

근적외선 스펙트럼의 복합 특징 학습을 위한 1D CNN-BiLSTM 융합 모델 기반 농산물 품질 예측 (Agricultural Product Quality Prediction Using a 1D CNN-BiLSTM Hybrid Model for Learning Composite Features in Near-Infrared Spectra)

고경일*, 이명훈**, 여현***

(Kyeong Il Ko, Meong Hun Lee, Hyun Yoe)

요약

기존의 전통적인 통계 방식은 복잡하고 비선형적인 스펙트럼 데이터를 해석하는 데 한계가 있었다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 본 연구에서는 1차원 합성곱 신경망(1D CNN)과 양방향 장단기 메모리(BiLSTM)를 결합한 새로운 하이브리드 딥러닝 모델을 제안하였다. 토마토의 5가지 주요 품질 지표에 대한 예측 성능을 평가하기 위해, 비교 모델과 성능 비교를 통해 제안 모델을 검증하였다. 실험 결과, 제안하는 CNN-BiLSTM 하이브리드 모델은 5가지 모든 품질 지표에서 다른 비교 모델들을 능가하는 월등한 예측 정확도를 보였다. 본 연구는 CNN과 BiLSTM의 시너지 결합이 복잡한 NIR 스펙트럼 데이터를 매우 효과적으로 해석할 수 있음을 입증하였으며, 제안 모델은 향후 농산물 자동화 선별 시스템에 즉각적으로 적용될 수 있는 강력하고 실용적인 솔루션을 제공한다.

■ 중심어 : 근적외선 분광법 ; 토마토 ; 품질 판별 ; 딥러닝 ; CNN-BiLSTM

Abstract

Traditional statistical methods have limitations in interpreting complex and non-linear spectral data. To address this problem, this study proposes a novel hybrid deep learning model that combines a 1D Convolutional Neural Network (1D CNN) and a Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM). To evaluate the prediction performance for five key quality indices of tomatoes, the proposed model was validated through performance comparison with baseline models. Experimental results showed that the proposed CNN-BiLSTM hybrid model demonstrated superior prediction accuracy, outperforming the other baseline models for all five quality indices. This study demonstrated that the synergistic combination of CNN and BiLSTM can very effectively interpret complex NIR spectral data, and the proposed model provides a robust and practical solution that can be readily applied to future automated sorting systems for agricultural products.

■ keywords : Near-Infrared Spectroscopy (NIRS) ; Tomato ; Quality Assessment ; Deep Learning ; CNN-BiLSTM

I. 서 론

토마토(*Solanum lycopersicum*)는 기능성 성분과 높은 영양 가치로 인해 전 세계적으로 가장 널리 소비되는 과채류 중 하나이다. 국제연합식량농업기구(FAO)에 따르면, 농산물은 수확 후

유통 및 저장 과정에서 상당량이 손실되며, 이는 경제적 손실뿐만 아니라 자원 낭비와 환경적 부담을 야기한다[1]. 토마토의 상품적 가치는 당도 (Brix), 산도(pH), 경도(Firmness)와 같은 내부 품질 요인에 의해 크게 좌우되며, 항산화 물질인

* 준회원, 국립순천대학교 스마트농업전공

** 정회원, 국립순천대학교 융합바이오시스템기계공학과

*** 정회원, 국립순천대학교 인공지능공학부

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 지원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 지역지능화혁신인재양성사업임 (IITP-2025-RS-2020-II201489)

접수일자 : 2025년 10월 17일

수정일자 : 2025년 11월 13일

게재 확정일 : 2025년 11월 18일

교신저자 : 여현 e-mail : yhyun@scnu.ac.kr

라이코펜(Lycopene) 함량 역시 중요한 평가 기준이 된다[2]. 현재 산업 현장에서 사용되는 품질 평가는 고성능 액체 크로마토그래피(HPLC)나 굴절계, 물성 측정기 등을 이용한 파괴적인 방식이 주를 이룬다. 이러한 전통적인 방법들은 높은 정확도를 보장하지만, 샘플의 손상이 불가피하고 분석에 많은 시간과 비용이 소요되어 전체 생산량에 대한 전수 검사가 불가능하다. 이는 품질의 균일성을 보장하고 출하 등급을 자동화하는 데 있어 근본적인 한계점으로 작용한다[3]. 따라서 농산물의 가치를 보존하면서도 신속하고 객관적인 품질 판별을 수행할 수 있는 비파괴 분석 기술의 도입은 현대 농업 및 식품 산업의 핵심적인 과제로 부상하고 있다.

