.5–7.0	0.65 (±0.3)	200–350	150	200–350	35–55	K, Ca, Mg, Fe, Cu, Zn, B

Table 2. Color vegetation index type and formula.

Name	Equation
ExGR (Excess Green minus excess Red)	$(3 \times \text{Green}) - (2.4 \times \text{Red}) - \text{Blue}$
NGRDI (Normalized Green Red Difference Index)	$(\text{Green} - \text{Blue}) / (\text{Green} + \text{Blue})$
CIVE (Color Index for extracted Vegetation Cover)	$0.441 \times \text{Red} - 0.811 \times \text{Green} + 0.385 \times \text{Blue} \times 18.78$
RGRI (Red Green Ratio Index)	$\text{Red} / \text{Green}$
GLI (Green Leaf Index)	$2 \times (\text{Red} - \text{Green} - \text{Blue}) / 2 \times (\text{Red} + \text{Green} + \text{Blue})$
ExR (Excess Red Vegetation Index)	$1.4 \times \text{Red} - \text{Green}$
ExG (Excess Green Vegetation Index)	$2 \times \text{Green} - \text{Red} - \text{Blue}$

에 상관없이 균일한 분광 데이터 취득을 위한 광 보정 (radiometric correction)과 같은 전처리 과정을 통하여 정규화된 분광 영상을 생성하였다. 이후 컬러 식생 지수인 CIVE (Eq. 1)로 변환하고 반사값 차이로 배경과 수체 부분을 분리한 다음 해당 수목의 영역을 관심 영역(Region Of Interest)으로 지정하여 수체 부분의 반사값을 추출하였다(Fig. 2).

$$CIVE = (0.441 \times R_b) - (0.811 \times G_b) + (0.385 \times B_b) + 18.78 \quad (1)$$

R_b: Red brightness (600 – 700 nm); G_b: Green brightness (500 – 600 nm); B_b: Blue brightness (400 – 500 nm)

취득된 RGB 영상을 이용하여 잎의 질소 함량, 엽록소 추정 시 연관 있는 7가지의 컬러 식생 지수로 선정하였으며 Table 2와 같이 계산식에 밝기 값을 대입하여 식생 지수 별 값을 나타내었다.

3. 생육 데이터 취득

엽록소는 매 촬영이 끝난 직후 처리구당 7그루에서 성엽 위주로 10개 잎을 기준으로 측정기(SPAD-502, KONIKA, Japan)로 SPAD값을 측정하였다. 이후 지름 1.1cm의 코르크로 잎의 일부분을 채취하여 아세톤 액에 담긴 삼각 플라스크에 4°C에 암 조건으로 12시간 이상 침지한 다음 분광광도계를 이용하여 엽록소 a, b를 측정하였다. 잎 질소 함량은 농업과학기술원 토양 및 식물체 분석법(NLAST, 2000) 기준에 준하여 분석하였다. 채취한 잎을 60°C, 5일간 열풍 건조한 다음 0.5g의 질소 시료와 과염소산을 85:15 비율로 10mL를 습식분해하여 얻은 여액을 증류수로 씻어가면서 여과하였다. 전질소

함량은 C/N 원소분석기(Skalar NL/Primacs SNC)를 이용하여 측정하였다.

4. 분석 방법

통계 분석은 전용 소프트웨어(IBM SPSS 25 Statistics, IBM, USA)를 이용하였다. 질소 시비 처리구 간 엽록소, 잎 질소 함량과 분광 데이터 차이를 비교하기 위해 Two sample t-test($p < 0.05$)로 유의성을 검정하였다. 잎의 파장별 반사율 데이터와 측정된 식물체 특성 데이터들을 이용하여 선형 회귀 모델(단순, 다중, 부분최소제곱)을 개발하였으며 예측 모델의 성능은 결정 계수(R²), 평균 제곱근 오차(RMSE)로 평가하였다.

