JAME Journal of Agricultural Machinery Engineering

pISSN : 2799-8673
eISSN : 2799-8819

RESEARCH ARTICLE

초분광 영상에서 ROI 지정방법이 토마토의 최대하중 예측모델에 미치는 영향에 관한 연구

이성민, 조병효*
국립농업과학원 농업공학부

A study on the impact of the tomatoes tensile strength prediction models according to the ROI selection methods in hyperspectral imaging

Seongmin Lee, Byeong-Hyo Cho*
Department of Agricultural Engineering, National Institute of Agricultural Sciences, Jeonju 54875, Korea

*Corresponding author: cho2519@korea.kr

Abstract

This study aimed to investigate the potential of hyperspectral imaging for non-destructively prediction of tensile strength of the tomato fruits, and the impact on the prediction models according to the ROI (Region of interests) selection methods in hyperspectral imaging. A total of 180 tomatoes grown in a hydroponic greenhouse was used as samples. Tomatoes images were obtained by using hyperspectral camera (400-1,000 nm), and then the tensile strength of tomatoes was measured by using UTM (Universal testing machine). Two ROI selection methods were considered in this study: first, whole area of tomatoes was selected as ROI, and second, 15 points in whole ROI were selected randomly. The spectrum extracted by two methods was calculated as average value. And then, the averaged spectrum and the measured tensile strength were used as input data to develop the tomatoes tensile strength prediction models based on PLSR (Partial least square regression). As a result, there were no significant difference between whole ROI (R^2=0.691, RMSE=2.967 N) and random ROI (R^2=0.690, RMSE=2.971 N) methods. Therefore, we confirmed that hyperspectral imaing and PLSR model could be used to non-destructively predict the tensile strength of tomatoes. However, it will be necessary to carry out more experiments to achieve a more comprehensive prediction in the future.

Keywords: Correlation analysis, Non-destructive measurement, PCA, PLS-regression

Check for updates

OPEN ACCESS

DOI: https://doi.org/10.12972/jame.20230006

Received: December 08, 2023

Revised: December 28, 2023

Accepted: December 30, 2023

Copyright: © 2023 Journal of Agricultural Machinery Engineering

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http: //creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Introduction

국내 토마토 생산량은 최근 3년 평균 364,080 톤 생산되었으며, 경제적으로 중요한 작물이다 (KOSIS, 2023). 토마토는 대부분 시설 온실에서 재배되고 있으나 다른 작물에 비해 많은 노동력이

요구되며, 특히 수확 작업은 전체 노동 시간의 34.3%를 차지하고 있다(KOSIS, 2023). 따라서 이를 해결하기 위해 토마토의 수확 자동화를 위해 로봇 기술을 적용하기 위한 연구가 증가하는 추세이다(Kim et al., 2020). 그러나 로봇을 사용하여 토마토를 수확할 경우 작물을 손상시킬 수 있으며, 이를 해결하기 위해서는 토마토의 물리적 특성을 고려할 필요가 있다. 특히, 토마토의 경도를 사전에 예측하고 이를 수확로봇에 적용한다면 토마토 과실을 손상시키지 않고 수확할 수 있다.

토마토의 경도는 성숙도와 밀접한 관계가 있으며, 과실이 익을수록 경도는 감소하는 경향을 나타낸다(Liu et al., 2023). 또한, 토마토의 성숙도는 수확 시기와도 관련이 있다. 특히, 토마토는 수확한 이후에도 성숙이 진행되는 후숙 과일로 재배계절이나 소비용도에 따라서 수확 시기가 다르기 때문에 수확로봇 개발을 위해서는 토마토의 성숙도별 경도를 예측하는 것이 중요하다(YAO et al., 2020). 최근, 초분광 영상을 이용하여 비파괴적인 방법으로 경도를 예측하는 기술 연구가 활발히 진행되고 있다(Özdoğan et al., 2021). 초분광 영상은 많은 양의 데이터를 포함하고 있으나 중복된 데이터가 있을 수 있다. 이러한 특징은 예측모델의 성능에 영향을 미칠 수 있기 때문에 적절한 전처리가 필요하다. 특히, 초분광 영상에서 ROI(Region of interest)를 선택하는 방법이 분석모델의 성능에 영향을 미친다는 연구 결과가 있기 때문에(Kucha et al., 2021), 토마토 최대하중 예측모델 개발에 앞서 ROI 지정방법에 따른 스펙트럼 특성 분석이 필요하다.

