

물체 분류를 위한 엣지 AI 기반 매니플레이터 동작 제어 연구

김민경, 정준호, 주우현, 윤주상*

동의대학교

kmksummer0902@gmail.com, jeong@junho.dev, joowh0207@gmail.com, *jsyoun@deu.ac.kr

A Study on Edge AI-Based Manipulator Motion Control for Object Classification

MinKyeong Kim, Junho Jeong, WooHyun Joo, Joosang Youn*

Dong-Eui Univ.

요약

본 논문에서는 센서 데이터 처리 및 복잡한 AI 연산을 효율적으로 수행하여 실시간 로봇 작업을 가능하게 하는 물체 분류를 위한 엣지 AI 기반 매니플레이터 동작 제어 시스템을 제안한다. 시스템 모듈화를 위해 각 기능을 컨테이너로 구현하였으며, 시스템 지연 시간을 줄이기 위해 복잡한 딥러닝 모델 추론을 엣지 서버에서 처리하는 엣지 AI 구조를 도입하였다. 매니플레이터 제어 보드에서 센서 데이터를 수집하여 RTPS 토픽으로 엣지 서버에 전송하고, 엣지 서버에서 ResNet-50을 활용해 실시간 추론을 수행한다. 추론 결과를 바탕으로 엣지 서버의 스킬 저장소에서 적합한 작업 시퀀스를 선택 후 매니플레이터 제어 보드로 반환하여 매니플레이터를 제어한다. 실험 결과 본 시스템을 통해 매니플레이터가 객체 분류 결과에 따른 동작을 수행할 수 있음을 확인하였다.

I. 서론

최근 지능형 사물인터넷 및 로봇 분야의 발전으로 대용량 센서 처리와 복잡한 AI 연산을 빠르고 효율적으로 수행하는 기술이 요구되고 있다. 객체 분류 결과에 따라 로봇이 실시간으로 동작을 수행하기 위해서는 센서 데이터 처리와 인공지능 모델의 추론이 빠르게 처리되어야 한다. 하지만 로컬에서 모든 연산을 처리할 경우, 연산 자원의 한계로 인해 시스템 지연이 발생하여 실시간 로봇 작업의 안정성이 저하될 수 있다. 본 논문에서는 이러한 한계를 극복하기 위해 인공지능 모델 추론을 엣지 서버에 오프로딩하여 처리하는 물체 분류를 위한 엣지 AI[1] 기반 매니플레이터 동작 제어 시스템을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 전체 시스템 구성을 설명하고, 3장에서는 로봇의 작업 수행 과정을 다룬다. 4장에서는 실험 과정 및 결과를 설명하며 5장을 결론으로 마친다.

II. 시스템 구성

본 시스템은 그림 1에서 나타내는 것과 같이 엣지 AI 구조를 기반으로 매니플레이터 제어 보드, 엣지 서버, 카메라, 매니플레이터로 구성되어 있다. 매니플레이터 제어 보드는 카메라 데이터 수집 컨테이너와 매니플레이터 제어 컨테이너로 구성되며 엣지 서버는 객체 분류 컨테이너와 스킬 관리 컨테이너로 구성된다. 매니플레이터 제어 보드의 카메라 데이터 수집 컨테이너는 센서 데이터를 수집하여 RTPS 토픽을 엣지 서버의 객체 분류 컨테이너로 전달하고, 객체 분류 컨테이너는 객체 분류 모델을 이용해 객체 분류를 수행한다. 객체 분류 모델은 뛰어난 성능과 효율성을 갖춘 구조로 실시간 추론에 적합하며 다양한 고성능 모델들의 백본(backbone)으로 자주 활용되는 ResNet-50[2]로 선정했다. 스킬 관리 컨테이너는 객체 분류 모델의 추론 결과를 바탕으로 스킬 저장소에서 적합한 스킬을 선택해 매니플레이터 제어 보드의 매니플레이터 제어 컨테이너로 전송한다. 해당 스킬 정보를 바탕으로 매니플레이터 제어 컨테이너에서 목표 포즈를 계산 후 매니플레이터가 해당 포즈로 동작하도록 제어한다.

