

# 센서 데이터 기반 로봇 오류 검출 시스템에 대한 연구

김윤겸, 김서림, 정형준, 길종호, 권구영\*

국립공주대학교

starbeet20@smail.kongju.ac.kr, \*gykwon@kongju.ac.kr

## A Study on a Sensor Data-Based Robot Error Detection System

Yun Kyum Kim, Seo-Rim Kim, Hyung Jun Jung, Jong Ho Kil, Gu-Young Kwon\*

Kongju National Univ.

### 요약

본 논문은 산업 자동화 환경에서 발생하는 로봇의 작업 오류를 효과적으로 검출하기 위한 센서 데이터 기반 로봇 오류 검출 시스템을 제안한다. 기존 로봇 오류 검출 방식은 비전 센서 또는 단일 센서 정보에 의존하여 복합적인 오류 상황을 종합적으로 판단하는 데 한계를 가진다. 본 연구에서는 YOLOv8-seg 기반 객체 인식 결과와 압력, 온도, 가속도 센서로부터 수집된 시계열 데이터를 결합한 다중 센서 융합 기반 오류 검출 구조를 설계하였다. 또한 정상 동작 데이터만을 이용한 오토인코더 기반 이상 탐지 기법을 적용하여 센서 데이터 패턴 변화를 통해 로봇의 이상 동작을 판단한다. 제안된 시스템은 로봇 테스트베드 환경에서 검증되었으며, 파지 및 동작 과정에서 발생하는 오류를 약 90%의 정확도로 검출할 수 있음을 확인하였다.

### I. 서론

최근 산업 자동화 환경에서는 고정밀·고속 작업을 수행하는 로봇의 활용이 확대되면서, 로봇 동작 중 발생하는 오류를 검출하는 기술의 중요성이 증가하고 있다. 특히 파지 실패, 작업 위치 오차, 로봇 내부 동작 이상과 같은 오류는 생산 품질 저하 및 설비 손상으로 이어질 수 있어, 이를 실시간으로 감지하고 대응할 수 있는 오류 검출 시스템이 요구된다.

그러나 기존 로봇 오류 검출 연구에서는 비전 센서나 다양한 물리 센서를 통해 작업 환경 및 로봇 상태에 대한 데이터는 충분히 획득할 수 있음에도 불구하고, 이러한 복합적인 데이터를 기반으로 오류 여부를 판단하는 과정은 여전히 사람의 경험이나 단순 규칙에 의존하는 경우가 많았다. 이로 인해 실제 산업 환경에서 발생하는 다양한 오류를 일관된 기준으로 판단하거나 미세한 이상 상태를 안정적으로 구분하는 데 한계가 존재한다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 객체 인식 결과와 로봇 내부 센서 시계열 데이터를 기반으로, AI 모델을 활용한 센서 데이터 기반 로봇 오류 검출 시스템을 제안한다. 제안 시스템은 객체 인식 기반 판단과 센서 시계열 기반 판단을 단계적으로 적용함으로써, 작업 결과에 나타나는 오류 뿐만 아니라 로봇 동작 과정에서 발생하는 미세한 이상 상태까지 함께 고려할 수 있도록 설계되었다.

### II. 본론

#### 2.1 시스템 전체 구성 및 오류 검출 흐름

제안한 로봇 오류 검출 시스템은 객체 인식 결과를 기반으로 한 1차 판단 단계와 센서 시계열 데이터를 이용한 2차 판단 단계로 구성된 이중 오류 검출 구조를 갖는다. 각 판단 단계는 서로 다른 특성을 가지는 오류를 보완적으로 검출하도록 설계되었으며, 이를 통해 단일 판단 방식의 한계를 극복하고자 하였다. 제안 시스템은 YOLOv8-seg 기반 객체 인식을 중심으로, 파지 가능성 판단을 위한 GQ-CNN 모듈과 파지 성공 확인을 위한 보조 객체 인식 모델을 함께 활용하는 다중 판단 구조로 구성된다.