따라서 본 연구에서는 비파괴적으로 토마토의 최대하중을 예측하기 위해 초분광 영상의 적용 가능성을 검토하고자 하였으며, 특히 초분광 영상에서 ROI 지정방법에 따른 스펙트럼 차이를 조사하고자 하였다. 또한, 토마토 최대하중 예측모델 개발을 위해 PLSR (Partial least square regression) 모델을 이용하였으며, ROI 지정방법에 따른 성능 차이를 비교하고자 하였다.

Materials and Methods

실험재료

본 연구에서는 국립농업과학원(전라북도 완주군) 첨단디지털온실에서 수경재배한 데프니스(Dafnis) 품종 토마토를 실험재료로 사용하였다. 토마토는 적색도를 나타내는 a^* 값을 기준으로 성숙도를 6단계(Green, Breaker, Turning, Pink, Light red, Red)로 분류(Table 1)하여 수확하였으며(Cho et al., 2022), 토마토 표면의 a^* 값은 휴대용 색도계(CR-20, KONICA MINOLTA, Tokyo, Japan)를 사용하여 측정하였다. 또한, 수확된 토마토의 평균 무게는 193.0±28.0 g이었으며, 2022년 7월 18일부터 9월 23일까지 10일동안 성숙도 단계별 30개씩 총 180개의 토마토를 수확하였다. 모든 토마토는 당일 수확하여 초분광 영상 촬영 후 파괴적 방법으로 최대하중을 측정하였다.

Table 1. Maturity stages of tomato fruits

Stage	Image	Description	a^* value
Green		Entirely green	−4.87 ± 2.73
Breaker		First appearance of external pink or red color. not more than 10%	−0.33 ± 2.50
Turning		Over 10% but not more than 30% red or pink	4.98 ± 2.70
Pink		Over 30% but not more than 60% pinkish or red	10.70 ± 2.53
Light red		Over 30% but not more than 60% pinkish or red	16.57 ± 2.32
Red		Over 90% red	19.31 ± 1.60

a^* value expresses the red/green scale, and ranges from -127 to 127 (positive is red, negative is green)

초분광 영상 취득 시스템

본 연구에서는 초분광 영상을 취득하기 위해 Fig. 1과 같은 시스템을 구성하였다. 이 시스템에서는 파장대역은 400–1,000 nm이며, 204개의 밴드를 제공하는 초분광 카메라(SPECIM IQ, SPECIM, Oulu, Finland)를 사용하였다. 또한, 안정적인 초분광 영상 취득을 위해 650 W 할로겐 램프(H1000, Fomex, Seoul, Korea)를 광원으로 사용하였으며, 카메라보다 앞쪽 토마토 양 측면에 위치하여 조명에 의한 그림자 발생을 방지할 수 있도록 구성하였다.

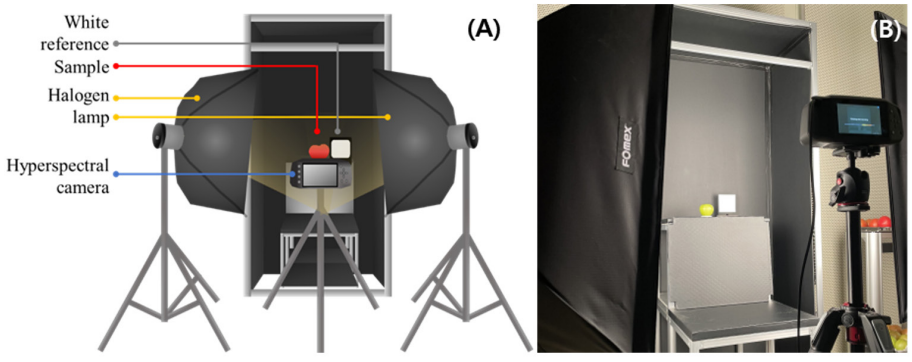

Fig. 1. The (A) schematic diagram and (B) actual images of hyperspectral image acquisition system

초분광 영상 취득

영상 취득 전 광원의 안정화를 위해 30분동안 할로겐 램프를 예열한 후 토마토의 초분광 영상을 획득하였다. 카메라와 토마토 사이의 거리는 126 mm로 고정하였으며, 광 노출 시간은 30 ms로 설정하여 촬영하였다. 또한 파장대역에 따라 광원의 강도가 균일하지 않기 때문에 반사율 90%의 백색 표준판을 토마토 측면에 놓고 이미지를 보정하였다(Zhang et al., 2020).

