

온실 내 초분광 영상 취득 시 할로겐과 차광 커튼이 미치는 영향

김태양¹, 유찬석^{*}, 강예성¹, 장시형¹, 박준우¹, 강경석¹, 백현찬¹, 박민준¹, 박진기²

¹경상국립대학교 바이오시스템공학과 (농업생명과학연구원), ²국립식량과학원 남부작물부 생산기술개발과
(2021년 11월 22일 접수; 2021년 12월 13일 수정; 2021년 12월 23일 수락)

Effects of Halogen and Light-Shielding Curtains on Acquisition of Hyperspectral Images in Greenhouses

Tae-Yang Kim¹, Chan-Seok Ryu^{1*}, Ye-seong Kang¹, Si-Hyeong Jang¹, Jun-Woo Park¹,
Kyung-Suk Kang¹, Hyeon-Chan Baek¹, Min-Jun Park¹, Jin-Ki Park²

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

²Southern Crop Department, NICS, RDA, Miryang 50424, Republic of Korea

(Received November 11, 2021; Revised December 13, 2021; Accepted December 23, 2021)

ABSTRACT

This study analyzed the effects of light-shielding curtains and halogens on spectrum when acquiring hyperspectral images in a greenhouse. The image data of tarp (1.4*1.4 m, 12%) with 30 degrees of angles was achieved three times with four conditions depending on 14 heights using the automatic image acquisition system installed in the greenhouse at the department of Southern Area of National Institute of Crop Science. When the image was acquired without both a light-shielding curtain and halogen lamp, there was a difference in spectral tendencies between direct light and shadow parts on the base of 550 nm. The average coefficient of variation (CV) for direct light and shadow parts was 1.8% and 4.2%, respectively. The average CV value was increased to 12.5% regardless of shadows. When the image was acquired only used a halogen lamp, the average CV of the direct light and shadow parts were 2.6% and 10.6%, and the width of change on the spectrum was increased because the amount of halogen light was changed depending on the height. In the case of shading curtains only used, the average CV was 1.6%, and the distinction between direct light and shadows disappeared. When the image was acquired using a shading curtain and halogen lamp, the average CV was increased to 10.2% because the amount of halogen light differed depending on the height. When the average CV depending on the height was calculated using halogen and light-shielding curtains, it was 1.4% at 0.1m and 1.9% at 0.2m, 2.6% at 0.3m, and 3.3% at 0.4m of height, respectively. When hyperspectral imagery is acquired, it is necessary to use a shading curtain to minimize the effect of shadows. Moreover, in case of supplementary lighting by using a halogen lamp, it is judged to be effective when the size of the object is less than 0.2m and the distance between the object and the housing is kept constant.

Key words: Green house, Halogen, Hyperspectral, Light-shielding curtains, Spectrum



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

I. 서 론

우리나라 농업은 농촌인구의 감소와 고령화로 인한 노동력 부족문제를 겪고 있으며 이상 기후가 심화되면서 병해충 등 각종 재해에 따른 농산물의 불안정한 생산 때문에 가격이 급변하여 소비자에게 안정적인 먹거리를 제공하지 못하고 있다(Kim *et al.*, 2017). 농림축산식품부는 안정적인 식량 공급과 효율적인 농업을 위해 정보통신기술(ICT, Information and Communication Technology)로 수집된 데이터를 기반으로 운영되는 스마트팜 보급을 확대하고 있다(Kim and Moon, 2016). 스마트팜은 온실 내외부의 다양한 센서를 통하여 데이터를 자동 측정하고 각종 구동장치를 원격으로 제어하여 환경조건을 관리함으로써 데이터 농업의 역할을 수행하고 있다(Kim *et al.*, 2016). 최근 4차 산업혁명 기술이 발전됨에 따라 환경 및 생육 데이터와 영상데이터를 활용하여 빅데이터 기반 인공지능 영상분석처리에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다(Yoosefzadeh-Najafabadi *et al.*, 2021; Yang *et al.*, 2019). 영상을 통한 작물 분석은 비파괴적이고 넓은 범위를 단 시간에 진단할 수 있는 장점이 있으며, 사람이 육안으로 구분할 수 없는 가시광 이외의 파장을 통한 분석이 가능하다.

최근 다양한 분광데이터를 취득할 수 있는 소형화된 초분광센서(Hyperspectral Sensor)를 이용하여 실 내에서 작물을 대상으로 한 다양한 연구가 진행되고 있다. 국내의 경우 파프리카 잎의 초분광 영상데이터와 DNN (Deep Neural Network)을 활용해 생육상태 분류 기법을 제안하였고(Choi *et al.*, 2019) 초분광 단파적외선 영상 기술을 이용하여 고추의 수분스트레스 측정기술을 개발하였다(Park and Cho, 2014). 또한 온

실내 자동영상취득 시스템을 설치하여 의사결정 트리를 통한 봄감자의 염해 판별 연구를 수행하였다(Kang *et al.*, 2019). 국외의 경우 KPLS (Kernel partial least squares regression) 모델링을 통해 옥수수의 바이오매스를 추정하였으며(Ma *et al.*, 2020) 옥수수 잎의 반사율과 파피 실험을 통해 얻은 잎의 수분 함량의 상관관계를 분석하는 연구(Ge *et al.*, 2016)가 진행되었고 파프리카의 토마토반점위조바이러스(Tomato Spotted Wilt Virus, TSWV)를 비파괴 검출하기 위해 영상데이터를 이용한 서포트벡터머신(Support vector machine, SVM)모델을 개발하여 바이러스 감염여부 분류가능성을 제시하였다(Moghadam *et al.*, 2017).

