



## 식물 영상 분석 기법을 활용한 glyphosate 저항성 및 감수성 대두의 조기 판별

육민정 · 장보경 · 노태경 · 김도순\*

서울대학교 농업생명과학대학 농림생물자원학부 & 농업생명과학연구원

### Early Detection of Glyphosate-resistant and Susceptible Soybeans using Multimodal Spectral Imaging

Min-Jung Yook, Bo-Kyung Chang, Tae-Kyeong Noh, and Do-Soon Kim\*

Department of Agriculture, Forestry and Bioresources, Research Institute of Agriculture and Life Sciences, College of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University, Seoul 08826, Korea

(Received on December 11, 2025. Revised on December 16, 2025. Accepted on December 16, 2025)

**Abstract** Over- and sole-reliance on weed management system based on glyphosate-resistant varieties has resulted in challenges such as the widespread of herbicide-resistant weeds, off-target crop damage from spray drift, and the accidental transgene flow. These problems highlight the urgent need for rapid and practical tools to identify glyphosate resistance in the field. We investigated the potential of spectral indices extracted from red-green-blue (RGB), infrared (IR) thermal, and chlorophyll fluorescence (CF) images to rapidly and non-destructively identify glyphosate-resistant soybean varieties. In the dose-response test, CF indices, non-photochemical quenching (NPQ) and  $F_v/F_m$ , sensitively represented physiological changes in susceptible soybean variety within hours after glyphosate treatment. Leaf temperature index ( $\Delta T$ ) from IR thermal images clearly differed as early as 4 hours after treatment (HAT) between resistant and susceptible soybean varieties. In contrast, the excess green index (ExG) derived from RGB images was not sensitive enough to identify early resistance. In the second classification test on a mixed population, the automated clustering method (partitioning around medoids, PAM) had the best classification performance using NPQ, with 95.8% accuracy at 24 HAT and 100% accuracy at 72 HAT. These findings support the use of spectral imaging analysis, particularly CF imaging, as a rapid, non-destructive, and cost-effective solution for identifying glyphosate resistance.

**Key words:** Chlorophyll fluorescence image, Herbicide resistance, High-throughput screening, Non-destructive phenotyping, Rapid diagnosis

## 서 론

Glyphosate는 전세계적으로 가장 많이 사용되는 제초제로 광범위한 제초 스펙트럼을 지닌 비선택성 이형성 제초제이다(Kanissery et al., 2019). 유전자변형(genetically modified, GM) 작물이 상용화된 1990년대 중반 이후 glyphosate와 glyphosate 저항성 GM작물의 조합은 잡초 관리의 편의성과 생산 효율성을 향상시켜 현대 농업에서 잡초 관리 시스템의 표준으로

자리잡았다(Duke and Powles, 2008). GM대두는 전 세계 대두 생산 면적의 약 74%를 차지하며, 상업적 재배 중인 GM대두는 모두 제초제 저항성 형질을 지닌다(ISAAA, 2019). 제초제 저항성은 GM작물에서 가장 지배적인 도입 형질로 현재까지 상업적으로 승인된 GM대두 이벤트 48건 중 83% (40건)가 제초제 저항성을 가지고 있으며, 이 중 27건이 glyphosate 저항성 유전자를 단일 또는 복합(stack) 형질로 도입하고 있어 큰 비중을 차지한다(ISAAA, 2025).

그러나 glyphosate 저항성 GM작물을 중심으로 단일 약제에 의존한 잡초 방제 체계는 여러가지 부작용을 초래하고 있다. Glyphosate의 지속 사용은 잡초에 대한 선택 압력을 높여

\*Corresponding author

E-mail: dosoonkim@snu.ac.kr

glyphosate 저항성 잡초의 확산을 가속시키며, 그 결과 현재까지 총 60종의 잡초에서 388건의 glyphosate 저항성 발생 사례가 보고되었다(Heap and Duke, 2018; Heap, 2025). 또한 비표적(off-target) 식물에 대한 약제 비산(drift) 피해, GM작물 도입유전자 유출에 따른 생태계 교란, 비변형 작물의 종자 오염 문제 등 다양한 문제가 함께 대두되고 있다(Huang et al., 2025; Price and Cotter, 2014; Yook et al., 2023).

이러한 문제들을 적절한 때에 관리하기 위해서는 빠르고 정확하게 저항성 여부를 판별할 수 있는 진단 기술의 개발이 시급하다. 최근에는 식물 영상을 활용하여 비파괴적으로 식물의 생리 반응을 정량화하는 분석 기법이 주목받고 있으며(Noh and Kim, 2018), 이를 활용한 glyphosate 관련 연구도 활발히 시도되고 있다. 예를 들어, glyphosate를 처리한 식물의 RGB 영상을 이용해 식물 초관(canopy)의 색상 변화를 정량화하거나(Ali et al., 2013; Jeong et al., 2024; Noh et al., 2025), 초분광 영상(hyperspectral imaging)으로부터 다양한 식생지수를 산출하여 glyphosate 비산 피해 분석(Ortiz et al., 2011; Yao et al., 2012), glyphosate 처리에 따른 화분과 잡초의 색상 변화 감지(Bloem et al., 2020), glyphosate 저항성 및 감수성 밀 품종 간 반응 비교(Tao et al., 2022) 등에 활용한 연구사례가 보고되었다. 또한 무인항공기(UAV)에 장착한 카메라로 획득한 열 영상과 다중분광 영상을 분석하여 포장에서 glyphosate 저항성 잡초를 탐지하려는 시도도 보고되었다(Eide et al., 2021). 선행 연구들을 통해 영상 분석이 제초제에 대한 식물의 반응을 감지하는 데 효과적인 수단으로 활용될 가능성을 확인하였다. 하지만 대부분의 연구가 약효 평가 또는 약해 진단에 초점을 맞추어 수행되었고, 제초제 처리 초기 단계에서 glyphosate 저항성과 감수성 품종을 신속하게 판별하는 것을 목표로 한 연구는 드물었다. 특히 초분광 영상을 활용한 사례가 많았는데, 고가 장비와 복잡한 데이터 처리 기술이 필요하기 때문에 초분광 영상의 실용적 활용에는 어려움이 있었다(Garcia et al., 2020). Nehurai et al. (2023)은 까미중(*Solanum nigrum*)에서 제초제 약효를 평가하기 위해 초분광 영상을 활용하였고, 영상에서 추출한 12 가지 식생지수 중 4가지를 사용하여 glyphosate와 glufosinate 처리 효과를 각각 85% (24 HAT), 88% (48 HAT)의 높은 정확도로 구분할 수 있었다. 이를 통해 적절한 영상 지표의 선택과 조합이 분류 정확도에 영향을 미침을 알 수 있으며, 보다 단순한 영상 유형을 활용하여 현장 적용이 용이한 저항성 판별 방법을 개발하고자 하는 접근이 합리적이라는 근거를 얻을 수 있었다.