초분광 영상 ROI 지정

촬영된 초분광 영상은 Breeze 프로그램(Ver. 2023.2.0, Prediktera, Umeå, Sweden)을 사용하여 전처리 및 분석하였다. 먼저 초분광 영상에서 샘플을 제외한 배경은 일반적으로 노이즈가 많은 스펙트럼으로 구성되어 있다(Vidal and Amigo, 2012). 따라서 배경 영역을 제외한 샘플 영역만을 109×100 pixels 영상으로 잘라내어 배경의 노이즈 영향을 최소화하고자 하였다. 한편, 토마토의 불규칙한 과실 모양에 따른 광 산란의 영향을 줄이기 위해서는 적절한 ROI (Region of interest)를 지정하여 평균 스펙트럼을 추출하는 것이 중요하다(Ma et al., 2022). 본 연구에서는 ROI 지정방법을 달리하여 204개 밴드 대역에 대한 토마토 영역의 스펙트럼을 추출하여 차이를 비교하고자 하였다. 첫번째 방법(Case Ⅰ) 토마토 전체 영역의 ROI를 지정하는 것이고, 두번째 방법(Case Ⅱ)은 첫번째 방법에서 지정된 ROI 내에서 2×2 pixel의 ROI를 무작위로 15개 지점을 평균하여 스펙트럼을 추출하였다(Fig. 2).

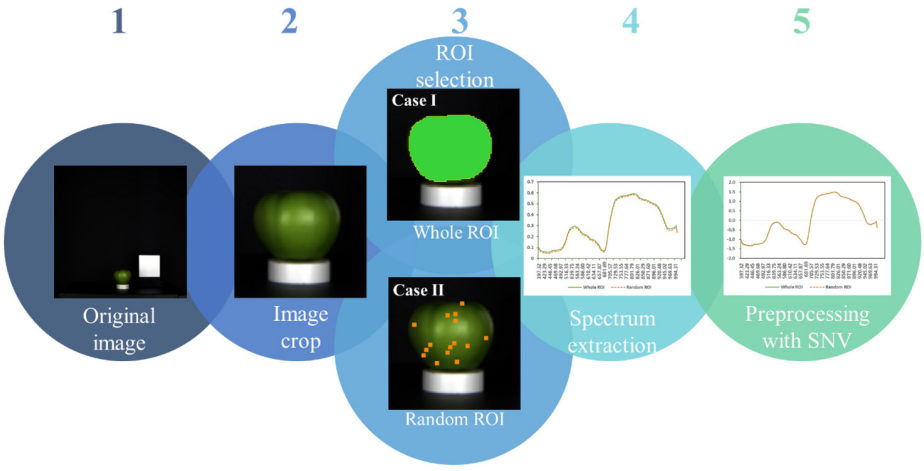

Fig. 2. The pre-processing steps of hyperspectral imaging for tomato

초분광 스펙트럼 전처리

추출한 스펙트럼에는 카메라 장비 및 실험 환경 조건 등에 의한 물리적 현상으로 인해 다양한 노이즈가 포함될 수 있으며, 이러한 노이즈는 스펙트럼 분석에 영향을 미칠 수 있다(Amigo and Santos, 2019). 따라서 분광 스펙트럼을 분석할 때 이러한 노이즈의 영향을 최소화하고, 모델의 예측 성능을 향상시키기 위해 다양한 전처리 기법이 사용되고 있다. 본 연구에서는 스펙트럼의 전처리를 위해 일반적으로 사용되는 SNV (Standard normal variate) 방법을 사용하였다. SNV는 전체 스펙트럼에서 평균값을 뺀 다음 표준편차로 나누어 스펙트럼을 정규화하는 방법이다(Mishra ET al., 2020). 또한 이 방법은 주로 광 산란 및 광 경로의 변화로 인한 노이즈를 제거하며, 스펙트럼의 모양을 변형시키지 않는 특징이 있다(Pu and Sun, 2016).

주성분 분석(PCA)

초분광 영상은 연속적인 수백 개의 좁은 파장대역에서 데이터를 획득할 수 있으나, 인접한 파장대역에서 중복된 데이터가 포함될 수 있다(Demir and Ertürk, 2008). 이러한 중복 데이터를 제거하고 데이터 분석의 복잡성을 줄이기 위해 유효 파장 선정, 데이터 차원 축소 등 다양한 방법이 적용되고 있다.