농업원격감지의 주요한 과제 중 하나는 스트레스에 대한 식물 반응으로 발생하는 스펙트럼 신호를 정상적인 식물 바이오매스 신호와 구분해야 하며, 날씨와 계절에 따라 변하는 태양광스펙트럼 등의 외부 요인으로 발생하는 노이즈를 판별하는 것이다(Pinter *et al.*, 2003). Bruning(2020)은 온실내 영상데이터 취득 시 엽의 특성과 관련된 정보를 도출하기 위해 다양한 조도 스펙트럼의 영향을 해결해야 한다고 발표했다.

따라서 본 연구는 온실 내부에서 초분광센서를 이용해 영상 데이터를 취득할 때 차광 커튼과 할로겐램프 사용 유무에 따라 대상체의 DN value 스펙트럼을 비교 분석하여 최적의 촬영 조건을 제시하고자 한다.

II. 재료 및 방법

2.1. 실험 장소 및 일정

본 실험은 Fig. 1과 같이 경상남도 밀양시에 위치한 국립식량과학원 남부작물부 폴리카보네이트 소재의 남북향으로 설치된 유리온실(35°29'30.5"N 128°44'



Fig. 1. Experimental location.

Table 1. Specification of hyperspectral sensor

Category	Information
Name	FX 10
Spectral Range	400~1000 nm
Spectral Bands	224
Spectral Full Width at Half Maximum	5.5 nm
Spatial Sampling	1024 px
Fields of View	38° (Other options available)

Table 2. Specification of halogen lamp

Category	Information
Name	HALOLINE_500_W_220_240_V_R7S
Nominal wattage	500.00 W
Nominal voltage	220~240 V
Rated color temperature	2900 K
Rated luminous flux	7700 lm

36.2"E)에서 2021년 6월 8일에 진행하였다.

2.2. 영상 데이터 취득

2.2.1. 자동영상취득 시스템

자동 영상 취득 시스템(자동영상취득시스템, Hotizen Inc., Korea) 센서하우징 내에 탑재된 초분광 센서(FX10, Specim Inc., Finland)와 센서하우징에 설치된

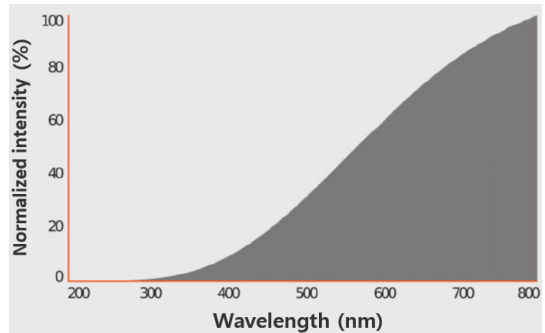


Fig. 2. Specification for intensity of Haloline Lamp.

4개의 할로겐 램프(Haloline 118 mm-500 W, Osram Inc., Germany)를 이용하여 영상데이터를 취득하였다. 초분광센서 및 할로겐 램프의 사양은 각각 Table 1 및 Table 2와 같고 할로겐 램프의 스펙트럼 특성은 Fig. 2와 같다.

2.2.2. 영상 데이터 취득 방법

센서와 광 보정 Tarp 사이의 거리(최소: 0.7m, 최대: 2.1m)에 따른 Digital number (DN) value의 변화를 확인하기 위해 구조목과 합판으로 30° 기울어진 경사판을 제작한 후 광 보정 Tarp (12%, group 8 technology Inc., USA) 2개를 Fig 3과 같이 배치하였다. Table 3과 같이 할로겐 보광 및 차광 커튼 유무(Fig. 4)에 따른 4가지 조건 영상데이터를 정오부터 1시간동안 3반복 취득하였으며 실험 당시 초분광센서의 촬영 설정은 Table 4와 같다.

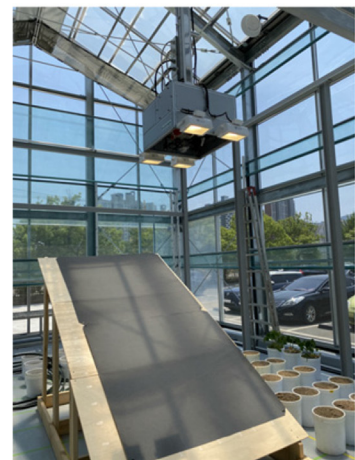
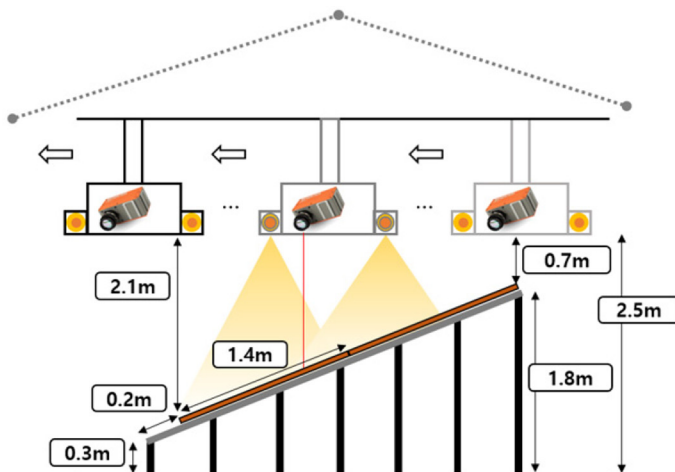


Fig. 3. Schematic diagram and image of Data acquisition.