본 연구는 영상 기반 glyphosate 저항성 조기 진단 기술의 적용 가능성을 단계적으로 검증하기 위한 연구로서, 우선 통제된 실험 환경에서 glyphosate 저항성 및 감수성 대두를 대상으로 저항성 여부를 영상 분석을 통해 초기에 비파괴적으로 구분할 수 있는지 평가하고자 하였다. 이를 위하여

RGB 영상, 적외선 열(IR thermal) 영상, 엽록소 형광(CF) 영상을 이용한 약량 반응 실험과 분류 실험을 순차적으로 수행하였다. 약량 반응 실험에서는 glyphosate 저항성 및 감수성 대두 품종의 RGB, IR thermal, CF 영상 지표를 사용하여 제초제 반응을 분석하고, 이를 바탕으로 저항성 조기 판별에 유용한 지표, 처리 약량 및 시간대를 도출하였다. 이후 분류 실험에서는 glyphosate 저항성과 감수성 개체가 혼합된 대두 집단을 대상으로 분류 정확도를 검증하였다. 본 연구를 통해 동일 작물 내에서의 영상 기반 저항성 조기 판별 가능성에 대한 개념 검증(proof-of-concept)을 제시하고, 향후 저항성 잡초나 타작물 및 근연종 등 다양한 식물종으로의 확장 적용 가능성을 모색하고자 한다.

## 재료 및 방법

본 연구는 glyphosate 처리에 대한 영상 반응을 평가한 약량 반응 실험과, 이를 바탕으로 저항성 및 감수성 개체의 분류 정확도를 검증한 분류 실험의 두 단계로 구성되었다.

### 식물재료

Glyphosate 저항성 대두(*Glycine max* L.) 품종인 'P38A98X' (Pioneer Hi-Bred, USA)와 감수성 품종으로 대두 육종 기원 계통으로 널리 활용되어 온 'Peking'을 사용하였다. 두 품종의 종자는 원예용 상토(Barokeo, Seoul Bio, Korea)를 채운 사각 포트(5.8 cm × 5.8 cm)에 파종하였다. 전 실험 기간 동안 식물체는 서울대학교 실험농장 내 연구실(LML-10-125)의 생장실에서 26 ± 3°C, 12시간 광주기 조건 하에 재배하였으며, 광량은 400 μmol m<sup>-2</sup> s<sup>-1</sup>, 상대습도는 60%로 유지하였다.

### 제초제 처리

대두 유묘가 제1본엽기에 도달하였을 때 제초제 glyphosate isopropylamine (Keunsami, Farmhannong Ltd., Korea)을 경엽 처리하였다. 약량 반응 실험에서는 무처리를 포함하여 총 5 수준(0, 230, 461, 922, 1845 g a.i. ha<sup>-1</sup>)의 약량을 처리하였으며, 이는 권장 약량(3690 g a.i. ha<sup>-1</sup>)의 1/16배에서 1/2배에 해당한다. 분류 실험에서는 약량 반응 실험에서 선정한 단일 약량(922 g a.i. ha<sup>-1</sup>)을 처리하였다. 제초제는 8001 flat-fan 노즐 (Spraying Systems Co., USA)이 장착된 track sprayer (R&D Sprayers, USA)를 이용하여, 물 살포량 500 L ha<sup>-1</sup> 기준으로 균일하게 처리한 후 즉시 생장상으로 옮겨 4만복 난괴법으로 배치하였다.

### 식물 영상 획득 및 분석

약량 반응 시험에서는 glyphosate 처리 후 4, 6, 24, 48, 72, 96시간 후(HAT), 분류 실험에서는 4, 24, 48, 72 HAT에 영상을 획득하였다. 세 가지 유형의 영상 획득과 분석 방법

은 아래와 같으며, MATLAB 2021b (The MathWorks Inc., USA)을 사용하여 영상 처리를 수행하였다.

RGB 영상은 CMOS 카메라(EOS-600D, Canon, Japan)로 촬영하였고, Lab 색공간으로 변환 후 임계값(thresholding)을 적용을 통해 식물체 영역을 분리하였다. 식물체의 녹색 정도는 정규화된 R, G, B 값을 기반으로 Excess green index (ExG)로 평가하였으며, 계산식은 다음과 같다.

$$r = \frac{R}{R+G+B}, g = \frac{G}{R+G+B}, b = \frac{B}{R+G+B} \quad (1)$$

$$\text{ExG} = 2g - r - b \quad (2)$$

IR thermal 영상은 33°C로 설정한 성장상 내부에 설치한 적외선 카메라(A65sc, FLIR, Sweden)로 획득하였다. 해당 영상은 RGB 영상과 정합하여 배경을 제거하고 식물체의 엽온 데이터를 추출하였다. 무처리구 대비 엽온 차( $\Delta T$ )를 계산하여 분석하였으며, 계산식은 다음과 같다.

$$\text{Temperature difference } (\Delta T) = T_h - T_0 \quad (3)$$

$T_h$ 는 처리구,  $T_0$ 는 무처리구의 엽온을 나타낸다.

CF 영상은 SNU-KIST 2 imaging system (서울대/KIST 공동개발)을 이용하여 촬영하였다. 식물체는 30분간 암적응 후, 470 nm의 청색 LED 광원 하에서 1초 및 60초 시점에 각각 촬영하였다. 획득한 CF 영상에서 식물체 픽셀의 형광 강도를 추출하고 평균값을 산출하였으며, Otsu 임계값을 이용하여 배경은 제거하였다. 분석에는 최대 양자 효율( $F_v/F_m$ )과 비광화학 소광(non-photochemical quenching, NPQ) 지표를 활용하였으며, 계산식은 다음과 같다.

$$F_v/F_m = \frac{F_m - F_o}{F_m} \quad (4)$$

$$\text{NPQ} = \frac{F_m - F'_m}{F'_m} \quad (5)$$

$F_o$ 는 암적응 상태에서의 기본 엽록소 형광값,  $F_m$ 은 암적응 후 1초 시점에서 식물이 방출하는 최대 형광값이며,  $F'_m$ 은 광적응 상태에서 측정된 최대 형광값을 의미한다.

모든 영상 지표는 시간, 약량 및 품종(저항성/감수성)을 요인으로 한 3요인 삼원분산분석(three-way ANOVA)을 실시한 후, 통계적 유의성이 확인된 경우 최소유의차(least significant difference, LSD) 검정을 실시하였다. 통계 분석은 SPSS 29 (IBM Corp., USA)를 이용하였다.