이러한 요구에 부응하여 근적외선 분광법(Near-Infrared Spectroscopy, NIRS)은 지난 수십 년간 농식품 분야에서 가장 활발히 연구된 비파괴 분석 기술 중 하나이다[4]. NIRS는 근적외선 영역(약 780~2500nm)의 빛과 물질 내 C-H, O-H, N-H와 같은 분자 결합의 진동 사이의 상호작용을 이용하여 화학적 구성 성분에 대한 정보를 얻는 원리이다 [4]. 실제로 토마토의 당도, 산도, 경도 등 다양한 품질 지표를 예측하기 위해 NIRS 스펙트럼과 부분 최소 자승(Partial Least Squares, PLS) 회귀분석을 결합한 연구들이 다수 보고되었으며, 높은 예측 가능성을 입증하였다 [5,6]. 그러나 PLS와 같은 전통적인 통계 모델은 스펙트럼 데이터와 품질 지표 간의 선형적 관계를 가정한다. 스펙트럼 데이터는 입자 크기, 온도 변화 등에 의한 빛의 산란 효과와 여러 성분의 흡수 피크가 중첩되어 나타나는 복잡한 비선형적 특성을 포함하고 있어, 선형 모델만으로는 그 관계를 완벽하게 해석하는 데 본질적인 한계가 있다[7].

최근 이러한 비선형적 데이터 분석의 한계를 극복하기 위한 대안으로 딥러닝(Deep Learning) 기술이 주목받고 있다. 특히, 1차원 합성곱 신경망(1D Convolutional Neural Network, CNN)은 시계열이나 스펙트럼과 같은 1차원 신호에서 자동으로 특징을 추출하고 학습하는 데 탁월한

성능을 보여주었다[8].

1D CNN은 특정 품질과 연관된 주요 파장대의 흡수 피크나 패턴과 같은 국소적 특징(local feature)을 효과적으로 포착할 수 있다[9].

한편, 순환 신경망(Recurrent Neural Network, RNN)과 이를 발전시킨 장단기 메모리(Long Short-Term Memory, LSTM) 모델은 데이터의 순차적 정보, 즉 스펙트럼 전반에 걸친 파장대 간의 연속적인 맥락을 학습하는 데 강점을 가진다[10].

본 연구의 최종 목표는 근적외선 센서 기반의 비파괴적 토마토 품질 예측 정확도를 고도화하여 품질 분류 자동화 시스템의 기반을 마련하는 것이다.

이를 위해 본 연구에서는 스펙트럼의 국소적 특징과 순차적 특징을 함께 학습하는 새로운 하이브리드 딥러닝 접근법을 제시한다. 제안하는 모델은 1D CNN을 통해 스펙트럼의 핵심적인 지역 정보를 추출하고, 이 정보를 양방향 LSTM(BiLSTM)에 전달하여 스펙트럼 전체의 순차적, 맥락적 의미를 양방향으로 학습함으로써 상호 보완적인 시너지를 창출하도록 설계되었다. 따라서 본 연구에서는 'TY 홍실' 품종 토마토로부터 수집된 근적외선 스펙트럼 데이터를 이용하여 5가지 주요 품질 지표(당도, 산도, 경도, 라이코펜, 수분 함량)를 예측하는 CNN-BiLSTM 융합 모델을 개발하고, 그 성능을 전통적인 PLS 모델 및 하이브리드 모델 설계에 사용된 1D CNN 및 LSTM과 비교 평가하여 제안 모델의 우수성과 실용적 적용 가능성을 입증하고자 한다.