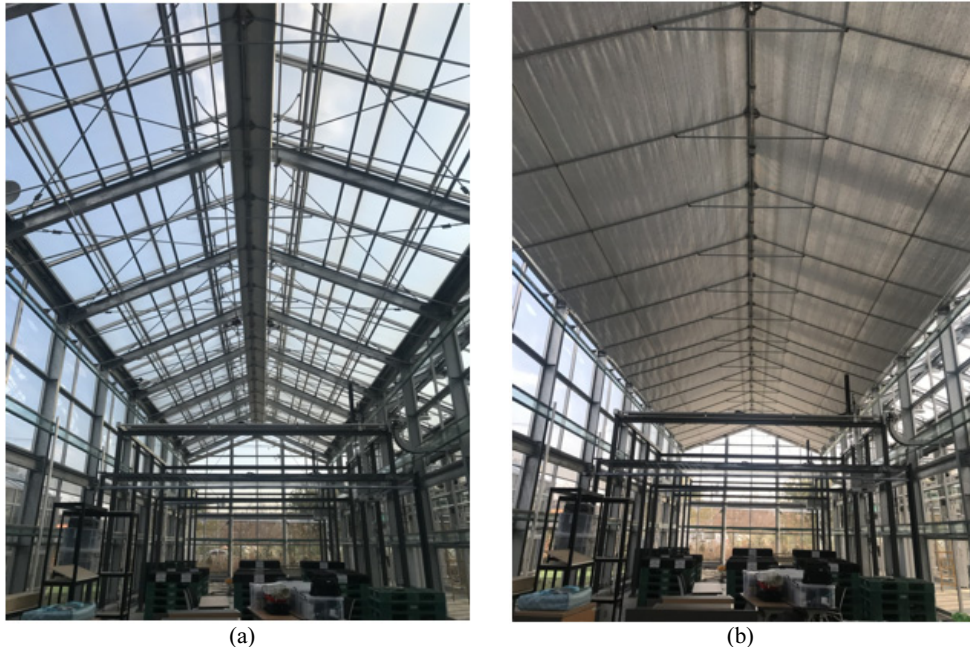


Fig. 4. Ceiling (a) with light-shielding curtains, (b) without light-shielding curtains.

Table 3. Data acquisition schedule depending conditions

1st			2nd			3rd		
Time	Halogen	Light-shielding curtains	Time	Halogen	Light-shielding curtains	Time	Halogen	Light-shielding curtains
11:56	○	×	12:21	○	○	12:45	○	○
11:59	×	×	12:23	×	○	12:48	×	○
12:03	×	○	12:26	×	×	12:51	×	×
12:06	○	○	12:29	○	×	12:53	○	×

Table 4.

Category	Information
Frame speed	25.0 Hz
Integration time	5.00 ms
Spatial Binning	1
Spectral Binning	1

2.3. 영상 처리

센서 자체의 노이즈를 제거하기 위해 영상처리 소프트웨어(ENVI 5.6, L3 Harris Technologies, USA)를 이용하여 암전류 보정을 하였다. 센서와 광 보정 Tarp 사이의 거리에 따른 DN value 변화를 확인하기 위해 Tarp 영역을 14구간의 등 간격으로 관심영역 (Region Of Interest, ROI)을 나누었다. 차광 커튼을

이용해 영상을 취득한 경우 Fig. 5(a)와 같이 Tarp 영역을 구분하였고 차광 커튼을 사용하지 않을 경우 Tarp 영역에서 직달광부분과 그림자부분을 각각 Fig. 5(b)와 같이 구분하여 DN value를 추출하였다.

2.4. 통계 분석

차광 커튼을 사용한 경우는 할로겐 사용 유무와 관계없이 14구간을 3 반복하여 총 42구간을 비교하였고 차광 커튼을 사용하지 않은 경우 직달광과 그림자 구간이 각각 42구간으로 그림자 유무 관계없이 계산한 경우 총 84구간을 비교하여 파장별 변동계수를 구하였다. 각 구간별로 추출된 Fig. 6(a)와 같은 DN value는 Eq. 1을 이용하여 정규화(Normalization) 시켜 Fig. 6(b)와 같이 나타내었다. 높이에 따른 광조건 변화가

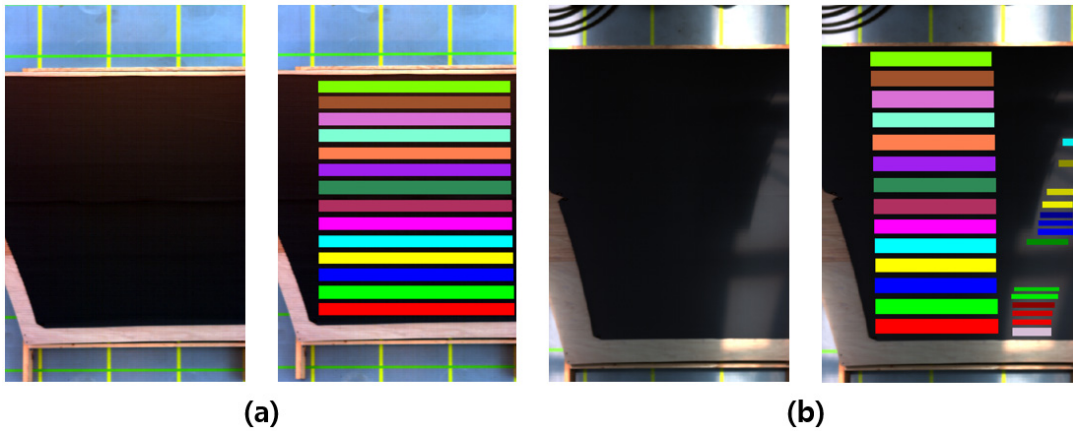


Fig. 5. Example of Region of interest (a) using light-shielding curtains, (b) without light-shielding curtains.