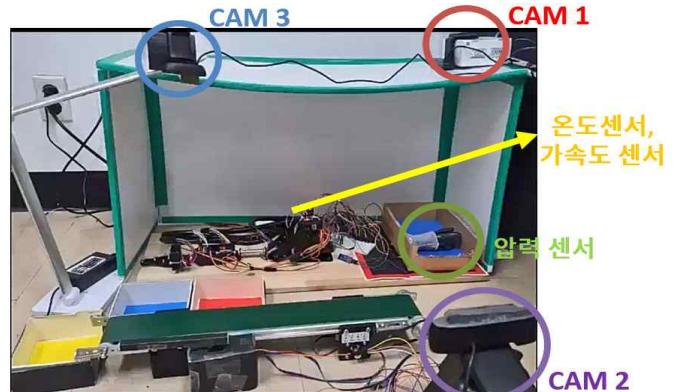


그림1 로봇 오류 검출 시스템의 전체 구성 및 센서·카메라 배치

#### 2.2 1차 판단: 객체 인식 기반 작업 상태 판단

로봇 작업 과정에서 발생하는 오류 중 일부는 파지 대상의 위치 오류, 미 인식, 또는 잘못된 객체 분류와 같이 작업 결과에 직접적으로 나타난다. 본 연구에서는 이러한 외형적 오류를 검출하기 위해 객체 인식 기반 1차 판단 단계를 적용하였다.

1차 판단 단계에서는 로봇 작업 환경에서 획득된 영상 정보를 기반으로 YOLOv8-seg 모델을 이용하여 객체의 위치 및 종류를 인식하고, 이를 통해 파지 대상의 존재 여부와 작업 수행 가능성을 판단한다. 해당 단계는 실시간 로봇 제어 환경을 고려하여 높은 처리 속도를 유지하면서도 객체 영역 정보를 제공할 수 있도록 구성하였다. 또한 객체 인식 결과를 기반으로 파지 성공 가능성 및 파지 결과를 평가하기 위해 GQ-CNN 및 YOLOv5를 보조 모듈로 적용하였고, 파지 이후에는 Post-task 단계에서 RT-DETR 기반 객체 인식 모델을 사용하여 분류 결과를 확인함으로써 1차 판단 결과를 추가적으로 검증하였다.

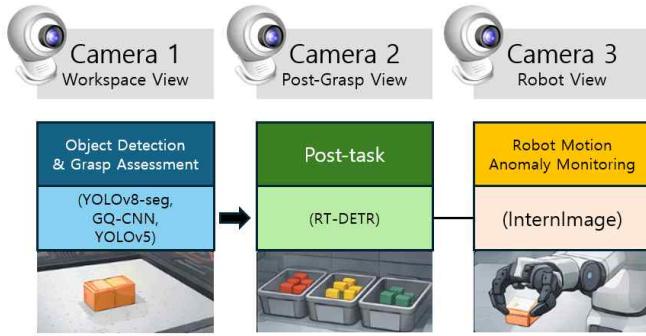


그림2 카메라 기반 1차 이상 탐지 모듈 구성

### 2.3 2차 판단: 센서 시계열 데이터 기반 이상 탐지

로봇 작업 중 발생하는 미세한 오류는 객체 인식 결과만으로는 감지하기 어려우며, 주로 로봇 기구적 구조 이상과 같은 내부 상태 변화로 나타난다. 본 연구에서는 이러한 이상을 검출하기 위해 센서 특성에 따라 서로 다른 판단 방식을 적용하는 센서 시계열 기반 2차 판단 단계를 설계하였다.

온도 센서는 로봇 모터의 열적 상태를 직접적으로 반영하므로, 사전에 정의된 임계값을 기준으로 규칙 기반 이상 판단을 수행하였다. 이는 과열과 같이 명확한 고장 상태를 신속하게 검출하기 위한 목적이다.

가속도 센서는 로봇 동작 중 발생하는 진동 특성 변화를 시계열 형태로 관측할 수 있어, 폐면 변화 기반 이상 탐지에 적합하다. 본 연구에서는 정상 동작 데이터 기반 오토인코더 이상 탐지 기법을 적용하여, 입력 신호와 복원 신호 간 오차를 이상 점수로 활용하였다. 이상 판단 기준은 정상 동작 구간에서 계산된 복원 오차의 통계적 분포를 기반으로 설정하였다.