결과 및 고찰

1. 시기별 토양 및 식물체 데이터

6월 10일, 7월 14일의 질소 시비 처리 별 생육 데이터인 엽록소, 잎 질소 함량과 토양의 질소 함량 데이터를 Two sample t-test 분석한 결과는 Table 3와 같다. 엽록소의 경우 6월 10일의 질소 시비 처리구별 평균값은 각각 7.05 μg·cm⁻², 5.91 μg·cm⁻²이며 7월 14일에서는 5.91 μg·cm⁻², 5.05 μg·cm⁻²로 나타났으며 두 시기에 그룹 간 통계적으로 유의한 차이가 나타났다. 잎 질소 함량은 엽록소 값과 동일하게 6월 10일과 7월 14일에서 그룹 간 통계적으로 유의한 차이가 나타났는데 엽록소과 잎 질소 함량의 경우 엽록소의 주요 구성 무기 성분인 Mg의 흡수를 돕기 때문에 질소 시비 수준에 따라 정의 상관관계가 나타난 것으로 판단된다. 반면 토양 내 질소 함량은 두 차례 시기에서 질소 시비 처리구별 통계적으로 유의한 차이가 나타나지 않았는데 이는 광합성이 활발히 일어나서 뿌리에서 토양 내

Table 3. Comparison of apple tree leaf nutrition (chlorophyll, leaf nitrogen content and soil nitrogen content) by nitrogen fertilizer level using two sample t-test ($p < 0.05$).

	Date	N fertilizer level	N	Mean ± S.D.	t	p
Chlorophyll	2021.06.10	Medium	7	7.05 ± 0.38	3.610	0.004
		Low	7	5.91 ± 0.74		
	2021.07.14	Medium	7	5.91 ± 0.50	3.618	0.004
		Low	7	5.05 ± 0.39		
Nitrogen content (Leaf)	2021.06.10	Medium	7	2.71 ± 0.08	9.421	0.001
		Low	7	2.41 ± 0.12		
	2021.07.14	Medium	7	1.72 ± 0.11	10.400	0.001
		Low	7	1.33 ± 0.13		
Nitrogen content (Soli)	2021.06.10	Medium	7	0.08 ± 0.01	0.366	0.719
		Low	7	0.07 ± 0.01		
	2021.07.14	Medium	7	0.02 ± 0.01	1.364	0.192
		Low	7	0.01 ± 0.01		

양분 흡수가 빨라졌기 때문이다.

2. RGB 영상 데이터 비교

6월 10일, 7월 14일 RGB 센서로 촬영된 사과 나무 잎들을 질소 시비 별 Red, Green, Blue의 boxplot(Fig. 3a)와 평균 값들로 색을 표시하였다(Fig. 3b). 각 파장 별 비교한 결과 Green 영역에서 밝기 값의 변동폭이 컸으며(51 - 54), Blue 영역에서는 변동폭이 가장 적어 이전 연구 결과와 비슷한 결과를 나타내었다(Treder 등, 2016). 잎색의 경우 6월 10일에 비해 7월 14일의 엷어졌는데 이는 영양생장기가 끝나면서 잎에 있던 양분이 수채와 과실로 이동하여 잎이 노화되었기 때문이다(Judkins and Wanders, 1950).

Table 4은 Two-sample t-test을 통해 질소 시비 수준에 따른 Red, Green, Blue 파장의 밝기값 차이 유무를 분석한 결과이다. Red 파장의 경우 6월 10일, 7월 14일 두 시기의 질소 시비에 따른 처리구 간에 차이가 나타났으며 Green 파장은 6월 10일, 그리고 Blue 파장은 7월 14일의 파장에서 통계적으로 유의한 차이를 나타내었다.

3. 초분광 영상 데이터 비교

6월 10일, 7월 14일날 초분광 센서로 취득된 분광 영상에서 노이즈로 인해 앞, 뒤 5개씩 파장 영역을 제외한 후 질소 시비 처리별 각 캐노피의 평균 분광 곡선(Fig. 4)과 질소 시비 처리에 따른 분광학적 차이 유무를 판별하기 위해 *p*-value 그래프로 나타내었다(Fig. 5). 6월 10일의 경우 비가시광 영역 Red edge의 730nm 이후 유의수준 95% 기준 *p*-value 값이 0.05 이하로 통계적으로 유의한 차이가 나타났으며 7월 14일에는 두 그룹간 전 파장영역에서 통계적으로 유의한 차이를 나타내었다. 이러한 결과는 작물의 생육 상태에 따라 가시광 영역보다 비가시광 영역에서 반사값 차이가 크게 나타났으며 시기가 지날수록 질소 결핍으로 발생하는 스트레스로 판단되며 이전 선행 연구 결과와 유사하게 나타났다(Kim 등, 2018).