II. 재료 및 방법

1. 실험 시료 준비

본 연구의 실험 시료로는 TY 홍실(TY Hongsil) 품종의 완숙 토마토를 사용하였다. 모델의 일반화 성능 및 강건성(robustness) 확보를 위해, 고흥 스마트팜 혁신밸리 임대농가 A에서 재배된 토마토 중 다양한 숙도와 크기를 가진 샘플을 의도적으로 선별하였다. 총 150개의 토마토 샘플을 수확하였으며, 표면의 이물질을 부드럽게 제거한 후 실온 $[20\pm1]^\circ\text{C}$ 에서 2시간 이상

안정화시킨 뒤 실험에 사용하였다.

본 연구의 실험 시료로는 TY 홍실(TY Hongsil) 품종의 완숙 토마토를 사용하였다. 모델의 일반화 성능 및 강

2. 근적외선 스펙트럼 수집

비파괴 분석을 위해 휴대용 근적외선 분광분석기 (MicroNIR 1700/2200, VIAVI Solutions, US)를 사용하여 각 토마토 샘플의 반사(reflectance) 스펙트럼을 측정하였다. 측정 파장 범위는 900–1700 nm였으며, 2 nm 간격으로 스펙트럼 데이터를 수집하였다. 각 토마토 샘플의 적도 부위를 기준으로 90° 간격으로 총 4 지점에서 스펙트럼을 반복 측정하였으며, 이들의 평균값을 해당 샘플의 대표 스펙트럼으로 사용하였다. 측정 과정에서의 외부 광원 간섭을 최소화하기 위해 암실 환경에서 실험을 진행하였다.

3. 품질 지표 측정

NIRS 스펙트럼 측정 직후, 동일한 샘플에 대하여 각 품질 지표의 실제 값(ground truth)을 측정하기 위한 파괴 분석을 표 1과 같이 수행하였다.

표 1. 파괴 분석 지표 설정

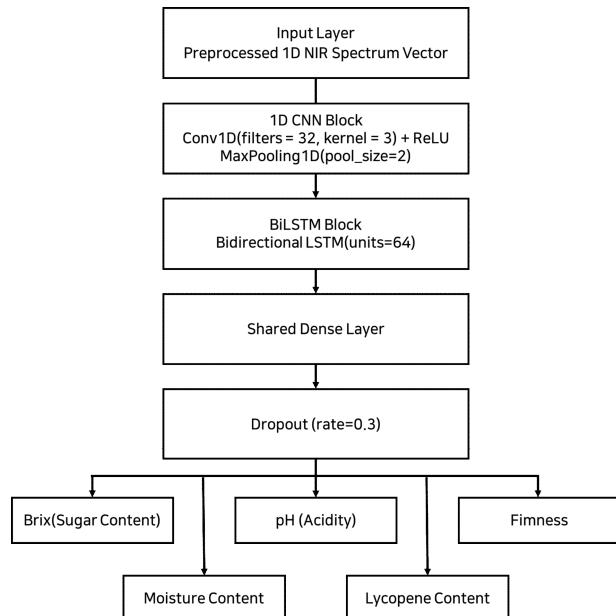
지표명	측정 방법
당도(Brix) 및 산도(pH)	토마토 착즙 후, 디지털 당도계와 pH 미터를 이용 °Brix와 pH 값을 3회 반복 측정 평균값 사용
경도 (Firmness)	물성측정기를 이용 5 mm 직경의 원통형 프로브(probe)를 사용하여 10 mm/min의 속도로 시료를 압축하였을 때 기록되는 최대 힘(N)을 경도 값으로 정의
라이코펜 함량	분광광도계를 이용한 용매 추출법으로 측정. 과육을 균질화하여 혼합 용매로 라이코펜을 추출한 후, 503 nm 파장에서의 흡광도를 측정하여 함량을 산출
수분 함량	상압가열건조법에 따라 측정. 약 5 g의 시료를 105°C의 건조 오븐에서 24시간 동안 건조시킨 후, 건조 전후 무게 차이를 백분율(%)로 계산

