

다년도 분광 데이터를 이용한 콩의 생체중, 엽면적 지수 추정

장시형¹, 유찬석^{*}, 강예성¹, 박준우¹, 김태양¹, 강경석¹, 박민준¹, 백현찬¹,
박유현², 강동우², 찌우쿤연², 김민철², 권연주², 한승아², 전태환²

¹경상국립대학교 바이오시스템공학과 (농업생명과학연구원), ²부산대학교 생명자원과학대학 식물생명과학과
(2021년 12월 6일 접수; 2021년 12월 20일 수정; 2021년 12월 27일 수락)

Estimation of Fresh Weight and Leaf Area Index of Soybean (*Glycine max*) Using Multi-year Spectral Data

Si-Hyeong Jang¹, Chan-Seok Ryu^{1*}, Ye-Seong Kang¹, Jun-Woo Park¹, Tae-Yang Kim¹,
Kyung-Suk Kang¹, Min-Jun Park¹, Hyun-Chan Baek¹, Yu-hyeon Park², Dong-woo Kang²,
Kunyan Zou², Min-Cheol Kim², Yeon-Ju Kwon², Seung-ah Han², Tae-Hwan Jun²

¹Department of Bio-system Engineering, GyeongSang National University
(Institute of Agriculture & Life Science), Jinju 52828, Republic of Korea

²Department of Plant Bioscience, Pusan National University
(Natural Resources & Life Science), Miryang 50463, Republic of Korea

(Received December 6, 2021; Revised December 20, 2021; Accepted December 27, 2021)

ABSTRACT

Soybeans (*Glycine max*), one of major upland crops, require precise management of environmental conditions, such as temperature, water, and soil, during cultivation since they are sensitive to environmental changes. Application of spectral technologies that measure the physiological state of crops remotely has great potential for improving quality and productivity of the soybean by estimating yields, physiological stresses, and diseases. In this study, we developed and validated a soybean growth prediction model using multispectral imagery. We conducted a linear regression analysis between vegetation indices and soybean growth data (fresh weight and LAI) obtained at Miryang fields. The linear regression model was validated at Goesan fields. It was found that the model based on green ratio vegetation index (GRVI) had the greatest performance in prediction of fresh weight at the calibration stage ($R^2=0.74$, $RMSE=246 \text{ g/m}^2$, $RE=34.2\%$). In the validation stage, $RMSE$ and RE of the model were 392 g/m^2 and 32% , respectively. The errors of the model differed by cropping system, For example, $RMSE$ and RE of model in single crop fields were 315 g/m^2 and 26% , respectively. On the other hand, the model had greater values of $RMSE$ (381 g/m^2) and RE (31%) in double crop fields. As a result of developing models for predicting a fresh weight into two years (2018+2020) with similar accumulated temperature (AT) in three years and a single year (2019) that was different from that AT, the prediction performance of a single year model was better than a two years model. Consequently, compared with those models divided by AT and a three years model, $RMSE$ of a single crop fields were improved by about 29.1%. However, those of double crop fields decreased by about 19.6%. When environmental factors are used along with, spectral data, the reliability of soybean growth prediction can be achieved various environmental conditions.



* Corresponding Author : Chan-Seok Ryu
(ryucs@gnu.ac.kr)

Key words: Soybean, Remote sensing, Simple linear regression, Multispectral imagery, Unmanned aerial vehicle

I. 서 론

최근 정부에서 논 타 작물 재배 지원 사업을 통해 쌀 생산량 감소 및 타 작물의 자급률을 향상을 위한 밭작물 생산을 유도하고 있다. 주요 밭작물 중 하나인 콩은 온도, 수분 및 토양 같은 환경 조건에 민감하다(Lee *et al.*, 2019). 콩은 재배되는 기간 동안 약 2,500~3,000°C·day의 적산온도가 필요하며 최적온도보다 낮을 시 발아가 되지 않거나 개화가 지연되어 꼬투리 수가 감소하여 수확량 및 품질에 차질이 생긴다(Lee *et al.*, 2018). 밀, 보리에 비해 약 2배 이상 요구수량이 많고 수량에 직접적인 영향을 주기 때문에 재배기간 동안 수분 관리가 중요하다(Souza *et al.*, 2013). 만약 영양생장기(Vn)~착엽기(R3) 사이에 한해를 받으면 생육이 저조하고 꼬투리 수가 감소한다(Scott and Aldrich, 1983). 또한 R2(개화기)~R3(착엽기) 사이에 습해를 받으면 수량과 품질이 크게 감소한다(Ashley and Ethridge, 1978). 담수상태로 유지된 논 토양의 경우 이 화학적 특성이 다르며 경반층이 토양 내 수분의 자유로운 이동을 방해하기 때문에 작물의 뿌리신장 및 생육장애가 발생하게 된다(Jung *et al.*, 2012). 따라서 콩은 정밀한 재배 관리가 중요하기 때문에 실시간으로 모니터링을 통한 생육 상태 진단 및 처방이 필요하다.

작물은 영양(Wang *et al.*, 2017), 수분(Morellos *et al.*, 2016), 병해(Perry *et al.*, 2007) 등 생육 상태에 따라 분광 특성이 상이하게 나타나 다중분광 및 초분광센서를 이용하여 파악할 수 있다. 초분광은 파장수가 100개 이상이며 파장 범위마다 면밀히 관찰 가능하나 고차원의 데이터로 전문가 이외에 조작 및 처리가 어렵다는 단점이 있다. 반면 다중분광은 파장 수가 10개 이하지만 식생의 분광 특성을 이용하여 산출된 식생지수를 통해 비전문가도 쉽게 작물의 생육 상태를 진단할 수 있는 장점이 있다(Candiago *et al.*, 2015).

