

# YOLOv5를 이용한 자동차 부품 위치 추정 및 결함 예측

배현진<sup>1</sup>, 전형주<sup>1</sup>, 조한결<sup>2</sup>, 반상우<sup>1,2,\*</sup>

<sup>1</sup>동국대학교 WISE 캠퍼스 창의융합공학부 전자정보통신공학 전공, <sup>2</sup>대학원 정보통신공학과  
2022212180@dongguk.ac.kr<sup>1</sup>, 2023211905@dongguk.ac.kr<sup>1</sup>, johangyeol@dongguk.ac.kr<sup>2</sup>, swban@dongguk.ac.kr<sup>1,2,\*</sup>

## Object Localization and Defect Prediction of Automotive Components Using YOLO v5

Hyun Jin Bae<sup>1</sup>, Hyeong Ju Jeon<sup>1</sup>, Hangeol Jo<sup>2</sup>, Sang-Woo Ban<sup>1,2,\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Electronics, Information & Communication Engineering, Dongguk University WISE

<sup>2</sup>Department of Information & Communication Engineering, Graduate School, Dongguk University

### 요약

자동차 부품 산업의 품질 검사 공정은 작업자가 육안 검사나 머신비전 시스템으로 품질검사를 진행하고 있는 경우가 여전히 많이 있다. 머신비전 시스템은 정확한 위치에서 영상 데이터를 획득하기 위해 JIG로 부품을 고정하여 영상 데이터를 획득한다. JIG로 고정하여 영상데이터를 획득하기 때문에 특정 부품에 최적화할 수 있는 특성은 있으나, 부품 종류 변경에 적응적이지 못하며 검사 대상 부품의 위치 변위에 제한적인 한계가 있다. 본 연구에서는 부품을 고정하는 JIG를 사용하지 않고 YOLO v5 모델을 활용하여 부품의 위치 추정 및 결함 예측하는 모델을 제안한다. 제안모델은 자동차 스타트 모터 부품 데이터를 사용한 실험에서 상당히 우수한 부품 검출 정확도 성능을 보인다.

### I. 서론

자동차 부품 산업은 제품 품질을 보장하기 위해 머신 비전 시스템을 도입하여 제품 품질과 생산성을 향상시키고 있다. 하지만, 머신 비전 시스템은 극도로 통제된 환경에서 효과적이며, 부품의 정확한 위치를 측정하기 위해 부품 영상 데이터를 획득할 때 JIG로 부품을 고정하여 검사를 진행한다. 또한, 조명과 조도의 변화, 새로운 품종이 나타날 때 작업자가 매개 변수를 수동으로 조정해야 하는 어려움이 있다 [1].

주변 환경 변화 또는 새로운 유형의 불량 발생 시 매개변수를 수정하여 시스템에 적용할 필요가 요구되고, 이 때 품질 검사 공정을 중단하거나 진단 시스템이 부품 품질을 충분히 보장할 때까지 작업자가 상주해야 하는 여러 문제가 있다[2][3]. 머신비전 시스템은 상당한 비용, 검사 시간 증가, 그리고 생산성 저하 등의 문제로 품질 검사의 신뢰성을 저하하는 특성을 보인다.

본 연구에서는 머신 비전 시스템의 단점을 보완하고, 스타트 모터에 대해 카메라 영상을 획득하여 YOLO v5 모델을 활용하여 자동차 부품 위치 추정 및 결함 예측을 수행하는 모델을 제안한다.

### II. 본론

#### 2.1. 제안하는 모델

스타트 모터 부품을 JIG로 고정되지 않은 카메라를 활용하여 영상데이터를 획득한다. 획득한 영상 데이터를 사용하여 부품 위치 추정 및 정상(Normal), 외형결함(Appearance defect), 부위결함(Bush defect) 여부를 예측하는 YOLO v5 모델을 제안한다.

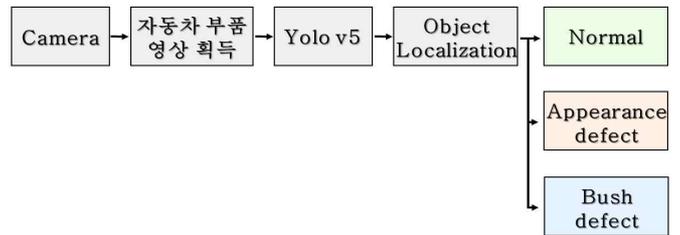


그림 1. 제안모델

#### 2.2. 객체 검출 알고리즘

최근 품질 검사에 딥러닝 기술을 도입하여 품질 분류 및 부품 위치를 예측하는 연구가 많이 진행되고 있다[4][5].

객체 검출 모델은 R-CNN 계열의 two-stage 기법이나 YOLO 계열의 one-stage 기법을 사용하여 객체를 검출한다. 두 기법은 Regional Proposal과 Classification을 순차적 또는 동시에 이루어지는지에 따라 객체 검출 방식에 차이를 보인다[6]. 순차적으로 해결하는 R-CNN 계열은 정확도가 우수하고, 동시에 이루어지는 YOLO 계열은 처리 속도가 빠르다는 장점이 있다.

본 연구에서는 실시간으로 객체를 검출하여, 결함 예측을 하기 위해 처리 속도와 정확도가 우수한 YOLO v5를 사용하였다[7].

#### 2.3. 데이터 전처리

본 연구에 사용된 데이터는 자동차 스타트 모터를 제작하는 경주에 소재하고 있는 M사에서 획득한 부품데이터이다. 스타트 모터는 TSL Gamm a, RSM Theta를 사용하였다. 스타트 모터 부품 2종류의 정상, 외형결함, 부위결함 별로 100장씩 수집하였다. 입력데이터는 640x640 크기의 RGB 영상 데이터를 사용하였다.