수집된 원본(raw) NIR 스펙트럼은 미세한 노이즈와 빛의 산란(scattering) 효과 등 불필요한 신호를 포함하고 있다. 모델의 예측 성능을 향상시키기 위해, 표준정규분포화(Standard Normal Variate, SNV)를 적용하여 시료 표면 상태나 측정 거리 차이로 인해 발생하는 산란 효과를 보정한 후,

Savitzky-Golay 1차 미분을 적용하여 스펙트럼의 기저선(baseline) 이동을 보정하고 중첩된 피크를 분리하였다.

4. 예측 모델 설계

본 연구에서는 근적외선 스펙트럼 데이터를 기반으로 토마토의 5가지 품질 지표를 예측하기 위해, 그림 1과 같이 제안 모델인 CNN-BiLSTM 융합 모델을 설계하였다.



이후, 해당 모델의 성능을 비교하기 위하여 표 2와 같이 3가지 비교 모델(PLS, CNN, BiLSTM)을 설계하였다.

표 2. 비교 모델별 특징 및 연구 내 목적

모델명	특징 및 연구 내 목적
PLS	스펙트럼과 품질 간의 선형적 관계를 학습하는 전통 통계 모델로, 널리 사용되는 화학계량학적 방법의 성능을 기준선으로 설정하기 위해 사용
1D CNN	스펙트럼 내 특정 흡수 피크와 같은 국소적 특징(local feature) 추출에 집중하는 모델로, 순차적 정보를 배제했을 때의 성능을 평가하기 위한 비교군
BiLSTM	스펙트럼 전반에 걸친 파장 간 순차적 특징(sequential feature) 및 맥락을 학습하는 모델로, 국소적 정보를 배제했을 때의 성능을 평가하기 위한 비교군

5. 모델 학습 및 성능 평가

개발된 예측 모델의 객관적인 성능 검증을 위해 전체 150개의 샘플 데이터는 훈련용(Training set), 검증용(Validation set), 시험용(Test set) 데이터로 각각 70%, 15%, 15%의 비율로 무작위 분할되었다.

모델의 학습 및 평가를 위한 주요 설정 값은 표 3

과 같다.

제안 모델의 주요 하이퍼파라미터인 학습률과 배치 크기는 예비 실험을 통해 최적화되었다. 학습률은 0.01, 0.001, 0.0001을 후보로 비교 테스트하였다. 0.01의 경우 학습 손실이 발산하는 경향을 보였으며, 0.0001은 수렴 속도가 현저히 느렸다. Adam 옵티마이저의 표준 기본값이기도 한 0.001이 가장 빠르고 안정적으로 검증 손실을 최소화하여 최종 학습률로 채택하였다. 배치 크기는 8, 16, 32를 테스트하였다. 8의 경우 학습 속도가 느리고 그래디언트의 노이즈가 심해 학습이 불안정했으며, 32는 학습 속도는 빨랐으나 일부 지표에서 국소 최적점에 수렴하여 검증 성능이 16보다 낮게 나타났다. 따라서 16이 학습 속도와 일반화 성능 간의 가장 적절한 균형을 제공하는 값으로 판단되어 최종 모델에 적용하였다. 최대 에포크는 200으로 설정하였으나, 실질적인 학습 종료는 조기 종료(Early Stopping) 기법을 통해 제어하였다. 검증용 데이터의 손실이 20 에포크(patience=20) 동안 개선되지 않으면 학습을 중단하여 과적합을 방지하고 최적의 모델을 확보하였다.