주성분 분석(PCA, Principle component analysis)은 데이터 차원 축소를 위해 일반적으로 널리 사용되고 있는 기법으로, 원본 데이터의 정보를 최대한 훼손하지 않고 유지하면서 데이터의 차원을 축소할 수 있다는 장점이 있다(Xu et al., 2018). 따라서 본 연구에서는 토마토의 초분광 데이터의 차원 축소를 위해 PCA 기법을 활용하였다.

토마토 최대하중

본 연구에서는 향후 토마토 수확로봇 기술개발을 고려하여 토마토의 최대하중을 측정하였으며, 최대하중(Tensile strength)은 조직이 완전히 파괴되는 지점이다. 토마토의 최대하중은 만능 재료 시험기(AG-100KNX Plus, Shimadzu, Kyoto, Japan)를 사용하여 측정하였다. 측정 조건은 5 mm 직경의 프로브, 측정 속도는 5 mm/s 그리고 침투 깊이는 10 mm로 설정하였다. 또한 측정 위치는 Fig. 3과 같이 토마토 중심부를 기준으로 90° 간격의 네 지점으로, 최대하중을 평균 값으로 계산하여 나타내었다.

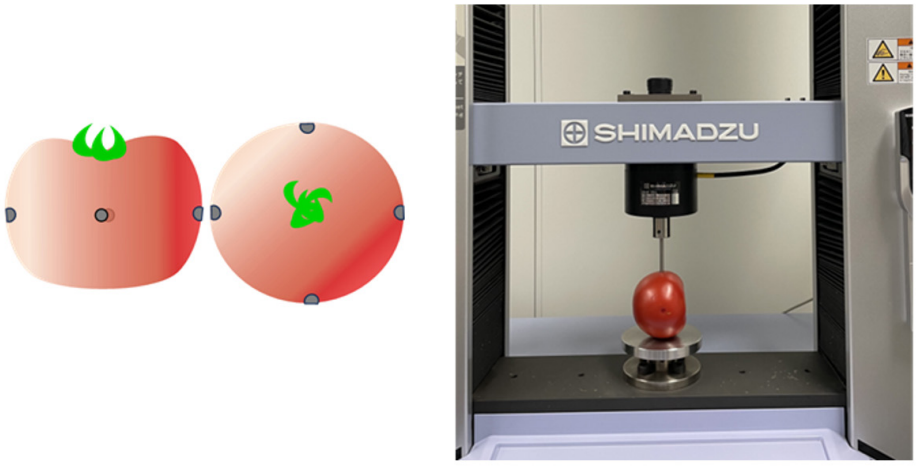

Fig. 3. The schematic diagram for tensile strength measurement points and actual image

토마토 최대하중 예측모델

본 연구에서는 400-1,000 nm 밴드 대역의 초분광 영상을 이용하여 토마토의 최대하중을 예측하기 위해 PLSR (Partial least square regression) 모델을 사용하였다. PLSR은 과실의 다양한 특성을 예측하는 데 많이 사용되는 다변량 화학 측정 방법으로(Vásquez et al., 2018), 이 모델은 잠재 변수를 기반으로 최대하중과 초분광 특성 간의 선형 관계를 모델링하는데 사용된다(Jie et al., 2013). 본 연구에서는 ROI 지정 방법(Case Ⅰ, Ⅱ)에 따라 각각 180개의 초분광 데이터를 사용하여 데이터 세트를 구성하였으며, Training set (60%), Validation set (20%), Testing set (20%)로 나누어 모델의 학습 및 검증을 진행하였다(Wang et al., 2018). 이 모델의 효율성을 평가하기 위한 지표로 결정계수(R^2, Coefficient of determination)와 평균 제곱근 오차(RMSE, Root mean square error)를 사용하였으며, 일반적으로 R^2는 1에 가까울수록, RMSE는 낮을수록 예측 능력이 더 우수함을 의미한다(Zhang et al., 2020).

통계 분석

토마토 최대하중 예측모델을 개발하기에 앞서 초분광 데이터의 적용 가능성을 검토하기 위해 두 변수(초분광 데이터, 최대하중) 사이의 상관관계를 분석하였다. 상관분석은 Pearson 상관계수(R, Correlation coefficient)를 사용하여 연속 변수 간의 선형 관계를 확인하였다(Fu et al., 2020). 본 연구에서는 SPSS 프로그램(IBM SPSS Statistics 20.0, IBM, Armonk, USA)을 이용하여 상관관계를 분석하였으며, 유의확률 ≤0.05 수준에서 통계 분석을 하였다.