4. 센서 별 예측 모델 비교

엽록소 측정기, RGB, 초분광 센서로 취득된 데이터들을 독립변수의 갯수에 따라 단순, 다중, 다변량 선형회귀하여 엽록소의 예측 모델의 분석 결과를 나타내었다(Fig. 6). 엽록소 측

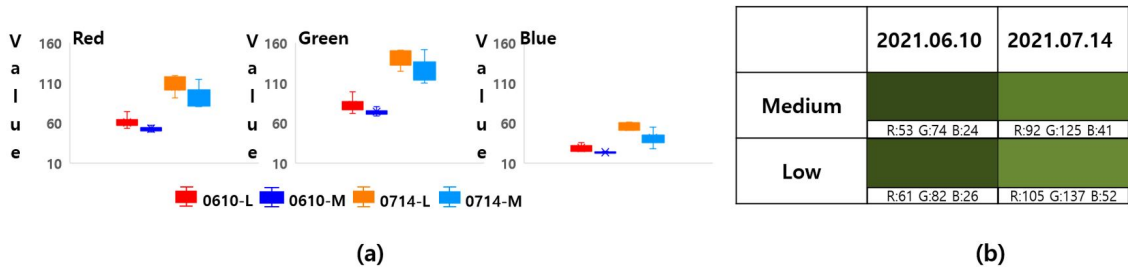


Fig. 3. Comparison of brightness value for each band (Red, Green, Blue) (a) and leaf color (b) according to nitrogen fertilizer level.

Table 4. Comparison of brightness value for each band (Red, Green, Blue) according to nitrogen fertilizer level using two sample t-test ($p < 0.05$).

	Date	N fertilizer level	N	Mean ± S.D	t-value	<i>p</i> -value
Red	2021.06.10	Medium	7	53 ± 6.4	3.196	0.009
		Low	7	61 ± 2.7		
Green	2021.06.10	Medium	7	74 ± 8.2	2.492	0.024
		Low	7	82 ± 3.4		
Blue	2021.06.10	Medium	7	24 ± 6.2	0.980	0.182
		Low	7	26 ± 2.2		
Red	2021.07.14	Medium	7	92 ± 9.1	2.497	0.023
		Low	7	105 ± 11.5		
Green	2021.07.14	Medium	7	125 ± 8.9	1.889	0.054
		Low	7	137 ± 13.6		
Blue	2021.07.14	Medium	7	41 ± 9.5	2.165	0.037
		Low	7	52 ± 7.9		

분광 영상을 이용한 사과나무 잎의 질소 영양 상태 진단

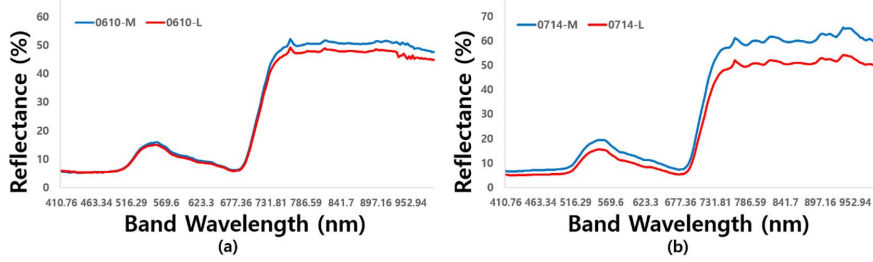


Fig. 4. Reflectance of 10th June (a) and 14th July (b).

