

# 협동로봇 동작 오류 진단을 통한 비전 기반 조인트 결함 추적 기법

양희찬<sup>1</sup>, 김진세<sup>2</sup>, 유동연<sup>2</sup>, 이정원<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>아주대학교 전자공학과

<sup>2</sup>아주대학교 AI융합네트워크학과

gona5050@ajou.ac.kr, jinsae913@ajou.ac.kr, dongs0125@ajou.ac.kr, jungwony@ajou.ac.kr

## Vision-based Joint Defect Tracking by Motion Fault Diagnosis of Collaborative Robots

Hui-Chan Yang<sup>1</sup>, Jinse Kim<sup>2</sup>, Dong-Yeon Yoo<sup>2</sup>, Jung-Won Lee<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Electrical and Computer Engineering, Ajou University

<sup>2</sup>Dept. of AI Convergence Network, Ajou University

### 요약

스마트팩토리의 핵심 설비 기기인 협동로봇의 유지보수를 위해 다양한 센서 데이터를 활용한 딥러닝 기반 결함 진단 연구가 확대되고 있다. 하지만 협동로봇은 기계적 특성과 수행하는 작업의 다양성으로 인해 내부 센서 데이터의 복잡도가 매우 높아 고정적인 결함 진단 기법을 적용하기 어렵다. 따라서 본 논문은 협동로봇의 동작 패턴을 직관적이고 신속하게 인지할 수 있는 비전 기술을 활용하여, 동작 오류 진단을 기반으로 원인이 되는 조인트 결함 위치를 추적하는 딥러닝 기법을 제안한다.

### 1. 서론

스마트팩토리의 핵심 설비 기기인 협동로봇은 노후화에 따른 고장 및 사고 방지를 위한 체계적인 유지보수가 필요하다. 최근 협동로봇의 효율적인 유지보수를 위해 센서데이터 기반 AI 모델을 활용하여 고장을 예측하는 연구가 수행되고 있다[1-2]. 하지만 협동로봇은 기기의 종류마다 서로 다른 기계적 특성(조인트 개수, 제한 무게, 동작 범위, 등)을 지니며, 다양한 작업 수행에 따른 내부 센서 데이터의 복잡도가 매우 높아 하나의 고정된 센서 데이터 기반 결함 검출 방법을 적용하기에 한계가 존재한다.

이를 해결하기 위해 협동로봇의 결함 검출 시 내부 센서 데이터가 아닌 외부 데이터를 활용할 수 있으며, 특히 비전 기술[3]은 동작 패턴에 대한 직관적이고 신속한 인식이 가능하다는 장점을 지닌다. 이는 센서 데이터의 복잡도와 무관하게 협동로봇의 동작 정확성을 기반으로 정상/결함 여부를 판단할 수 있으며, 서로 다른 기계적 특성을 가진 로봇에도 고정적인 방법으로 적용이 가능하다는 장점을 지닌다.

따라서 본 논문에서는 비전과 딥러닝 기반의 협동로봇의 동작 오류 진단을 바탕으로, 결함이 발생한 조인트 위치를 추적할 수 있는 기법을 제안한다. 제

안하는 기법은 부품 단위의 작은 결함으로 인한 동작 오류의 진단을 통해 결함 조인트 위치 추적을 지원하여 협동로봇의 체계적인 유지보수에 기여한다.

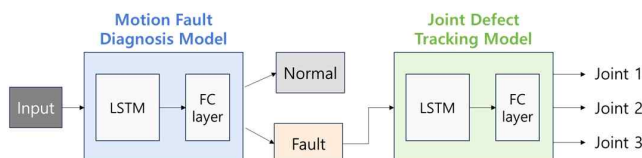
### 2. 협동로봇 동작 오류 진단 기반 결함 추적 기법

#### 2.1 ArUco 마커 기반 비전 데이터 수집

협동로봇의 조인트에 ArUco 마커를 부착하고 카메라를 통해 각 마커의 위치, 각도 데이터를 수집한다. ArUco 마커는 로봇 산업에서 사용되는 대표적인 마커 중 하나로, 조인트에 부착하는 경우, 협동로봇의 동작 패턴을 반영한 데이터 수집이 가능하다.

#### 2.2 동작 오류 진단 기반 결함 추적 모델 구조

협동로봇의 비전 데이터는 작업 간 수집되는 시계열 데이터로, 시계열 특성 학습에 적합한 LSTM 모델 구조를 활용한다. 구체적으로 그림 1과 같이 협동로봇 동작 오류의 발생 여부를 분류하기 위한 1차 모델과, 동작 오류 원인이 되는 결함 위치를 추적하기 위한 2차 모델을 순차적으로 결합한 큐잉(Queuing) 형태의 네트워크를 구축한다.