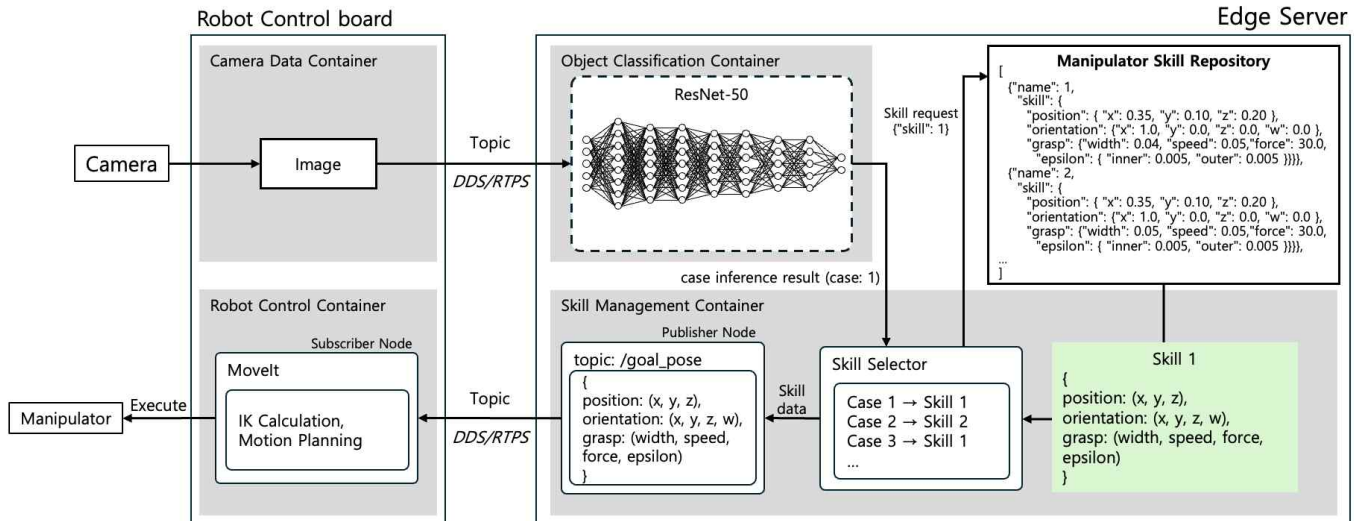


그림 1. 매니플레이터 제어 보드 및 엣지 서버 간 엣지 AI 기반 물체 분류 및 로봇 제어 시스템 설계도

III. 로봇 작업 수행 과정

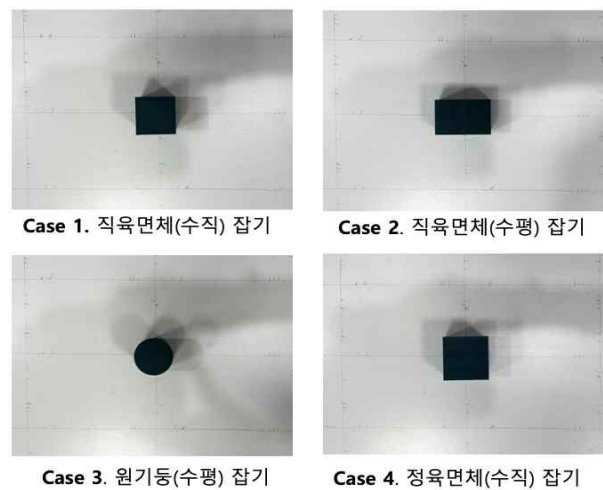


그림 2. 매니퓰레이터 작업 케이스

그림 2는 매니퓰레이터가 수행할 수 있는 4가지 작업 케이스를 나타내며, 각 케이스는 고정된 위치에 놓인 물체의 종류 및 배치 방향에 따라 정의된다. 스킬 저장소에는 매니퓰레이터의 엔드이펙터 위치와 방향, 그리고 개폐 정보가 JSON 형식으로 저장되어 있으며 객체 분류 모델의 작업 케이스 추론 결과에 따라 스킬 저장소에서 케이스에 적합한 스킬이 선택되어 매니퓰레이터 제어 컨테이너로 전송된다. 매니퓰레이터 제어 컨테이너의 MoveIt 프레임워크는 전송된 스킬 정보를 목표 포즈로 설정하고 역운동학을 통해 관절 각도를 계산한다. 이후 플래닝 알고리즘을 사용하여 충돌 회피를 고려한 최적 경로를 생성하고, 해당 경로대로 매니퓰레이터가 동작하며 그리퍼의 개폐도 함께 제어된다.