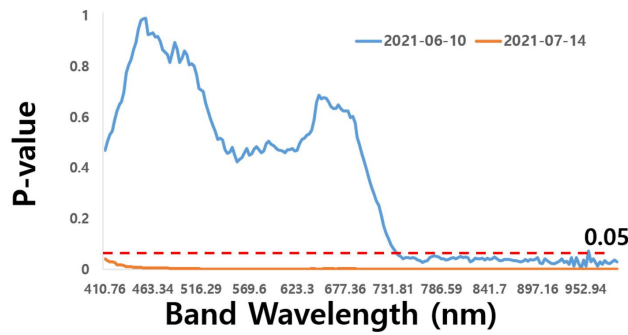


Fig. 5. Comparison of hyperspectral data (10th June and 14th July) by nitrogen fertilizer level using two sample t-test ($p < 0.05$).

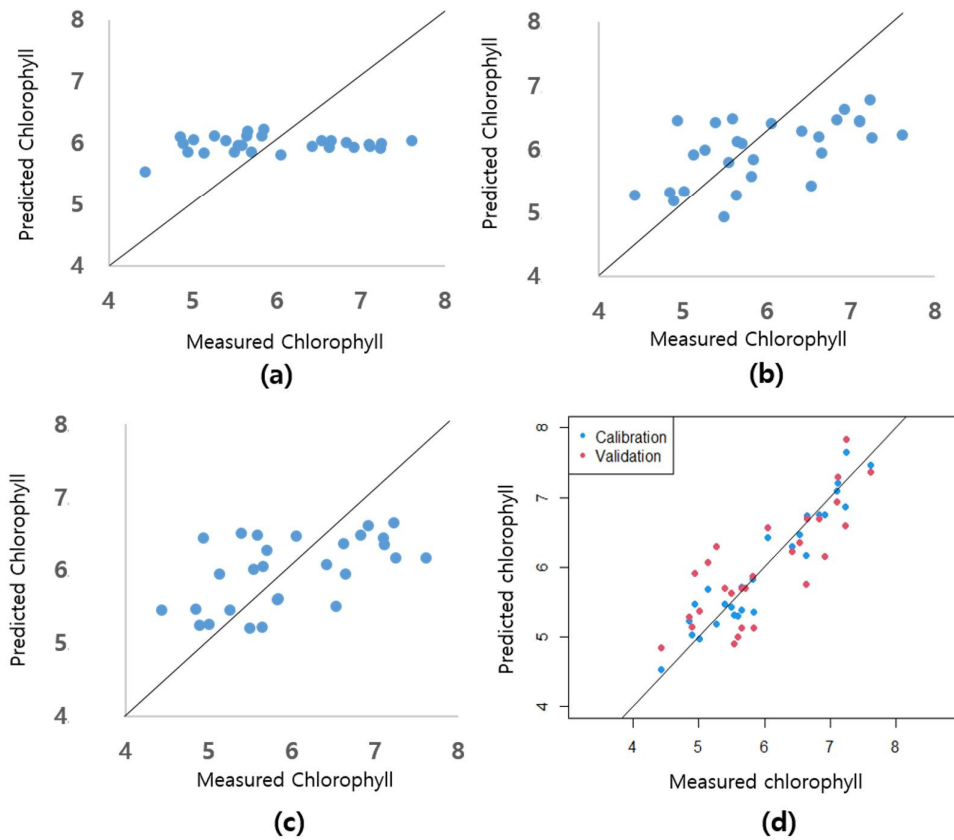


Fig. 6. Linear relationship between chlorophyll and spectral data with simple (a, b), multiple (c) and partial least squared (d) regression.