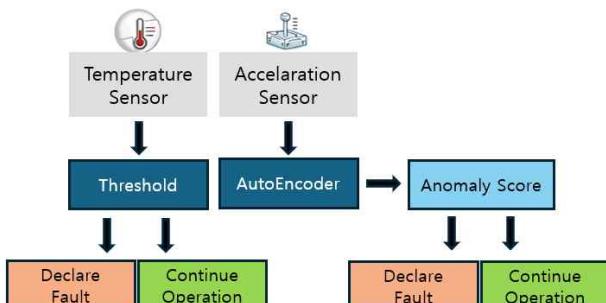


그림3 센서 기반 2차 이상 탐지 절차의 흐름도

### 2.4 단계적 오류 검출 구조의 특징

제안한 시스템은 객체 인식 기반 1차 판단과 센서 시계열 기반 2차 판단을 순차적으로 적용하는 단계적 오류 검출 구조를 가진다. 1차 판단 단계에서는 작업 환경에서 발생하는 외형적 오류를 신속하게 검출하고, 이후 2차 판단 단계에서는 로봇 내부 동작 과정에서 발생하는 이상 상태를 검출한다. 이와 같은 역할 분담을 통해 단일 판단 방식에서 발생할 수 있는 오검출을 감소시킨다. 특히 2차 판단은 객체 인식 단계에서 검출되지 않은 미세한 이상 상태를 고려함으로써, 복합적인 오류가 발생하는 실제 작업 환경에서도 안정적인 오류 검출이 가능하다. 또한 객체 인식 및 센서 기반 판단과 독립적으로, 로봇 동작 과정에서의 미세한 이상 행동의 모니터링을 위해 InternImage 기반 동작 감시 모듈을 적용하였다.

## III. 실험 및 결과

본 연구에서는 제안한 로봇 오류 검출 시스템의 신뢰성을 평가하기 위해

총 4가지 오류 유형에 대해 반복 실험을 수행하였다. 각 실험은 동일한 로봇 환경에서 50회씩 반복 수행되었으며, 오류 상황은 실제 산업 환경을 고려하여 의도적으로 발생시켰다.



그림4 로봇 모니터링 시스템 인터페이스

표 1 오류 유형별 검출 능력 평가 결과

오류 유형	오류 대상	검출 성공률
파지 실패	탐지, 파지 실패	92%
로봇 모터 결함	가속도, 온도 이상	96%
로봇 구조 결함	구조 이상	88%
객체 분류 실패	분류 실패	84%

네 가지 오류 유형에 대한 실험 결과를 종합한 결과, 제안한 시스템은 모든 오류 유형에서 84% 이상의 안정적인 검출 성능을 보였다.

## IV. 결론

본 논문에서는 다중 센서 데이터와 객체 인식을 결합한 로봇 오류 검출 시스템을 제안하였다. 제안 시스템은 다중 센서와 비전 기반 모델들, 정상 데이터 기반 오토인코더 이상 탐지를 통해 로봇의 파지 및 동작 오류를 효과적으로 검출할 수 있음을 실험을 통해 확인하였다. 이는 산업 자동화 환경에서의 실시간 로봇 모니터링 및 오류 검출에 활용 가능함을 시사한다. 향후 연구에서는 다양한 작업 환경과 복잡한 오류 시나리오에 대한 추가 검증을 통해 시스템의 범용성을 확장할 예정이다.

## ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2026년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업 지원을 받아 수행되었음(2024-0-00073). 이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (RS-2022-NR071714).

## 참 고 문 헌

- [1] J. Mahler, J. Liang, S. Niyaz, M. Laskey, R. Doan, X. Liu, J. Ojea, and K. Goldberg, "Dex-Net 2.0: Deep Learning to Plan Robust Grasps with Synthetic Point Clouds and Analytic Grasp Metrics," in Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2017
- [2] Y. Zhao, W. Lv, S. Xu, J. Wei, Q. Deng, Y. Li, J. Cheng, and G. Wang, "DETRs Beat YOLOs on Real-Time Object Detection," arXiv preprint arXiv:2304.08069, 2023.