### 영상 기반 분류 및 정확도 평가

약량 반응 실험 결과를 바탕으로, glyphosate 저항성과 감수성 개체가 혼합된 집단을 대상으로 추가 분류 실험을 수행하였다. 영상 지표 기반 분류는 비지도 학습 알고리즘인 Partitioning Around Medoids (PAM) 이용하였으며, ExG, 엽온, NPQ를 기준으로 저항성과 감수성 두 군집으로 분류하였다. 분석은 R 3.2.3 (R Foundation for Statistical Computing, Austria) 환경에서 수행되었다. 분류 결과는 glyphosate 저항성에 대한 PCR 분석 결과(ground-truth data)와 비교하여 정확도를 평가하였으며, 계산식은 다음과 같다.

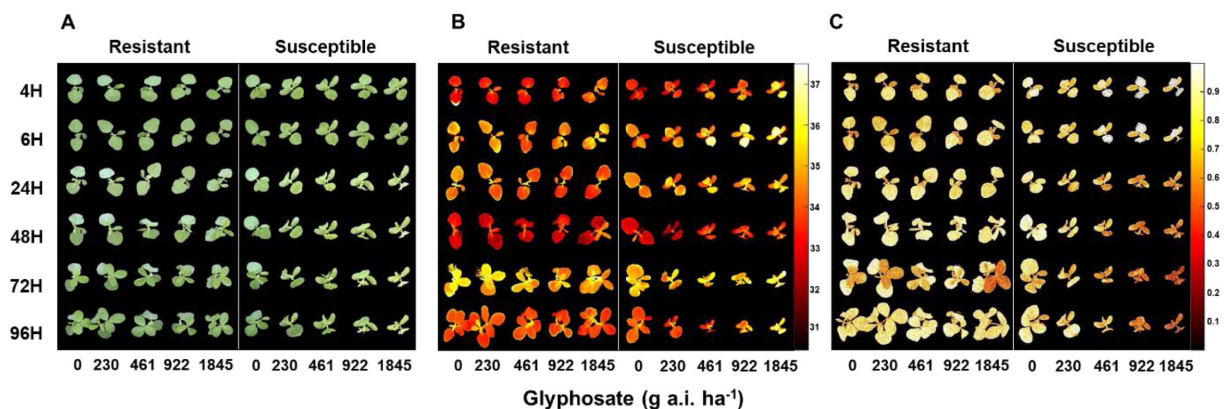
$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (9)$$

TP (true positive)와 TN (true negative)은 각각 저항성과 감수성 대두 개체를 올바르게 분류한 경우, FP (false positive)와 FN (false negative)는 잘못 분류된 경우를 나타낸다.

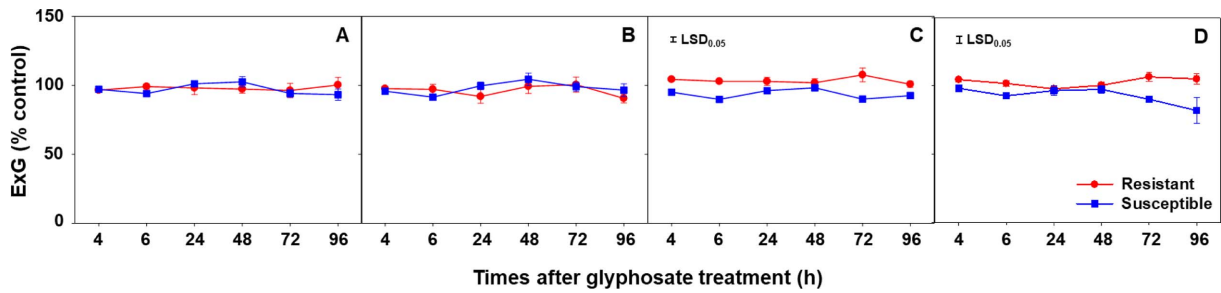
### 결과 및 고찰

#### Glyphosate 처리에 따른 저항성 및 감수성 대두의 영상 반응

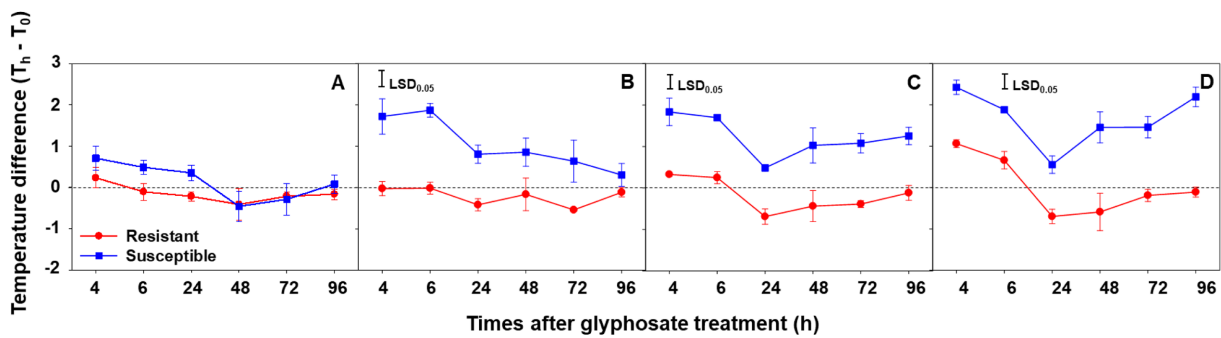
Glyphosate 약량 반응 실험에서 얻은 영상들은 유형에 따라 서로 다른 반응 양상을 보였다(Fig. 1). RGB 영상의 경우,



