

RESEARCH ARTICLE

## YOLO 모델을 활용한 이미지 기반 계란 단축 길이 측정

이태길<sup>1</sup>, 정우식<sup>1</sup>, 최지원<sup>2</sup>, 조수빈<sup>2</sup>, 박창혁<sup>2</sup>, 송대빈<sup>1,3\*</sup>, 김건우<sup>1,2,3\*</sup>

<sup>1</sup>경상국립대학교 생물산업기계공학과

<sup>2</sup>경상국립대학교 바이오시스템공학과

<sup>3</sup>경상국립대학교 농업과학연구소

## Image-Based Measurement of Egg Minor Axis Length Using YOLO models

Taegil Lee<sup>1</sup>, Woosik Jeong<sup>1</sup>, Jiwon Choi<sup>2</sup>, Soo been Cho<sup>2</sup>, Changhyeok Park<sup>2</sup>, Dae-Bin Song<sup>1,3\*</sup>, Geonwoo Kim<sup>1,3\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Bio-industrial Machinery Engineering, Gyeongsang National University, Jinju, Republic of Korea

<sup>2</sup>Department of Bio-systems Engineering, GyeongSang National University, Jinju, Republic of Korea

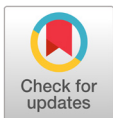
<sup>3</sup>Institute of Agriculture and Life Science, GyeongSang National University, Jinju, Republic of Korea

\*Corresponding author: [dbsong@gnu.ac.kr](mailto:dbsong@gnu.ac.kr), [geonwookim@gnu.ac.kr](mailto:geonwookim@gnu.ac.kr)

### Abstract

Because eggs are highly susceptible to quality deterioration during distribution and storage, maintaining their freshness and safety is a critical factor for the distribution process. Recently, a method for evaluating egg freshness based on measuring ultrasonic velocity has been studied for full inspections, and there is a growing need for rapid measurement technology to determine egg size for accurate ultrasonic velocity calculation. Therefore, this study developed a YOLO-based model capable of measuring the minor axis of eggs, suitable for application in rapid inspection systems. The developed model can recognize eggs in real time and convert the detected pixel information into the actual minor axis values. Additionally, user-friendly software was created to enable real-time visualization and minor axis values. The proposed system can accurately measure the minor axis in under 0.5 seconds, making it well-suited for rapid image acquisition. Ultimately, the developed system is expected to improve the accuracy and efficiency of egg grading, and contribute to the advancement of non-destructive food quality evaluation technologies.

**Keywords:** YOLO, Evaluation of egg grade, Non-destructive evaluation, RGB imaging



### OPEN ACCESS

Journal of Agricultural Machinery Engineering  
5(2):47-57

DOI: <https://doi.org/10.12972/jame.2025.5.2.1>

Received: May 07, 2025

Revised: May 28, 2025

Accepted: June 02, 2025

Copyright: © 2025 Korean Society for Agricultural Machinery



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

계란은 완전식품으로서 양질의 단백질과 비타민 A, B, D, E, K 등 풍부한 영양소를 갖고 있다(Kim, 2016, Shih-Yu Chen, 2023). 또한, 손쉽게 구매하고 요리할 수 있으며 가격이 저렴한 장점을 지니고 있다(KREI, 2023). 이로 인해, 전세계의 계란 수요는 2023년 기준 1432억 9천만 달러로 평가되었으며, 2032년까지 2228억 6천만 달러로 성장할 것으로 예상된다(Lee et al., 2024, Jirayut Hansot, 2025, Rondoni et al., 2020). 그러나, 계란과 같은 신선식품은 세척 후 일시 보관, 운송 및 판매과정에서의 온도 조건과 저장 기간에 따라 신선도의 차이가 발생하며 품질 저하에 취약한 특성을 보인다(Cardello and Schutz, 2003, FJ et al., 2023, Grashorn et al., 2016). 이로 인해 소비자의 품질 및 안전성에 대한 요구가 증가하고 있으며, 계란의 체계적인 관리 필요성도 함께 강조되고 있다(Kim1 et al., 2016, Röhr et al., 2005).

이러한 품질 관리 필요성을 충족시키기 위해 2003년 이후 국내에서는 소비자에게 품질 정보를 제공하기 위해 계란 등급 판정제도가 시행되고 있으며, 이는 전체 계란 생산량의 약 7.5%만을 발취하여 품질등급을 평가하는 방식으로 이루어진다(Ministry of Agriculture, 2020). 계란의 품질등급을 평가하는 방식은 3가지의 방식을 사용하여 평가된다. 첫 번째로는 계란 껍데기의 균열, 색상과 얼룩, 질감 등을 평가하는 외관판정, 두 번째로는 계란 내부를 빛으로 비춰 기실의 크기와 위치, 노른자의 형태와 움직임 등을 평가하는 투과판정 그리고 마지막으로 계란을 직접 깨서 노른자와 흰자의 상태 및 Haugh Unit (HU) 등을 평가하는 방식인 할란판정의 세가지 검사로 평가된다(Ministry of Agriculture, 2025).

앞서 언급한 세 가지 평가 방법 중 할란판정은 계란의 손상 및 손실을 초래할 수 있으므로, 계란을 파괴하지 않고 평가할 수 있는 비파괴평가방식이 주목받고 있다(Aboonajmi and Faridi, 2016, El-Mesery et al., 2019, Xu et al., 2024, Atwa et al., 2024). 농축산 분야의 비파괴 평가에서는 초분광 이미징, 자기공명영상(MRI), 소프트 X-레이, X-레이 컴퓨터 단층촬영(CT), 열화상, 초음파 영상 등 다양한 기술이 품질 평가에 활용되고 있다(Ahmed et al., 2017).