Results and Discussion

토마토 초분광 스펙트럼 특징 분석

본 연구에서는 ROI 지정방법에 따른 스펙트럼의 차이를 비교하고자 하였으며, ROI 지정방법은 전술한 바와 같이 토마토 전체 영역을 지정하는 방법(Case Ⅰ)과 Case Ⅰ에서 지정된 영역에서 무작위로 15개 지점V의 ROI (2×2 pixel)를 지정하는 방법(Case Ⅱ)을 비교하였다. 앞의 두 가지 방법으로 추출된 초분광 데이터는 SNV 방법을 사용하여 전처리를 한 후에 초분광 스펙트럼의 특징을 분석하였다. 그 결과 ROI 지정방법과 관계없이 각 원본 스펙트럼을 SNV 방법으로 전처리 할 경우, 토마토의 성숙도에 따라 초분광 데이터의 군집이 명확하게 분리되는 것을 확인할 수 있었다(Fig. 4(B), Fig. 5(B)). 그러나 ROI 지정방법에 따른 스펙트럼의 차이는 나타나지 않은 것으로 사료되며, 보다 정확한 분석을 위해 상관분석을 수행하였다.

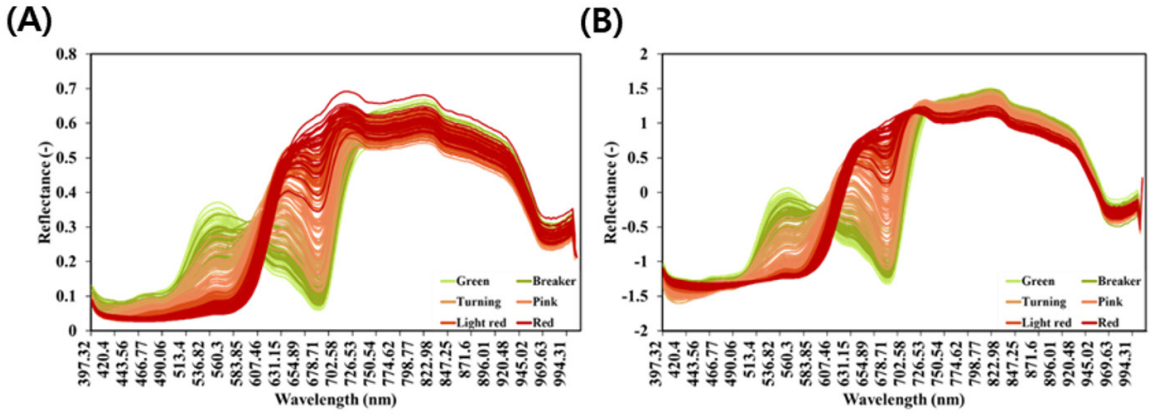

Fig. 4. The reflectance spectrum of tomato extracted by whole ROI: (A) raw data and (B) pre-processed data

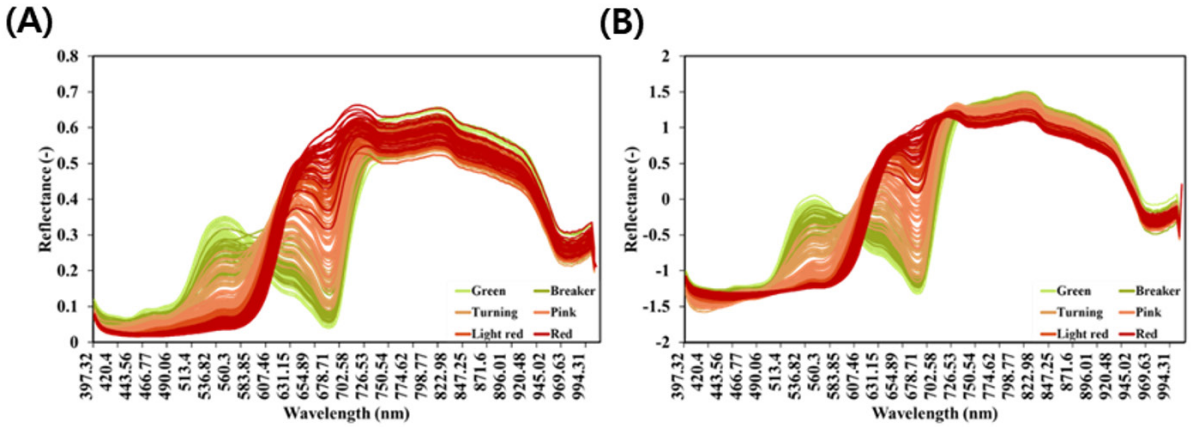

Fig. 5. The reflectance spectrum of tomato extracted by random ROI: (A) raw data and (B) pre-processed data