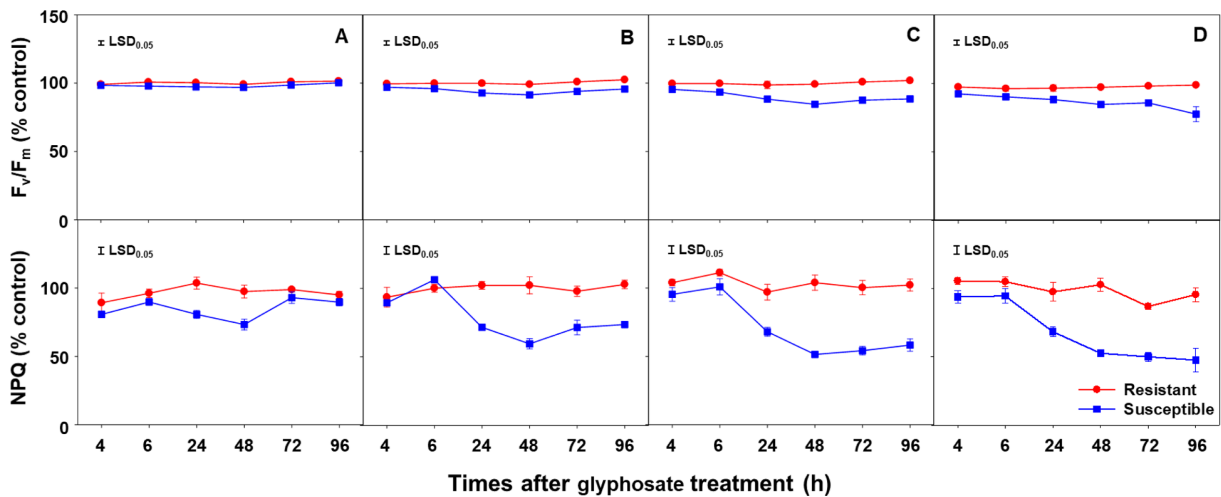
**Fig. 1.** RGB (A), IR thermal (B), and CF (C) images of glyphosate-resistant and susceptible soybeans captured at 4, 6, 24, 48, 72 and 96 hours after treatment with glyphosate at 0 (untreated control), 230, 461, 922, 1845 g a.i. ha<sup>-1</sup>. The color scale bars indicate plant temperature (30°C to 38°C, black to white in (B) and NPQ values (0 to 1, black to white) in (C).



**Fig. 2.** Changes in ExG expressed as a percentage of the untreated control, in glyphosate-resistant and susceptible soybean varieties treated with glyphosate at 230 (A), 461 (B), 922 (C), and 1845 (D) g a.i. ha<sup>-1</sup>. Points and error bars represent means ± standard errors (n = 4). Least significant difference (LSD) bars (p < 0.05) are shown at the upper left of each plot only when a statistically significant difference between varieties was detected.



**Fig. 3.** Changes in temperature difference ( $\Delta T$ ) in glyphosate-resistant and susceptible soybean varieties treated with glyphosate at 230 (A), 461 (B), 922 (C), and 1845 (D) g a.i. ha<sup>-1</sup>. Points and error bars represent means ± standard errors (n = 4). LSD bars (p < 0.05) are shown only where varietal differences were significant.



**Fig. 4.** Changes in Fv/Fm and NPQ as a percentage of the untreated control in glyphosate-resistant and susceptible soybean varieties treated with glyphosate at 230 (A), 461 (B), 922 (C), and 1845 (D) g a.i. ha<sup>-1</sup>. Points and error bars represent means ± standard errors (n = 4). LSD bars (p < 0.05) are shown only where varietal differences were significant.

96 HAT까지도 저항성과 감수성 품종 모두에서 잎의 색상 변화가 뚜렷하게 나타나지 않아 두 품종을 시각적으로 구분 하기가 어려웠다. 식물에 glyphosate를 처리하였을 때 가장 먼저 나타나는 가시적 증상이 생장 억제이고, 그 후 5~10일 후에 조직의 황화(chlorosis)와 괴사(necrosis)가 발생하기 때문이다(Gomes et al., 2014). IR thermal 영상은 엽온을, CF

영상은 NPQ 값을 pseudo-color로 시각화하여 glyphosate에 대한 대두의 반응을 직관적으로 보여주었다. 저약량 처리에 선 품종 또는 처리 간 차이가 미미하였으나, 고약량 처리 조건에서는 IR thermal 영상에서 4 HAT, CF 영상은 24 HAT 부터 색상 차이가 선명하게 나타났다. 한편, 동일한 영상으로부터 추출한 정량 지표들은 glyphosate 처리 후 저항성과

**Table 1.** Summary of three-way ANOVA results for spectral indices of soybean following glyphosate treatment

	Spectral index	Variety	Dose	Time	Variety × Dose	Variety × Time	Dose × Time	Variety× Dose × Time
RGB	ExG	19.172***	1.501 <sup>NS</sup>	1.894 <sup>NS</sup>	8.423***	3.067*	0.571 <sup>NS</sup>	0.627 <sup>NS</sup>
IR	Temperature difference	155.188***	19.277***	13.064***	19.375***	0.221 <sup>NS</sup>	2.062**	0.843 <sup>NS</sup>
CF	F <sub>v</sub> /F <sub>m</sub>	326.301***	84.550***	5.486***	44.875***	8.340***	2.523***	2.561***
	NPQ	295.506***	25.172***	21.785***	28.960***	17.833***	5.725***	2.699***

<sup>NS</sup> not significant

Level of significance \* $p < 0.05$ ; \*\* $p < 0.01$ ; \*\*\* $p < 0.001$

감수성 품종을 더욱 효과적으로 구분할 수 있었다(Fig. 2-4).

삼원분산분석 결과, RGB 영상에서 추출한 ExG는 품종 간 차이를 구분했으나( $p < 0.001$ ), 약량과 시간의 주효과는 유의하지 않아 glyphosate에 대해 가장 둔감한 반응을 보였다. IR thermal 영상에서 추출한  $\Delta T$ 는 품종, 약량, 시간의 주효과가 모두 유의하게 나타났지만( $p < 0.001$ ), 품종×시간 상호작용은 유의하지 않았기 때문에 시간에 따른 엽온 변화는 품종 간 생리적 차이와 직접적으로 관련되지 않는 것으로 해석할 수 있었다. CF 영상 기반의 F<sub>v</sub>/F<sub>m</sub>과 NPQ는 모든 주효과와 상호작용 효과가 통계적으로 매우 유의하게 나타나( $p < 0.001$ ), 전체 지표 중 가장 민감하고 일관된 반응을 나타냈다(Table 1).

### 영상 지표별 성능 비교

RGB, IR thermal 및 CF 영상 지표들은 glyphosate 저항성 및 감수성 품종을 구분할 수 있었지만 처리 약량과 시간에 따라 차이를 감지하는 정도에 차이가 있었다. 따라서 어떤 지표가 품종 간 반응 차이를 명확히 반영하고, 조기 탐지에 효과적인지를 비교하였다.

ExG는 식물체의 녹색 정도를 정량화한 지표인데, 저약량 처리 조건에서는 통계적으로 유의한 변화가 없었다(Fig. 2A-B). 고약량 처리 조건에서는 일부 시간대에 품종 간 유의한 차이를 보였으나, 최고 약량(1845 g a.i. ha<sup>-1</sup>) 처리 후 96 HAT에도 감수성 품종의 ExG 감소율이 16.2%에 불과해 상대적으로 반응 강도가 약한 지표였다(Fig. 2D). 게다가 품종 간 차이도 시간 경과에 따라 일관되게 유지되지 않아 ExG는 glyphosate 저항성과 감수성 대두 품종을 조기 판별하기 위한 지표로 적합하지 않다고 판단하였다.