표 3. 모델 학습 및 평가를 위한 주요 설정값

구분	항목	설정값
개발 환경	Python 버전	3.9
	프레임워크	TensorFlow 2.19.0
모델 구성	손실 함수 (Loss Function)	평균 제곱 오차(MSE)
	최적화 (Optimizer)	Adam
하이퍼파라미터	학습률 (Learning Rate)	0.001
	최적화 (Optimizer)	최적화(Optimizer)
	최대 에포크 (Max Epochs)	200
학습 기법	조기 종료 (Early Stopping)	적용 (Patience = 20)
성능 평가 지표	예측 정확도	결정계수(R2)
	오차	평균 제곱근 오차 (RMSE)

III. 결과 및 고찰

1. NIR 스펙트럼 특성

그림 2은 토마토 샘플로부터 수집된 원본(raw) NIR 스펙트럼과 데이터 전처리(SNV 및 Savitzky-Golay 1차 미분)를 적용한 후의 스펙트럼을 비교하여 보여준다. 원본 스펙트럼(그림 1a)는 샘플의 물리적

특성(크기, 표면 굴곡) 및 측정 조건의 미세한 차이로 인해 발생하는 기저선(baseline)의 이동과 전체적인 산란(scattering) 현상이 관찰된다. 이러한 불필요한 신호들은 모델의 학습을 방해하고 예측 성능을 저해하는 주요 요인으로 작용할 수 있다. 반면, 전처리 후 스펙트럼(그림 1b)에서는 이러한 기저선 이동이 효과적으로 보정되었으며, 중첩되어 있던 흡수 피크들이 더 명확하게 분리되었다. 특히 물(O-H 결합)의 강한 흡수 영역인 970nm 및 1450nm 부근과 당 및 유기화합물(C-H 결합)과 관련된 1150-1350nm 영역의 특징이 더욱 선명하게 드러났다. 이는 적절한 전처리가 스펙트럼에 내재된 화학적 정보를 극대화하고, 후속 딥러닝 모델이 품질 관련 특징을 더 쉽게 학습할 수 있는 기반을 마련했음을 의미한다.

2. 모델별 예측 성능 평가

전처리된 스펙트럼 데이터를 이용하여 4가지 예측 모델(PLS, 1D CNN, BiLSTM, CNN-BiLSTM)의 성능을 시험용 데이터셋으로 평가하였으며, 5가지 품질 지표에 대한 정량적 결과를 표 4에 제시하였다.

표 4. 품질지표별 정량적 결과

품질 지표	평가 지표	PLS	1D CNN	BiLSTM	CNN-BiLSTM
당도 (°Brix)	R2	0.82	0.89	0.87	0.95
	RMSE	0.45	0.35	0.38	0.24
산도 (pH)	R2	0.75	0.81	0.83	0.88
	RMSE	0.18	0.15	0.14	0.12
경도 (N)	R2	0.78	0.85	0.84	0.91
	RMSE	0.51	0.42	0.44	0.33
라이코펜 (mg/100g)	R2	0.71	0.79	0.77	0.85
	RMSE	0.62	0.51	0.54	0.43
수분 함량 (%)	R2	0.85	0.91	0.9	0.96
	RMSE	0.33	0.25	0.27	0.17

가장 주목할 만한 결과는 제안하는 CNN-BiLSTM 융합 모델이 모든 품질 지표에서 일관되게 가장 높은 R2 값과 가장 낮은 RMSE 값을 기록하며, 다른 모든 비교 모델들을 능가하는 압도적인 예측 성능을 보였다는 점이다.