스타트 모터의 정상부품은 외관과 부위에 결함이 없는 데이터를 의미하며, 외형결함 부품은 부품의 표면에 찍힘, 긁힘으로 인해 발생한 결함을

의미하며, 부쉬결함 부품은 부품의 베어링에 찍힘이 있거나 부쉬가 없는 형태의 결함을 의미한다. 표 1은 스타트 모터의 부품 예시를 나타내고 있으며, 결함 부위를 빨간 네모박스로 표시하였다.

표 1. 스타트 모터의 부품 예시

TSL Gamma Normal	TSL Gamma Appearance defect	TSL Gamma Bush defect
		
RSM Theta Normal	RSM Theta Appearance defect	RSM Theta Bush defect
		

#### 2.4. 정상, 외형결함, 부쉬결함 검출

학습 데이터는 클래스별로 60장씩 총 360장, 검증 데이터는 클래스별로 20장씩 총 120장, 테스트 데이터는 클래스별로 20장씩 총 120장을 사용하여 실험하였다. 실험은 Windows 11, GPU 3090, Python 3.8, Cuda 11.8, Pytorch 2.1를 활용한 환경에서 수행하였다.

그림 2는 테스트 데이터에 대한 분류 결과이다. 검출 박스 라벨은 객체 클래스명과 해당 객체 예측 확률을 표기한 것이다.



그림 2. 스타트 모터의 Normal, Appearance Defect, Bush Defect 검출 결과

#### 2.5. 모델 성능 평가

제안모델의 성능을 평가하기 위해 객체 식별 정확도(Precision)를 확인하였다. 표2와 표3은 제안모델의 평균 객체 식별 정확도를 나타낸 것이다. 표 2는 TSL Gamma 스타트 모터에 대한 제안모델의 평균 객체 식별 정확도를 나타내며, 0.996으로 우수한 성능을 보이고 있다. 표 3은 RSM Theta 스타트 모터에 대한 제안모델의 평균 객체 식별 정확도를 나타내며, 0.998로 우수한 성능을 보이고 있다.

표 2. TSL Gamma 스타트 모터에 대한 결함 예측 성능 결과

TSL Gamma	평균 객체 식별 정확도
Appearance_defect	0.996
Bush_defect	0.994
Normal	0.997
Total Average	0.996

표 3. RSM Theta 스타트 모터에 대한 결함 예측 성능 결과

RSM Theta	평균 객체 식별 정확도
Appearance_defect	0.996
Bush_defect	0.998
Normal	1
Total Average	0.998

표 4는 테스트 데이터에 대한 제안모델의 결함 예측 성능을 True Positive(TP)와 False Positive(FP)로 나타낸 것이다.

표 4. 제안모델의 테스트 데이터에 대한 결함 예측 성능

		True Positive	False Positive
TSL Gamma	Appearance defect	20	0
	Bush defect	20	0
	Normal	20	0
RSM Theta	Appearance defect	20	0
	Bush defect	20	0
	Normal	20	0

### III. 결론

자동차 부품 위치 추정 및 결함 예측을 위해 객체 검출 모델에서 처리 속도와 정확도가 높은 YOLO v5를 이용하여 구현하였다. 제안모델은 부품의 위치를 추정하고 부품을 3가지 클래스(Normal, Appearance defect, Bush defect)로 분류 예측하였다.

본 논문에서는 자동차 부품 품질 검사를 딥러닝을 통해 진단할 수 있는 것을 확인하였고, 실제 공정 과정에서 활용할 수 있는지 확인하기 위해 부품 생산 공정에서 제공받은 부품을 연구에 사용하였다. 제안모델은 높은 정확도 수준의 분류 성능을 보였다. 본 논문에서 제안한 모델은 머신 비전 시스템에서 제기되었던 문제점을 해결함과 동시에 다양한 결함 부품들을 분류할 수 있는 강점을 보여준다. 향후 보다 다양한 부품의 결함을 획득하여 실제 공정에 적용할 수 있는 모델을 제안한다.

### ACKNOWLEDGMENT

본 과제(결과물)는 교육부와 한국연구재단의 지원으로 지원을 받아 수행된 3단계 산학연협력선도대학 육성사업(LINC 3.0)의 연구 결과입니다.

### 참고 문헌

- [1] 강민해, 최경주, 고재필.(2023).저비용 UVC 카메라를 이용한 다위치 및 다부품 동시 비전 검사. 멀티미디어학회논문지, 26(9), 1097-1104.
- [2] Mazzetto, Muriel, et al. "Deep learning models for visual inspection on automotive assembling line." arXiv preprint arXiv:2007.01857 (2020).
- [3] 윤현중, 김진근. (2023). Real-Time Machine Vision-Based Inspection Method for Automotive Crash-Pad's Stitch. Journal of the Korean Society for Precision Engineering, 40(1), 31-38, 10.7736/JKSPE.022.092
- [4] 이호준, 유승환, 박태준, 윤종원, 서광원.(2021). YOLO-V3 를 활용한 부품 결함 검사 시 Feature Map Scale 이 성능에 미치는 영향. 한국 HCI학회 학술대회,639-643.
- [5] 이세훈, 강성환, 신요섭, 최오규, 김시중, 강제모.(2022). YOLO 기반 금속 외관 결함영역 검출. 한국지능시스템학회 논문지,32(4),275-285.
- [6] 박현석, 홍기만, 조용성. (2023). R-CNN 기법을 이용한 지중매설물 제원 정보 자동 추출 연구. 한국재단정보학회논문집, 19(3), 689-697.
- [7] G. Jocher, "Yolov5", <https://github.com/ultralytics/yolov5>, 202