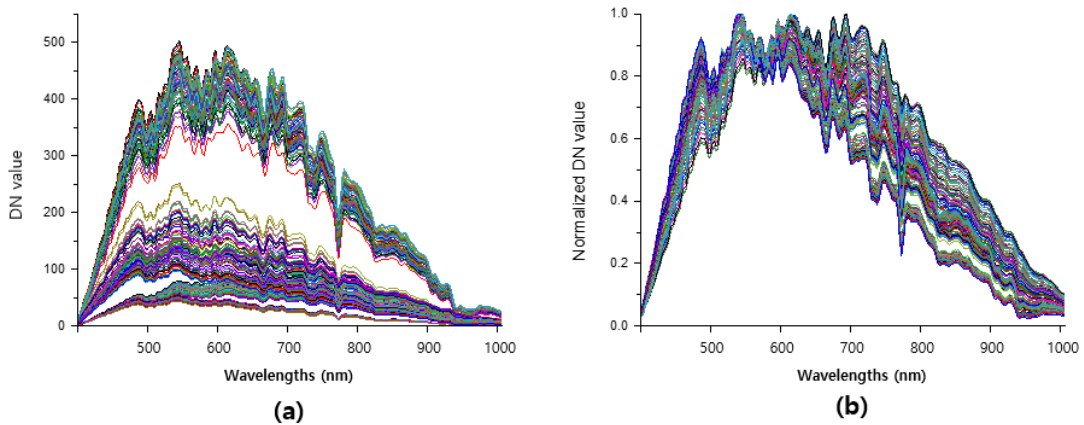


Fig. 6. Normalization (a) Graph before normalization (b) Graph after normalization.

DN value 편차에 미치는 영향을 비교하기 위해, Eq. 3을 이용하여 각 파장별 변동계수(coefficient of variation, CV)의 평균값(Mean of CV, MCV)을 계산하였다. Eq. 3에서 구간의 각 파장별 평균값은 μ 로 나타내었으며 σ 는 분산을 n 은 취득된 초분광영상의 밴드 수를 나타낸다. 각 파장 별 변동계수 값은 상자그림(boxplot) 형태로 나타내었다.

$$N = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (\text{Eq. 1})$$

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} \quad (\text{Eq. 2})$$

$$MCV = Mean_{CV} = \frac{\sum_{i=1}^n \sigma_i}{n} \times 100\% \quad (\text{Eq. 3})$$

III. 결과 및 고찰

3.1. 차광 커튼 미사용 할로겐 미사용

할로겐과 차광 커튼을 사용하지 않을 때 그림자부분과 직달광부분 관심영역의 정규화된 DN value는 Fig. 7(a)와 같으며 직달광부분과 그림자부분은 550 nm를 기준으로 서로 다른 스펙트럼 경향을 나타내었다. 직달광부분과 그림자부분의 MCV 값은 각각 1.8%, 4.2%이며(Fig. 7(b) Light, Shadow) 그림자 유무에 관계없이 MCV값을 계산할 경우 12.5%로 증가되었다(Fig. 7(b) Total).

3.2. 차광 커튼 미사용 할로겐 사용

차광 커튼을 사용하지 않고 할로겐만을 이용해 보

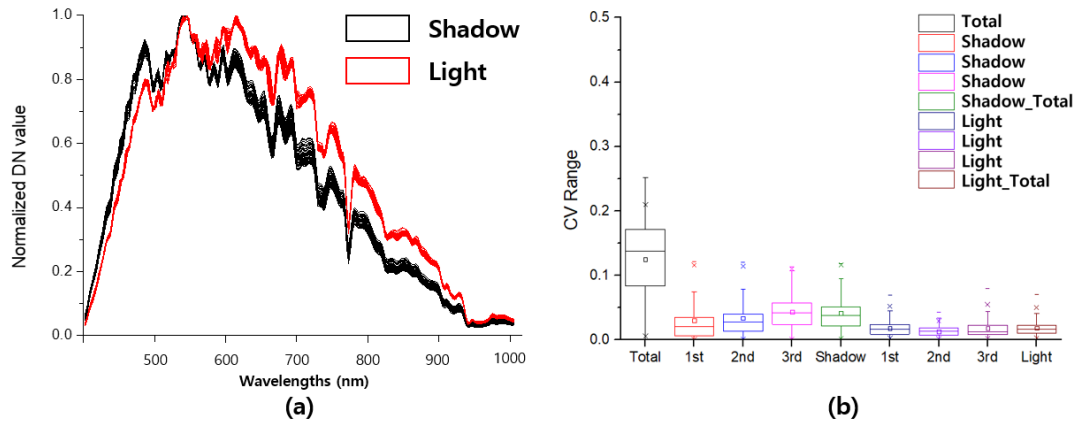


Fig. 7. (a) Normalized graph and (b) Boxplot Without light-shielding curtains and halogen.