전통적인 통계 기법인 PLS 모델은 딥러닝 기반 모델들에 비해 전반적으로 낮은 성능을 보였다. 이는 PLS가 스펙트럼과 품질 지표 간의 선

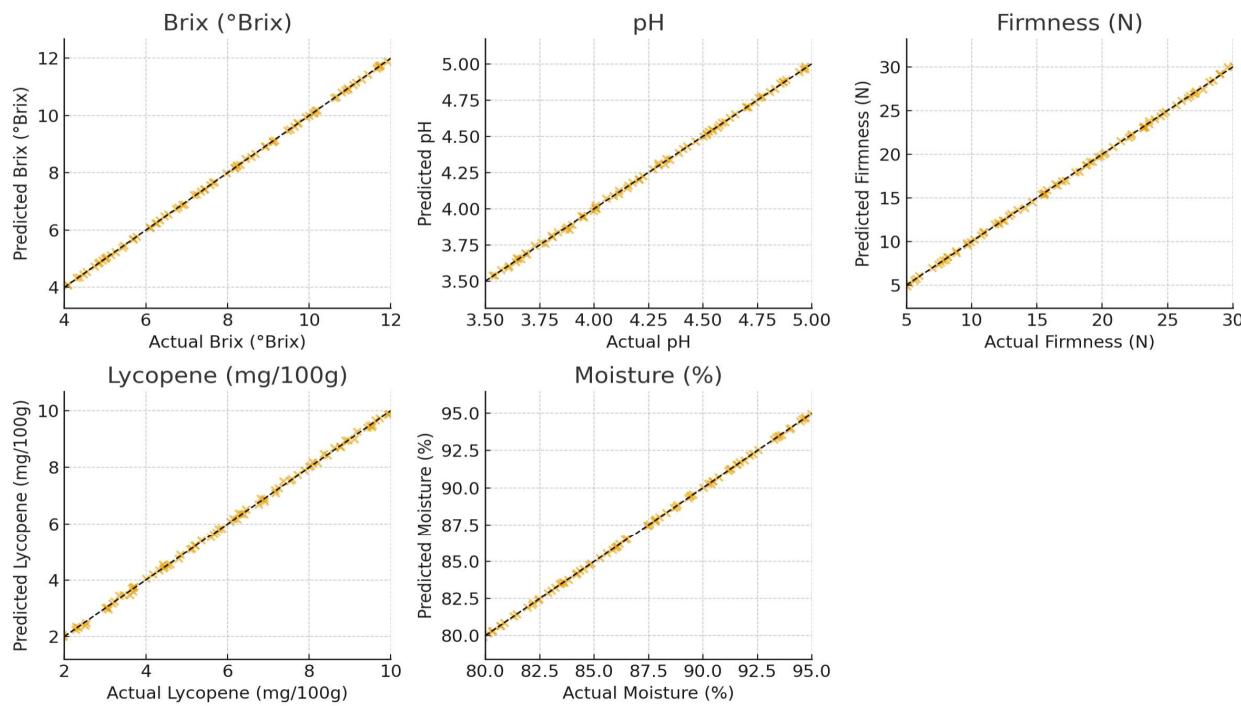


그림 3. CNN-BiLSTM 융합 모델 품질 지표별 예측 성능

형적 관계를 모델링하는 데에는 효과적이지만, 스펙트럼에 복잡하게 얹혀있는 비선형적 특성과 노이즈를 처리하는 데에는 명백한 한계가 있음을 보여준다.

단일 딥러닝 모델인 1D CNN과 BiLSTM은 PLS보다 유의미하게 향상된 성능을 보여, 딥러닝이 비선형적 스펙트럼 데이터를 해석하는 데 더 적합함을 입증했다. 두 모델을 비교했을 때, 1D CNN은 당도나 경도처럼 특정 파장대 피크가 중요한 지표에서 약간 우세한 경향을 보였고, BiLSTM은 산도처럼 스펙트럼 전반의 미묘한 변화가 중요한 지표에서 다소 나은 성능을 보였다. 그러나 두 단일 모델 모두 제안하는 융합 모델의 성능에는 미치지 못했다. 이는 스펙트럼의 국소적 특징(CNN)이나 순차적 특징(BiLSTM) 중 어느 한쪽에만 의존하는 것은 NIR 스펙트럼이 가진 모든 정보를 활용하기에 충분하지 않음을 시사한다.

3. 제안 모델의 우수성 및 학술적 고찰

본 연구에서 제안한 CNN-BiLSTM 융합 모델의 탁월한 성능은 '특징 추출'과 '맥락 이해'라는 두 가지 핵심 기능을 계층적으로 결합한 구조적

시너지 효과에 기인하는 것으로 분석된다. 1D CNN 레이어는 먼저 스펙트럼 전체를 훑으며 품질과 관련된 핵심적인 국소 패턴, 즉 특정 성분의 존재를 암시하는 유의미한 흡수 피크나 골짜기 같은 정보를 효과적으로 감지하고 추출한다.