최근 IoT (Internet of Things) 기술 발전으로 소형화된 센서와 장시간 안정적인 비행이 가능한 무인기가 개발되면서 농업분야에 도입되고 있다(Stehr, 2015). 농업의 특성상 날씨 조건에 따라 반사값이 변하기 때문에 반사율이 보정된 표준화된 시계열 영상 데이터를 수집해야 한다. 다양한 날씨 조건(Ahn *et al.*, 2020) 및

보정 방식(Lee *et al.*, 2020)에 따른 반사율 및 식생지수 일주기 변화를 분석한 결과, 반사율의 변동성은 약 10%로 크게 나타났으나 식생지수로 변환하면 변동성이 약 1~3%로 줄어들어 시계열 분석 시 식생지수를 사용해야 한다. 식생지수 NDVI (Normalised Difference Vegetation Index)와 GNDVI (Green Normalised Difference Vegetation Index)를 이용하여 벼 수확량 예측 결과 Lee *et al.*(2019) 약 54% 이상의 정확도가 나타났으며 콩의 건물중 예측 모델 결과 Kang *et al.* (2016) 약 63% 이상의 성능이 나타났다. Kang *et al.* (2021)은 다년도 분광 데이터를 다변량 회귀 및 ANN (Artificial Neural Network)으로 분석하여 벼의 단백질 함량과 수확량 예측 모델을 개발하였고 교차검증을 통해 모델의 성능을 평가하였다.

본 연구는 무인기에 탑재된 다중분광 센서를 이용하여 2018년부터 3년간 실험 포장에서 수집된 콩 생육 데이터인 생체중 및 엽면적지수(LAI)와 식생지수(NDVI, GNDVI, RRVI (Red Ratio Vegetation Index), GRVI (Green Ratio Vegetation Index))를 이용하여 단순선형 회귀분석을 실시하였으며 개발된 추정 모델은 2021년 농가포장에서 수집된 분광 데이터와 생육 데이터로 모델의 재현성을 검증하였다.

II. 재료 및 방법

2.1. 실험 포장 및 생육 조사

본 실험은 2018년부터 3년간 경상남도 밀양의 시험포장과 2021년 충청북도 괴산 노지스마트농업 시범사업단 농가 포장에서 수집된 콩 생육 데이터를 이용하였다. 품종은 중만생종인 대원콩(*Glycine max* (L.) Merrill)이며 연도별 포장 정보 및 재배 이력은 Table 1과 같다. 생체중과 LAI는 영양생장기(V3, V5)와 생식생장기(R1, R2, R3, R5)에 Jang *et al.*(2019)과 동일한 방식인 3반복으로 수집하였다.

2.2. 영상 취득 및 처리

실험에 사용된 무인기와 다중분광 센서는 Table 2, Table 3과 같으며 연도마다 사용된 무인기와 다중분광

Table 1. Experimental & test field information

Year	2018	2019	2020	2021
Location	Miryang-si Samnangjin-eup (35°26'59.8"N, 128°47'08.2"E)		Miryang-si Bubuk-myeon (35°30'08.5"N, 128°43'15.9"E)	Goesan-gun Buljeong-myeon (36°53'23.4"N 127°49'09.2"E)
Plot	24	18	12	7
Sowing period	6/24	6/24	6/23	6/17, 6/24
Planting density	85 cm × 20cm			80 cm × 20cm
Soil texture	Sandy Loam			Loam
Sampling method	12 plot × 3ea	10 plot × 3ea	12 plot × 3ea	7 plot × 3ea
Harvest	11/9	11/7	11/4	11/20

Table 2. list of UAV(Unmanned Aerial Vehicle) specification for 3 years

Year	2018	2019	2020	2021
UAV	3DR Solo		Matrice 200 v2	
Dimension & Weight	46×46×25cm, 1.5kg		88×88×39cm, 4.69kg	
Maximum Payload	420g		1.45kg	
Maximum Flight Speed	61km/h		89km/h	
Maximum Flight	15 min		38 min (with dual battery)	

센서에 따라 Table 4와 같이 소프트웨어, 비행 계획 및 기상 상황을 고려하고 콩 생육 단계에 맞춰 수집되었다. 사용된 다중분광 센서는 다르지만 동일한 중심 파장과 FWHM (Full Width at Half Maximum)을 가지고 있어 같은 날짜의 콩 NDVI값 비교 시 오차가 1%내외로 나타나 시계열 분석 시 문제가 없다고 판단되었다(Kurbanov *et al.*, 2020).

취득된 다중분광 영상은 Pix4d mapper pro (Pix4d S.A., Switerland)를 이용하여 정사영상으로 변환 후 정규화 식생지수 NDVI, GNDVI와 단순비 식생지수 RRVI, GRVI를 산출하였다(Kang *et al.*, 2017).

$$NDVI = \frac{P_{NIR} - P_{Red}}{P_{NIR} + P_{Red}} \quad (Eq. 1)$$

Table 3. list of Multispectral sensor specification for 3 years

Year	2018	2019	2020	2021
Multispectral Sensor	Rededge-M		Altum	
Dimension & Weight	9.4×6.3×4.6cm, 204g		8.2×6.7×6.45cm, 406.5g	
Resolution	1280×960 pixel		MS: 2064×1544 pixel Thermal : 160×120 pixel	
Focal length	5.4 mm		8 mm	
Band wavelength	Blue(475±20nm) Green(560±20nm) Red(668±10nm) Red edge(717±10nm) NIR(840±40nm)		Blue(475±20nm) Green(560±20nm) Red(668±10nm) Red edge(717±10nm) NIR(840±40nm) Thermal (8 ~ 14μm)	

Table 4. list of Flight options for 3 years

Year	2018	2019	2020	2021
Mission Flight software	Mission Planner		DJI Pilot	
Altitude, Overlap	20m, 80%		25m, 75%	
Flight speed, GSD	2m/s, 1.41cm/pixel		3.5m/s, 1.08cm/pixel	
Date	7/18, 7/25, 8/1, 8/8, 8/20, 9/10	7/17, 7/25, 8/1, 8/8, 8/19, 9/6	7/16, 7/21, 7/31 8/13, 8/24, 9/10	7/15, 8/9, 8/26

$$GNDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Green}}{\rho_{NIR} + \rho_{Green}} \quad (Eq. 2)$$

$$RRVI = \frac{\rho_{NIR}}{\rho_{Red}} \quad (Eq. 3)$$

$$GRVI = \frac{\rho_{NIR}}{\rho_{Green}} \quad (Eq. 4)$$

을 개발하고 재현성을 확인하기 위해 농가 포장에서 작부 체계별 그룹을 나누어 검증하였다. 또한 적산온도가 유사한 연도별 모델 개발 및 검증을 실시하였다. 회귀 모델의 성능은 최소제곱법(Least Square Method)의 전체제곱합(Total sum of squares, SST)와 회귀제곱합(sun of squares for residual, SSE)로 계산되어진 결정 계수(R²), 평균제곱근오차(RMSE) 및 상대 오차(Relative Error)로 평가하였다.