$\Delta T$ 는 최저 약량을 제외한 세 가지 약량 조건에서 품종 간 유의한 차이를 보였으며( $p < 0.001$ ), 4 HAT부터 96 HAT까지 모든 시간대에서 품종 간 차이를 식별할 수 있었고, 시간대에 따라 변동이 있음에도 불구하고 전반적으로 감수성 품종의  $\Delta T$ 가 저항성 품종보다 지속적으로 더 높게 유지되는 경향이 확인되었다(Fig. 3). 일례로 4 HAT 시점에서 감수성 품종의 무처리 대비 엽온 상승 폭은 평균적으로 1.67°C인 반면, 저항성 품종에서는 0.40°C에 불과하였다. 감수성 식물의

glyphosate 처리에 따른 엽온 상승 반응은 기존 연구에서도 다양한 식물 종에서 유사하게 측정되었다(Jeong et al., 2024; Noh et al., 2025). 엽온은 식물의 생리적 상태를 나타내는 핵심 지표 중 하나로 증산과 기공 반응의 조절을 반영하며, 생물적 및 비생물적 스트레스 요인 모두에 반응하기에 다양한 내재요인 또는 외부 요인의 영향이 복합적으로 나타날 수 있다(Kim et al., 2014). 따라서 제초제에 의한 효과만을 구분하여 해석하기 위해서는 환경 및 측정 조건에 대한 보정이 필요하다(Pineda et al., 2021). 본 연구에서는 무처리 대조구와의 차이를 활용하여 품종 고유 특성이나 측정 환경으로 인한 변이를 효과적으로 제거함으로써,  $\Delta T$ 가 glyphosate에 의해 유도된 생리 반응을 정밀하게 반영하는 지표로 기능할 수 있었다. 이처럼  $\Delta T$ 는 RGB 영상 기반의 ExG보다 빠르고 민감하게 반응하며, 영상 기반 조기 진단 지표로서의 활용 가능성을 보여주었다.

CF 영상에서 추출한 형광 지표인 F<sub>v</sub>/F<sub>m</sub>과 NPQ는 가장 민감하고 신뢰성 높은 지표로 확인되었다(Fig. 4). 두 지표는 모든 glyphosate 처리 약량 조건에서 품종 간 통계적으로 유의한 차이를 나타냈으며( $p < 0.001$ ), 저약량 및 초기 시간대에도 ExG나  $\Delta T$ 보다 빠르고 안정적인 구분이 가능하였다. F<sub>v</sub>/F<sub>m</sub>은 광계 II의 최대 광화학 효율을 나타내는 지표인데, glyphosate 처리 후 감수성 품종에서는 최대 22.5% 감소하였다. F<sub>v</sub>/F<sub>m</sub>은 반복 간 변동성이 낮고 반응이 안정적인 특성을 지니 품종 간 반응 차이가 작더라도 저항성과 감수성 대두를 효과적으로 구분할 수 있었다. NPQ는 비광화학적 에너지 소산을 반영하는 지표로, 광계 손상이나 열 소산 메커니즘의 붕괴에 민감하게 반응하므로 광합성 스트레스의 초기 지표로 매우 유용하다(Francart et al., 2003). 본 연구에서도 감수성 품종의 NPQ는 glyphosate 처리 후 24시간 이내에 급감하였으며, 무처리 대비 최대 47.5%까지 감소하여 F<sub>v</sub>/F<sub>m</sub>에 비해 변화 폭이 큰 특징을 보였다. 반면, 저항성 대두 품종에서는 glyphosate 처리 후에도 엽록소 형광 반응이 안정적으로 유지되었는데, 이는 외래 EPSPS 유전자 도입으로 EPSPS가 충분히 합성되어 glyphosate에 의한 저해를 받지 않기 때문이다(Padgett et al., 1995). 한편 glyphosate 저항성 잡초는 EPSPS 유전자의 돌연변이나 과발현과 같은 표적 부위 저항

성 뿐만 아니라 흡수이행 감소, 액포 내 격리 같은 비표적 부위 저항성 기작에 의해서도 유도되는데, 표적 부위로 glyphosate가 충분히 도달하지 못하며 시킴산 경로 억제가 제한되고, 그 결과 식물체 내의 생리적 교란이 상대적으로 적어지는 것으로 해석할 수 있다(Sammons and Gaines, 2014).

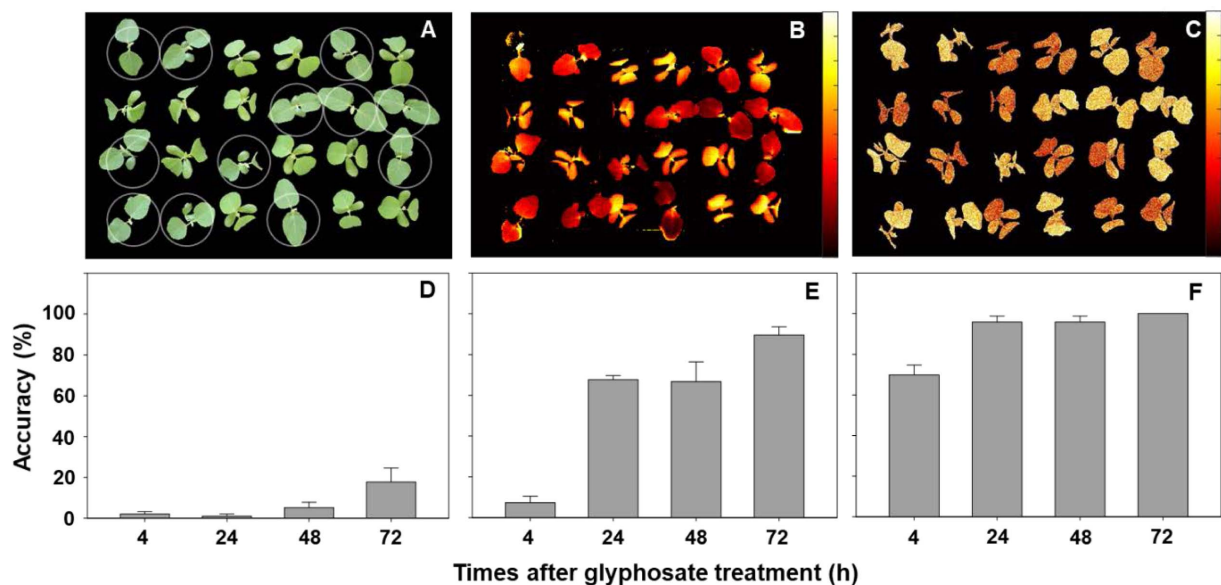
Glyphosate는 식물의 시킴산 경로에 관여하는 EPSPS 효소를 억제하여 방향족 아미노산(phenylalanine, tyrosine, tryptophan)의 생합성을 차단하고, 이어지는 옥신, 카로티노이드, 리그닌 등의 합성도 억제함으로써 단백질 합성 저해, 성장 억제, 산화 스트레스 축적, 엽록소 분해 및 광계 II 손상을 유발한다(Duke and Powles, 2008). Glyphosate의 작용 기작은 잎의 황화, 엽온 상승, 광합성 기구의 효율 저하, 그리고 열 소산 능력 감소라는 증상으로 이어진다. 이는 곧 ExG 감소,  $\Delta T$  증가,  $F_v/F_m$  감소, NPQ 감소와 같은 영상 지표의 변화로 나타나서 영상 분석을 통해 저항성 품종의 조기 판별이 가능한 것이다. 약량 반응 실험 결과를 정리하면, RGB, IR thermal 및 CF 영상에서 추출된 지표들은 민감도와 생리적 해석 측면에서 차이를 보였다. 특히  $\Delta T$ 와 NPQ는 glyphosate 반응을 조기에 감지하고 품종 간 차이를 안정적으로 반영하는 핵심 지표라 할 수 있다.

