

CNN 기반 이미지 분석을 활용한 고추 건조상태 예측 연구

유다송, 박성현*, 문애경

한국전자통신연구원, *영동농기계

dasong@etri.re.kr, ydatm@hanmail.net, akmoon@etri.re.kr

A Study on Predicting Chili Pepper Drying Status using CNN-Based Image Analysis

Yu Da Song, Park Sung Hyun*, Moon Ae Kyung

ETRI, *Yeongdong Agricultural Machinery Co.

요약

본 논문은 고추의 건조 과정을 효율적으로 예측하기 위해 이미지 기반의 딥러닝 모델을 제안한다. 기존의 thin-layer 모델이 시간 변수만을 고려한 것과 달리, 제안된 모델은 작물의 크기, 형태와 같은 시각적 특징을 학습하고, 이를 시간 데이터와 결합하여 건조 진행 상황을 정밀하게 평가한다. 또한, 수분 비율(Moisture Ratio)을 활용해 건조 과정을 정량적으로 분석하고, 최적의 건조 종료 시점을 결정할 수 있도록 설계되었다.

I. 서론

농작물의 건조 과정은 저장성과 품질 유지를 위해 필수적이지만, 많은 노동력과 시간이 필요하다는 단점이 있다[1]. 특히, 건조 과정은 건조기 설정, 건조 시간과 같은 중요한 변수들을 농부가 직접 관리해야 한다는 부담이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 건조 과정을 최적화하는 수학적 모델이 제안되고 있다[2-5]. 대부분의 연구에서는 일정한 두께로 슬라이스 된 과일이나 채소의 건조를 예측하는 thin-layer 모델을 제시하며, 이 모델들은 주로 시간을 변수로 하여 건조 정도를 예측한다. 그러나 실제 농업 현장에서는 농산물을 자르지 않고 원형 그대로 건조하는 경우가 많으며, 이러한 상황에서는 건조 과정의 복잡성이 증가한다. 이는 농산물 내부의 열과 수분 이동을 고려해야 하므로, 기존의 thin-layer 모델을 확장하거나 별도의 모델 개발이 필요하다.

본 논문에서는 시간적 특성뿐만 아니라, 작물의 크기와 형태를 고려한 이미지 기반의 딥러닝 모델을 제안한다. 제안된 모델은 이미지와 시간 데이터를 통합적으로 분석하여 건조 진행 상황을 정량적으로 평가하고, 최적의 건조 종료 시점을 결정할 수 있도록 설계되었다. 실험 결과, 모델의 성능은 0.9878의 R^2 score를 기록하며 높은 예측 정확도를 보였다. 이를 통해 건조 과정을 보다 효율적이고 정확하게 관리할 수 있으며, 작물의 품질을 유지하면서도 노동력을 크게 줄일 수 있을 것으로 기대된다.

II. 본론

II-1. 데이터 수집

본 논문에서는 실제 농업 현장에서 원형 그대로 건조되는 작물인 고추를 실험 작물로 선정하였다. 고추는 건조가 진행됨에 따라 색상이 어두워지고, 표면에 주름이 생기며, 수분 손실로 인해 무게 감소가 감소하는 특징이 있다. 이러한 시간에 따른 변화를 기록하기 위해, 건조기에서 1시간 30분 간격으로 고추를 꺼내어 촬영하고, 무게를 측정하는 방식으로 데이터를 수집하였다. 이 과정에서 총 21회에 걸쳐 698개의 고추 샘플을 촬영하였으며, 이상치를 제외한 14,587개의 이미지와 해당 무게 데이터를 생성하였다.