2.3. 통계 분석

연도별 콩의 생체중 및 LAI 차이를 비교하기 위해 IBM SPSS Statistics (IBM Inc., USA)로 일원배치 분산분석(ANOVA)을 수행하였으며 사후 분석은 샘플수의 차이가 있어 Scheffe's test (*p* < 0.05)으로 유의성을 검정하였다. 생육 추정 모델은 1개의 독립변수(x)만으로 종속변수(y)에 대한 영향을 추정하는 단순선형회귀 분석을 이용하였으며 실험 포장에서 개발된 추정 모델

III. 결과 및 고찰

3.1. 연도별 생육 데이터

Table 5는 생육 단계별 생체중과 LAI의 평균값과 표준편차 및 연도별 ANOVA 분석 결과를 나타내었

Table 5. Average of fresh weight and LAI by each field for 4 years

Growth stage	Fresh Weight (g/m ²)			
	2018	2019	2020	2021
V3	37.8±4.96 ^a	42.4±5.92 ^a	62.3±11.4 ^b	-
V5	115±29.8 ^a	79.7±18.1 ^a	110±19.0 ^a	212±50.8 ^b
R1	240±63.1 ^a	183±46.8 ^{ab}	259±77.5 ^a	-
R2	499±151 ^a	323±144 ^{ab}	597±137 ^a	993±299 ^c
R3	1051±143 ^a	737±243 ^a	849±186 ^a	1435±510 ^b
R5	1568±283 ^a	970±226 ^b	1321±217 ^a	-
Growth stage	Leaf Area Index (m ² /m ²)			
	2018	2019	2020	2021
V3	0.14±0.03 ^a	0.15±0.02 ^{ab}	0.17±0.03 ^b	-
V5	0.43±0.12 ^a	0.26±0.06 ^b	0.33±0.04 ^{ab}	0.58±0.13 ^c
R1	0.78±0.17 ^a	0.63±0.16 ^a	0.76±0.23 ^a	-
R2	1.43±0.40 ^a	0.96±0.38 ^{ab}	1.71±0.39 ^a	2.38±0.85 ^c
R3	2.84±0.37 ^a	1.88±0.62 ^b	1.97±0.39 ^b	2.78±0.92 ^a
R5	3.00±0.46 ^a	1.84±0.39 ^b	1.95±0.29 ^b	-

^{a,b,c} the same letters in a row are not significantly different (*p*<0.05) by One way ANOVA

다. 밀양 시험 포장의 생체중과 LAI는 V5, R3시기의 생체중 및 R1의 LAI를 제외한 나머지 생육단계에서 3년동안 유의한 차이가 있었으며 2019년(V3, R1, R3), 2020년(V5, R3, R5) 및 2021년(R3)시기에서 동일한 경향을 나타냈다. 또한 2021년 R3의 LAI를 제외하고 농가 포장의 생체중 및 LAI는 시험 포장의 생육 데이터와 차이가 나타났다. 시험 포장과 농가 포장의 생육 차이는 영양생장기와 생식생장기 사이의 적심의 영향으로 판단된다(Kim *et al.*, 2004). 콩은 환경적인 요인의 변화에 의해 생육 변동이 크게 나타나고 개화기에 특히 수분의 영향을 많이 받기 때문에 Fig. 1에서 연도별 누적 강수량을 비교하였다(Lee *et al.*, 2019; Scott *et al.*, 1989).

4년간 연평균 누적 강수량은 909mm로 강수량이 가장 많은 2020년(945mm)과 가장 적은 2019년(876.8mm)의 차는 68.2mm로 나타났다. 그러나 생육 단계별로 비교하면 2019년 8월의 강수량이 89mm로 다른 연도의 평균 강수량(196mm)에 비해 적게 나타나 시험포장의 생체

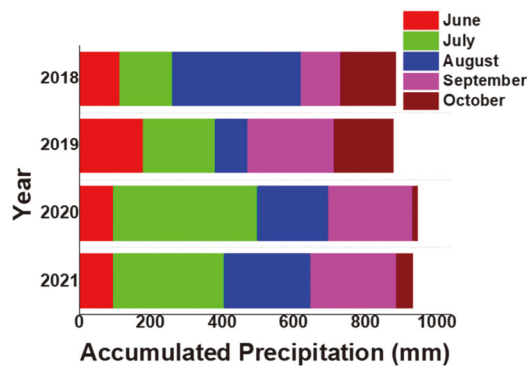


Fig. 1. Accumulated precipitation for 4 years.

중 및 LAI가 R1이후 다른 연도에 비해 낮아졌다고 판단된다. 이는 영양생장기에서 생식생장으로 전환되는 시기에는 가장 많은 양의 수분이 필요하며 수분 부족 시 착엽률, 엽 질소농도, 건물중 및 엽면적이 감소되어 광합성 효율이 저하되기 때문이다(Lee *et al.*, 2019).