이 중 초음파 기술은 다른 기술들에 비해 비용이 저렴하고, 시료 내부 깊은 곳까지 신호를 전달할 수 있으며, 반사 신호 분석을 통해 시료의 결함이나 물성 정보를 효과적으로 분석할 수 있다(Karthikeyan et al., 2022). 반사 신호란, 입사된 초음파가 내부에서 반사되어 다시 초음파 탐촉자에 도달했을 때의 압전효과에 의해 변환된 전기 신호를 의미한다. 계란 신선도 평가에 필요한 반사 신호를 분석하기 위해서는 초음파의 상호작용적 특성과 초음파 속도의 정밀한 측정이 필수적이다(Lu et al., 2015). 초음파 속도는 시료의 길이를 왕복 거리로 보고, 반사신호의 도달 시간을 기준으로 계산된다(Awad et al., 2012).

초음파 기술은 비교적 저렴한 비용, 시료 내부 깊은 영역까지 초음파 신호가 도달 가능한 투과성, 그리고 반사 신호를 이용한 내부 물성 분석 능력 등의 특성으로 인해, 계란 신선도 평가에 초음파 기술이 적용되고 있다(Aboonajmi et al., 2014, Rho and Cho, 2024, Gallo et al., 2018). 초음파 기술을 이용한 계란 품질 평가 사례 중 하나로, 계란의 신선도 평가를 위한 초음파 변환기 설계에 관한 선행 연구가 수행된 바 있다. 해당 변환기는 초음파를 효과적으로 전달하기 위해 계란의 곡면에 밀착될 수 있도록 설계되었으며, 전면 정합층을 갖춘 구조로 개발되었다(Rho et al., 2023).

기존의 초음파 변환기는 반사 시간 측정만 가능하고, 계란의 길이를 측정하는 기능은 갖추고 있지 않다. 그러나 초음파 속도를 정밀하게 계산하려면, 반사 시간뿐만 아니라 계란의 길이 정보도 함께 확보되어야 한다. 따라서, 계란의 길이를 초음파 검사와 동시에 측정할 수 있는 방법이 필요하다. 만일, 계란의 장축 방향을 기준으로 초음파 검사를 수행할 경우, 내부 기공의 위치나 크기에 따라 반사 신호의 해석에 불확실성이 발생할 수 있어, 실제 검사에서는 단축 방향을 기준으로 한 초음파 검사가 더 적합한 것으로 판단하였다. 계란 단축 길이 측정을 위한 방법에는 레이저 거리 센서를 이용한 길이 측정 방법, Time-of-Flight(ToF) 카메라를 통한 길이 측정, 구조기반 3D 스캐닝을 통한 길이 측정 방법, 이미지 기반 객체 탐지 기술 등이 존재한다(Pham and Suh, 2017). 이 중 이미지 기반 객체 탐지 기술은 자율 주행 자동차, 지능형 감시 시스템 등 실제 응용 분야에서 핵심 기술로 사용되며, 환경 변화나 배경에 유연하게 대응이 가능하고 정확한 위치 및 크기를 제공한다는 장점이 존재한다(Zhao et al., 2015).

또한, 이미지 기반 객체 탐지에 사용되는 대표적인 모델에는 Region-based Convolutional Neural Network(R-CNN), You Only Look Once(YOLO), Single Shot MultiBox Detector(SSD), RetinaNet 등이 활용되고 있다(Jiao et al., 2019). 그 중, YOLO는 단일 신경망 패스를 통해 객체의 위치와 분류를 동시에 수행함으로써 빠른 속도와 높은 정확도를 달성할 수 있다(Redmon et al., 2016). YOLO 모델은 이미지를 셀 격자로 나눈 뒤, 각 셀에서 객체의 위치, 크기, 신뢰도 및 클래스 확률을 예측한다. 이후 신뢰도와 클래스 확률을 종합해 점수를 계산하고, 중복 탐지를 줄이기 위해 비최대 억제를 적용하여 최종 탐지 결과를 도출한다(Badgujar et al., 2024). YOLO 모델 중 YOLOv5는 계란 단축 길이 측정에 적합한 실시간 처리 능력과 경량화된 구조를 갖추고 있으며, YOLOv8 모델은 소형 객체 탐지에 특화된 구조로 정밀한 측정이 가능하다(Hussain, 2024).

따라서, 본 연구에서는 이미지 기반 객체 탐지를 위해 RGB 카메라를 사용해 이미지 데이터를 확보하였다. 또한, 기존 할판판정 기반 등급제의 한계를 개선하기 위해 초음파 기술에 YOLOv5 및 YOLOv8 모델을 활용하여 비파괴적으로 계란의 단축 길이를 실시간으로 측정할 수 있는 모델과 GUI 기반 소프트웨어를 개발하였다. 이러한 단축 길이 측정 결과는, 초음파 속도 측정에서 필요한 계란의 단축 길이를 실시간으로 제공함으로써, 초음파의 전파 시간을 기반으로 내부 음속을 자동 계산하는 데 활용될 수 있다. 이는 향후 초음파 기반 계란 내부 품질 평가 시스템과 직접적으로 연계될 수 있으며, 궁극적으로 외부 형상 정보와 내부 특성 정보를 통합 분석하는 진단 시스템으로 확장 가능성을 내포하고 있다.