II-2. 수분 비율 예측

건조 과정에서 특정 시점의 수분 함량을 평가하기 위해 수분 비율(Moisture Ratio, MR)을 사용한다. MR은 다양한 건조 모델에서 널리 사용하는 지표로, 특정 시점의 작물 무게가 초기 무게와 최종 무게 사이에서 얼마나 감소했는지를 나타낸다.

$$MR = \frac{M_t - M_e}{M_0 - M_e}$$

여기서 M_0 는 건조 전 무게, M_t 는 t 시점에서의 무게, M_e 는 건조가 완료되었을 때의 무게를 의미한다. MR은 건조 전에는 1의 값을 가지며, 건조가 진행됨에 따라 점차 0에 가까운 값을 가지게 된다. MR이 0에 가까워진다는 것은 작물의 건조가 거의 완료되었음을 의미하며, 이를 기준으로 적절한 건조 종료 시점을 결정할 수 있다.

기존의 thin-layer 모델은 시간 변수를 활용하여 MR을 예측한다. 표 1에서는 다양한 무게의 샘플에 대해 건조 6, 12, 18시간 후 측정된 실제 MR 값과 대표적인 thin-layer 모델인 Page[2]를 사용하여 예측한 MR 값을 비교하였다. 분석 결과, 동일한 건조 시간일지라도 초기 무게가 큰

표 1. thin-layer 모델의 실제 MR 값과 예측값 비교

	(a) 25g		(b) 18g		(c) 11g	
이미지						
	실제	예측	실제	예측	실제	예측
시간	실제	예측	실제	예측	실제	예측
6 h	0.68	0.65	0.66	0.65	0.64	0.65
12 h	0.43	0.33	0.40	0.33	0.37	0.33
18 h	0.20	0.14	0.17	0.14	0.14	0.14

표 2. thin-layer 모델의 성능 비교

Model	Model Equation	Parameter	RMSE	R^2
Page[2]	$MR = \exp(-k \cdot t)$	$k = 0.0372, \quad n = 1.3646$	0.0636	0.9605
Newton[3]	$MR = \exp(-k \cdot t)$	$k = 0.0942$	0.0796	0.9383
Alibas[4]	$MR = a \exp((-kt^n) + bt) + g$	$a = 0.9940, \quad k = 4.9577$ $n = 3.3029, \quad b = -0.0696$ $g = -0.0003$	0.0592	0.9658
Balbay et al.[5]	$MR = (1 - a) \exp(-kt^n) + b$	$a = -0.0947, \quad k = 0.0471$ $n = 1.1917$	0.0609	0.9638
Proposed	(ResNet) Loss=MSE, Optimizer=Adam, Learning Rate=0.001, Epoch=50		0.0354	0.9878

샘플(a)의 MR 값이 상대적으로 더 높게 나타나는 경향을 보였다. 이는 초기 무게가 큰 고추가 작은 고추보다 더 많은 수분을 포함하고 있어 건조 시간이 더 길어지며, MR이 0에 도달하는 속도가 느리기 때문이다. 그러나 thin-layer 모델은 이러한 차이를 반영하지 못하고 모두 동일한 MR 값을 예측하는 경향을 보였다. 이는 thin-layer 모델이 일정 규격으로 슬라이스 된 작물에 적합할 수 있지만, 다양한 크기의 작물에 대해서는 부정확한 예측을 초래할 수 있음을 시사한다.

II-3. 딥러닝 모델 설계

본 연구에서는 고추의 MR을 예측하기 위해, CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 ResNet50[6] 모델을 사용한다. ResNet50 모델은 깊은 신경망 구조를 통해 이미지에서 다양한 특징을 추출할 수 있으며, 고추의 색상, 표면, 질감, 크기, 형태 등을 학습할 수 있다. 이러한 시각적 특징들은 고추의 수분 함량과 밀접하게 연관되어 있으며, 이를 통해 건조 과정에서 발생하는 색상 변화나 표면의 변형 등을 효과적으로 인식하여, MR의 예측 정확도를 높일 수 있다. ResNet50을 활용한 이미지 기반의 예측 모델의 구조는 그림 1과 같다.