3.2. 콩 생체중 추정모델

정규화 식생지수(NDVI, GNDVI) 및 단순비 식생지수(RRVI, GRVI)와 생체중을 이용한 선형회귀분석 결과는 Table 6과 같다. GRVI를 이용한 모델이 $R^2=0.74$, $RMSE=246 \text{ g/m}^2$, $RE=34.2\%$ 로 가장 좋은 성능을 나타내었다. 단순비 식생지수를 사용한 RRVI 및 GRVI 모델의 성능이 정규화 식생지수를 이용한 NDVI 및 GNDVI 모델보다 높게 나타났고 Red 파장(NDVI, RRVI)보다 Green 파장(GNDVI, GRVI)을 이용한 모델의 성능이 높게 나타났다.

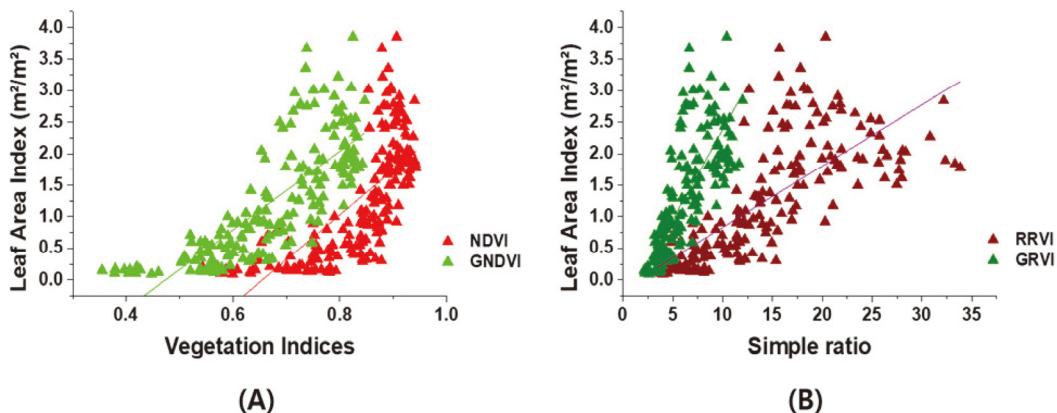
단순비 식생지수(RRVI, GRVI)가 정규화 식생지수(NDVI, GNDVI)보다 성능이 좋은 이유는 Fig. 2와 같이 정규화 식생지수에서 발생하는 포화현상이 발생하지 않기 때문이라고 판단된다(Mutanga *et al.*, 2004).

3.3. 콩 엽면적 지수 추정모델

정규화 식생지수(NDVI, GNDVI) 및 단순비 식생지수(RRVI, GRVI)와 LAI의 선형회귀분석 결과는 Table 6과 같다. 생체중 모델과 동일하게 Red 파장보다는 Green 파장에서 모델 성능이 좋았으나 GNDVI를 이용한 LAI 추정모델의 성능이 $R^2=0.63$, $RMSE=0.57 \text{ m}^2/\text{m}^2$, $RE=33.8\%$ 로 가장 높게 나타났다. 그러나 생체중 추정모델과 동일하게 정규화 식생지수는 Fig. 3

Table 6. Regression analysis between Fresh weight, LAI and normalized & simple ratio vegetation indices for 3 years

Growth data	Year	Vegetation index	n	R^2	RMSE (g/m^2)	RE (%)
Fresh Weight	2018	NDVI	463	0.47	349	51.3
	+	GNDVI		0.65	284	38.5
	2019	RRVI		0.58	308	43.5
	+	GRVI		0.74	246	34.2
LAI	2018	NDVI	463	0.51	0.66	55.4
	+	GNDVI		0.63	0.57	33.8
	2019	RRVI		0.56	0.62	47.2
	+	GRVI		0.61	0.59	34.9



NDVI: Normalized Difference Vegetation Index
 GNDVI: Green Normalized Difference Vegetation Index
 RRVI: Red Ratio Vegetation Index
 GRVI: Green Ratio Vegetation Index

Fig. 2. Linear relationship between Fresh weight and Normalized vegetation indices (A), Simple ratio vegetation indices (B) for 3 years.

과 같이 일정값 이상에서 포화되는 현상이 나타났다. 따라서 단순비 식생지수인 GRVI를 이용한 모델의 성능($R^2=0.61$, $RMSE=0.59 \text{ m}^2/\text{m}^2$, $RE=34.9\%$)이 GNDVI보다 확장성이 더 좋을 것으로 사료된다.

3.4. 다년도 생육 추정모델 검증

실험 포장에서 다년도 생육 추정 모델 결과 성능이 가장 높은 GRVI를 이용하여 농가 포장에서 추정된 생체중 및 LAI 값과 실측치의 관계는 Fig. 4와 같다. 생체중($n=63$) 모델의 검증 결과 $R^2=0.69$, $RMSE=392$

g/m^2 , $RE=32\%$ 로 나타났으며 LAI ($n=63$)는 $R^2=0.68$, $RMSE=1.05 \text{ m}^2/\text{m}^2$, $RE=40\%$ 로 나타났다.

6월 17일 전후로 파종된 밀양과 작부 체계가 동일한 단작 포장($n=27$)의 생체중 및 LAI 검증결과는 Fig. 5A, B와 같이 나타났으며 각각 $R^2=0.80$, $RMSE=315 \text{ g}/\text{m}^2$, $RE=26\%$ 과 $R^2=0.70$, $RMSE=0.9 \text{ m}^2/\text{m}^2$, $RE=29\%$ 로 나타났다. 밀양과 파종 시기가 동일한 이모작 ($n=36$) 포장의 경우 생체중 검증결과는 $R^2=0.67$, $RMSE=381 \text{ g}/\text{m}^2$, $RE=31\%$ 로 나타났으며 LAI 검증 결과는 $R^2=0.63$, $RMSE=1.13 \text{ m}^2/\text{m}^2$, $RE=58\%$ 로 나