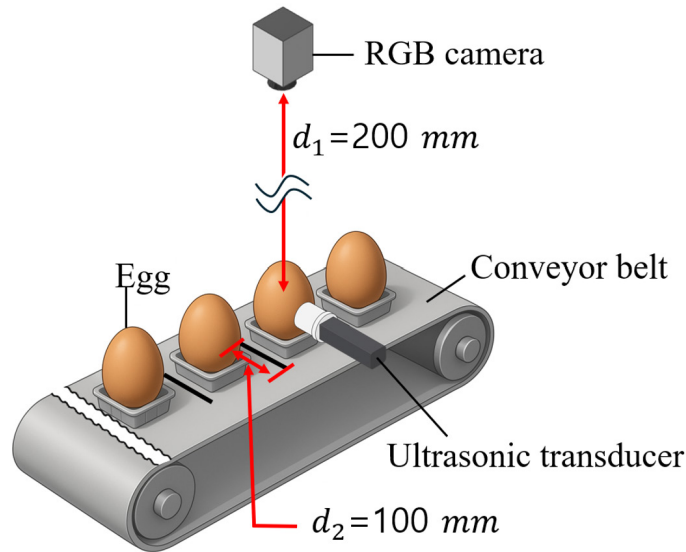
## Materials and Methods

### 1. 실험 설정

본 연구에서는 계란의 단축의 길이를 측정하기 위해 왕란 15 개, 특란 15 개, 대란 15 개, 중란 15 개, 소란 15 개 총 75 개의 계란 데이터를 수집하였다.

데이터 수집 시 계란의 RGB 카메라(MV-CA050-20UC, Hikvision, China)가 사용되었으며, 해상도는 2592×2048, 22.7 fps의 프레임 속도를 사용하였다. 데이터 수집을 위하여 카메라를 대상과  $d_1=200$  mm 거리를 두고 촬영을 진행하였으며, 기준 선( $d_2=100$  mm)과 계란을 동시에 촬영하였다. 이는 계란 단축의 최대길이가  $d_2$ 를 넘지 않으며, 만약  $d_2$ 를 초과한다 하더라도, 인식된 기준 선의 픽셀 값을 기준으로 계산할 수 있기 때문이다(Abanikannda et al., 2007). 또한, 예측한 값과 실제 값의 오차가 얼마나 나는 지 비교하기 위해 디지털 캘리퍼스(500-181-30 CD-15APX, Mitutoyo, Japan)를 사용하여 실제 값 측정을 수행하였다.

객체 탐지 기반 YOLO 모델링을 위하여, 모델 학습 이전에 이미지별 라벨링을 수행하였다. 라벨링은 Roboflow Annotate를 사용하여 이노테이션을 수행하였다. Bounding Box는 직접 회전이 가능한 Bounding Box를 지정하였다. 계란은 클래스 0, 기준 선은 클래스 1로 라벨링 하였으며, 각 객체는 중심 좌표(x, y), 폭(width), 높이(height), 회전 각도( $\theta$ )로 구성된 포맷으로 저장하였다. Fig. 1은 본 연구에서 사용된 계란과 RGB 카메라 실험 개념도이다.



**Fig. 1.** Egg image acquisition and experiment components

## 2. 모델 개발

수집된 계란의 이미지는 train set 70 %( $n=55$ ), validation set 15 %( $n=10$ ), test set 15 %( $n=10$ ) 비율로 분할하였다. YOLO 모델에서는 입력 이미지의 크기가 탐지 성능과 속도에 큰 영향을 미친다(Hao et al., 2023). 두 모델은  $640 \times 640$  픽셀이 기본값이며, 다양한 실험 결과를 통해 객체 탐지 정확도를 유지하면서도 실시간 추론이 가능한 범위에서 최적의 크기로 평가되었다(Yimin Ye, 2025). 따라서 본 연구에서도 상기의 설정 값을 적용하였다.

계란 크기 측정 데이터셋은 다양한 크기가 포함되어 있어 충분한 학습 epoch 설정이 필요하다. 모델 학습은 최대 100 epoch 동안 수행시켰으며, 10 epoch 동안 Mean Average Precision(mAP) 개선이 없는 경우 조기 종료되도록 설정하였다. mAP는 전체 객체 클래스에 대해 개별 평균 정밀도(Average Precision, AP) 값의 평균을 산출하여 하나의 단일 성능 지표로 모델의 전반적인 객체 검출 정확도를 나타내는 값이다(Padilla et al., 2020).

## 3. 성능평가

본 연구에서는 계란의 크기를 측정하기 위해 활용한 YOLOv5 모델과 YOLOv8 모델을 비교하는 평가지표로 추론 속도, 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE), 평균 제곱근 오차(Root Mean Squared Error, RMSE), 결정계수( $R^2$  Score), 상대오차(Relative Error, RE)를 사용하였다. MAE, RMSE,  $R^2$  Score, RE는 식 (1), (2), (3), (4)를 통해 도출되었다.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

$$R^2 \text{ Score} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

$$RE = \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100 \quad (4)$$

여기서,  $y_i$ 는 실제 계란의 단축 길이,  $\hat{y}_i$ 는 예측된 계란의 단축 길이,  $\bar{y}$ 는 실제 계란의 단축 길이들의 평균을 의미한다.