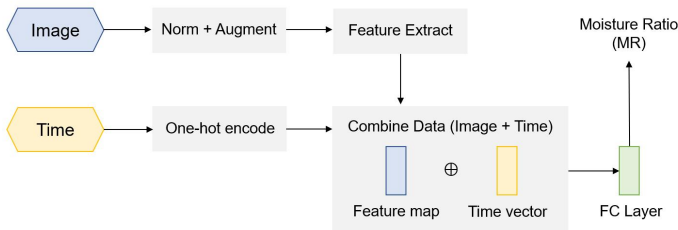


그림 1. 이미지 기반의 MR 예측 모델

이미지와 시간 데이터는 각각의 전처리 과정을 거친다. 이미지 데이터는 정규화와 데이터 증강을 거친 후, ResNet50 모델에 입력되어 특징이 추출되고, 이를 flatten하여 벡터로 변환한다. 반면, 시간 데이터는 one-hot 인코딩 방식으로 전처리되고, 이렇게 전처리된 두 데이터는 fully connected layer에 입력되어 최종적으로 MR을 예측한다.

모델의 성능은 RMSE(Root Mean Square Error)와 R^2 score로 평가되었다. 표 2의 결과에 따르면, 4개의 thin-layer 모델[2-5]이 상대적으로 우수한 성능을 보이는 것 같지만, 이는 모델이 평균적으로 오차를 최소화할 수 있는 단일 값으로 수렴하여 표면적으로만 오차가 작아 보이는 것이다. 실제로는 다양한 크기와 형태에 대한 모델의 예측 능력이 제한된다.

반면, 본 연구에서 제안한 이미지 기반의 예측 모델은 다양한 크기의 고추에 대해 개별적인 특징을 반영하여 보다 정확한 MR 예측을 수행한다.

이 모델은 RMSE 0.0354, R^2 0.9878을 달성하며, thin-layer 모델과 비교해 개선된 성능을 보여준다. 이는 제안된 모델이 기존 모델의 한계를 보완하고, 다양한 조건에서도 일관된 성능을 제공할 수 있음을 의미한다.

III. 결론

본 논문에서는 고추의 건조 상태를 예측하기 위해 CNN 기반의 딥러닝 모델을 사용하여, 이미지와 시간 데이터를 활용한 예측 모델을 제안하였다. 해당 모델은 고추의 시각적 특징을 효과적으로 학습하여 다양한 크기와 형태의 고추에 대해 정밀한 MR 예측을 수행할 수 있었다. 향후 연구에서는 제안된 모델을 다양한 농작물에 맞게 확장하고, 이를 일반화하기 위한 추가적인 연구를 진행할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 “안동 중소기업 ICT융합기술경쟁력강화사업(24AD1100)의 연구결과로 수행되었음. 한국전자통신연구원 연구운영지원사업의 일환으로 수행되었음. [24ZD1110, 대경권 지역산업 기반 ICT 융합 기술 고도화 지원사업] 또한, NIPA와 포항TP지원사업의 일환으로 수행되었음. [2024년 디지털 기초체력지원사업 지역SW서비스사업화지원사업]

참고 문헌

- [1] Jo, M. H., and Shin, J. H. “Comparison of Dried Hot Pepper Quality and Production Efficiency by Drying Methods,” Journal of Bio-Environment Control, 27(4), pp. 356-362, 2018.
- [2] Page, G.E. “Factors Influencing the Maximum Rates of Air Drying Shelled corn in Thin Layers,” Master’s Thesis, Purdue University, 1949.
- [3] Lewis, W. K. “The rate of drying of solid materials,” Industrial & Engineering Chemistry, 13(5), pp. 427-432, 1921.
- [4] Alibas, I. “Selection of a the best suitable thin-layer drying mathematical model for vacuum dried red chili pepper,” Journal of Biological and Environmental Sciences, 6(17), 2012.
- [5] Balbay, A., and Şahin, Ö. “Microwave drying kinetics of a thin-layer liquorice root,” Drying Technology, 30(8), 2012.
- [6] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. “Deep residual learning for image recognition,” In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 770-778, 2016.