IV. 실험 및 결과

객체 분류 모델의 학습을 위해 데이터 증강 기법인 RandAugment[3]를 사용하여 원본 이미지 144장을 각 이미지당 30개의 증강을 적용해 총 4,320장의 데이터셋을 구성했다. 이 중 3,000장을 학습 데이터로 사용했으며 1,320장을 검증 데이터로 사용해 모델을 평가했다. 모델의 학습 결과 0.9803의 정확도를 달성했으며 표 1에서 각 클래스별 평가 결과를 확인할 수 있다. 또한 그림 3과 같이 객체 분류 결과를 바탕으로 매니퓰레이터가 물체의 위치와 방향에 맞는 동작을 수행함을 확인하였다.

표 1. 객체 분류 모델 평가 결과

클래스	정밀도 (Precision)	재현율 (Recall)	F1-Score	샘플 수 (Support)
case1	0.9649	0.9872	0.9795	390
case2	0.9636	0.9700	0.9668	300
case3	1.0000	1.0000	1.0000	390
case4	0.9956	0.9500	0.9723	240
Macro 평균	0.9810	0.9768	0.9787	1320
가중 평균	0.9806	0.9803	0.9803	1320

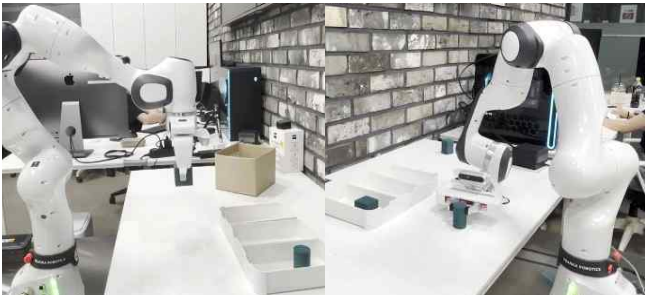


그림 3. 모델 추론 결과에 따른 매니퓰레이터 스킬 수행

V. 결론

본 논문에서는 엣지 서버와 매니퓰레이터 제어 보드 간의 엣지 AI 구조를 사용한 매니퓰레이터 제어 시스템을 제안하였다. 센서 데이터 수집과 객체 분류, 매니퓰레이터 제어를 모듈화된 도커 컨테이너 및 RTPS 통신을 통해 효율적으로 연동함으로써 실시간성 및 확장성을 확보하였다. 또한 객체 분류 모델을 사용하여 작업 케이스를 분류하고, 매니퓰레이터의 스킬 정보를 MoveIt 프레임워크에 적용하여 경로를 계획함으로써 매니퓰레이터의 정밀한 작업 수행을 가능하게 하였다. 이를 통해 연산 자원의 한계를 극복하고 인공지능과 로봇 제어를 융합하여 로봇 응용 분야에서의 활용 가능성을 입증하였다.

다만, 현재 시스템은 매니퓰레이터가 4가지의 미리 정의된 작업 케이스만 수행하도록 설계되어 있어 적용 범위에 제약이 있다. 이를 보완하기 위해 작업 케이스를 20가지로 확장할 계획이며, 단순한 모형 블록뿐만 아니라 일상생활에서 접할 수 있는 물체를 학습 대상으로 포함시켜 시스템의 실제 응용 가능성을 높이고자 한다. 또한 로컬 AI와 엣지 AI 환경에서 시스템 지연 시간을 측정하여 제안 시스템의 성능을 정량적으로 분석할 계획이다. 이후 분할 지능 구조를 도입하여 연산 부하를 분산하고 데이터 전송 및 처리 지연을 최소화할 예정이며 이를 통해 효율성과 안정성을 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 복합지능자율행동체SW핵심기술개발사업(RS-2024-00346798)과 부산광역시 및 (재)부산테크노파크의 BB21plus 사업으로 지원된 연구결과임.

참 고 문 헌

[1] Hua, H., Li, Y., Wang, T., Dong, N., Li, W., & Cao, J., "Edge computing with artificial intelligence: A machine learning perspective," in ACM Computing Surveys, 55(9), pp. 1-35, 2023.

[2] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J., "Deep Residual Learning for Image Recognition," in 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 770-778, 2016.

[3] Ekin D. Cubuk, Barret Zoph, Jonathon Shlens, Quoc V. Le., "RandAugment: Practical automated data augmentation with a reduced search space," in Proc. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, pp. 702-703, 2020.