MAE는 측정 값과 실제 값 차이의 절댓값 평균이며, 평균적으로 실제 값과 측정 값이 얼마나 차이 나는지를 보여주는 지표이며 값이 더 작을수록 모델이 더 정확한 평가를 했다고 볼 수 있다. RMSE는 오차의 제곱 평균에 제곱근을 씌운 값으로, 상대적으로 오차에 더 민감하게 반응하는 지표이다. 그리고  $R^2$  Score는 종속 변수의 변동성 중 독립 변수로 설명 가능한 정도를 수치화한 지표로, 그 값이 1에 가까울수록 예측 값이 실제 값을 더 잘 설명하고 있음을 의미한다(Bhoi et al., 2025). 계란 길이 수치 값을 예측하는 회귀 모델에서는 예측 오차의 크기가 모델의 성능과 신뢰도에 영향을 미치기 때문에(Cawley and Talbot, 2010) 오차 크기가 얼마나 되는지 고려할 필요가 있다. 따라서 MAE를 통해 평균적으로 오차가 얼마나 발생했는지 확인하고, RMSE를 통해 큰 오차에 얼마나 민감하게 반응했는지 알기 위해 두 평가 지표를 같이 사용하였다. 또한 모델이 전체 데이터의 변동성을 얼마나 잘 나타냈는지 확인하기 위해  $R^2$  Score도 평가하였다. RE는 예측 절대 오차를 실제 반응 변수의 크기로 나눈 값으로써, 예측 오차가 값의 크기에 비례하여 얼마나 의미 있는 지 판단할 수 있도록 도와주는 지표이다(Park and Stefanski, 1998).

#### 4. 계란 크기 측정 및 시각화

훈련된 YOLO 모델을 사용하여 test set를 대상으로 예측을 수행한 후, 예측된 객체를 바탕으로 계란의 크기를 측정하는 과정을 진행하였다. 또한, YOLO가 탐지한 자의 픽셀 길이를 바탕으로 단위 길이 당 픽셀 수에 대한 변환 비율(mm/pixel)을 계산하였다. 식 (5)는 한 픽셀 당 변환되는 변환비율을 구하는 식이다.

$$r = \frac{L}{P} \quad (5)$$

여기서,  $L$ 은 기준 선의 실제 길이이고,  $P$ 는 기준 선의 픽셀 수,  $r$ 은 픽셀 당 실제 길이를 의미한다. 변환비율을 구한 후 YOLO가 탐지한 계란의 크기를 픽셀 단위에서 밀리미터(mm) 단위로 변환하여 출력하였다. 예측 결과를 시각화하기 위해 OpenCV와 Matplotlib을 활용하였다. YOLO가 탐지한 계란과 자의 Bounding Box 및 크기 정보가 포함되었으며, Fig. 2과 같이 이를 통해 계란 크기 측정결과를 직관적으로 확인할 수 있었다.

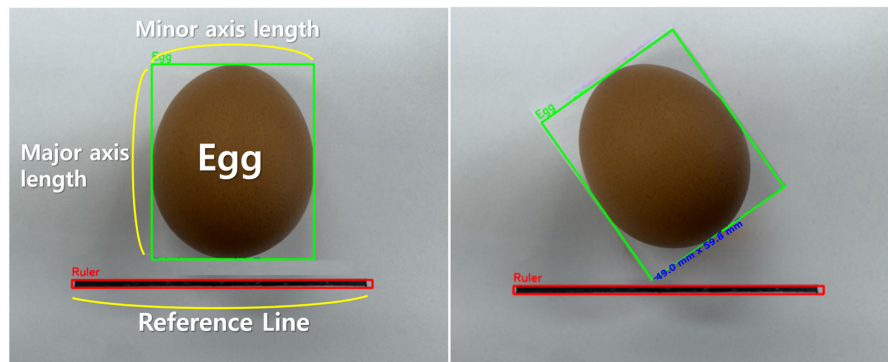


Fig. 2. Visualization of Egg Pixel Value Analysis and Estimation of Actual Egg Length

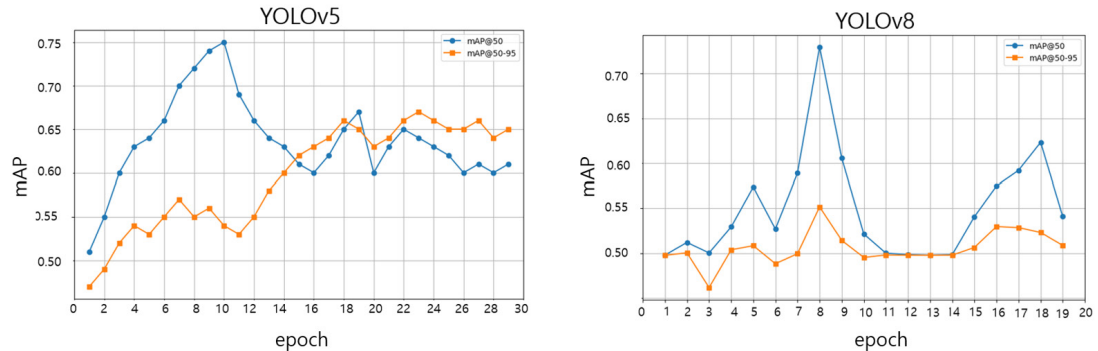
#### 5. GUI 기반 소프트웨어

본 연구는 Tkinter와 OpenCV를 활용하여 계란 이미지 데이터 기반 실시간 계란 단축 길이를 측정하는 GUI 기반 소프트웨어를 개발하였다. Tkinter는 Python의 라이브러리로 포함되어 있으며, 다양한 운영체제에서 간편하게 GUI 프로그래밍을 할 수 있다(Lundh, 1999). Tkinter를 통해 GUI 구조를 구축하였고, OpenCV 라이브러리를 활용하여 계란 이미지 데이터를 실시간으로 읽어올 수 있도록 하였다.