상관관계 분석

두 가지 ROI 지정방법에 따른 초분광 데이터과 최대하중 사이의 상관관계를 분석하였다. 그 결과, Fig. 6에서 볼 수 있듯이 Case Ⅰ, Ⅱ의 상관계수가 유사한 경향을 나타냈다. 두 방법 모두 498-592 nm 그리고 735-926 nm 밴드 대역에서는 높은 양의 상관관계(R>0.8, p>0.01)를, 631-708 nm 밴드 대역에서는 음의 상관관계를 나타내었다(R>-0.8, p>0.01). 따라서, ROI 지정방법과 관계없이 모두 토마토의 최대하중과 높은 상관관계를 나타내어 400-1,000 nm 밴드 대역의 초분광 영상이 토마토 최대하중 예측모델 개발에 적용될 수 있음을 확인하였다.

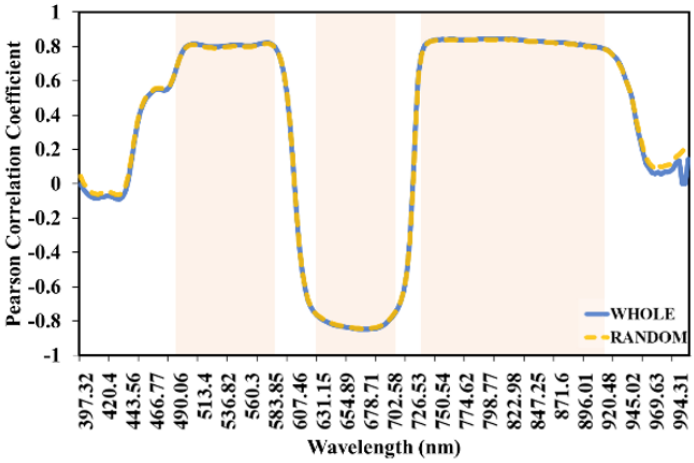

Fig. 6. The result of correlation analysis according to whole ROI and random ROI

주성분 분석(PCA)

토마토 최대하중 예측모델 개발에 앞서 초분광 데이터의 차원 축소를 위해 PCA를 수행하였으며, 그 결과는 Table 2에 나타내었다. 첫번째로 Case Ⅰ, Ⅱ 모두 PC1, PC2가 각각 94.2%, 4.3%로 전체 분산의 98.5%를 표현하는 것으로 나타났다. Fig. 6은 PCA 결과를 산점도로 나타낸 것이며, 두 방법 모두 PCA를 수행할 경우 토마토 성숙도 단계별로 군집이 잘 형성되는 것을 확인할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 PC1과 PC2를 활용하여 차원 축소된 데이터를 기반으로 토마토의 최대하중 예측모델을 개발하고자 하였다.

Table 2. The variance explained of PC1 and PC2

	% of variance		
	PC1	PC2	Total
Whole ROI	94.2	4.3	98.5
Random ROI	94.2	4.3	98.5

토마토 최대하중 예측모델

본 연구에서는 PCA 결과를 기반으로 토마토 최대하중 예측을 위한 PLSR 모델을 학습하였다. Fig. 8은 토마토의 ROI 지정방법에 따른 최대하중 예측 값과 측정값의 산점도를 나타낸 것이다. Fig. 8에서 확인할 수 있듯이 두 가지 방법으로 ROI를 지정했을 때 Training set의 R^2는 각각 0.716, 0.724이며, RMSE는 3.349, 3.302 N이었다. Testing set의 R^2는 0.691, 0.690, RMSE는 2.967, 2.971 N으로 PLSR 모델의 성능을 나타내었다. 결과적으로 예측모델을 수행하기 전 초분광 영상을 전처리하는 과정에서 ROI 지정방법에 따라 모델의 성능에 미세한 차이가 발생했으나, 큰 차이는 없는 것으로 나타났다. 따라서, ROI 지정방법과 관계없이 토마토의 최대하중의 비파괴 예측을 위해 초분광 영상과 PLSR 모델의 적용 가능성을 확인하였다. 그러나 ROI 지정방법에 따른 초분광 스펙트럼 특성은 Savitzky-golay, Normalization 등 다양한 전처리 방법에 따라 차이가 있을 수 있기 때문에 향후 보다 포괄적인 분석을 위해서는 다양한 전처리 기법을 적용한 추가적인 연구가 필요하다고 판단된다.