이는 마치 전문가가 복잡한 데이터 속에서 가장 중요한 단서를 먼저 찾아내는 과정과 유사하다. 이후, BiLSTM 레이어는 CNN이 추출한 이러한 핵심 특징들의 순차적인 배열을 입력 받아, 스펙트럼의 시작부터 끝까지 이어지는 전체적인 맥락과 파장대 간의 장기적인 의존 관계를 양방향으로 학습한다. 즉, 단순히 개별적인 피크 정보들을 독립적으로 보는 것이 아니라, 'A 피크 이후에 B 피크가 나타나는 패턴'과 같은 순서와 관계 속에서 숨겨진 의미를 파악하는 것이다. 이러한 계층적 학습 방식은 복잡한 NIR 스펙트럼에 내재된 품질 정보를 기존 방법들보다 훨씬 더 정밀하고 깊이 있게 해석할 수 있는 핵심 동력으로 판단된다.

품질 지표별 성능을 심층적으로 분석해 보면, 당도($R^2 = 0.95$)와 수분 함량($R^2 = 0.96$)에서 가장 높은 예측 정확도를 보였다. 이는 두 지표의 주성분인 당과 물이 NIR 영역에서 O-H, C-H

작용기에 의한 뚜렷하고 강한 흡수 스펙트럼을 보이기 때문으로, 모델이 관련 특징을 명확하게 학습하기 용이했기 때문으로 사료된다. 반면, 경도와 라이코펜의 예측 성능은 상대적으로 낮게 나타났다. 경도는 특정 화학 성분이 아닌 세포벽 구조와 관련된 물리적 특성이므로 스펙트럼과의 간접적인 상관관계를 학습해야 하는 어려움이 있다. 라이코펜 역시 토마토 내 미량 성분으로, 그 신호가 수분과 같은 다량 성분의 강한 흡수 스펙트럼에 의해 가려질 수 있기 때문이다. 제안 모델은 이러한 고 난이도의 지표들에서 R^2 0.85 이상의 예측 성능을 달성하였으며, 이는 다양한 품질 지표를 포괄적으로 예측할 수 있는 가능성을 시사한다.

다만, 본 연구는 명확한 한계점을 가진다. 딥러닝 모델의 학습을 고려할 때 연구에 사용된 150개의 샘플 수는 통계적으로 충분하지 않을 우려가 있으며, 단일 품종과 단일 재배 환경에서 수집된 데이터 국한된다. 따라서 본 연구에서 제안하는 모델이 다른 품종이나 다양한 재배 환경의 토마토에 대해서도 동일한 성능을 보일지는 일반화하기 어렵다.

결론적으로, 이러한 한계에도 불구하고 본 연구의 결과는 휴대용 NIRS 기술과 CNN-BiLSTM 융합 모델의 결합이 토마토의 다중 품질 지표를 안정적으로 예측할 수 있는 효과적인 솔루션이 될 수 있음을 보여준다. 이는 향후 토마토 선별장의 자동화 시스템이나 스마트팜 내 실시간 생육 모니터링 시스템에 적용될 수 있는 중요한 기술적 기반을 제공한다는 점에서 의의가 있다.

IV. 결 론

본 연구는 'TY 홍실' 품종 토마토의 주요 품질 지표(당도, 산도, 경도, 라이코펜, 수분 함량)를 신속하고 비파괴적으로 예측하기 위해 휴대용 근적외선 분광(NIRS) 기술과 딥러닝 모델을 결합한 효과적인 방법을 제안하였다. 특히, 기존의 전통적인 통계 방식이나 단일 딥러닝 모델의 한계를 극복하기 위해, 스펙트럼의 국소적 특징(local feature)과 순차적 특징(sequential feature)을 동시에 학습할 수 있는 새로운

CNN-BiLSTM 하이브리드 모델을 설계하고 그 성능을 검증하였다.