## Results and Discussion

### 1. 모델 성능 비교

YOLOv5 모델 학습 그래프 분석 결과, 30 epoch에서 학습이 종료되었고, 20 epoch 이후에는 mAP 값의 변동이 적어지고 추가적인 성능 개선이 거의 발생하지 않는 패턴을 보였다. YOLOv8 모델 학습 그래프의 경우에는, 20 epoch에서 학습이 종료되었다. 그리고 10 epoch 이후에는 mAP 값의 변동이 적어지고 추가적인 성능 개선이 거의 발생하지 않는 패턴을 보였다. Fig. 3은 두 모델의 성능 비교 그래프이다.



**Fig. 3.** mAP (mAP@0.5, mAP@0.5:0.95) Variation Graphs During the Training Process of YOLOv5 and YOLOv8 Models

학습 완료 후 test set을 이용하여 두 모델의 성능을 평가한 결과, 두 모델의 추론 속도가 두 모델 모두 0.5 초 미만으로 측정되어 유사한 수준을 보였다. Table 1은 YOLOv5 모델과 YOLOv8 모델의 MAE, RMSE,  $R^2$  Score를 평가한 결과이다. YOLOv5 모델은  $R^2$  Score=0.995, MAE=0.340, RMSE=0.361의 성능을 나타내었으며, YOLOv8 모델은  $R^2$  Score=0.995, MAE=0.330, RMSE=0.345의 성능을 나타내었다. 분석 결과,  $R^2$  Score 값은 동일하지만 MAE와 RMSE에서 YOLOv8의 성능이 더 높다고 평가되었다. 따라서 계란 단축 길이의 정확한 측정을 위해 최종적으로 YOLOv8 모델을 사용하였다.

**Table 1.** Evaluation Metrics and Values using YOLOv5 and YOLOv8

| Evaluation Metrics | YOLOv5   | YOLOv8   |
|--------------------|----------|----------|
| $R^2$ Score        | 0.995    | 0.995    |
| MAE                | 0.340 mm | 0.330 mm |
| RMSE               | 0.361 mm | 0.345 mm |

### 2. 계란 단축 길이 측정 결과

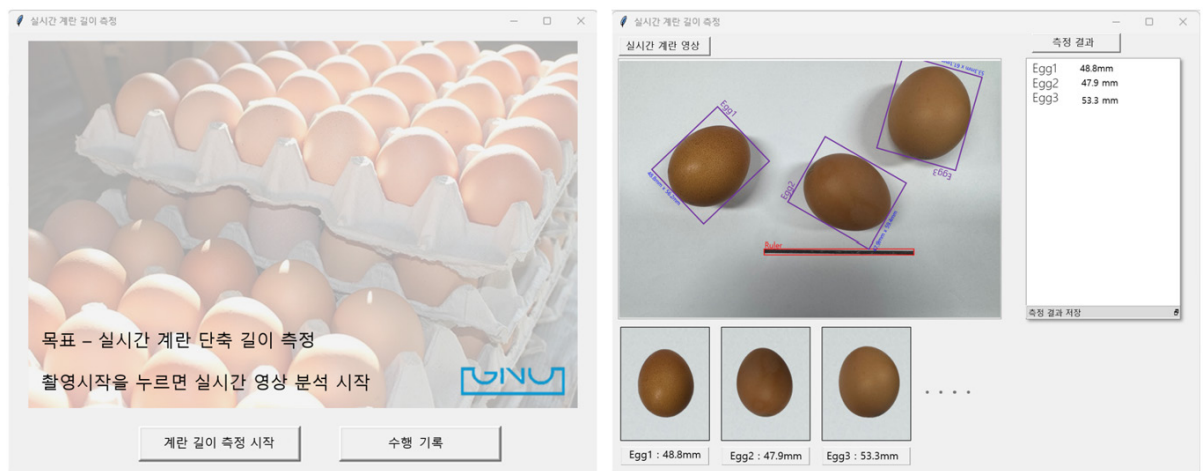
아래의 Table 2은 YOLOv8을 통해 개발된 모델을 사용하여 테스트 데이터의 실측 값, 예측 값, 오차, RE를 나타낸 표이다. YOLOv8 모델 분석결과, 모델이 기준 선을 인식하는 과정에서 실제보다 크기를 크게 인식하여  $\pm 0.5$  mm 이내인 미세한 오차가 발생하였다. 이로 인해 예측 값이 대부분 실측 값보다 작게 나오는 결과를 보였다. 하지만 개발된 두 모델은 모든 계란의 크기를 0.5초 이내에 정확하게 인식하였고 RE는 모두 1% 미만인 등 매우 정밀한 측정의 가능성을 시사하였다.

