

## 엽장, 엽폭, 엽신장을 이용한 토마토의 엽면적 추정

이재면<sup>1</sup> · 정재연<sup>1</sup> · 최효길<sup>2,3\*</sup>

<sup>1</sup>국립공주대학교 원예학과 대학원생, <sup>2</sup>국립공주대학교 원예학과 교수, <sup>3</sup>국립공주대학교 자원과학연구소 교수

### Estimation of Leaf Area Using Leaf Length, Leaf width, and Lamina Length in Tomato

Jae Myun Lee<sup>1</sup>, Jae Yeon Jeong<sup>1</sup>, and Hyo Gil Choi<sup>2,3\*</sup>

<sup>1</sup>Graduate Student, Department of Horticulture, Kongju National University, Yesan 32439, Korea

<sup>2</sup>Professor, Department of Horticulture, Kongju National University, Yesan 32439, Korea

<sup>3</sup>Professor, Resource Science Research Institute, Kongju National University, Yesan 32439, Korea

**Abstract.** One of the most important factors in predicting tomato growth and yield is the leaf area. Estimating leaf area accurately is the beginning of an effective tomato plant growth assessment model. To this end, this study was conducted to identify the most effective model for estimating plant leaf area through the measurement of tomato plant leaves. Leaf area (LA), leaf length (L), leaf width (W), and lamina length (La) were measured for all leaves of 5 plants at two-week intervals. The correlation between LA and tomato-leaf-independent variables showed a strong positive relationship with the formulas  $La \times W$ ,  $L \times W$ ,  $La + W$ , and  $L + W$ . For LA estimation, a linear model using the formula  $LA = a + b(La^2 + W^2)$  gave the most accurate estimation ( $R^2 = 0.867$ , RMSE = 88.76). After examining the positions of upper, middle, and lower leaves from September to December, the coefficient of determination ( $R^2$ ) values for each model were 0.878, 0.726, and 0.794 respectively. The most accurate estimation came from the model that used the upper leaves of the plants. The high accuracy of the upper-leaf-based model is judged by the 50% defoliation performed by farmers after October.

**Additional key words:** defoliation, leaf growth, leaf position, modeling

## 서 론

토마토(*Lycopersicon esculentum* Mill.)는 전세계에서 가장 많이 재배되는 과채 중 하나로 연간 생산액이 약 1억 8000만 톤 내외이다(Shin, 2019). 우리나라에서도 토마토는 재배 생산액이 높은 과채로서 대부분 시설에서 재배되고, 우리나라 토마토의 생산량은 244,048톤이고 시설재배 면적은 5,521ha으로 전체 시설재배 면적의 13.6%이다(KOSIS, 2020). 최근에는 토마토의 과학적 생산성 향상을 위해서 스마트팜이 보급되고 있으며, 스마트팜에서 온실 환경 조절을 통한 토마토의 생산량 예측은 중요한 재배 기술로 인식된다. 스마트팜 농가에서 토마토 생산량을 예측하는 중요한 변수로 엽면적은 개 노피 광합성 및 작물 생산과 관련이 있고(Jo와Shin, 2020), 과일 수확량과 품질에 영향을 미치는 것으로 보고되었다(Keramatlou

등, 2015; Wi 등, 2021). 엽면적의 차이는 작물의 광합성 총량의 차이와 연관이 있는 것으로 알려져 있고(Heuvelink 등, 2005; Kläring와Krumbein, 2013), 엽면적의 변화를 아는 것은 작물 성장을 추정하는 데 유용하다고 보고 되었다(Cho 등, 2007). 토마토 엽면적지수(leaf area index, LAI)를 추정하는 방법으로 엽장과 엽폭을 측정하였고(Carmassi 등, 2007; Seo 등, 2015; Schwarz와 Kläring, 2001), 엽면적지수는 잎 무게 대비 엽면적과 적엽에 따른 영양 발달 단계에 영향을 미치는 것으로 알려져 있다(Heuvelink, 1999). 따라서 엽면적 측정은 식물의 성장과 생리를 이해하는 중요한 매개변수이다(Küçükönder 등, 2016).

토마토의 엽면적지수는 잎 수 및 개별 잎 크기에 영향을 받으며 엽면적지수 제어를 통하여 생산량을 최적화할 수 있고, 노화된 잎의 적엽을 지연시켜 엽면적지수를 4로 유지했을 때 수확량이 향상되는 것으로 보고되었다(Heuvelink 등, 2005). 또한 엽면적을 조절하였을 때 토마토 생산성이 변화하는 것으로 보고되며(Jo와Shin, 2020), 이는 광합성 및 증산을 같은 광합성 매개변수는 엽면적과 직접적인 영향 관계에 있기 때문인

\*Corresponding author: hg1208@kongju.ac.kr

Received August 10, 2022; Revised October 12, 2022;

Accepted October 13, 2022

것으로 알려져 있다(Carvalho 등, 2017). 작물생장율은 엽면적지수와 양의 상관관계로 엽면적지수의 증대가 단위면적당 생산량의 증대에 크게 영향을 미치는 것으로 보고되었다(Lim 등, 2006). 토마토 수확량에 유의한 영향을 미치는 생육변수에는 초장, 생장길이, 엽수, 엽장, 줄기굵기와 화방높이가 있고, 특히 줄기굵기의 변화는 수확량 증가에 높은 영향을 미쳤지만, 엽장의 변화는 수확량 감소에 영향을 주는 것으로 보고되었다(Noh와 Lee, 2020).