**영상 지표 기반 품종 판별 정확도 평가**

약량 반응 실험 결과를 바탕으로, 저항성 및 감수성 대두 품종이 확실하게 구분되었던 922 g a.i. ha<sup>-1</sup> glyphosate (권장 약량의 1/4배량)를 저항성과 감수성의 분류 실험을 위한 적정 약량으로 선정하여 처리하였다. 혼합 집단에서 획득한 RGB,

IR thermal, CF 영상으로부터 각각의 영상 지표(ExG, 엽온, NPQ)를 추출하고, 비지도학습 알고리즘 PAM을 적용하여 개체 분류 및 판별 정확도를 평가했더니, 시간 경과에 따라 세 영상 지표 모두에서 판별 정확도는 점차 증가하는 경향을 보였다(Fig. 5). 지표 간의 분류 성능 차이는 현저했는데, ExG를 통한 분류는 최대 17.7%의 정확도에 그쳐 판별 성능이 매우 낮는데 비해 엽온을 통한 분류는 24 HAT에 약 70%, 72 HAT에는 90%에 달하는 정확도를 보이며 비교적 양호한 성능을 나타냈다. 다만, 분류 실험에는 무처리 대조구가 없기 때문에 IR thermal 영상 분석 시 절대 엽온 값만으로 분류를 수행하였다. 이로 인해 개체 간 기저 엽온 차이와 미세 환경 요인 특히 대기 온도의 영향이 그대로 반영되었으며, 특히 glyphosate 처리 초기인 4 HAT에는 엽온 상승 폭이 작아 기저 변화가 glyphosate 반응 신호를 상쇄하면서 판별 정확도가 20% 미만으로 떨어졌다. 선행 연구에서도 열 영상은 온도, 습도, 일사량 등의 외부 요인에 민감하여 정밀 분석이나 현장 적용에 어려움이 있음이 보고된 바 있다(Eide et al., 2021; Pineda et al., 2021). 따라서 IR thermal 영상 지표는 다른 유형의 영상 지표와 병행하여 사용하거나, 무처리 대조구 기반의 상대 엽온 차( $\Delta T$ )를 활용할 때 진단 정확도가 크게 향상될 수 있을 것으로 사료된다. 세 지표 중 가장 우수한 판별 성능을 보인 것은 CF 영상에서 추출한 NPQ 지표로, 4 HAT에 이미 69.8%의 판별 정확도를 기록하였으며, 24 HAT에는 95.8%, 72 HAT에는 100%의 정확도에 도달하였다.

분류 실험에서 나타난 영상 지표의 반응은 앞선 약량 반응 실험에서 확인된 지표별 반응 양상과 전반적으로 일관성을



**Fig. 5.** RGB (A), IR thermal (B), and CF (C) images of glyphosate-resistant (circled) and susceptible soybean individuals in a mixed planting at 48 hours after treatment with 922 g a.i. ha<sup>-1</sup> of glyphosate and classification accuracies based on ExG (D), temperature (E), and NPQ (F) values across time points evaluated using automated classification with the PAM algorithm.

보여주었기 때문에 영상 기반 지표가 glyphosate 저항성 대두 품종을 판별하기에 유용함을 알 수 있었다. 특히 NPQ는 조기 탐지 성능과 판별 정확도 측면에서 가장 유망한 지표이며, glyphosate 저항성 대두 판별을 위한 영상 기반 분석에서 CF 영상의 활용 가능성이 매우 높음을 보여주었다.

### 영상 분석 기반 glyphosate 저항성 선별의 활용 가능성

본 연구는 비용이나 분석 측면에서 접근성이 높은 RGB, IR thermal 및 CF 영상으로부터 얻어진 다양한 영상 지표의 반응 민감도 및 판별 정확도를 체계적으로 분석하였으며, 영상 기반 분석이 glyphosate 저항성 조기 판별 도구로 활용될 수 있음을 제시하였다. 특히 CF 영상 기반 지표는 glyphosate 처리 후 수 시간 내에 저항성 및 감수성 품종 간 구분이 가능하였다. 다만  $F_v/F_m$ 이나 NPQ는 암적응이 필요하기 때문에 야외 포장 조건보다는 환경 제어가 가능한 실험실 및 온실 수준의 연구에 더 적합하다. 야외 포장의 경우, 광 조건에서 측정 가능한  $\Phi PSII$ 와 같은 CF 영상 지표를 고려할 수 있다. IR thermal 지표는 일정 수준 이상의 시간 경과 후 비교적 높은 정확도를 보였지만, 대기 온도조건에 민감하여 무처리 대조 기반의 상대 지표( $\Delta T$ ) 활용이 권장된다. 반면, RGB 기반의 ExG는 민감도가 낮아 실용성이 제한적이었다.

본 연구를 작물 현장에서 드론 또는 지상 기반 이동체에 센서를 탑재하여 적용할 경우, 태양광의 시간대별·기상 조건별 변동, 구름 및 구조물에 의한 그림자 형성, 바람에 따른 작물 흔들림, 그리고 촬영 고도 및 각도의 변화 등이 영상 품질과 지표 추출의 안정성에 영향을 미칠 수 있다. 이러한 한계를 극복하기 하드웨어 측면에서는 기존 패널을 활용한 현장 방사 보정이 유효한 방안이 될 수 있으며, 알고리즘 측면에서는 처리 전·후 또는 시간 경과에 따른 상대 변화량을 활용하거나, 그림자 및 조도 변동에 둔감한 지표를 선택함으로써 현장 환경에 대한 민감도를 낮출 수 있다.