**Table 2.** Measured values, predicted values, errors, and relative errors of the test data using YOLOv8.

| Data      | True Value (mm) | Measured Value (mm) | Error (mm) | Relative Error (%) |
|-----------|-----------------|---------------------|------------|--------------------|
| sample1   | 54.5            | 54.1                | -0.4       | 0.73               |
| sample 2  | 53.6            | 53.1                | -0.5       | 0.93               |
| sample 3  | 49.3            | 49.0                | -0.3       | 0.61               |
| sample 4  | 48.2            | 48.4                | +0.2       | 0.41               |
| sample 5  | 45.3            | 44.9                | -0.4       | 0.88               |
| sample 6  | 47.4            | 47.0                | -0.4       | 0.84               |
| sample 7  | 43.5            | 43.2                | -0.3       | 0.69               |
| sample 8  | 42.6            | 42.8                | +0.2       | 0.47               |
| sample 9  | 41.9            | 41.7                | -0.2       | 0.48               |
| sample 10 | 39.2            | 38.9                | -0.3       | 0.77               |

### 3. GUI 기반 소프트웨어 개발

본 연구에서는 개발된 모델을 바탕으로 실시간 영상 분석을 통한 계란 단축 길이 측정 AI 시스템을 개발하였다(Fig. 4). 개발된 시스템은 계란의 크기를 따로 측정할 필요 없이 고속 전수 검사 시스템을 사용하는 과정에서 실시간으로 측정 가능하도록 설계하였다. 첫 화면에는 계란 길이 측정을 시작하거나 지난 수행기록을 확인할 수 있다. 계란 길이 측정 시 영상 또는 이미지를 입력하면 탐지된 계란의 모습과 단축의 길이를 알 수 있으며 측정결과를 저장할 수 있다. 또한, 실시간으로 측정결과를 확인할 수 있는 인터페이스를 통해 측정결과를 확인할 수 있고, 텍스트 형식으로 저장할 수 있도록 설계하였다.

**Fig. 4.** Processing flow chart of GUI programs and GUI interface screen

## Discussion

본 연구에서는 YOLOv5 모델과 YOLOv8 모델을 활용하여 계란의 단축의 길이를 측정하는 모델을 개발하여 최종 모델을 선정하고, 이를 바탕으로 계란 단축의 길이를 실시간 영상 분석할 수 있는 AI 시스템을 개발하였다. 개발된 모델은 계란의 단축 길이를 0.5초 이내에 신속하게 측정할 수 있어, 초음파 검사 시 요구되는 길이 정보를 실시간으로 제공할 수 있다. 이를 통해 초음파 신호의 도달 시간에 기반한 내부 음속 계산을 자동화할 수 있으며, 결과적으로 해당 시스템은 계란 내부

품질 평가를 위한 초음파 기반 진단 시스템과 연계하여 활용될 수 있다. 나아가, 본 시스템은 외부 형상 측정과 내부 품질 분석을 통합한 지능형 검사 플랫폼으로의 확장이 가능하며, 산업 현장에서의 실시간 품질 관리 및 자동화 검사 시스템에 적용하기에 적합한 응용 가능성을 시사한다. 또한, 오차범위  $\pm 0.5(\text{mm})$  안에서 모든 계란의 크기를 기준 선을 기준으로 어느 위치에 있어도 정확하게 인식할 수 있었으며, 0.995의 높은  $R^2$  Score 값은 측정 값과 실제 값이 높은 상관관계를 가지는 것을 보여준다. 개발된 모델은 이후 초음파 기반의 계란 신선도 평가 시스템과 연계하여 비파괴검사에 기여할 수 있을 것으로 예상된다.

또한, YOLO 모델을 사용하여 계란을 탐지하기에 앞서, 계란과 기준 선 객체를 제외한 배경을 제거하는 이진 분류 과정을 선행한다면, YOLO 모델의 객체 탐지 정확도를 향상시킬 수 있다고 판단된다. 그러나 이진 분류 후 YOLO 모델을 적용하는 방식은 탐지 정확도 측면에서는 유리할 수 있으나, 약 1초 이내에 수십 개의 계란 단축 길이를 처리해야 하는 고속 전수 검사 환경에는 적합하지 않을 가능성이 존재한다. 따라서 짧은 시간 내에 YOLO 모델의 탐지 정확도를 효과적으로 향상시킬 수 있는 경량화 및 구조 최적화 방안이 필요하다.

모델 구조적 접근 외에도 측정 과정 자체에서 발생하는 오류 역시 계란 길이 측정 정확도에 영향을 주는 중요한 요소로 확인되었다. 본 연구의 진행 과정 중 계란의 길이가 실제 값보다 측정 값이 낮게 측정되는 경향을 보였다. 이는 기준 선을 인식한 Bounding Box가 실제 자보다 크게 인식이 되었기 때문으로 판단된다. 이에 따라, 기준 선을 탐지하는 과정에서 Bounding Box와 기준 선의 경계 사이의 격차를 제거하여 픽셀 수 인식 문제를 보완한다면 보다 정밀한 계란 단축의 길이를 측정할 수 있다.

그리고 본 연구에서는 계란과 RGB 카메라 간의 거리를 200 mm로 설정하였다. 카메라와 객체의 거리가 더 멀어질 경우, 화면 내 기준 선이 차지하는 픽셀 수가 감소하게 되며, 이에 따라 계란의 단축 길이를 나타내는 픽셀 수 역시 줄어들어 길이 측정의 정확도가 저하될 수 있다. 반대로 카메라를 더 가까이 배치할 경우, 기준 선과 계란이 화면에서 차지하는 비율이 커지고 더 많은 픽셀 수로 표현되기 때문에 보다 정밀한 측정이 가능해진다. 그러나 카메라가 지나치게 가까우면 한 화면에서 동시에 측정할 수 있는 계란의 수가 제한되는 한계가 발생한다. 본 시스템은 고속 전수검사를 목적으로 설계되었기 때문에 한 번에 더 많은 계란을 정확하게 측정할 수 있는 환경이 유리하다. 따라서 계란 단축 길이의 측정 정확도가 유의미하게 감소하지 않는 범위 내에서, 가능한 많은 계란을 동시에 인식할 수 있는 최적의 촬영 거리를 설정하는 과정이 필요하다.