Carmassi 등(2007)에 따르면, 세 가지 토마토 품종(Jama, Naomi, Daniela)을 대상으로 실험한 결과에서 회귀방정식을 통한 결정계수 값( $R^2$ )이 엽장과 엽폭만 사용한 모델보다 엽장과 엽폭의 곱이 엽면적을 예측하는 데 더욱 정확한 것으로 보고되었다. 측정된 엽면적지수와 추정된 엽면적지수 간의 관계는 토마토( $R^2 = 0.600$  및  $RMSE = 0.27$ ), 오이( $R^2 = 0.975$  및  $RMSE = 0.39$ ), 파프리카( $R^2 = 0.934$  및  $RMSE = 0.37$ ) 등에서 유의한 상관관계를 보였다(Ohashi 등, 2020). 토마토 엽면적 추정은 엽면적 변동의 90%를 설명하는 엽폭을 사용했을 때 더 우수한 것으로 보고되었다(Schwarz와 Kläring, 2001).

또한 다양한 원예작물의 엽면적을 추정하기 위해 엽장 × 엽폭의 곱을 이용한 회귀모델이 연구되고 있다. Carvalho 등(2017)은 콩과에 속하는 숙마(*Crotalaria juncea*)에서 다양한 잎의 연령별로 엽면적을 추정하는 모델식( $LA = 0.739x$ )의  $R^2$  값은 0.985이며, 엽장 × 엽폭의 함수가 실제 엽면적을 추정하는 데 가장 적합한 것으로 보고하였다. 국화의 경우에는 실측된 엽면적과 추정식을 통하여 계산된 엽면적 간에  $R^2$  값이 0.88로 유의한 상관관계를 보였고(Fanourakis 등, 2021), 어원 망고의 경우 14개의 회귀모델에 대하여  $R^2$  값이 0.9 이상으로 나타나 다양한 모델의 적용이 가능한 것으로 보고되었다(Jung 등, 2016). Roupael 등(2007)에 따르면, 해바라기는 엽폭의 제곱 값을 독립변수로 사용한 선형 모델이 가장 정확한 예측도( $R^2 = 0.98$ )를 나타낸다고 하였다. Cho 등(2007)에 의하면, 오이의 경우에는 엽장, 엽폭은 엽면적과 생중량을 정확하게 결정하는 데 기여하지만 건조 중량의 예측 정확도는 낮은 것으로 보고하였고, 반면에 엽록소측정기(SPAD)를 이용한 엽록소 값을 사용하면 잎 건조 중량 추정을 위한 모델의 정확도를 높일 수 있다고 하였다. 또한 딸기 5개 품종의(‘아리향’, ‘죽향’, ‘금실’, ‘매향’, ‘설향’) 복합 잎의 엽장, 엽폭을 이용한 비선형 회귀분석을 통해 엽면적을 추정하였다(Jo 등, 2022).

식물체를 파괴하여 엽면적을 측정하는 것은 많은 노력, 비용 그리고 시간이 필요하기 때문에 이러한 어려움을 해결하기 위해서 비파괴적인 방법으로 엽면적을 추정하는 연구들이 선행되었다(Córcoles 등, 2015; Ghadami 등, 2015; Khan 등,

2016; Padrón 등, 2016; Salazar 등, 2018; Kumar 등, 2017). 하지만, 이러한 비파괴적인 엽면적 추정 선행 연구들은 잎을 상중하로 착생된 위치 별로 파괴하여 조사하지 않았기 때문에 식물체 잎의 분포 위치에 따른 정확한 추정 모델을 설명하기에 부족한 면이 있다. 따라서, 본 연구는 월별로 상중하로 착엽된 잎의 위치에 따른 토마토의 엽장, 엽폭, 엽신장과 엽면적을 조사하여 회귀모델식을 구하고, 엽장, 엽폭, 엽신장을 이용한 더욱 명확한 엽면적 예측 모델을 추정하고자 수행하였다.

## 재료 및 방법

### 1. 데이터 수집

토마토는 충청남도 논산시에 위치한(36.269°N, 127.089°E) 농가에서 면적 8,745m<sup>2</sup>, 측고는 6.5m인 벤로형 유리온실에서 재배하였다. 품종은 대과종 ‘레드250’(유럽종)으로 총 24,068주를 정식하였다. 조사는 2021년 8월 25일 정식일부터 2021년 12월 14일까지 2주마다 5개체씩 파괴하여 조사하였다. 식물생육지표(Stradiot와 Battistel, 2003; Kim 등, 2013)로 엽병장(P), 엽장(L), 엽폭(W) 등을 측정하였다. 조사기준은 연구조사분석기준(RDA, 2012)을 참고하였다. 잎은 생장점 아래에 전개된 모든 잎을 대상으로 엽병장(P), 엽장(L), 엽신장(La), 엽폭(W)을 줄자를 이용하여 Fig. 1과 같이 측정하였다. 엽병장은 줄기에서 잎이 시작되는 곳까지 측정하였고,