정기를 이용한 결과 R^2 는 0.025가 나타났는데 이는 회귀 모형이 적합하지 않았고(F-value: 0.663), SPAD 측정값이 실제 엽록소 예측 모델 시 제대로 설명하지 못하여(t-value: 0.423) 모델의 성능이 낮게 나타난 것으로 판단된다. 컬러 식생 지수를 분석한 결과 'ExGR'을 이용하였을 때 가장 높은 정확도 및 정밀도가 나타났다(R^2 : 0.31, RMSE: $0.74\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$). 다중선형회귀의 결과 Red와 Blue 파장을 독립 변수 기준 결정 계수

는 0.32, 평균 제곱근 오차는 $0.75\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ 로 나타났다. 초분광 데이터를 이용한 부분최소제곱회귀 분석하였을 때 잠재 변수 6개 기준으로 Calibration 모델에서의 결정 계수는 0.81, RMSE는 $0.37\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ 이며 Validation 모델에서 63%의 예측 정확도가 나타났으며 $0.52\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ 정밀도가 나타났다(Table 5).

Fig. 7은 잎 질소함량을 여러 센서들을 이용하여 예측 모델을 개발한 결과를 나타내었다. 엽록소 측정기의 SPAD값을

Table 5. Regression analysis between chlorophyll and spectral data (SLR: simple linear regression; MLR: multiple linear regression; PLSR: partial least squared regression).

Model	Variable	F-value	t-value	R^2	RMSE	
SLR	SPAD	0.663	0.423	0.025	0.88	
	ExGR ²	11.443	0.002	0.31	0.74	
Model	Variables	VIF	F-value	t-value	R^2	RMSE
MLR	R, B ³	6.448	5.775	0.009	0.32	0.75
Model	Latent variables			R^2	RMSE	
PLSR	Calibration			0.81	0.37	
	Validation			0.63	0.52	

²ExGR: Excess Green minus excess Red.

³R: red, B: blue.

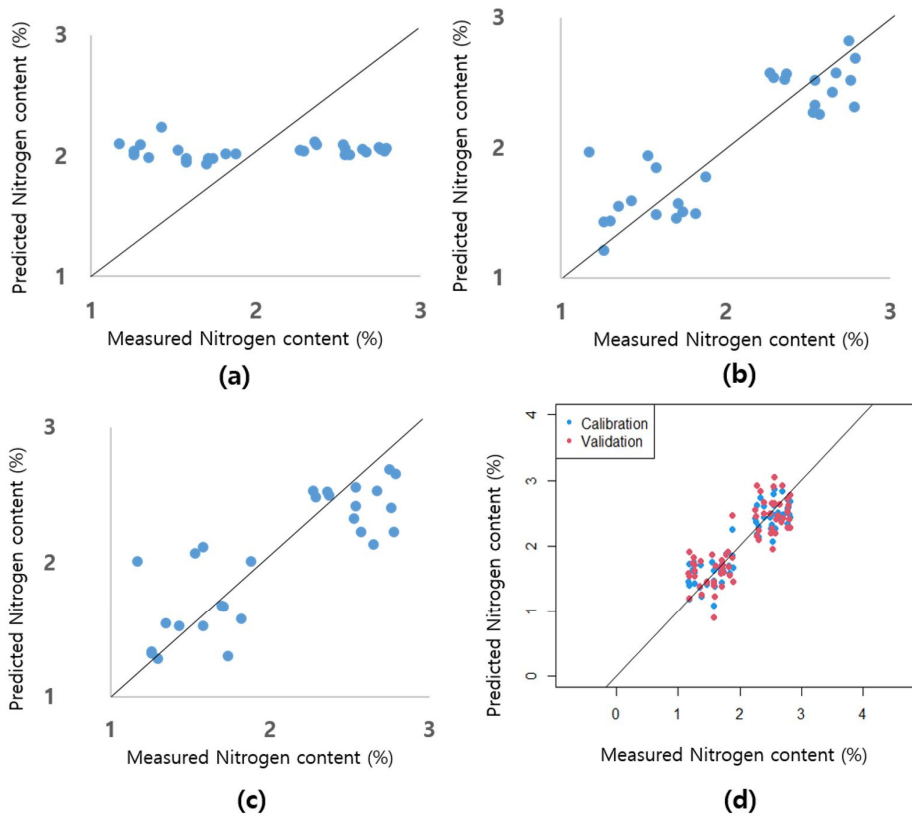


Fig. 7. Linear relationship between leaf nitrogen content and spectral data with simple (a, b), multiple (c) and partial least squared (d) regression.