## Conclusion

본 연구는 계란 신선도 평가를 위한 초음파 변환기 제작 과정에서 필요한 계란의 단축을 측정하는 모델을 만들기 위하여 수행되었다. 100 mm 길이의 기준 선과 계란을 동시에 촬영하여 데이터를 확보하고 계란을 0, 기준 선을 1로 설정하여 라벨링 하였다. 그리고 YOLOv5 모델과 YOLOv8 모델을 사용하여 계란과 기준 선을 탐지하고 자의 픽셀 값을 계산하여 계란 단축의 실제 길이를 알 수 있었다. 최종적으로 두 모델 모두 계란이 어느 위치에 있어도 0.5초 이내에 오차범위  $\pm 0.5(\text{mm})$  내에서 모든 계란의 단축 길이를 인식하였다. 또한 두 모델 모두 RE가 1% 미만으로 나타났다. YOLOv5 모델과 YOLOv8 모델은  $R^2$  Score는 두 모델 모두 동일하였고, MAE와 RMSE를 비교한 결과 YOLOv8 모델이 더 성능이 우수하다고 평가되었다. 따라서 최종 모델은 YOLOv8 모델로 선정하였다.

YOLO 모델을 활용한 객체 탐지 정확도를 향상시키기 위해, 계란과 기준 선 외의 배경을 제거하는 이진 분류 과정을 선행하는 방안이 고려될 수 있다. 이 방법은 정확도 측면에서 유리하였으나, 약 1초 이내에 수십 개의 계란을 처리해야 하는 고속 전수검사 환경에는 적합하지 않을 가능성이 있다. 따라서 탐지 속도 저하 없이 정확도를 높일 수 있는 YOLO 모델의 경량화 및 구조 최적화가 요구된다.

또한, 계측 과정 자체에서 발생하는 오류 역시 측정 정확도에 영향을 미치는 요인으로 확인되었다. 본 연구에서는 계란의 길이가 실제 값보다 작게 측정되는 경향이 나타났으며, 이는 기준 선의 Bounding Box가 실제보다 크게 인식되었기 때문으로 판단된다. Bounding Box와 실제 기준 선 사이의 격차를 제거한다면 보다 정밀한 길이 측정이 가능할 것이다.

아울러, 본 연구에서는 카메라와 계란 간 거리를 200 mm로 설정하였으며, 이 거리에 따라 기준 선 및 계란의 픽셀 수가 변동되어 측정 정밀도에 영향을 미친다. 카메라가 너무 가까우면 한 화면에 포함 가능한 계란 수가 제한되고, 너무 멀면 정확도가 저하된다. 이에 따라, 측정 정확도가 유의미하게 감소하지 않으면서도 최대한 많은 계란을 인식할 수 있는 최적의 촬영 거리 설정이 필요하다.

향후 연구에서는 탐지 속도와 정확도 간의 균형을 고려한 모델 개발과 함께, 촬영 거리의 최적화가 병행되어야 한다. 이를 통해 기존 할란 검사의 한계를 극복한 고속 전수검사 기반의 비파괴적인 계란 신선도 측정 기술에 효과적으로 적용될 수 있을 것이다.

## Acknowledgements

이 연구는 2024년도 경상국립대학교 연구년제 연구교수 연구지원비에 의하여 수행되었습니다.

## References

- Abanikanna O., Olutogun O., Leigh A., Ajayi L. 2007. Statistical modeling of egg weight and egg dimensions in commercial layers. *International Journal of Poultry Science* 6:59–63.
- Aboonajmi M, Setarehdan S, Akram A, Nishizu T, Kondo N. 2014. Prediction of poultry egg freshness using ultrasound. *International Journal of Food Properties* 17:1889–1899.
- Aboonajmi M., Faridi H. 2016. Nondestructive quality assessment of agro-food products. *Proceedings of the 3rd Iranian International NDT Conference*:1–9.
- Ahmed M. R., Yasmin J., Lee W.-H., Mo C., Cho B.-K. 2017. Imaging technologies for nondestructive measurement of internal properties of agricultural products: A review. *Journal of Biosystems Engineering* 42:199–216.
- Atwa E M, Xu S, Rashwan A K, Abdelshafy A M, Elmasry G, Al-rejaie S, Xu H, Lin H, Pan J. 2024. Advances in emerging non-destructive technologies for detecting raw egg freshness: A comprehensive review. *Foods* 13:3563.
- Awad, T., Moharram, H., Shaltout, O., Asker, D. & YOUSSEF, M. 2012. Applications of ultrasound in analysis, processing and quality control of food: A review. *Food research international*, 48, 410-427.
- Badgujar C. M., Poulouse A., Gan H. 2024. Agricultural object detection with You Only Look Once (YOLO) Algorithm: A bibliometric and systematic literature review. *Computers and Electronics in Agriculture* 223:109090.
- Bhoi, M., Padhy, N. & PANIGRAHI, R. Enhancing Student Grade Prediction Using Hybrid Stacking and Blending Regression Models. 2025 International Conference on Emerging Systems and Intelligent Computing (ESIC), 2025. IEEE, 374-379.
- Cardello A. V., Schutz H. G. 2003. The concept of food freshness: Uncovering its meaning and importance to consumers. ACS Publications.
- Cawley G. C., Talbot N. L. 2010. On over-fitting in model selection and subsequent selection bias in performance evaluation. *The Journal of Machine Learning Research* 11:2079–2107.