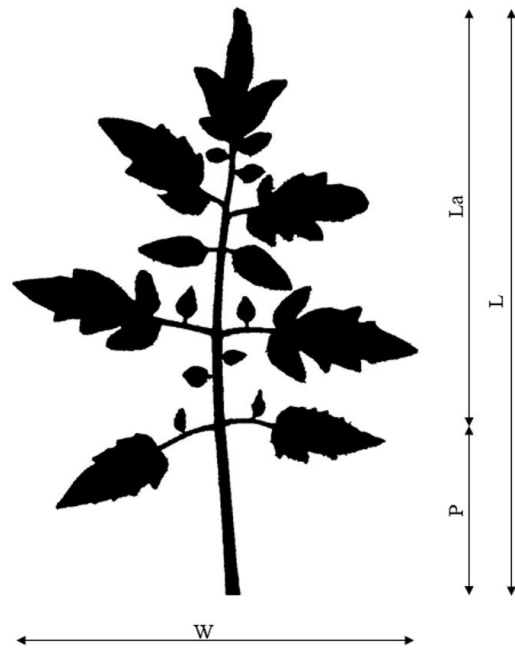


Fig. 1. Name of each part of tomato leaf of L, Length; W, Width; P, Petiole; La, length measurements.

엽장은 엽병장을 포함한 엽축을 따라서 가장 긴 잎 길이를 측정하였으며, 엽신장은 엽병장을 빼고 첫 소엽이 시작되는 부위부터 엽축을 따라서 가장 긴 길이를 측정하였고, 엽폭은 가장 넓은 잎의 너비를 Fig. 1과 같이 측정하였다.

일반적인 적엽은 토마토 수확이 시작되고 있는 화방 아래까지 잎을 제거하고 1회에 2, 3매 이상 적엽하지 않는다(RDA, 2017). 농가에서 적엽은 21년 9월 30일부터 매주 2, 3매 적엽을 실시하였다. 엽면적은 엽면적 측정기 LI-3100(LI-COR, Lincoln, NE, USA)를 이용하여 수확 직후 측정하였다. 재배 기간 중 복합환경제어 시스템(Priva, De Lier, the Netherlands)을 이용하여 내부 기온은 25 - 30°C 습도는 55 - 60% 정도로 유지되었고, 시설 내 온도, 광량, 습도, 이산화탄소 농도 등은 1시간 간격으로 수집하였다.

### 2. 회귀모델 검증

개발된 모델의 유효성과 다양한 품종의 적응성을 검증하기 위해 신뢰도가 높은 모델방정식을 선정하여 검증을 진행하였다. 검증을 위해 충청남도 예산에 위치한 공주대학교 유리 온실(36.669°N, 126.861°E)에서 2번의 실험을 하였다. 1차 검증은 대과종 토마토로 ‘레드칸’(유럽종)을 2021년 9월 28일부터 2022년 1월 17일까지 조사하였고, 2차 검증은 중대과종 토마토 품종인 ‘썬글로브’를 2022년 4월 15일부터 5월 1일까지 조사하였다. 실 재배 면적은 92.05m<sup>2</sup>, 측고는 4.5m, 코코피트 배지 하나에 4주씩 심어 총 144주를 각각 정식하였다. 데이터 수집 방법은 ‘레드250’과 동일하고, ‘레드칸’은 480개의 잎을, ‘썬글로브’는 139개의 잎을 실측하여 모델의 신뢰도를 검증하였다.

### 3. 통계분석

엽면적(LA) 추정을 위한 엽장(L), 엽폭(W), 엽신장(La), 엽병장(P)의 상관관계분석은 SAS 9.4(SAS Institute Inc., NC, USA) 프로그램을 이용하였고, 그래프의 작성은 Sigmaplot 14(Systat Software, San Jose, CA, USA)을 이용하였다.

### 결과 및 고찰

토마토 엽면적과 잎의 독립변수들은 피어슨의 상관관계로 Table 1에 나타내었다. 엽면적은 엽신장×엽폭, 엽장×엽폭, 엽신장 + 엽폭, 엽장 + 엽폭의 상관계수 값은 각각 0.926, 0.925, 0.912, 0.904의 순으로 높은 양의 상관관계를 보였지만, 엽병장은 0.217로 상관성이 낮았다. Carmassi 등(2007)은 토마토의 엽면적과 엽장×엽폭×0.5, 엽장+엽폭 및 엽폭의 제곱 값이 강한 상관관계를 나타내는 것으로 보고하였는데, 이는 엽장과 엽폭의 독립변수들이 엽면적을 예측하는 데 중요한 요인인 것으로 판단된다.