Table 6. Regression analysis between leaf nitrogen content and spectral data (SLR: simple linear regression; MLR: multiple linear regression; PLSR: partial least squared regression).

Model	Variable	F-value	t-value	R ²	RMSE	
SLR	SPAD	2.868	0.103	0.011	0.57	
	ExGR ^z	58.778	0.0001	0.69	0.30	
Model	Variables	VIF	F-value	t-value	R ²	RMSE
MLR	R, G ^y	1.940	41.047	0.0001	0.77	0.28
Model	Latent Variables			R ²	RMSE	
PLSR	Calibration			0.81	0.23	
	Validation			0.67	0.31	

^zExGR: Excess Green minus excess Red.

^yR: red, G: green.

이용하였을 때 이전 엽록소 예측 모델과 유사한 성능이 나타났는데(R²: 0.011, RMSE: 0.57%), 이러한 이유는 측정 오차 및 생육 단계마다 변화하는 잎의 생리학적 특성 예측 한계가 있을 것으로 판단된다. RGB센서를 이용한 결과 ‘ExGR’의 예측 모델의 결정 계수와 평균 제곱근 오차는 각각 0.69, 0.30%로 여러 개의 컬러 식생 지수 중 가장 높은 정확도 및 정밀도를 나타내었다. 다중선형 회귀분석 결과 Red와 Green 파장을 독립변수로 선정 시 정확도는 77%, 정밀도는 0.28%로 나타났다. 마지막으로 초분광 데이터를 이용하여 부분최소제곱 회귀한 결과, 잠재 변수 7개에서 Calibration 모델 성능은 결정 계수는 0.81, 평균 제곱근 오차는 0.23%이며 Validation 모델에서 67%의 정확도와 0.31%의 정밀도가 나타났다 (Table 6). 엽록소와 잎 질소함량 예측 모델의 경우 RGB보다 초분광 센서를 이용하였을 때 성능이 높게 나타났다. 작물의 생육 상태에 따라 분광학적 특성이 Fig. 4의 결과와 같이 RGB 센서의 가시광 영역보다 초분광 센서에 포함된 700nm 이후 비가시광 영역에서 크게 나타나기 때문에 질소 시비 수준 및 시기에 따른 예측 시 유리한 것으로 판단된다.

과수 분야뿐만 아니라 식량 작물에서도 RGB 센서보다 넓은 파장 범위가 포함된 초분광 센서를 이용하였을 때 질소 시비량에 따른 생육 진단, 수확량 및 품질 예측 모델의 성능이 높게 나타났다(Kang 등, 2020; Walsh 등, 2018; Tian 등, 2011). RGB 경우 기존의 Red, Green, Blue 파장 이외에 색공간 (HSV, YCbCr), 감산혼합법으로 구한 CMYK 및 색차계 (L*,a*,b*) 등을 변환하여 적용 시 예측 모델의 성능이 개선될 수 있을 것으로 사료된다(Raese와 Williams, 1974). 또한 이러한 연구 사례를 참고하여 과수 분야에 적용한다면 효율적인 재배 관리를 위한 의사 결정 시스템 제공을 통한 안정적이며 고품질의 과실 생산 기술에 기여될 수 있을 것으로 사료된다.