- Chen S.-H. H., Ko C.-Y., Hsu K.-H. 2023. Real-time defect and freshness inspection on chicken eggs using hyperspectral imaging. *Food Control* 150:109716.
- El-Mesery H. S., Mao H., Abomohra A. E.-F. 2019. Applications of non-destructive technologies for agricultural and food products quality inspection. *Sensors* 19:846.
- Fj, T., U, S. & YM, S. 2023. Effect of Cold Chain on Chicken Egg Quality in a Simulated Post Washing Processing and Consumer Storage Model. *Brazilian Journal of Poultry Science*, 25, eRBCA-2021-1598.
- Gallo M, Ferrara L, Naviglio D. 2018. Application of ultrasound in food science and technology: A perspective. *Foods* 7:164.
- Grashorn, M., Juergens, A. & BESSEI, W. 2016. Effects of storage conditions on egg quality. *Lohmann Information*, 50, 26-27.
- Hao Y., Pei H., Lyu Y., Yuan Z., Rizzo J.-R., Wang Y., Fang Y. 2023. Understanding the impact of image quality and distance of objects to object detection performance. In: 2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 11436–11442.
- Hussain, M. 2024. Yolov5, yolov8 and yolov10: The go-to detectors for real-time vision. arXiv preprint arXiv:2407.02988.
- Hansot W. W. J., Sangsuwan T., Thong-Un N. 2025. A low-cost autonomous portable poultry egg freshness machine using majority voting-based ensemble machine learning classifiers. *Smart Agricultural Technology* 10:100768.
- Jiao, L., Zhang, F., Liu, F., Yang, S., Li, L., Feng, Z. & QU, R. 2019. A survey of deep learning-based object detection. *IEEE access*, 7, 128837-128868.
- Karthikeyan, A., Tiwari, A., Zhong, Y. & BUKKAPATNAM, S. T. 2022. Explainable AI-infused ultrasonic inspection for internal defect detection.
- Kim D. J., Jeon S. Y., Kim H. W., Won J. S., Lee J. C., Lee K.-W. 2016. Comparison of egg testing devices for internal egg quality measurements. *Korean Journal of Poultry Science* 43:229–233. [in Korean]
- Kim B.-G. H., Lee J.-K., Oh D.-Y., Jeong D.-J., Choi S.-B., Hwang E.-K., Kim S.-J., Lee J.-Y. 2016. Comparison of major components and quality of eggs according to laying hen breeds. *Journal of the Korean Data & Information Science Society* 27:1307–1316. [in Korean]
- KREI (KOREA RURAL ECONOMIC INSTITUTE) 2023. Monthly Egg Market Report, July 2023. [in Korean]
- Lee J.-S., Yoo M.-H., Ki W.-J. H., Heo J.-M., Nam M.-S. 2024. Evaluation of egg productivity and quality in laying hens fed natural and microbial-derived substances. *Korean Journal of Poultry Science* 51:235–243. [in Korean]
- Lu, Y., Tang, H.-y., Fung, S., Boser, B. E. & HORSLEY, D. A. 2015. Pulse-echo ultrasound imaging using an AlN piezoelectric micromachined ultrasonic transducer array with transmit beam-forming. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 25, 179-187.
- Ministry of Agriculture, F.A.R.A. 2020. Egg grading standards (Notification No. 2020-47). Sejong, Republic of Korea: Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs. [in Korean]
- Ministry of Agriculture, F.A.R.A. 2025. Livestock product grading detailed criteria [Notice No. 2025-23]. Sejong, South Korea: Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs.
- Padilla R., Netto S. L., Da Silva E. A. 2020. A survey on performance metrics for object-detection algorithms. In: 2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP). IEEE, 237–242.
- Park H., Stefanski L. 1998. Relative-error prediction. *Statistics & Probability Letters* 40:227–236.

- Pham, D. D. & SUH, Y. S. 2017. Remote length measurement system using a single point laser distance sensor and an inertial measurement unit. *Computer Standards & Interfaces*, 50, 153-159.
- Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. 2016. You only look once: Unified, real-time object detection. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016. 779–788.
- Rho T.-G., Song D.-B., Park D.-S., Cho E., Kim G., Cho B.-K. 2023. Design and fabrication of a surface-adaptive ultrasonic transducer for egg quality evaluation. *Journal of the Korean Society for Nondestructive Testing* 43:367–376. [in Korean]
- Rho T G, Cho B K. 2024. Non-destructive evaluation of physicochemical properties for egg freshness: A review. *Agriculture* 14:2049.
- Röhr A., Lüddécke K., Drusch S., Müller M. J., Alvensleben R. 2005. Food quality and safety—consumer perception and public health concern. *Food Control* 16:649–655.
- Rondoni A., Asioli D., Millan E. 2020. Consumer behaviour, perceptions, and preferences towards eggs: A review of the literature and discussion of industry implications. *Trends in Food Science & Technology* 106:391–401.
- Xu S., Wang H., Liang X., Lu H. 2024. Research progress on methods for improving the stability of non-destructive testing of agricultural product quality. *Foods* 13:3917.
- Ye Y., Li X., Wang X., Su Z., Ding L., Zhang D. 2025. Recognition of small defects in shearography based on improved YOLO network. *Optics & Laser Technology* 184:112524.
- Zhao, Y., Shi, H., Chen, X., Li, X. & WANG, C. An overview of object detection and tracking. *2015 IEEE International Conference on Information and Automation*, 2015. IEEE, 280-286.