본 실험에서 토마토 엽면적 추정 모델방정식은 결정계수(R<sup>2</sup>) 값이 높고, 평균제곱근오차(RMSE) 값이 낮은 모델을 선정한 후 회귀분석으로 상수(a)와 계수(b)의 값을 구하였다. Table 2는 국화의 엽면적 예측(Fanourakis 등, 2021)에 이용된 8가지 모델방정식을 이용하여 토마토의 엽면적을 예측한 것이다. 엽장과 엽폭의 단일변수를 이용한 1 - 4번과, 엽장 및 엽폭 모두 사용한 5 - 8번 모델방정식을 선정하였다. 엽면적 추정은 엽장과 엽폭을 같이 사용한 방정식에서 적합도가 상승하였고 R<sup>2</sup> 값은 1 - 3번 모델을 제외하고 0.804 - 0.857으로 나타나 신뢰도가 상승하였다. 7번 모델식[LA = -51.23 + 0.167

**Table 1.** Correlation coefficient with petiole, leaf length, leaf width, leaf lamina, and leaf area of tomato. (total leaves; n = 649)

Index	P <sup>2</sup>	L	W	L+W	L <sup>2</sup>	W <sup>2</sup>	L×W	La	La+W	La <sup>2</sup>	La×W	LA
P	1											
L	0.374***	1										
W	0.350***	0.817***	1									
L+W	0.377***	0.939***	0.966***	1								
L <sup>2</sup>	0.320***	0.988***	0.827***	0.939***	1							
W <sup>2</sup>	0.274***	0.758***	0.983***	0.929***	0.788***	1						
L×W	0.312***	0.916***	0.955***	0.984***	0.938***	0.945***	1					
La	0.208***	0.985***	0.796***	0.919***	0.982***	0.748***	0.908***	1				
La+W	0.307***	0.934***	0.964***	0.997***	0.939***	0.932***	0.986***	0.928***	1			
La <sup>2</sup>	0.153***	0.963***	0.802***	0.913***	0.984***	0.774***	0.921***	0.987***	0.926***	1		
La×W	0.234***	0.915***	0.941***	0.975***	0.940***	0.935***	0.996***	0.921***	0.983***	0.939***	1	
LA	0.217***	0.819***	0.895***	0.904***	0.849***	0.900***	0.925***	0.823***	0.912***	0.848***	0.926***	1

\*\*\*All variables in the model above are significant at  $p < 0.01$ , using Pearson correlation coefficients.

<sup>2</sup>P, petiole; L, leaf length; W, leaf width; La, lamina length; L×W, leaf length × leaf width; La×W, lamina length × leaf width; LA, leaf area.

$(L^2 + W^2)$ 의  $R^2$  값이 0.857이고, RMSE는 93.97으로 모델의 적합도가 높게 나타났다.

Table 3에서 7번 모델 방정식[ $LA = a + b(La^2 + W^2)$ ]의  $R^2$  값은 0.867, RMSE는 88.76으로 적합성이 가장 높은 것으로 나타났다. Table 2와 마찬가지로 엽신장 및 엽폭을 모두 사용한 모델방정식의 정확도가 상승하였다. Seo 등(2015)에 의하

면 토마토 엽면적 추정 시 엽장 × 엽폭을 이용하면 신뢰가 높고, Küçükönder 등(2016)은 토마토 인공신경망회로(artificial neural network; ANN)를 이용한 모델링 연구에서 엽면적 추정 시 엽장 × 엽폭을 이용한 모델식[ $LA = 1.038 + 0.89(L \times W)$ ]의  $R^2$  값이 0.92로 신뢰도가 높은 것으로 보고되었다. Keramatlou 등(2015)도 호두의 엽면적 추정에서 엽장 × 엽폭을 이용한 모델

**Table 2.** Line regression equation for leaf length, leaf width, and leaf area of a tomato. (total leaves; n = 649)

Independent variable	Regression equation <sup>2</sup>	a	b	R <sup>2</sup>	RMSE	Pr > F
1 Leaf length	$LA = a + b \cdot L$	-386.47	22.14	0.665	141.95	<0.0001
2 Leaf width	$LA = a + b \cdot W$	-209.19	18.17	0.795	110.98	<0.0001
3 Leaf length <sup>2</sup>	$LA = a + b \cdot L^2$	-65.13	0.338	0.714	131.08	<0.0001
4 Leaf width <sup>2</sup>	$LA = a + b \cdot W^2$	58.01	0.267	0.804	108.72	<0.0001
5 Leaf length + Leaf width	$LA = a + b (L + W)$	-365.64	10.98	0.810	106.83	<0.0001
6 Leaf length × leaf width	$LA = a + b \cdot L \cdot W$	-33.90	0.327	0.849	95.38	<0.0001
7 Leaf length <sup>2</sup> + leaf width <sup>2</sup>	$LA = a + b (L^2 + W^2)$	-51.23	0.167	0.857	93.97	<0.0001
8 Leaf length <sup>3</sup> + leaf width <sup>3</sup>	$LA = a + b (L^3 + W^3)$	71.19	0.003	0.850	94.82	<0.0001

All variables in the model above are significant at  $p < 0.05$ .