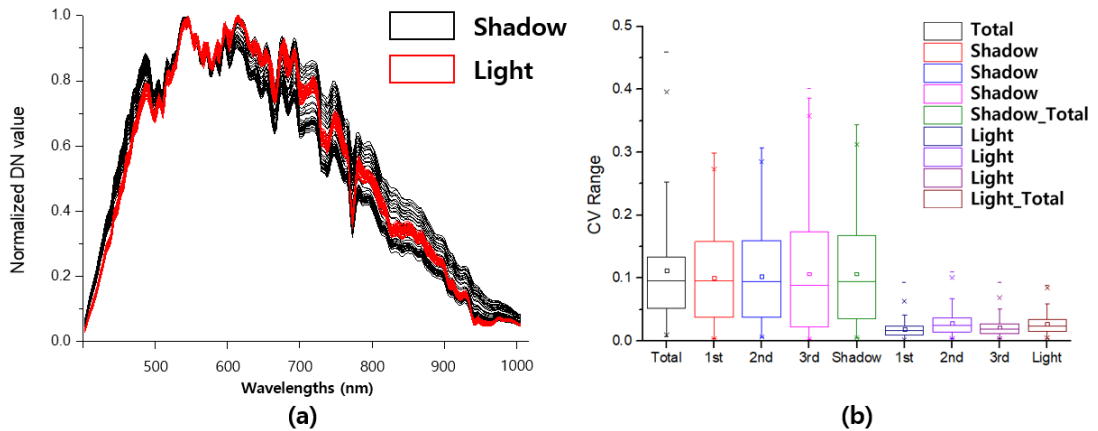


Fig. 8. (a) Normalized graph and (b) Boxplot when using halogen and not using light-shielding curtains.

광한 경우 관심영역의 정규화된 DN value 스펙트럼은 Fig. 8(a)와 같이 나타났으며 할로겐을 사용하지 않았던 경우와 동일하게 550 nm를 기준으로 서로 다른 스펙트럼 경향을 보였다. 직달광부분과 그림자부분의 MCV 값은 각각 2.6%, 10.6%로 나타났으며(Fig. 8(b) Light, Shadow) 그림자 유무에 관계없이 MCV값을 계산한 경우 11.1%로 나타났다(Fig. 8(b) Total).

온실 내부 프레임 등으로 인한 그림자는 초분광센서로 관측한 복사휘도(Radiance) 값에 영향을 준다. Fig. 8(a)에서 550 nm 이후 파장의 DN value는 하우스와 거리와 따른 할로겐 보광량 차이로 인하여 Fig. 7(a)에 비해 스펙트럼 변화폭이 증가된 것으로 나타났다. 특히 할로겐 보광 전(Fig. 7(b))에 비하여 보광 후(Fig. 8(b)) 그림자부분의 MCV값이 직달광부분에 비하여

6.4% 증가했다.

3.3. 차광 커튼 사용 및 할로겐 미보광

차광 커튼 사용시 관심영역에서 초분광센서와 타겟 사이의 거리 차이에 따른 변화폭이 적었으며(Fig. 9(a)), 14구간에 대한 MCV 값은 1.6%로 낮게 나타났다(Fig. 9(b)).

차광 커튼을 사용하지 않을 때(Fig. 7(a), 8(a)) 그림자의 영향으로 발생하는 스펙트럼의 변화가 차광 커튼을 사용함으로써(Fig. 9(a)) 550 nm 전후로 나타난 스펙트럼 변화의 특징이 사라지는 것이라 사료된다. 또한 광이 균일해짐에 따라 Fig. 9(a)는 Fig. 7(b), Fig. 8(b)와 비교하여 MCV값이 9.5% 이상 감소하였다.

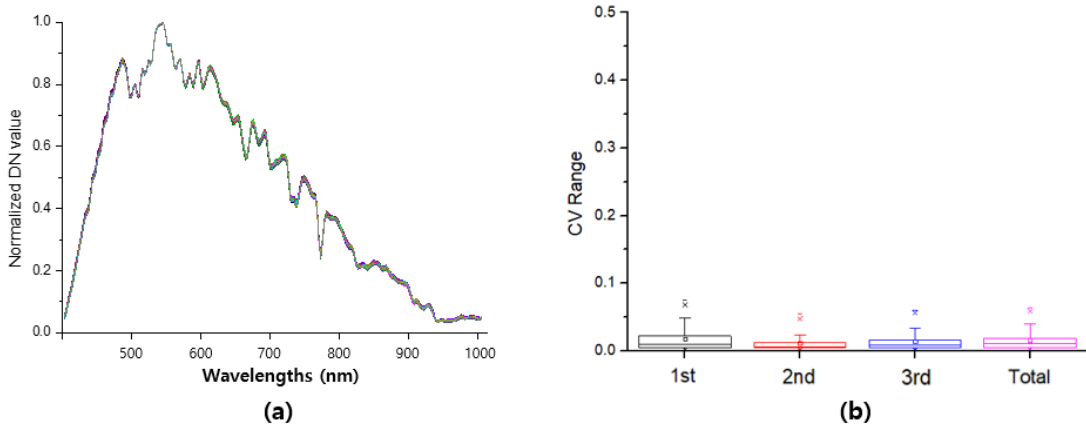


Fig. 9. (a) Normalized graph and (b) Boxplot when using light-shielding curtains and not using halogen.