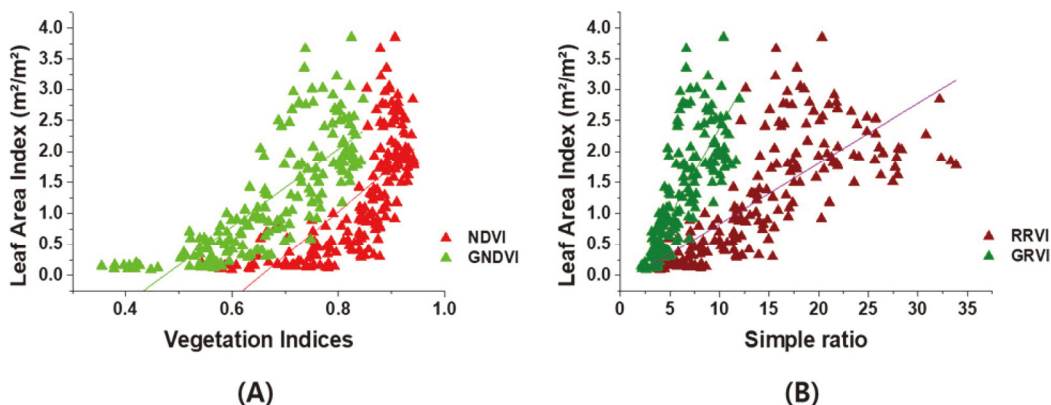


Fig. 3. Linear relationship between LAI(Y) and Normalized vegetation indices (A), Simple ratio vegetation indices (B) for 3 years.

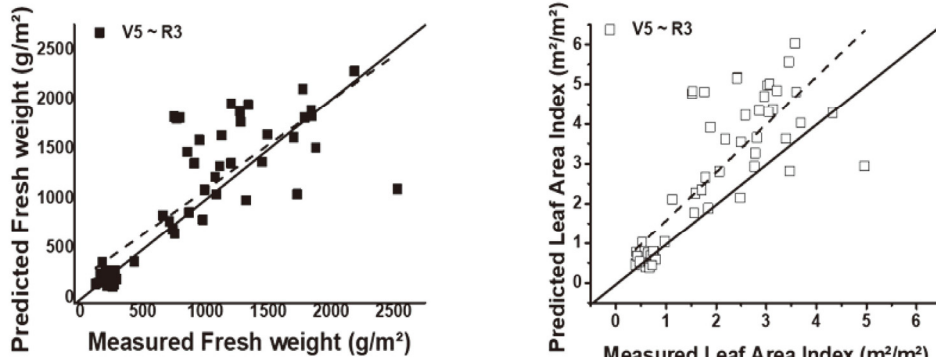


Fig. 4. Validation for 2021 Goesan soybean growth data using fresh weight and LAI prediction model based on 3 years miryang.

타났다(Fig. 5C and Fig. 5D). 밀양과 동일한 단작 포장 기준을 기준으로 평가하면 작기에 따른 구분으로 모델의 성능이 RMSE 및 RE를 기준으로 각각 19.6%, 14.3% 및 18.8%, 27.5%로 개선되었다. 단작과 이모작 포장의 차이가 모델의 성능에 미치는 영향을 분석하기 위해 Table 7에 연도별 파종일부터 8월26일까지의 적산온도를 나타내었다.

3년간 밀양의 평균 적산온도는 1877°C · day 로 괴산 이모작 포장의 평균 적산온도인 1766°C · day 보다 높고 단작 포장의 평균 적산온도인 1920°C · day 와 유사하게 나타나 모델의 재현성이 높게 나타났다고 판

단된다. 또한 2018년 및 2020년 밀양의 적산온도와 괴산 단작 포장의 적산온도가 각각 1902.3°C · day, 1943.1°C · day 및 1920.5°C · day 로 유사하고 2019년 밀양 시험 포장과 2021년 괴산 이모작 농가 포장의 적산온도가 각각 1787.7°C · day 및 1766.9°C · day 로 유사하게 나타났다.

3.5. 적산온도 기준 콩 생육 추정모델 개발

적산온도 기준 단년도와 다년도 모델을 GRVI와 생체중 및 LAI를 이용하여 선형회귀분석한 결과는 Table 8과 같다. 생체중과 LAI 모두 단년도 추정모델

Table 7. Comparison of accumulated temperature for 3 years

Year, Place	Accumulated Temperature (°C · day)
2018 Miryang	1902.3
2019 Miryang	1787.7
2020 Miryang	1943.1
2021 Goesan (Single cropping)	1920.5
2021 Goesan (Double cropping)	1766.9

Table 8. Regression analysis between Growth data (fresh weight, LAI) & Simple ratio for 2018+2020 and 2019

Growth data	Year	n	R ²	RMSE (g/m ²)	RE (%)
Fresh weight	2018+2020	343	0.71	263	44.5
	2019	120	0.83	158	34.5
LAI	2018+2020	343	0.56	0.64	52.1
	2019	120	0.75	0.38	33.7