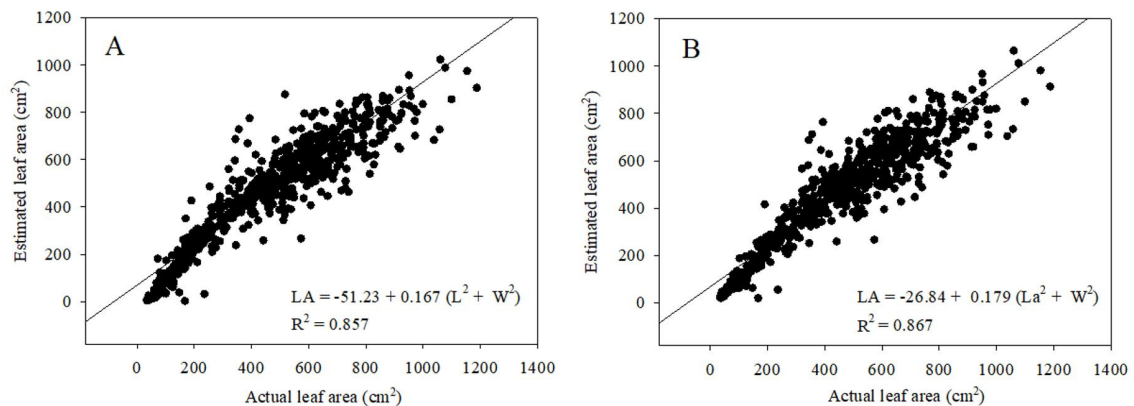
<sup>2</sup>LA, leaf area; L, leaf length; W, leaf width; L·W, leaf length × leaf width.

**Table 3.** Line regression equation for lamina length, leaf width, and leaf area of a tomato. (total leaves; n = 649)

Independent variable	Regression equation <sup>2</sup>	a	b	R <sup>2</sup>	RMSE	Pr > F
1 Lamina length	$LA = a + b \cdot La$	-323.48	23.43	0.670	140.82	<0.0001
3 Lamina length <sup>2</sup>	$LA = a + b \cdot La^2$	-18.28	0.399	0.711	131.82	<0.0001
4 Lamina length + Leaf width	$LA = a + b (La + W)$	-340.76	11.37	0.823	103.19	<0.0001
6 Lamina length × leaf width	$LA = a + b (La \cdot W)$	-16.04	0.359	0.850	94.82	<0.0001
7 Lamina length <sup>2</sup> + leaf width <sup>2</sup>	$LA = a + b (La^2 + W^2)$	-26.84	0.179	0.867	88.76	<0.0001
8 Lamina length <sup>3</sup> + leaf width <sup>3</sup>	$LA = a + b (La^3 + W^3)$	97.25	0.003	0.845	96.54	<0.0001

All variables in the model above are significant at  $p < 0.05$ .

<sup>2</sup>LA, leaf area; W, leaf width; La, lamina length; La·W, lamina length × leaf width.



**Fig. 2.** Relationship between the actual leaf area and estimated leaf area tomato leaves. A: Using equation 7,  $LA = -51.23 + 0.167 (L^2 + W^2)$  in Table 2. (n = 649); B: using equation 7,  $LA = -26.84 + 0.179 (La^2 + W^2)$  in Table 3. (n = 649).

식[ $LA = 1.11 + 0.69(L \times W)$ ]에서 높은 신뢰도를 나타내었다.

Fig. 2는 Table 2와 3에서 7번 모델식을 기초하여 토마토 잎의 실제 엽면적과 예측 엽면적을 회귀방정식으로 나타낸 것이다. 엽신장을 사용한 Fig. 2B의  $R^2$  값이 약간 향상된 것으로 보인다. 결론적으로, 엽면적 예측에는 신뢰도가 높은 모델식 [ $LA = a + b(La^2 + W^2)$ ]을 사용하는 것이 효율적이라고 판단된다.

Table 4와 Fig. 3은 21년 9월부터 12월까지 토마토 착엽 위치에 따라 엽면적을 분석한 결과이다. 9월에 측정된 상위엽, 중위엽 및 하위엽의  $R^2$  값은 각각 0.977, 0.900, 0.945였고, RMSE 값은 각각 21.58, 57.38, 57.44였다. 특히, 생육 초기 기간인 9월에는 모델의 정확도가 높았고, 상위엽의  $R^2$  값이 가장 높았다.

10, 11, 12월에 월별로 측정된 상위엽들 역시 중, 하위엽보다 높은  $R^2$  값과 낮은 RMSE를 나타내었다. 반면에 중위엽들의  $R^2$  값의 신뢰도는 떨어지는 경향이 보였다. 9월부터 12월까지 분석결과 상, 중, 하위엽에 위치한 엽면적 모델의  $R^2$  값은 각각 0.878, 0.726, 0.794(RMSE는 각각 55.46, 88.45, 99.15)로 상위엽의 정확성이 월등히 높았다. 이러한 결과는 농가에서 10월부터 중, 하위엽에 반적엽을 시행하여 모델의 정확성이 낮아져  $R^2$  값의 감소로 이어진 것으로 판단된다.