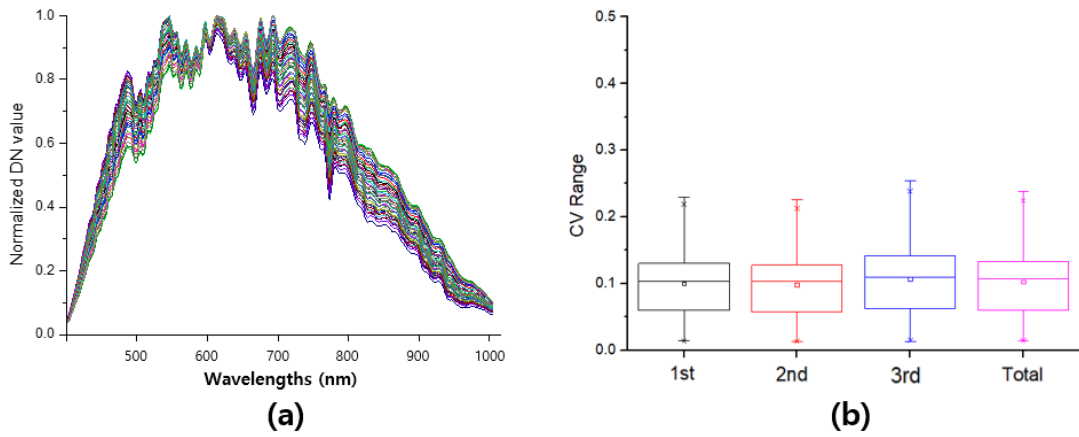


Fig. 10. (a) Normalized graph and (b) Boxplot when using light-shielding curtains and halogen.

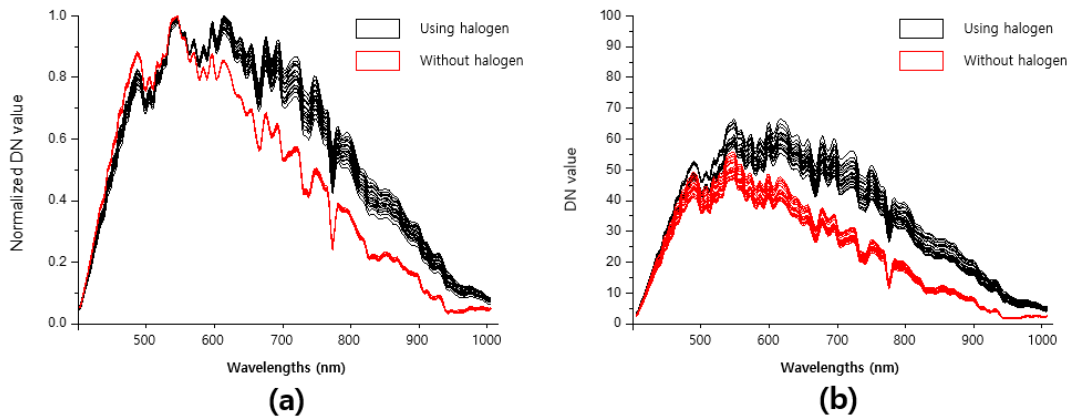


Fig. 11. (a) Normalized spectrum and (b) DN value spectrum of Tarp, which is 1.4 to 2.1m away from halogen.

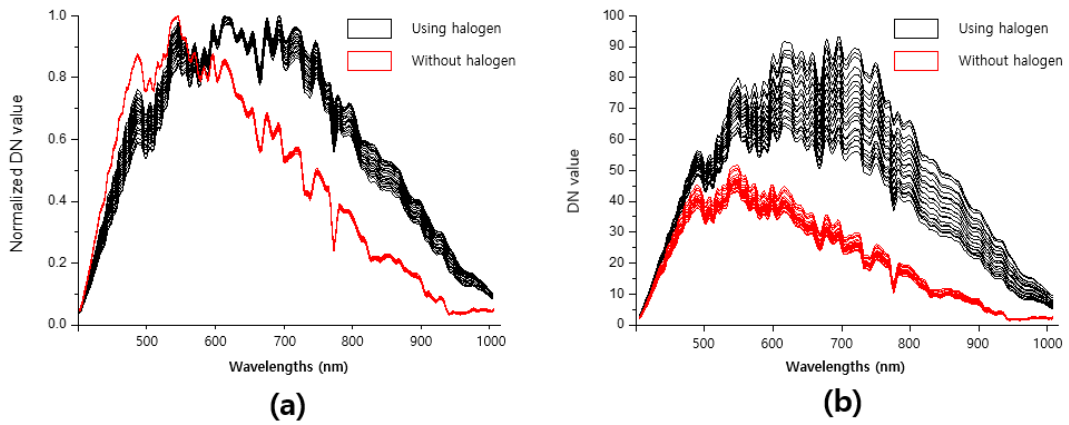


Fig. 12. (a) Normalized spectrum and (b) DN value spectrum of Tarp, which is 0.7 to 1.4m away from halogen.