RMSE: Root Mean Square Error
RE: Relative Error

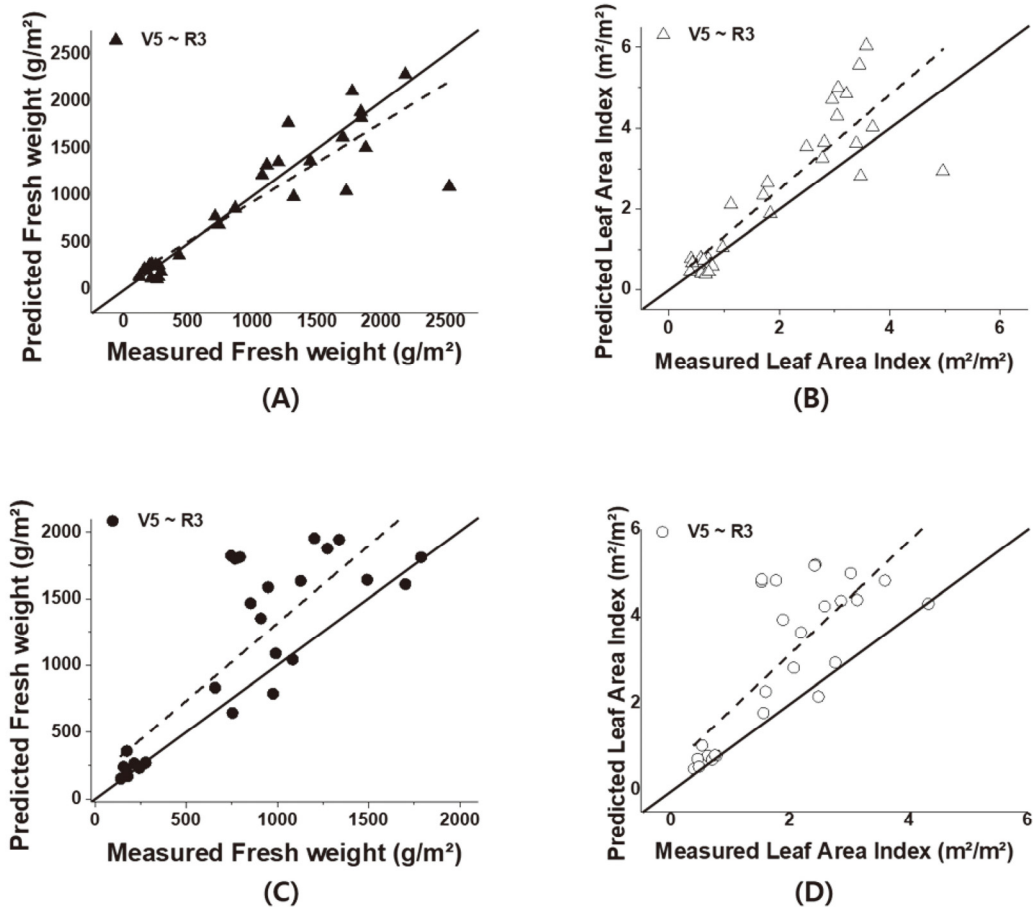


Fig 5. Validation for 2021 Goesan soybean growth data(A, B) by single cropping and double cropping (C, D) using fresh weight and LAI prediction model based on 3 years miryang.

성능이 높게 나타났으며 이는 지역 및 연도에 따른 적산온도 이외의 재배 환경의 차이에 따른 영향이라고 판단된다.

3.6. 적산온도 기준 콩 생육 추정모델 검증

적산온도가 유사한 연도별 콩 생육 추정모델의 재현성 확인을 위해 2021년 농가포장의 데이터를 적산온도별로 다시 검증하였고 그 결과는 Fig. 6과 같다.

2018, 2020년 밀양 포장과 적산온도가 유사하고 작부체계가 같은 괴산 단작 포장의 생체중의 검증성능이 RMSE 및 RE를 기준으로 각각 29.1%와 34.3%로 개선되었고 LAI도 32.4% 및 37.5%로 개선되었다. 그러나 2019년 밀양 포장과 적산온도는 유사하지만 작부체계가 다른 괴산 이모작 포장의 생체중과 LAI의 검증성능은 각각 -19.6%, -31.3% 및 3.81%, -17.5%로

LAI의 RMSE를 제외하고 모두 저하되었다. 생체중 및 LAI 추정모델의 재현성 검증결과를 비교할 경우, 적산온도와 작부체계를 이용한 다년도 모델의 검증결과가 생체중($R^2=0.91$, $RMSE=278 \text{ g/m}^2$, $RE=21\%$) 및 LAI ($R^2=0.72$, $RMSE=0.71 \text{ m}^2/\text{m}^2$, $RE=25\%$) 모두 좋게 나타나 적산온도와 작부체계를 이용한 단년도 생육 추정모델의 성능이 우수했던 결과와 다르게 나타났다. 단년도 모델의 경우 적산온도 이외에 다른 환경적인 변수(누적강수량, 누적일사량 등)의 영향으로 타 지역의 생육량 추정시 오차가 발생하여 재현성이 낮아진다고 사료된다. 콩 생육 데이터와 분광 데이터 및 환경데이터를 축적하여 다양한 환경 조건에서의 콩 생육 추정모델 개발이 필요하고 더 나아가 수확량 예측 모델의 개발과도 연계할 필요가 있다고 판단된다.