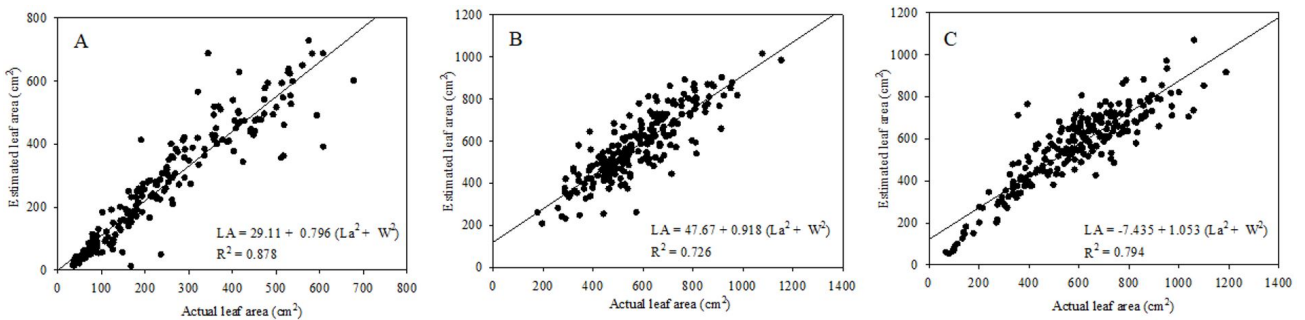
Fig. 4A는 1차 검증을 위해 ‘레드칸’ 품종의 잎 480개를 모델방정식으로 예측된 엽면적과 실제 엽면적을 회귀분석한 결과로  $R^2$  값은 0.902, RMSE는 156.41으로 ‘레드250’ 품종에 비해 신뢰도가 높았다. 2차 모델검증은 ‘썬글로브’ 품종의 잎

**Table 4.** Monthly leaf area analysis according to the upper, middle, and lower leaves. (total leaves; n = 649)

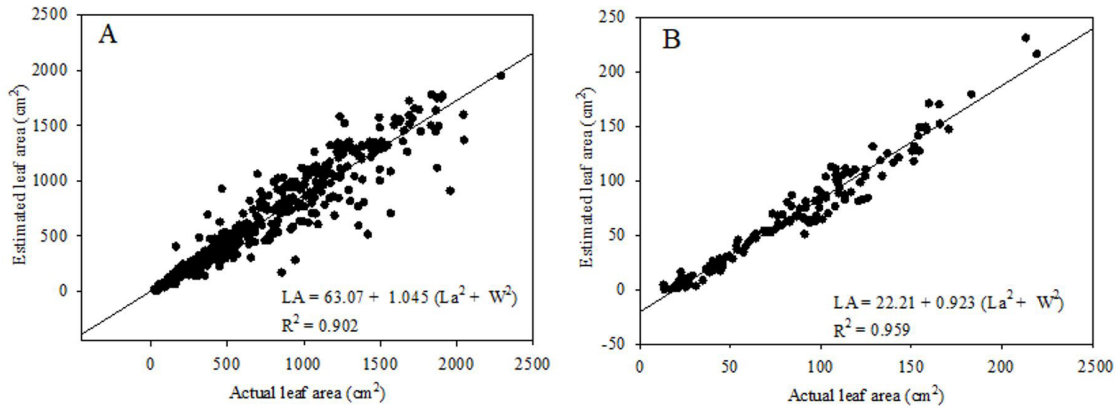
Month	Leaf position	n	Regression equation <sup>z</sup>	a	b	R <sup>2</sup>	RMSE	Pr > F
9	Upper	45	LA = a + b (La <sup>2</sup> + W <sup>2</sup> )	18.57	0.861	0.977	21.58	<0.0001
	Middle	54		-83.07	1.113	0.900	57.38	<0.0001
	Lower	54		3.180	1.022	0.945	57.44	<0.0001
10	Upper	53		11.93	0.800	0.882	52.13	<0.0001
	Middle	59		47.86	0.972	0.725	94.40	<0.0001
	Lower	59		72.35	0.979	0.475	121.31	<0.0001
11	Upper	52		21.37	0.808	0.944	40.56	<0.0001
	Middle	54		114.44	0.744	0.588	88.86	<0.0001
	Lower	53		-93.45	1.225	0.731	100.75	<0.0001
12	Upper	53		59.71	0.745	0.761	81.21	<0.0001
	Middle	57		156.32	0.749	0.597	89.01	<0.0001
	Lower	56		23.32	0.928	0.748	88.18	<0.0001
9-12	Upper	203	29.11	0.796	0.878	55.46	<0.0001	
	Middle	224	47.67	0.918	0.726	88.45	<0.0001	
	Lower	222	-7.435	1.053	0.794	99.15	<0.0001	

All variables in the model above are significant at  $p < 0.05$ .

<sup>z</sup>LA, leaf area; La, lamina length; W, leaf width.



**Fig. 3.** Relationship between the actual leaf area and estimated leaf area according to the upper, middle, and lower of tomato leaves from September to December 2021. Using equation  $LA = a + b(La^2 + W^2)$  in Table 4. A: Upper leaves (n = 203); B: Middle leaves (n = 224); C: Lower leaves (n = 222).



**Fig. 4.** Relationship between actual leaf area and estimated leaf area. A: Validation experiment in 2021, tomato cultivar ‘Red-khan’ (n = 480); B: Validation experiment in 2022, tomato cultivar ‘Sunglove’ (n = 139).

139개를 대상으로 한 결과로 R<sup>2</sup> 값은 0.959, RMSE는 9.221로 신뢰도가 높았는데, 이는 생육 초기의 잎들을 대상으로 분석한 것이기 때문에 모델의 신뢰도가 크게 향상된 것으로 판단된다(Fig. 4B).