적 요

본 연구는 RGB, 초분광 센서를 이용하여 시기별 사과 잎의 엽록소와 질소 함량을 예측하여 사과 나무 잎의 질소 영양을 진단하기 위해 수행되었다. 분광 데이터는 사과나무 ‘홍로 /M.9’ 2년생을 대상으로 고해상도 RGB와 초분광 센서로 촬영 후 영상처리를 통해 취득하였다. 식물체 데이터는 촬영이 끝난 직후 엽록소와 잎 질소 함량을 측정하였다. 엽록소 측정기의 SPAD meter, RGB 센서의 개별 파장, 컬러 식생지수 및 초분광 센서의 214개의 파장과 식물체 데이터를 이용하여 회귀분석을 실시하였다. 엽록소와 잎 질소 함량 데이터는 시기와 상관없이 질소 시비량에 따라 통계적으로 유의한 차이가 나타났다. 잎은 시기가 지나면서 잎에 있던 영양분이 과실로 전이되어 색이 열어졌으며 RGB 센서의 경우 Red파장에서 시기와 상관없이 통계적으로 유의한 차이가 나타났다. 초분광 센서의 경우 두 시기 모두 질소 시비 수준에 따라 가시광 영역보다 비가시광 영역에서 차이가 크게 나타났다. 반사값을 이용하여 식물체 특성의 예측 모델 결과 엽록소, 잎 질소함량 모두 초분광 데이터를 이용한 부분최소제곱 회귀분석을 이용하였을 때 성능이 가장 높게 나타났다(chlorophyll: 81% / 63%, leaf nitrogen content: 81% / 67%). 이러한 원인은 RGB 센서에 비해 초분광 센서는 좁은 FWHM과 400 - 1,000nm의 넓은 파장 범위를 가지고 있어 질소 결핍에 의한 스트레스로 인해 작물의 분광학적 해석이 가능했을 것으로 판단된다. 추후 분광학적 특성을 이용하여 전 생육 시기의 수체 생리, 생태 모델 개발 및 검증 그리고 병해충 진단 등 연구를 통해 고품질, 안정적인 과실 생산 기술 개발에 기여될 것으로 사료된다.

추가주제어: 사과 나무 잎, 선형 회귀, 생육 모델, 질소 함량, 초분광 영상

사 사

본 논문은 농촌진흥청 연구사업(과제번호: PJ015657012022, 과제명: 사과, 배 생산성 향상을 위한 영상기반 정밀 생리·생태 진단기술 개발)의 지원에 의해 이루어진 것임.