한편 본 연구는 특정 대두 품종과 제한된 생육 단계를 중심으로 수행되었기 때문에, 품종 간 유전적 차이나 생육 단계별 생리적 반응 차이를 포괄적으로 검증하지는 못했다는 한계가 있다. 특히 대두 품종에 따라 스트레스 민감도가 상이할 수 있으며, 이는 영상 기반 지표의 절대값 및 반응 시점에 영향을 미칠 가능성이 있다. 따라서 본 연구에서 확인된 진단 성능이 모든 생육 단계에서 동일하게 유지된다고 단정하기에는 제한이 있다. 그럼에도 불구하고 본 연구에서 활용한 지표들은 특정 품종이나 약량에 종속된 절대값보다는, 처리 후 시간 경과에 따른 상대적 변화 양상과 생리적 반응 양상을 기반으로 성능을 평가하였다는 점에서 일정 수준의 일반화 가능성을 지닌다. 특히 서로 다른 약량 조건에서도 반응의 방향성과 시간적 추이는 일관되게 관찰되어, 본 접근법이 다양한 조건 하에서도 glyphosate 저항성 여부는 물론 제초제 약효 진단의 정성적·상대적 판단 도구로 활용

될 수 있음을 시사한다.

기존의 제초제 저항성 여부 판별을 위한 식물체 생육반응 평가(whole-plant assay), PCR, 단백질 면역 스트립 검사 등은 식물체 일부 또는 전체에 손상을 주고 비용과 시간이 많이 들며 전문 인력이 필요하다는 단점이 있다(Lim et al., 2021; Yook et al., 2021; Zeng et al., 2021). 반면, 본 연구에서 제시하는 영상 기반 기법은 비파괴적이고 신속하며 비용 효율적인 대안으로, 숙련된 인력이나 실험 장비 없이도 현장에서 활용 가능하다. 따라서 영상 기반 분석은 glyphosate 저항성 조기 진단뿐만 아니라 glyphosate에 의한 비표적 작물 피해 모니터링, glyphosate 저항성 GM 작물 유전자 이동성 평가 등 농업 및 생태 관리 분야에서 실용적인 도구로 활용될 것으로 기대된다. 또한 선행 연구(Jeong et al., 2024; Noh et al., 2025)에서도 제시한 바와 같이 RGB, IR thermal, CF 영상 기반 식물의 제초제 반응 분석은 glyphosate 뿐만 아니라 다양한 제초제의 작용기작(mode of action) 분석 및 진단에도 활용될 수 있다.

### 감사의 글

본 연구는 농촌진흥청 농업과학기술 연구개발사업(과제번호: RS-2024-00398319)의 지원에 의해 수행되었습니다.

### Author Information and Contributions

Min-Jung Yook, Department of Agriculture, Forestry and Bioresources, Seoul National University, Research professor, <https://orcid.org/0009-0005-8014-477X>

Bo-Kyung Chang, Department of Agriculture, Forestry and Bioresources, Seoul National University, Master, <https://orcid.org/0009-0006-8296-0081>

Tae-Kyeong Noh, Department of Agriculture, Forestry and Bioresources, Seoul National University, Postdoctoral researcher, <https://orcid.org/0009-0007-5063-4078>

Do-Soon Kim, Department of Agriculture, Forestry and Bioresources, Seoul National University, Professor, <https://orcid.org/0000-0002-7388-4308>

Department of Agriculture, Forestry and Bioresources, Research Institute of Agriculture and Life Sciences, College of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University, Seoul 08826, Korea

Research design; Kim D-S, Investigation; Chang B-K and Noh T-K, Data analysis; Yook M-J and Chang B-K, Writing – original draft preparation; Yook M-J, Writing –

review & editing; Yook M-J, Noh T-K and Kim D-S.

## 이해상충관계

저자는 이해상충관계가 없음을 선언합니다.