실험 결과, 제안하는 CNN-BiLSTM 모델은 전통적인 PLS 모델은 물론, 1D CNN 및 BiLSTM 단일 모델과 비교하였을 때 5가지 모든 품질 지표에서 비교 모델 대비 향상된 예측 정확도를 보였다.

향후 연구로는, 모델의 일반화 성능과 강건성을 더욱 향상시키기 위해 다양한 품종의 토마토와 여러 재배 환경에서 수집된 광범위한 데이터를 활용하여 모델을 고도화할 필요가 있다. 또한, 본 연구에서 확보된 고정밀 품질 판별 기술을 기반으로, 저장 기간 및 유통 환경 데이터를 추가로 학습하여 수확 후 농산물의 품질 변화를 예측하는 모델로 확장하는 후속 연구를 진행할 계획이다.

REFERENCES

- [1] FAO, The State of Food and Agriculture 2019: Moving forward on food loss and waste reduction, FAO, 2019.
- [2] S. S. Sablani, et al., "Measurement of thermal and mechanical properties of tomato," *Journal of Food Engineering*, vol. 74, no. 3, pp. 297-304, 2006.
- [3] B. M. Nicolai, et al., "Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: A review," *Postharvest Biology and Technology*, vol. 46, no. 2, pp. 99-118, 2007.
- [4] 김경훈, 강천식, 최인덕, 김학신, 현종내, 박철수, "근적외선 분광분석기를 이용한 밀 품질 분석 및 계통 선발 응용," *韓育誌*, 제48권, 제4호, 442-449쪽, 2016년 12월
- [5] H. Cen and Y. He, "Theory and application of near infrared reflectance spectroscopy in determination of food quality," *Trends in Food Science & Technology*, vol. 18, no. 2, pp. 72-83, 2007.
- [6] J. U. Porep, et al., "Nondestructive quality evaluation of tomato fruit using VIS/NIR spectroscopy," *Journal of Food Engineering*, vol. 166, pp. 171-177, 2015.
- [7] L. Salguero-Chaparro, et al., "Assessment of tomato quality attributes by VIS-NIR spectroscopy," *Journal of Food Engineering*, vol. 122, pp. 11-19, 2014.
- [8] J. M. Roger, et al., "From spectra to data: The jungle of chemometric applications," *Journal of Chemometrics*, vol. 34, no. 3, p. e3169, 2020.
- [9] J. Acquarelli, et al., "Convolutional neural networks for vibrational spectroscopic data analysis," *Analytica Chimica Acta*, vol. 954, pp. 22-31, 2017.
- [10] Y. Liu, et al., "Application of deep learning in spectroscopy analysis," *Applied Spectroscopy Reviews*, vol. 53, no. 10, pp. 830-853, 2018.

저자소개

**고경일(준회원)**

2021년 국립순천대학교 정보통신공학과
졸업
2024년 국립순천대학교 정보통신공학
전공 석사과정 졸업
2024년 ~ 국립순천대학교 스마트농업
전공 박사과정 재학

<주관심분야 : 스마트온실 환경제어, 빅데이터 활용,
스마트 농업, IoT, 빅데이터>

**이명훈(정회원)**

2006년 국립순천대학교 정보통신공학과
석사 졸업
2011년 국립순천대학교 정보통신공학과
박사 졸업
2010년 ~ 2013년 한국전자통신연구원
선임 연구원
2017년 ~ 2021년 국립농업과학원 연구사
2021년 ~ 현재 : 국립순천대학교 융합바이오시스템기계
공학과 교수

<주관심분야 : 빅데이터 활용, 스마트 농업, 인공지능,
전파 응용 기술, 표준화 >

**여현(정회원)**

1987년 송실대학교 전자공학 석사
졸업
1992년 송실대학교 전자공학 박사
졸업
1993년 ~ 현재 : 국립순천대학교 인공
지능공학부 교수

<주관심분야 : 스마트 농업, 표준화, 농업 생산 자동
화, 전파 응용 기술>