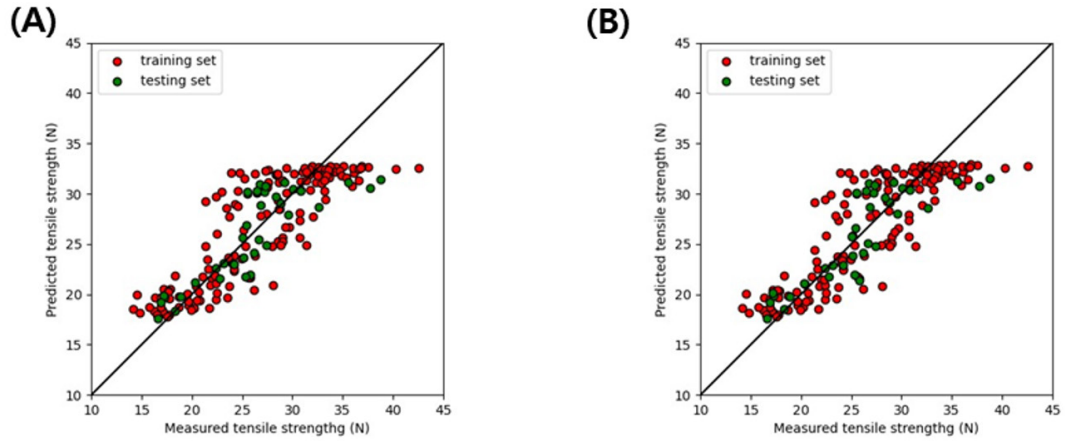

Fig. 8. The match between measured and predicted tensile strength of tomato by using PLSR model: (A) whole ROI and (B) random ROI

Conclusion

본 연구에서는 토마토의 최대하중을 비파괴적으로 예측하기 위해 초분광 영상과 PLSR 모델의 적용 가능성을 검토하고자 하였으며, 특히 초분광 영상에서 ROI 지정방법(Case Ⅰ, Ⅱ)에 따른 예측모델의 성능을 비교하고자 하였다. 본 연구에서는 2022년 7월 18일부터 9월 23일까지 10일동안 총 180개의 토마토를 6단계의 성숙도로 나누어 수확하였다. 수확된 토마토는 초분광 카메라(400-1,000 nm)를 사용하여 영상을 취득하였으며, 영상 취득 후 토마토의 최대하중을 파괴적인 방법으로 측정하였다. 토마토 최대하중 측정에는 만능 재료 시험기를 사용하였다. 측정된 영상은 배경과 샘플을 분리하기 위해 두 가지 ROI 지정방법을 사용하여 초분광 데이터를 추출하였다. 추출된 초분광 데이터는 노이즈의 영향을 최소화하기 위해 SNV 방법으로 전처리를 수행하였다. 또한 초분광 데이터와 최대하중 사이의 상관분석을 실시하였으며, 그 결과 두 가지 ROI 지정방법 모두 498-592, 735-926 nm 그리고 631-708 nm 밴드 대역에서 0.8 또는 -0.8 이상의 높은 상관관계가 있다고 나타났다. 이를 바탕으로 토마토 최대하중 예측모델을 개발하기에 앞서 PCA를 사용하여 토마토 초분광 데이터의 차원을 축소하였으며, PLSR 방법을 사용하여 ROI 지정방법에 따른 두 가지 토마토 최대하중 예측모델을 개발하였다. 그 결과, Case Ⅰ (R^2=0.691, RMSE=2.967 N)이 Case Ⅱ 방법(R^2=0.690, RMSE=2.971 N) 보다 약간 성능이 높았으나, 큰 차이가 없는 것으로 나타났다. 따라서, ROI 지정방법과 관계없이 토마토의 최대하중의 비파괴 예측을 위해 초분광 영상과 PLSR 모델의 적용 가능성을 확인하였으나, 향후 보다 포괄적인 예측을 위해서는 추가적인 연구가 필요하다고 판단된다.