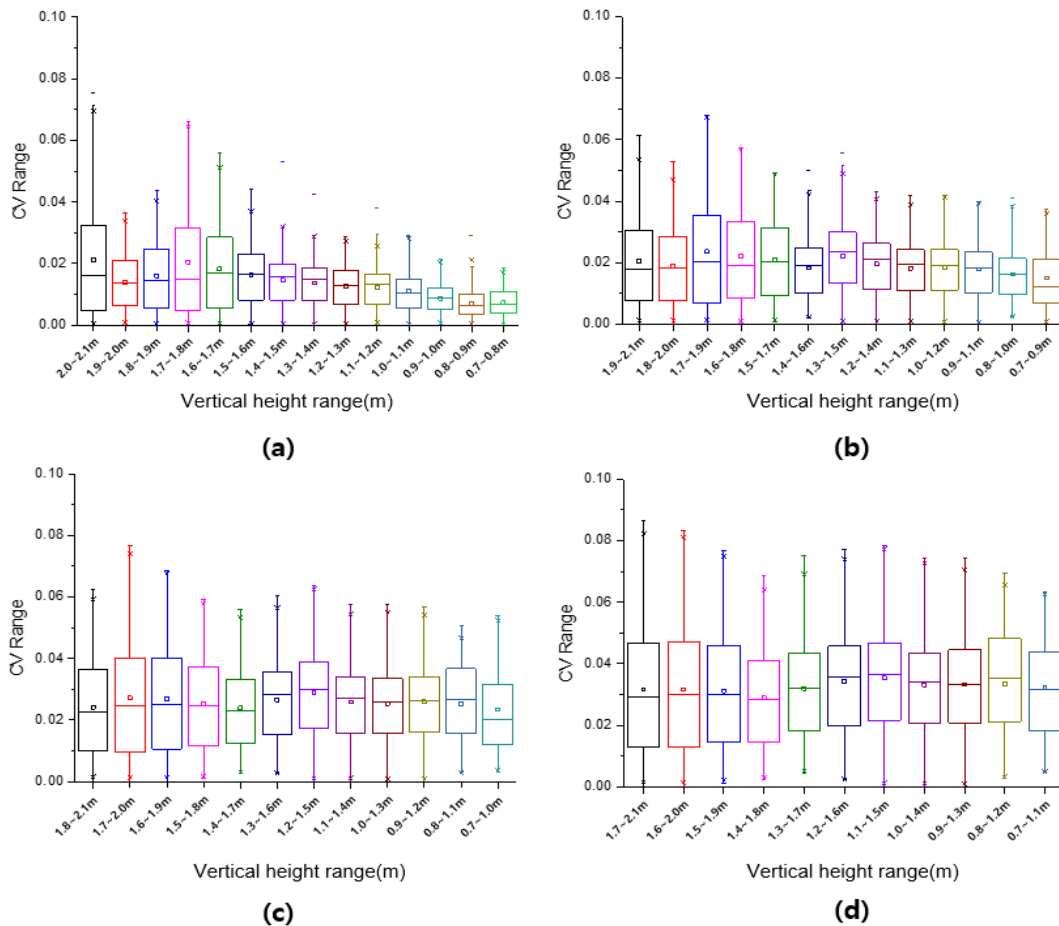


Fig. 13. (a) 0.1m in height (b) 0.2m in height (c) 0.3m in height (d) 0.4m in height CV value range boxplot according to height range.

3.4. 차광 커튼 사용 및 할로겐 보광

관심영역을 구분하여 DN value를 정규화 시킨 그래프는 Fig. 10(a)와 같으며 하우스와 대상체의 거리(최소: 0.7 m, 최대: 2.1 m)에 따라 할로겐의 보광량 차이로 인하여 스펙트럼이 변화하였다. MCV 값은 Fig. 10(b)와 같이 10.2%로 나타났다.

하우스와 거리에 따른 할로겐 램프 광량의 영향을 비교하기 위해 Fig. 9(a)와 Fig. 10(a)를 두 그룹으로 나누었다. 대상체와 하우스 사이의 거리가 0.7~1.4 m인 스펙트럼(Fig. 11(a))이 1.4~2.1 m인 스펙트럼(Fig. 12(a))에 비해 550 nm 이후 파장에서 스펙트럼의 차이가 증가되었고 MCV값은 각각 28.2%, 19.6%로 나타났다. 정규화 시키지 않은 DN value 스펙트럼(Fig. 11(b), Fig. 12(b))을 통해 모든 파장에서 보광된 것이 확인 가능하고 파장이 길어질수록 할로겐의 출력(Fig. 2)이 강하기 때문에 더 많은 보광이 이루어졌다고 판단된다.

3.5. 할로겐 보광 시 하우스와 대상체의 수직 높이 범위에 따른 DN value MCV값 변화

차광 커튼을 사용하고 할로겐 보광 시 수직 높이에 따른 MCV 값 변화를 살펴보았다. 대상체를 등 간격으로 14구간 나누었을 때 각 구간은 30° 기울어진 경사면에서 0.2 m의 길이를 갖게 되며 이때 하우스와 대상체 수직 높이에 범위는 0.1 m로 나타난다. 각 구간의 MCV 값을 계산한 결과 구간 별 MCV값 상자그림은 Fig. 13(a)와 같으며 평균 1.4%로 나타났다. 기울어진 경사면에서 구간의 길이를 0.4 m 갖도록 범위를 확장한 경우 수직 높이에 범위는 0.2 m가 되고 이때 MCV값 상자그림은 Fig. 13(b)와 같으며 평균값이 1.9%로 나타났다. 수직 높이에 범위가 0.3 m인 경우 MCV값의 상자그림은 Fig. 13(c)와 같으며 평균값이 2.6%이고, 0.4 m인 경우 MCV 값의 상자그림은 Fig. 13(d)와 같으며 평균값은 3.3%로 나타났다.

차광 커튼 및 할로겐을 모두 이용할 경우 하우스와 대상체의 거리가 일정하게 유지되고 대상체의 크기가 0.2 m 미만일 때 차광 커튼만 이용한 영상의 1.4 m 높이에 범위의 MCV 값(1.6%)과 유사한 것으로 나타나 영상 데이터 취득 시 유효한 범위라고 판단된다.

온실에서 표준화된 초분광영상데이터를 취득하기 위해서는 최적화된 광 조건의 구명이 필요하기 때문에 추후 보다 다양한 날씨 조건과 시간에 따른 광 조건의

변화가 DN value 스펙트럼에 미치는 영향에 관한 추가적인 연구가 필요하다고 생각한다.