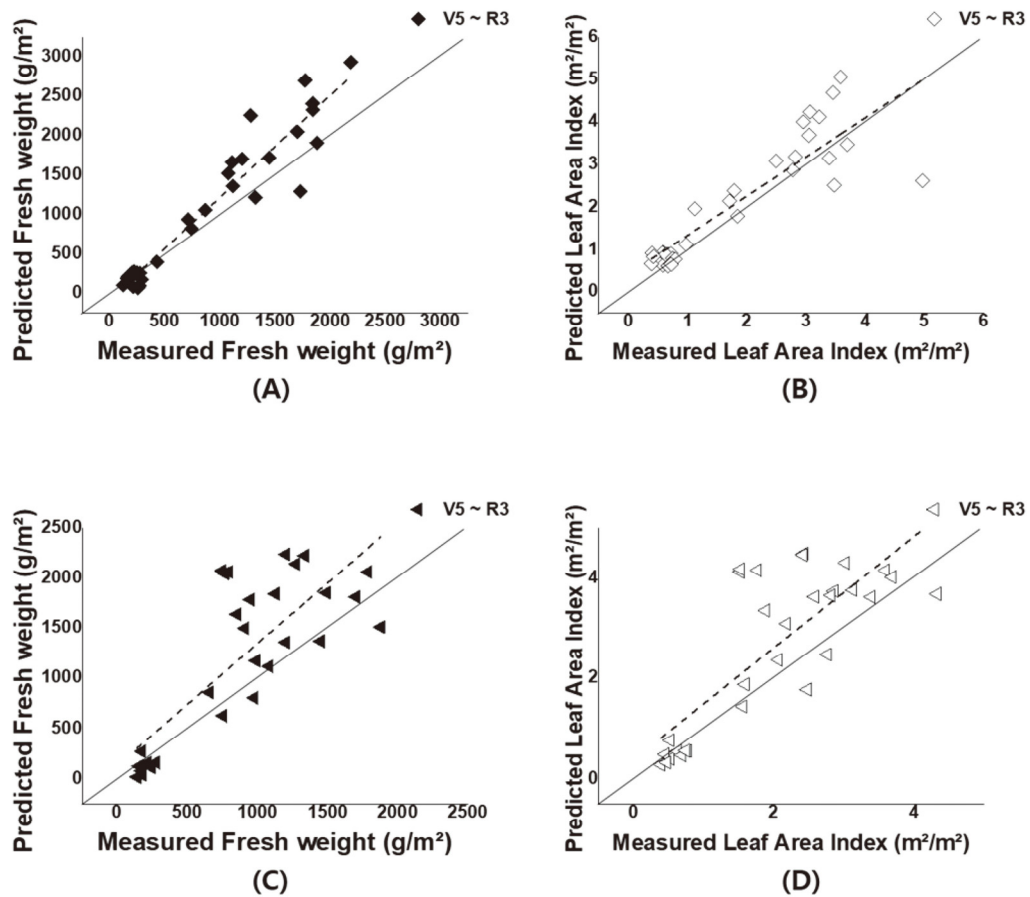


Fig 6. Validation for 2021 Goesan soybean growth data by single cropping (A, B) and double cropping(C, D) using fresh weight and LAI prediction model based on 2 years (2018+2020) and 1 year (2019).

IV. 결 론

본 연구는 무인기에 탑재된 다중분광 센서를 이용하여 2018년부터 3년간 밀양 시험 포장에서 수집된 콩 생육 데이터를 이용하여 생체중 및 엽면적지수(LAI) 추정모델을 개발하여 2021년 괴산 노지스마트농업 시범사업단 농가포장에서 수집된 생육 데이터로 모델의 재현성을 검증하였다.

정규화 식생지수와 단순비 식생지수의 비교로 선택된 GRVI를 이용하여 3년간(2018+2019+2020), 적산온도를 기준으로 다년도(2018+2020) 및 단년도(2019) 데이터를 이용하여 생체중($R^2=0.71 \sim 0.83$, $RMSE=158 \sim 263 \text{ g/m}^2$, $RE=34.2 \sim 44.5\%$) 및 LAI($R^2=0.56 \sim 0.75$, $RMSE=0.38 \sim 0.64 \text{ m}^2/\text{m}^2$, $RE=33.7 \sim 52.1\%$) 추정모델을 개발하였다. 적산온도와 작부체계를 이용한

단년도 생체중 및 LAI 추정모델의 성능이 높게 나왔으나 적산온도 이외에 다른 환경적인 변수의 영향으로 모델의 재현성은 -19.6%, -31.3% 및 3.81%, -17.5%로 낮게 나타났다. 적산온도와 작부체계를 이용한 다년도 모델의 검증결과 생체중과 LAI가 각각 $RMSE=278 \text{ g/m}^2$, $RE=21\%$ 및 $RMSE=0.71 \text{ m}^2/\text{m}^2$, $RE=25\%$ 로 나타나 생체중에서 $RMSE$ 와 RE 가 각각 29.1% 및 34.4% 개선되었으며 LAI의 경우도 각각 32.4% 및 37.5% 개선되었다. 다년간의 생육량(생체중, LAI), 분광데이터 및 환경변수의 축적을 통한 모델의 성능 및 재현성 향상이 필요하다고 판단된다.

적 요

콩은 논 대표적인 밭작물로서 온도, 수분, 토양과 같

은 환경 조건에 민감하기 때문에 재배 시 포장 관리가 매우 중요하다. 작물 상태를 비파괴적, 비접촉적 방법으로 측정할 수 있는 분광 기술을 활용한다면 작황 예측, 작물 스트레스 및 병충해 판별 등 생육 진단 및 처방을 통해 품질과 수확량을 높일 수 있다. 본 연구에서는 회전익 무인기에 탑재된 다중분광 센서를 이용하여 시험 포장에서 콩 생육 추정 모델 개발하고 재현성을 확인하기 위해 농가 포장에 검증을 수행하였다. 분광 데이터로 산출된 정규화 식생지수(NDVI, GNDVI), 단순비 식생지수(RRVI, GRVI)와 콩 생육 데이터(생체중, LAI)를 선형회귀분석을 실시하여 모델을 개발하였으며 과산에 위치한 농가포장에서 검증을 실시하였다. 그 결과 생체중의 경우 정규화 식생지수를 이용 시 포화되기 때문에 단순비 식생지수 GRVI를 이용한 모델의 성능이 가장 높았다($R^2=0.74$, $RMSE=246 \text{ g/m}^2$, $RE=34.2\%$). 과산 농가 포장에 생체중 모델 검증 결과 $RMSE=392 \text{ g/m}^2$, $RE=32\%$ 로 나타났으며 작부 체계별 나누어 검증 결과 단작 포장과 이모작 포장 생체중 모델은 $RMSE=315 \text{ g/m}^2$, $RE=26\%$ 및 $RMSE=381 \text{ g/m}^2$, $RE=31\%$ 로 나타났다. 작부 체계별 포장과 적산온도가 유사한 연도별 시험 포장(2018+2020년, 2019년)을 나누어 생체중 모델 개발한 결과 단년도(2019년)의 성능이 높게 나타났다. 작부 체계별 적산온도가 유사한 검증과 기존 검증 간 비교 결과 단작 포장은 $RMSE$ 및 RE 를 기준으로 각각 29.1%와 34.3%로 개선되었으나 이모작 포장은 -19.6%, -31.3%로 저하되었다. 적산온도 이외의 환경 요인, 분광 및 생육 데이터 추가 시 다양한 환경 조건에서 재배되는 콩 생육을 추정 가능할 것으로 판단된다.

감사의 글

본 성과물은 농촌진흥청 연구사업(세부과제번호: PJ013837022021)의 지원에 의해 수행되었음.