References

Amigo JM, Santos C. 2019. Preprocessing of hyperspectral and multispectral images. In Data handling in science and technology32 :37-53. Doi : 10.1016/B978-0-444-63977-6.00003-1

Cho BH, Kim YH, Lee KB, Hong YK, Kim KC. 2022. Potential of snapshot-type hyperspectral imagery using support vector classifier for the classification of tomatoes maturity. Sensors 22: 4378. Doi: 10.3390/s22124378

Demir B, Ertürk S. 2008. Phase correlation based redundancy removal in feature weighting band selection for hyperspectral images. International journal of Remote sensing 29 : 1801-1807. Doi : 10.1080/01431160701802471

Fu T, Tang X, Cai Z, Zuo Y, Tang Y, Zhao X. 2020. Correlation research of phase angle variation and coating performance by means of Pearson's correlation coeefficient. Progress in Organic Coatings 139 :105459 . Doi : 10.1016/j.porgcoat.2019.105459

Jie D, Xie L, Fu X, Rao X, Ying Y. 2013. Variable selection for partial least squares analysis of soluble solids content in watermelon using near-infrared diffuse transmission technique. Journal of Food Engineering 118 : 387-392. Doi : 10.1016/j.jfoodeng.2013.04.027

Kucha et al., 2021) CT, Liu L, Ngadi M, Gariépy C. 2021. Assessment of intramuscular fat quality in pork using hyperspectral imaging. Food Engineering Reviews 13:274-289. Doi: 10.1007/s12393-020-09246-9

Kim JI, Kim JU, Son Hi. 2020. Development of Deep Learning-based Tomato Detection and Manipulator Control System for Tomato Harvesting Robot. Proceedings of the National Conference of the Society for Control and Robotics Systems :525-526.

KOSIS (Korean Statistical Information Service). 2023. Agriculture and Forestry. Assessed in https://kosis.kr 22 November July 2023. [in Korean]

Liu D, Zhou W, Zhong Y, Xie X, Liu H, h-Huang H, Wang Q, Xiao G. 2023 Involvement of branched RG-I pectin with hemiceluulose in cell-cell adhension of tomato during fruit softening. Food Chemistry 413 : 135574. Doi : 10.1016/j.foodchem.2023.135574

Ma X, Luo H, Zhang F, Gao F. 2022. Study on the influence of region of interest on the detection of total sugar content in apple using hyperspectral imaging technology. Food Science and Technology 42. Doi : 10.1590/fst.87922

Mishra P, Polder G, Gowen A, Rutledge DN, Roger JM. 2020.Utilising variable sorting for normalisation to correct illumination effects in close-range spectral images of potato plants. biosystems engineering 197 :318-323. Doi : 10.1016/j.biosystemseng.2020.07.010

Özdoğan G, Lin, X, Sun DW. 2021. Rapid and noninvasive sensory analyses of food products by hyperspectral imaging: Recent application developments.Trends in Food Science & Technology 111 :151-165. Doi : 10.1016/j.tifs.2021.02.044

Pu YY, Sun DW. 2016. Prediction of moisture content uniformity of microwave-vacuum dried mangoes as affected by different shapes using NIR hyperspectral imaging. Innovative Food Science & Emerging Technologies 33: 348-356. Doi : 10.1016/j/ifset.2015.11.003

Vásquez N, Magán C, Oblitas J, Chuquizuta T, Avila-George H.,Castro W. 2018. Comparison between artificial neural network and partial least squares regression models for hardness modeling during the ripening process of Swiss-type cheese using spectral profiles. Journal of Food Engineering 219: 8-15. Doi : 10.1016/j.jfoodeng.2017.09.008

Vidal M, Amigo JM. 2012. Pre-processing of hyperspectral images. Essential steps before image analysis. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems 117 :138-148. Doi : 10.1016/j.chemolab.2012.05.009

Wang W, Dou S, Jiang Z, Sun L. 2018. A fast dense spectral-spatial convolution network framework for hyperspectral images classification. Remote sensing 10 :1068. Doi : 10.3390/rs10071068

Xu, Jun-Li, Esquerre C, Sun DW. 2018. Methods for performing dimenstionality reduction in hyperspectral image classfication. Journal of Near Infrared Spectroscopy 26 :61-75. Doi : 10.1177/0967033518756175

YAO, G F, Sun KK, Tang J, Huang ZQ, Yang F, Zhnag H. 2020. Hydrogen sulfide maintained the good appearance and nutrition in post-harvest tomato fruits by antagonizing the effect of ethylene. F rontiers in plant science 11 : 584. Doi : 10.3389.2020/fpls.00584

Zhang L, Jin J, Wang L, Huang P, Ma D. 2020. A 3D white reference method for soybean based on fusion of hyperspectral image and 3D point clouds. Precision agriculutre 21 : 1173-1186. Doi : 10.1007/s11119-020-09713-7

Zhang S, Huang J, Hanan J, Qin L. 2020. A hyperspectral GA-PLSR model for prediction of pine wilt disease. Multimedia Tools and Applicaitions 79 :16645-16661. Doi : 10.1007/s11042-019-07976-5