적 요

본 연구는 유리온실 내에서 초분광 영상을 취득하였을 때 차광 커튼과 할로겐이 DN value 스펙트럼에 미치는 영향에 관한 것이다. 국립식량과학원 남부작물부 유리온실에 설치된 자동영상취득시스템을 이용하였으며 30° 기울어진 보정용 Tarp (1.4×1.4 m, 12%)를 설치한 후 하우스와 거리별(0.7~2.1 m) 영상데이터를 4가지 조건으로 3반복 취득했다. 차광 커튼과 할로겐을 모두 사용하지 않고 영상을 취득하였을 경우, 직달광부분과 그림자부분은 550 nm를 기준으로 스펙트럼의 변동성이 커졌다. 직달광부분과 그림자부분의 평균 변동계수(Coefficient of variation, CV)값은 각각 1.8%, 4.2%이며 그림자 유무에 관계없이 CV값을 계산할 경우 12.5%로 증가되었다. 차광 커튼을 사용하지 않고 할로겐만을 이용한 경우 직달광부분과 그림자부분의 CV 값은 2.6%, 10.6%이고 그림자 유무에 관계없이 CV 값을 계산할 경우 11.2%로 나타났으며 하우스와 거리에 따른 할로겐 보광량 차이로 인해 스펙트럼 변화폭이 증가되었다. 차광커튼만을 사용한 경우 CV 값은 1.6%이며 직달광과 그림자부분의 구분이 사라졌다. 차광 커튼과 할로겐을 모두 사용한 경우 하우스와 거리에 따른 할로겐의 보광량 차이로 CV 값은 10.2%로 증가했다. 할로겐과 차광 커튼을 모두 사용한 영상의 높이 범위 별 CV 값을 계산하였을 때 0.1 m 범위는 1.4%, 0.2 m 범위는 1.9%, 0.3 m 범위는 2.6%, 0.4 m 범위는 3.3%로 나타났다. 따라서 온실에서 표준화된 영상데이터를 취득하기 위해서는 차광 커튼을 이용해 광을 균일하게 해야하고 할로겐램프를 이용해 보광할 경우 대상의 수직 높이가 0.2 m 미만이며 대상과 하우스의 거리가 일정하게 유지 되었을 때 유효하다고 판단된다.

감사의 글

본 연구는 농촌진흥청 연구개발사업(과제명: 콩 논 재배시 수분 스트레스 진단을 위한 센서기반 영상분석 기술 개발, 과제번호: PJ01499202)의 지원에 의해 이루어진 것임.

REFERENCES

- Bruning, B., B. Berger, M. Lewis, H. Liu, and T. Garnett, 2020: Approaches, applications, and future directions for hyperspectral vegetation studies: An emphasis on yield-limiting factors in wheat. *The Plant Phenome Journal* **3**(1), e20007.
- Choi, K. I., H. M. Noh, S. H. Jeong, and C. J. Yoo, 2019: Classification of growth conditions in crops using hyperspectral images and deep neural network: Case study of paprika leaf. *The Journal of Korean Institute of Information Technology* **17**(12), 1-12. (in Korean with English abstract)
- Ge, Y., G. Bai, V. Stoerger, and J. C. Schnable, 2016: Temporal dynamics of maize plant growth, water use, and leaf water content using automated high throughput RGB and hyperspectral imaging. *Computers and Electronics in Agriculture* **127**, 625-632.
- Kang, K. S., C. S. Ryu, S. H. Jang, Y. S. Kang, S. R. Jun, J. W. Park, H. Y. Song, and S. H. Lee, 2019: Application of hyperspectral imagery to decision tree classifier for assessment of spring potato (*Solanum tuberosum*) damage by salinity and drought. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology* **21**(4), 317-326. (in Korean with English abstract)
- Kim, J. W., and J. I. Moon, 2016: Results of performance analysis for farms introduced smart farms. Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs.
- Kim, Y. J., J. Y. Park, and Y. G. Park, 2016: An analysis of the current status and success factors of smart farms. *Korea Rural Economic Institute*, 1-74. (in Korean with English abstract)
- Kim, Y. J., J. Y. Park, Y. G. Park, and H. K. Seo, 2017: Smart agricultural development plan in response to the fourth industrial revolution. *Korea Rural Economic Institute*, 1-136. (in Korean with English abstract)
- Ma, D., H. Maki, S. Neeno, L. Zhang, L. Wang, and J. Jin, 2020: Application of non-linear partial least squares analysis on prediction of biomass of maize plants using hyperspectral images. *Biosystems Engineering* **200**, 40-54.
- Moghadam, P., D. Ward, E. Goan, S. Jayawardena, P. Sikka, and E. Hernandez, 2017: Plant disease detection using hyperspectral imaging. In *2017 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*, 1-8. IEEE.
- Park, E., and B. K. Cho, 2014: Development of drought stress measurement method for red pepper leaves using hyperspectral short wave infrared imaging technique. *Protected Horticulture and Plant Factory* **23**(1), 50-55. (in Korean with English abstract)
- Pinter Jr, P. J., J. L. Hatfield, J. S. Schepers, E. M. Barnes, M. S. Moran, C. S. Daughtry, and D. R. Upchurch, 2003: Remote sensing for crop management. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* **69**(6), 647-664.
- Yang, W., C. Yang, Z. Hao, C. Xie, and M. Li, 2019: Diagnosis of plant cold damage based on hyperspectral imaging and convolutional neural network. *Ieee Access* **7**, 118239-118248.
- Yoosefzadeh-Najafabadi, M., H. J. Earl, D. Tulpan, J. Sulik, and M. Eskandari, 2021: Application of machine learning algorithms in plant breeding: predicting yield from hyperspectral reflectance in soybean. *Frontiers in plant science* **11**, 2169.