따라서, 본 연구는 9월부터 12월까지 월별로 상중하의 착엽된 위치에 따라 회귀 모델방정식[LA = a + b(La<sup>2</sup> + W<sup>2</sup>)]의 신뢰도를 확인 할 수 있었다. 이러한 결과는 향후 다양한 토마토 품종의 잎의 분포에 따른 토마토 엽면적을 추정하는 기초 자료가 될 것으로 사료된다.

### 적 요

토마토의 생육과 수확량을 예측하기 위한 중요한 요소 중의 하나는 엽면적이다. 이러한 엽면적을 정확하게 예측하는 것은 토마토 식물 성장 평가 모델의 시작이라고 할 수 있다. 이를 위해 본 연구는 토마토 잎의 측정을 통해 엽면적(LA)을 추정하는 효과적인 모델을 확인하기 위해 수행하였다. 토마토 식물 잎 조사를 위해 2주 간격으로 5개체의 토마토 식물체의 전개된 모든 잎에 대해 엽면적(LA), 엽장(L), 엽폭(W), 엽신장(La)를 측정하였다. LA와 토마토 잎 독립변수의 상관관계는 La × W, L × W, La + W, L + W의 식이 강한 양의 관계를 나타냈다. LA 추정은 LA = a + b(La<sup>2</sup> + W<sup>2</sup>) 을 사용하는 선형 모델이 가장 정확한 추정치를 나타내었다(R<sup>2</sup> = 0.867, RMSE = 88.76). 9월부터 12월까지 토마토 잎의 위치에 따른 상, 중, 하엽의 모델을 살펴본 결과, 상, 중, 하로 잎 위치에 따른 모델별 결정계수(R<sup>2</sup>) 값은 각각 0.878, 0.726, 0.794였다. 상위엽을 바탕으로 추정된 모델의 정확도가 가장 높았는데, 이는 10월 이후 토마토 재배 농가에서 중위엽과 하위엽에 실시한 반적엽의 영향으로 판단된다.

**추가 주제어:** 적엽, 잎 성장, 잎 절위, 모델

### 사 사

본 연구는 농림식품기술기획평가원 및 스마트팜연구개발사업단의 연구사업(과제번호: 421001-03)의 지원에 의해 이루어진 것임.

### Literature Cited

Carmassi G., L. Incrocci, G. Incrocci, and A. Pardossi 2007, Non-destructive estimation of leaf area in tomato (*Solanum lycopersicum* L.) and gerbera (*Gerbera jamesonii* H. Bolus). Agr Med 137:172-176.

Carvalho J.O.D., M. Toebe, F.L. Tartaglia, C.T. Bandeira, and A.L. Tambara 2017, Leaf area estimation from linear measurements in different ages of *Crotalaria juncea* plants. An Acad Bras Ciênc 89:1851-1868. doi:10.1590/0001-3765 201720170077

Cho Y.Y., S. Oh, M.M. Oh, and J.E. Son 2007, Estimation of individual leaf area, fresh weight, and dry weight of hydroponically grown cucumbers (*Cucumis sativus* L.) using leaf length, width, and SPAD value. Sci Hortic 111:330-334. doi:10.1016/j.scienta.2006.12.028

Córcoles J.I., A. Domínguez, M.A. Moreno, J.F. Ortega, and J.A. de Juan 2015, A non-destructive method for estimating onion leaf area. Irish J Agric Food Res 54:17-30. doi:10.1515/ijafr-2015-00xx

Fanourakis D., F. Kazakos, and P.A. Nektarios 2021, Allometric individual leaf area estimation in chrysanthemum. Agronomy 11:795. doi:10.3390/agronomy11040795

Ghadami F.A., M. Raeini-Sarjaz, A. Shahnazari, and H. Zareabyaneh 2015, Non-destructive estimation of sunflower leaf