(그림 1) 동작 오류 진단 기반 결함 추적 모델 구조

### 3. 실험 및 평가

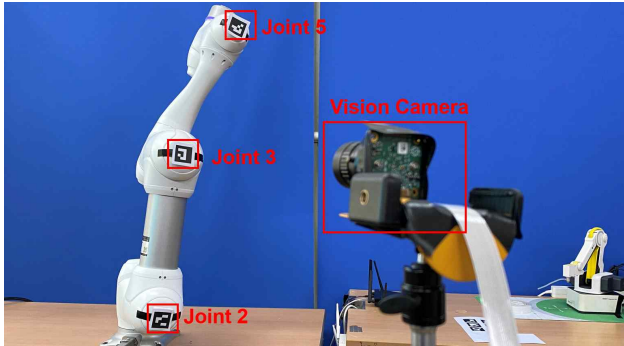
#### 3.1 협동로봇 조인트 결함 및 동작 오류 주입

실험에는 두산 M0609 모델을 사용하였다. 단일 카메라 기반의 동작 분석을 위해 ArUco 마커를 2, 3, 5번 조인트에 부착하였으며, 영상 처리를 통해 위치 및 회전 벡터를 추출하였다.

제안하는 기법을 검증하기 위한 결함 데이터 생성을 위해 그림 2와 같이 테스트베드를 구축했다. 카메라에 마커가 인식되는 조건 하에서 2, 3, 5번 조인트에 일정 수준의 가동 각도 오차를 부여하였다. 표 1은 각 조인트의 결함 주입 수준에 따른 동작 오류 확인을 위해 정상/결함 데이터의 유클리디안 거리를 나타낸 결과이다.

<표 1> 정상/결함 데이터 간 유클리디안 거리

	2%	1%	0.5%	0.3%	0.1%
Joint 2	14.94	15.17	11.30	13.68	10.29
Joint 3	6.49	12.58	10.91	10.44	8.75
Joint 5	6.22	14.30	8.81	8.65	9.64
sum	27.65	42.06	31.02	32.77	28.68



(그림 2) 테스트베드 환경

#### 3.2 비전 데이터 수집 및 전처리

비전 데이터는 시계열 특성에 따른 시퀀스를 갖는다. 이때, 시퀀스는 로봇의 동작 주기에 따라 생성되는 데이터 집합을 의미한다. 비전 기반의 위치 및 회전 데이터 추출 시 1회 동작 당 130~150개의 데이터가 생성된다. 환경 조건에 의해 데이터 개수에 차이가 발생하는 경우, 업샘플링, 다운 샘플링을 적용하여 시퀀스 길이를 150으로 통일하였다.

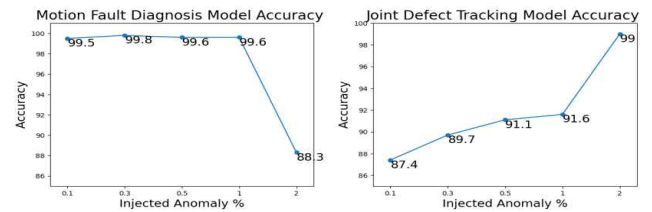
#### 3.3 진단 및 결함 추적 성능 평가 결과

정상 동작 데이터와 결함 데이터를 수집하여 학습 데이터셋을 구축하였다. 클래스 간 데이터 개수를 균등화하고 세 가지 조인트 결함 상황을 모두 반영하기 위해 표 2와 같이 학습 데이터셋을 구성하였으며, 훈련 데이터와 테스트 데이터의 비율은 8:2로 분할하여 모델 학습에 사용하였다.

<표 2> 학습 데이터셋 구성

Motion Fault Diagnosis				Joint Defect Tracking		
Normal	Fault			Joint2	Joint3	Joint5
	Joint2	Joint3	Joint5			
300	100	100	100	300	300	300

그림 3은 결함 주입 수준에 따른 모델 성능평가 결과이다. 동작 오류 진단 모델은 0.1%~1%의 부여된 결함 수준에 대해 99% 이상의 동작 오류 검출 정확도를 보였으며, 2% 결함 수준에서 88.3%의 성능을 보였다. 이는 2% 결함 주입 시 정상과 결함 데이터의 차이보다 결함 데이터 내부의 차이가 크기 때문으로 추정된다. 또한, 조인트 결함 추적 모델은 0.5%~2%의 결함 수준에 대해 91% 이상의 정확도를 보였으며, 0.1%~0.3%의 결함에 대해서는 87%~90%로 추적 성능이 저하되는 것을 확인하였다.



(그림 3) 결함 주입 수준에 따른 모델 성능평가 결과

### 4. 결론

본 논문은 비전 기반 협동로봇의 동작 오류 진단을 통한 조인트 결함 추적 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 다양한 결함 수준에서 87% 이상의 정확도를 보여 효용성을 검증하였다. 향후 다각도의 비전 데이터를 활용하여 결함 추적 성능을 개선하고, 복합 결함 추적이 가능하도록 확장할 예정이다.

#### 참고문헌

- [1]Inkulu, A.K., Bahubalendruni, M.V.A.R., Dara, A. and K., S., "Challenges and opportunities in human robot collaboration context of Industry 4.0 - a state of the art review", Industrial Robot, Vol. 49, No.2, 226-239p, 2022
- [2]Adalberto Polenghi<sup>1</sup>, Laura Cattaneo<sup>2</sup>, Marco Macchi "A framework for fault detection and diagnostics of articulated collaborative robots based on hybrid series modelling of Artificial Intelligence algorithms", J Intell Manuf, 2023
- [3]Nabissi, G.; Longhi, S.; Bonci "ROS-Based Condition Monitoring Architecture Enabling Automatic Faults Detection in Industrial Collaborative Robots", Appl. Sci Vol. 1, No.13, 143p. 2022