REFERENCES

- Ahn, H. Y., S. I. Na, C. W. Park, S. Y. Hong, K. H. So, and K. D. Lee, 2020: Analysis of UAV-based multispectral reflectance variability for agriculture monitoring. *Korean Journal of Remote Sensing* **36**(6-1), 1379-1391.
- Ashley, D. A., and W. J. Ethridge, 1978: Irrigation effects on vegetative and reproductive development of three soybean cultivars 1. *Agronomy Journal* **70**(3), 467-471.
- Candiago, S., F. Remondino, M. De Giglio, M. Dubbini, and M. Gattelli, 2015: Evaluating multispectral images and vegetation indices for precision farming applications from UAV images. *Remote sensing* **7**(4), 4026-4047.
- Gitelson, A. A., Y. J. Kaufman, and M. N. Merzlyak, 1996: Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment* **58**(3), 289-298.
- Jang, S. H., C. S. Ryu, Y. S. Kang, S. R. Jun, J. W. Park, H. Y. Song, K. S. Kang, D. W. 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 Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **21**(4), 327-336.
- Jung, K. Y., E. Y. Yun, C. Y. Park, J. B. Hwang, Y. D. Choi, S. H. Jeon, and H. A. Lee, 2012: Effect of soil compaction levels and textures on soybean (*Glycine max* L.) root elongation and yield. *Korean Journal of Soil Science and Fertilizer* **45**(3), 332-338.
- Kang, Y. S., S. H. Kim, J. G. Kang, Y. K. Hong, T. K. Sarkar, and C. S. Ryu, 2016: Estimation of leaf dry mass and nitrogen content for soybean using multi-spectral camera mounted on unmanned aerial vehicle. *Journal of Agriculture & Life Science* **50**(6), 183-190.
- Kang, Y. S., C. S. Ryu, S. H. Kim, S. R. Jun, S. H. Jang, J. W. Park, and T. K. Sarkar, 2018: Yield prediction of Chinese cabbage (Brassicaceae) using broadband multispectral imagery mounted unmanned aerial system in the air and narrowband hyperspectral imagery on the ground. *Journal of Biosystems Engineering* **43**(2), 138-147.
- Kang, Y. S., J. W. Nam, Y. Kim, S. T. Lee, D. G. Seong, S. H. Jang, and C. S. Ryu, 2021: Assessment of regression models for predicting rice yield and protein content using unmanned aerial vehicle-based multispectral imagery. *Remote Sensing* **13**(8), 1508.
- Kim, I. J., S. Y. Son, S. Y. Nam, I. M. Ryu, T. J. Kim, C. H. Lee, and T. S. Kim, 2004: Effect of alternative row pinching on growth and yield in soybean. *Korean Journal of Crop Science* **49**(6), 457-462.
- Kurbanov, R. K., and N. I. Zakharova, 2020: Application of vegetation indices to assess the condition of crops. *Agricultural Machinery and*

- Technologies* **14**(4), 4-11.
- Lee, J. E., G. H. Jung, S. K. Kim, M. T. Kim, S. H. Shin, and W. T. Jeon, 2019: Effects of growth period and cumulative temperature on flowering, ripening and yield of soybean by sowing times. *Korean Journal of Crop Science* **64**(4), 406-413.
- Lee, K. D., S. I. Na, C. W. Park, S. Y. Hong, K. H. So, and H. Y. Ahn, 2020: Diurnal change of reflectance and vegetation index from UAV image in clear day condition. *Korean Journal of Remote Sensing* **36**(5-1), 735-747.
- Lee, K., H. An, C. Park, K. So, S. Na, and S. Jang, 2019: Estimation of rice grain yield distribution using UAV imagery. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* **61**(4), 1-10.
- Lee, Y. H., H. S. Cho, J. H. Kim, W. G. Sang, P. Shin, J. K. Baek, and M. C. Seo, 2018: The effects of increased temperature on seed nutrition, protein, and oil contents of soybean [*Glycine max* (L.)]. *Korean Journal of Crop Science* **63**(4), 331-337.
- Lee, Y. H., W. G. Sang, J. I. Cho, and M. C. Seo, 2019: Duration of drought stress effects on soybean growth characteristic and seed yield distribution patterns. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **21**(4), 269-276.
- Morellos, A., X. E. Pantazi, D. Moshou, T. Alexandridis, R. Whetton, G. Tziotzios, J. Wiebensohn, R. Bill, and A. M. Mouazen, 2016: Machine learning based prediction of soil total nitrogen, organic carbon and moisture content by using VIS-NIR spectroscopy. *Biosystems Engineering* **152**, 104-116.
- Mutanga, O., and A. K. Skidmore, 2004: Narrow band vegetation indices overcome the saturation problem in biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing* **25**(19), 3999-4014.
- Rouse, J. W., R. H. Haas, J. A. Schell, and D. W. Deering, 1974: Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA Special Publication* **351**, 309pp.
- Scott, H. D., J. DeAngulo, M. B. Daniels, and L. S. Wood, 1989: Flood duration effects on soybean growth and yield. *Agronomy Journal* **81**(4), 631-636.
- Scott, W. O., and S. A. Aldrich, 1983: *Modern soybean production*. S&A Publication. Inc., Champaign, Illinois.
- Perry, E. M., and J. R. Davenport, 2007: Spectral and spatial differences in response of vegetation indices to nitrogen treatments on apple. *Computers and Electronics in Agriculture* **59**(1-2), 56-65.
- Souza, G. M., T. A. Catuchi, S. C. Bertolli, and R. P. Soratto, 2013: Soybean under water deficit: physiological and yield responses. *A Comprehensive Survey of International Soybean Research: Genetics, Physiology Agronomy and Nitrogen Relationships*, 273-298.
- Stehr, N. J., 2015: Drones: The newest technology for precision agriculture. *Natural Sciences Education* **44**(1), 89-91.
- Wang, J., B. Gong, Y. Wang, Y. Wen, J. Zhou, and Q. He, 2017: The potential multiple mechanisms and microbial communities in simultaneous nitrification and denitrification process treating high carbon and nitrogen concentration saline wastewater. *Bioresource Technology* **243**, 708-715.