- area and leaf area index under different water regime managements. Arch Agron Soil Sci 61:1357-1367. doi:10.1080/03650340.2014.1002776
- Heuvelink E. 1999, Evaluation of a dynamic simulation model for tomato crop growth and development. Ann Bot 83:413-422. doi:10.1006/anbo.1998.0832
- Heuvelink E., M.J. Bakker, A. Elings, R. Kaarsemaker, and L.F.M. Marcelis 2005, Effect of leaf area on tomato yield. Acta Hort 691:43-50. doi:10.17660/ActaHortic.2005.691.2
- Jo J.S., H.S. Sim, S.B. Jung, Y.H. Moon, W.J. Jo, U.J. Woo, and S.K. Kim 2022, Estimation and validation of the leaf areas of five June-bearing strawberry (*Fragaria × ananassa*) cultivars using non-destructive methods. J Bio-Env Con 31:98-103. doi:10.12791/KSBEC.2022.31.2.098
- Jo W.J., and J.H. Shin 2020, Effect of leaf-area management on tomato plant growth in greenhouses. Hort Environ Biotechnol 61:981-988. doi:10.1007/s13580-020-00283-1
- Jung D.H., Y.Y. Cho, J.G. Lee, and J.E. Son 2016, Estimation of leaf area, leaf fresh weight, and leaf dry weight of Irwin mango grown in greenhouse using leaf length, leaf width, petiole length, and SPAD value. Protected Hort Plant Fac 25:146-152. (in Korean) doi:10.12791/KSBEC.2016.25.3.146
- Keramatlou I., M. Sharifani, H. Sabouri, M. Alizadeh, and B. Kamkar 2015, A simple linear model for leaf area estimation in Persian walnut (*Juglans regia* L.). Sci Hort 184:36-39. doi:10.1016/j.scienta.2014.12.017
- Khan F.A., F.A. Banday, S. Narayan, F.U. Khan, and S.A. Bhat 2016, Use of models as non-destructive method for leaf area estimation in horticultural crops. Int J Appl Sci 4:162-180. doi:10.21013/jas.v4.n1.p19
- Kim S.E., M.Y. Lee, and Y.S. Kim 2013, Characterization of photosynthetic rates by tomato leaf position. Hort Sci Technol 31:146-152. (in Korean) doi:10.7235/hort.2013.12130
- Kläring H.P., and A. Krumbein 2013, The effect of constraining the intensity of solar radiation on the photosynthesis, growth, yield and product quality of tomato. J Agron Crop Sci 199:351-359. doi:10.1111/jac.12018
- Korean Statistical Information Service (KOSIS) 2020, Vegetable production (fruits and vegetables). (in Korean) Available via [https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=101&tblId=D\\_T\\_1ET0027&conn\\_path=I3](https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=101&tblId=D_T_1ET0027&conn_path=I3) Accessed 5 July 2022.
- Küçükönder H., S. Boyacı, and A. Akyüz 2016, A modeling study with an artificial neural network: developing estimation models for the tomato plant leaf area. Turk J Agric For 40: 203-212. doi:10.3906/tar-1408-28
- Kumar M.K., R.S. Kumar, V. Sankar, T. Sakhivel, G. Karunakaran, and P.C. Tripathi 2017, Non-destructive estimation of leaf area of durian (*Durio zibethinus*) – An artificial neural network approach. Sci Hort 219:319-325. doi.org/10.1016/j.scienta.2017.03.028
- Lim J.M., B.S. Kwon, D.Y. Shin, K.H. Hyun, H.J. Kim, S.J. Chung, B.S. Lee, and J.T. Lim 2006, Effects of climatic factors varied due to the type of plastic house, cultural season and locations in the plastic house on the growth of cucumber plants grown in rockwool. Korean J Plant Res 19:218-222. (in Korean)
- Noh H.S., and Y.S. Lee 2020, Determinants of growth variables on smart farm tomato production. Soc Converg Knowl Trans 8:17-25. (in Korean) doi:10.22716/sckt.2020.8.3.016
- Ohashi Y., Y. Ishigami, and E. Goto 2020, Monitoring the growth and yield of fruit vegetables in a greenhouse using a three-dimensional scanner. Sensors 20:5270. doi:10.3390/s20185270
- Padrón R.A.R., S.J. Lopes, A. Swarowsky, R.R. Cerquera, C.U. Nogueira, and M. Maffei 2016, Non-destructive models to estimate leaf area on bell pepper crop. Cienc Rural 46: 1938-1944. doi:10.1590/0103-8478cr20151324
- Rouphael Y., G. Colla, S. Fanasca, and F. Karam 2007, Leaf area estimation of sunflower leaves from simple linear measurements. Photosynthetica 45:306-308. doi:10.1007/s11099-007-0051-z
- Rural Development Administration (RDA) 2012, Research analysis criteria. Ed 5, RDA, Suwon, Korea, pp 503-504. (in Korean)
- Rural Development Administration (RDA) 2017, Tomato. RDA, Wanju, Korea, pp 85. (in Korean)
- Salazar J.C.S., L.M. Melgarejo, E.H.D. Bautista, J.A. Di Rienzo, and F. Casanoves 2018, Non-destructive estimation of the leaf weight and leaf area in cacao (*Theobroma cacao* L.). Sci Hort 229:19-24. doi:10.1016/j.scienta.2017.10.034
- Schwarz D., and H.P. Kläring 2001, Allometry to estimate leaf area of tomato. J Plant Nutr 24:1291-1309. doi:10.1081/PLN-100106982
- Seo B.S., Y.H. Park, D.N. Jeong, S.W. Seo, C.W. Kim, and J.H. Lee 2015, Development of estimating method of leaf area for non-destructive diagnosis of growth and development of tomato plants. J Agric Sci Technol 51:11-14. (in Korean) doi:10.29335/tals.2015.51.11
- Shin Y.S. 2019, Global tomato production and trade trends. Korea Rural Economic Institute (KREI), Naju, Korea, pp 61-76. (in Korean)
- Stradiot P., and P. Battistel 2003, Improved plant management with localised crop heating and advice on distance in the Mediterranean climate. Acta Hort 614:461-467. doi:10.17660/ActaHortic.2003.614.69
- Wi S.H., K.H. Yeo, H.S. Choi, I. Yu, J.H. Lee, and H.J. Lee 2021, Effects of low air temperature and light intensity on yield and quality of tomato at the early growth stage. J Bio-Env Con 30:448-454. (in Korean) doi:10.12791/KSBEC.2021.30.4.448