## Literature Cited

- Ali A, Streibig JC, Duus J, Andreasen C, 2013. Use of image analysis to assess color response on plants caused by herbicide application. *Weed Technol.* 27:604-611. <https://doi.org/10.1614/WT-D-12-00136.1>
- Bloem E, Gerighausen H, Chen X, Schnug E, 2020. The potential of spectral measurements for identifying glyphosate application to agricultural fields. *Agronomy.* 10(9):1409. <https://doi.org/10.3390/agronomy10091409>
- Duke SO, Powles SB, 2008. Glyphosate: a once-in-a-century herbicide. *Pest Manag. Sci.* 64(4):319-325. <https://doi.org/10.1002/ps.1518>
- Eide A, Koparan C, Zhang Y, Ostlie M, Howatt K, Sun X, 2021. UAV-assisted thermal infrared and multispectral imaging of weed canopies for glyphosate resistance detection. *Remote Sens.* 13:4606. <https://doi.org/10.3390/rs13224606>
- Francart C, Eullaffroy P, Vernet G, 2003. Comparative effects of four herbicides on non-photochemical fluorescence quenching in *Lemna minor*. *Environ. Exp. Bot.* 49(2):159-168. [https://doi.org/10.1016/S0098-8472\(02\)00067-9](https://doi.org/10.1016/S0098-8472(02)00067-9)
- Garcia-Salgado BP, Ponomaryov VI, Sadovnychiy S, Reyes-Reyes R, 2020. Efficient dimension reduction of hyperspectral images for big data remote sensing applications. *J. Appl. Remote Sens.* 14(3):032611. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.14.032611>
- Gomes MP, Smedbol E, Chalifour A, Hénault-Ethier L, Labrecque M, et al., 2014. Alteration of plant physiology by glyphosate and its by-product aminomethylphosphonic acid: an overview. *J. Exp. Bot.* 65:4691-4703. <https://doi.org/10.1093/jxb/eru269>
- Heap I, 2025. Current status of the international herbicide-resistant weed database. <http://www.weedscience.org/> (Accessed 1 December 2025).
- Heap I, Duke SO, 2018. Overview of glyphosate-resistant weeds worldwide. *Pest Manag. Sci.* 74:1040-1049. <https://doi.org/10.1002/ps.4760>
- Huang Y, Sun X, Rai N, Yao H, Reddy KN, et al., 2025. Remote sensing for precision weed management. *Pest Manag. Sci.* 81:4190-4199. <https://doi.org/10.1002/ps.8833>
- ISAAA, 2019. Global status of commercialized biotech/GM crops in 2019: biotech crops drive socioeconomic development and sustainable environment in the new frontier. ISAAA Brief No. 55. ISAAA, Ithaca, NY.
- ISAAA, 2025. GM approval database. <http://www.isaaa.org/gmapprovaldatabase/default.asp> (Accessed 5 November 2025).
- Jeong SM, Noh TK, Kim DS, 2024. Herbicide bioassay using a multi-well plate and plant spectral image analysis. *Sensors.* 24:919. <https://doi.org/10.3390/s24030919>
- Kanissery R, Gairhe B, Kadyampakeni D, Batuman O, Alferez F, Glyphosate: Its environmental persistence and impact on crop health and nutrition. *Plants.* 8(11):499. <https://doi.org/10.3390/plants8110499>
- Kim JW, Lee TY, Nah G, Kim DS. 2014. Potential of thermal image analysis for screening salt stress-tolerant soybean (*Glycine max*).. *Plant Genet Resour-C.* 12(S1); S134–S136. [doi:10.1017/S1479262114000422](https://doi.org/10.1017/S1479262114000422)
- Lim SH, Kim H, Noh TK, Lim JS, Yook MJ, et al., 2021. Baseline sensitivity of *Echinochloa crus-galli* and *E. oryzicola* to florypyrauxifen-benzyl in Korea. *Front. Plant Sci.* 12:656642. <https://doi.org/10.3389/fpls.2021.656642>
- Nehurai O, Atsmon G, Kizel F, Kamber E, Bar N, et al., 2023. Early detection of the herbicidal effect of glyphosate and glufosinate by using hyperspectral imaging. *Agron. J.* 115(5):2558-2569. <https://doi.org/10.1002/agj2.21415>
- Noh TK, Yook MJ, Lee TS, Kim DS, 2025. Rapid diagnosis of herbicidal activity and mode of action using spectral image analysis and machine learning. *Plant Phenomics.* 100038. <https://doi.org/10.1016/j.plaphe.2025.100038>
- Noh TK, Kim DS, 2018. Weed research using plant image science. *Weed Turfgrass Sci.* 7:285-296. (In Korean) <https://doi.org/10.5660/WTS.2018.7.4.285>
- Ortiz BV, Thomson SJ, Huang Y, Reddy KN, Ding W, 2011. Determination of differences in crop injury from aerial application of glyphosate using vegetation indices. *Comput. Electron. Agric.* 77(2):204-213. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2011.05.004>
- Padgett SR, Kolacz KH, Delannay X, Re DB, LaVallee BJ, et al., 1995. Development, identification, and characterization of a glyphosate-tolerant soybean line. *Crop Sci.* 35(5):1451–1461. <https://doi.org/10.2135/cropsci1995.0011183X003500050032x>
- Pineda M, Barón M, Pérez-Bueno ML, 2021. Thermal imaging for plant stress detection and phenotyping. *Remote Sens.* 13:68. <https://doi.org/10.3390/rs13010068>
- Price B, Cotter J, 2014. The GM contamination register: a review of recorded contamination incidents associated with genetically modified organisms (GMOs), 1997–2013. *Int. J. Food Contam.* 1(1):5. <https://doi.org/10.1186/s40550-014-0005-8>
- Sammons RD, Gaines TA, 2014. Glyphosate resistance: state of knowledge. *Pest Manag. Sci.* 70(9):1367-1377. <https://doi.org/10.1002/ps.3743>
- Tao M, Bai X, Zhang J, Wei Y, He Y, 2022. Time-series monitoring of transgenic maize seedlings phenotyping exhibiting glyphosate tolerance. *Processes.* 10:2206. <https://doi.org/10.3390/pr10112206>
- Yao H, Huang Y, Hruska Z, Thomson SJ, Reddy KN, 2012. Using vegetation index and modified derivative for early detection of soybean plant injury from glyphosate. *Comput.*

Electron. Agric. 89:145-157. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.09.001>

Yook MJ, Park HR, Zhang CJ, Lim SH, Jeong SC, et al., 2021. Environmental risk assessment of glufosinate-resistant soybean by pollen-mediated gene flow under field conditions. Sci. Total Environ. 762:143073. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.143073>

Yook MJ, Kim DS, 2023. Weedy risk of hybrids resulted from

pollen-mediated gene flow between GM and wild soybeans. Weed Turfgrass Sci. 12(4):309-320. (In Korean) <https://doi.org/10.5660/WTS.2023.12.4.309>

Zeng H, Wang J, Jia J, Wu G, Yang Q, et al., 2021. Development of a lateral flow test strip for simultaneous detection of BT-Cry1Ab, BT-Cry1Ac and CP4 EPSPS proteins in genetically modified crops. Food Chem. 335:127627. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2020.127627>

## 식물 영상 분석 기법을 활용한 glyphosate 저항성 및 감수성 대두의 조기 판별

육민정 · 장보경 · 노태경 · 김도순\*

서울대학교 농업생명과학대학 농림생물자원학부 & 농업생명과학연구원

**요 약** Glyphosate 저항성 작물 기반의 잡초 방제 체계에 대한 과도한 의존은 저항성 잡초의 확산, 약제 비산으로 인한 비표적 식물 피해, 도입 유전자 이동 등 여러 문제를 야기하고 있다. 따라서 이러한 문제를 효과적으로 관리하기 위해 현장에서 신속하게 적용할 수 있는 저항성 조기 진단 기법의 개발이 시급하다. 본 연구에서는 red-green-blue (RGB), Infrared (IR)thermal 및 엽록소 형광(chlorophyll fluorescence, CF) 영상으로부터 추출한 영상 지표를 이용하여 glyphosate 저항성 대두 품종의 조기 판별 가능성을 평가하였다. 약량 반응 실험 결과, CF 영상 지표인 비광화학적 소광(non-photochemical quenching, NPQ) 및 최대 양자 효율( $F_v/F_m$ )은 glyphosate 처리 후 수 시간 이내에 감수성 품종의 생리적 변화를 감지할 수 있음을 확인하였으며, 이는 평가한 지표 중 가장 민감한 반응을 보였다. IR thermal 영상의 엷은 지표( $\Delta T$ ) 또한 처리 후 4시간부터 저항성과 감수성 품종 간의 유의한 차이를 나타냈다. 그러나 RGB 기반의 excess green index (ExG) 지표는 민감도가 낮아 저항성 조기 진단에는 부적합하였다. 이후 혼합 집단에 대한 분류 실험에서 비지도학습을 통한 자동 분류 알고리즘(partitioning around medoids, PAM)을 적용한 결과, NPQ가 가장 우수한 분류 성능을 보였으며, 처리 후 24시간에 95.8%, 72시간에 100%의 분류 정확도를 달성했다. 본 연구는 영상 기반 분석을 통해 glyphosate 저항성을 비파괴적이고 효율적으로 조기에 판별할 수 있음을 보여주며, 유전자 이동 감지 및 비표적 피해 관리 같은 분야에서도 활용할 수 있는 가능성을 보여주었다.

**색인어:** 엽록소 형광 영상, 제초제 저항성, 고속 대량 선별, 비파괴적 표현형 분석, 신속 진단