Literature Cited

- Addink E.A., S.M. de Jong, and E.J. Pebesma 2007, The importance of scale in object-based mapping of vegetation parameters with hyperspectral imagery. *Photogramm Eng Remote Sens* 73:905-912. doi:10.14358/PERS.73.8.905
- Brisco B., R.J. Brown, T. Hirose, H. McNairn, and K. Staenz 1998, Precision agriculture and the role of remote sensing: a review. *Can J Remote Sens* 24:315-327. doi:10.1080/07038992.1998.10855254.
- Cheng L., and L.H. Fuchigami 2002, Growth of young apple trees in relation to reserve nitrogen and carbohydrates. *Tree Physiol* 22:1297-1303. doi:10.1093/treephys/22.18.1297
- Choi J.S., and J.M. Choi 1998, Effect on nitrogen fertilization levels and irrigation on calcium content in apple fruits. *J Nat Sci* 11:113-117. (in Korean)
- Jang S.H., C.S. Ryu, Y.S. Kang, S.R. Jun, J.W. Park, H.Y. Song, K.S. Kang, D.O. Kang, K. Zou, and T.H. Jun 2019, Estimation of fresh weight, dry weight, and leaf area index of soybean plant using multispectral camera mounted on rotor-wing UAV. *Korean J Agric For Meteorol* 21:327-336. (in Korean) doi:10.5532/KJAFM.2019.21.4.327
- Judkins W.P., and I.W. Wanders 1950, Correlation between leaf color, leaf nitrogen content, and growth of apple, peach, and grape plants. *Plant Physiol* 25:78. doi:10.1104/pp.25.1.78
- Kang Y.S., S.H. Jang, J.W. Park, H.Y. Song, C.S. Ryu, S.R. Jun, and S.H. Kim 2020, Yield prediction and validation of onion (*Allium cepa* L.) using key variables in narrowband hyperspectral imagery and effective accumulated temperature. *Comput Electron Agric* 178:105667. doi:10.1016/j.compag.2020.105667
- Kim S.H., J.G. Kang, C.S. Ryu, Y.S. Kang, T.K. Sarkar, D.H. Kang, Y.G. Ku, and D.E. Kim 2018, Estimation of moisture content in cucumber and watermelon seedlings using hyperspectral imagery. *Protected Hort Plant Fac* 27:34-39. (in Korean) doi:10.12791/KSBEC.2018.27.1.34
- Lee K.D., S.I. Na, S.C. Baek, K.D. Park, J.S. Choi, S.J. Kim, H.J. Kim, H.S. Yun, and S.Y. Hong 2015, Estimating the amount of nitrogen in hairy vetch on paddy fields using unmanned aerial vehicle imagery. *Korean J Soil Sci Fertil* 48:384-390. (in Korean) doi:10.7745/KJSSF.2015.48.5.384
- Park J., J. Park, and I. Lee 2007, Seasonal diagnosis of nitrogen status of 'Fuji'/M.26 apple leaves using chlorophyll meter. *Hortic Sci Technol* 25:59-62. (in Korean)
- Raese J.T., and M.W. Williams 1974, The relationship between fruit color of 'Golden Delicious' apples and nitrogen content and color of leaves. *J Amer Soc Hort Sci* 99:332-334.
- Roussos P.A., and D. Gasparatos 2009, Apple tree growth and overall fruit quality under organic and conventional orchard management. *Sci Hortic* 123:247-252. doi:10.1016/j.scienta.2009.09.011
- Sishodia R.P., R.L. Ray and S.K. Singh 2020, Applications of remote sensing in precision agriculture: A review. *Remote Sens* 12:3136. doi:10.3390/rs12193136
- Song A., W. Jeon, and Y. Kim 2017, Study of prediction model improvement for apple soluble solids content using a ground-based hyperspectral scanner. *Korean J Remote Sens* 33:559-570. (in Korean) doi:10.7780/kjrs.2017.33.5.1.9
- Song S., D. Gibson, S. Ahmadzadeh, H.O. Chu, B. Warden, R. Overend, F. Macfarlane, P. Murray, S. Marshall, M. Aitkenhead, D. Bienkowski, and R. Allison 2020, Low-cost hyper-spectral imaging system using a linear variable band-pass filter for agritech applications. *Appl Opt* 59:167-175. doi:10.1364/AO.378269
- Tian Y.C., X. Yao, J. Yang, W.X. Cao, D.B. Hannaway, and Y. Zhu 2011, Assessing newly developed and published vegetation indices for estimating rice leaf nitrogen concentration with ground-and space-based hyperspectral reflectance. *Field Crop Res* 120:299-310. doi:10.1016/j.fcr.2010.11.002
- Treder W., K. Klamkowski, W. Kowalczyk, D. Sas, and K. Wójcik 2016, Possibilities of using image analysis to estimate the nitrogen nutrition status of apple trees. *Zemdirbyste-Agric* 103:319-326. doi:10.13080/z-a.2016.103.041
- Vigier B.J., E. Pattey, and I.B. Strachan 2004, Narrowband vegetation indexes and detection of disease damage in soybeans. *IEEE Geosci Remote Sens Lett* 1:255-259. doi:10.1109/LGRS.2004.833776
- Walczkowski P., K. Siok, and A. Jenerowicz 2016, Methodology for determining optimal exposure parameters of a hyperspectral scanning sensor. *Int Arch Photogramm Remote Sens Spat Inf Sci* 41:1065-1069. doi:10.5194/isprsarchives-XLI-B1-1065-2016
- Walsh O.S., S. Shafian, J.M. Marshall, C. Jackson, J.R. McClintick-Chess, S.M. Blanscet, K. Swoboda, C. Thompson, K.M. Belmont, and W.L. Walsh 2018, Assessment of UAV based vegetation indices for nitrogen concentration estimation in spring wheat. *Adv Remote Sens* 7:71-90. doi:10.4236/ars.2018.72006
- Ye X., S. Abe, and S. Zhang 2020, Estimation and mapping of nitrogen content in apple trees at leaf and canopy levels using hyperspectral imaging. *Precis Agric* 21:198-225. doi:10.1007/s11119-019-09661-x
- Zhao J., S. Vittayapadung, Q. Chen, S. Chaitep, and R. Chuaviroj 2009, Nondestructive measurement of sugar content of apple using hyperspectral imaging technique. *Maejo Int J Sci Technol* 3:130-142.