

협동로봇과 AI 기술을 활용한 바리스타 로봇 연구

The Study of Barista Robots Utilizing Collaborative Robotics and AI Technology

권도형¹ · 하태명¹ · 이재성¹ · 정운상¹ · 김영건¹ · 김현각¹ · 송승준¹ · 오대길¹ · 이건우¹ · 정재원¹ · 박승운¹ · 이철희^{1*}

Do Hyeong Kwon, Tae Myeong Ha, Jae Seong Lee, Yun Sang Jeong, Yeong Geon Kim, Hyeon Gak Kim, Seung Jun Song, Dae Gil O, Geonu Lee, Jae Won Jeong, Seungwoon Park, and Chul-Hee Lee

Received: 7 Aug. 2024, Revised: 28 Aug. 2024, Accepted: 29 Aug. 2024

Key Words : Collaborative Robot(협동로봇), You Only Look Once(YOLO, 실시간 객체 탐지 알고리즘), Robot Operating System(ROS, 로봇 운영체제)

Abstract: Collaborative robots, designed for direct interaction with humans have limited adaptability to environmental changes. This study addresses this limitation by implementing a barista robot system using AI technology. To overcome limitations of traditional collaborative robots, a model that applies a real-time object detection algorithm to a 6-degree-of-freedom robot arm to recognize and control the position of random cups is proposed. A coffee ordering application is developed, allowing users to place orders through the app, which the robot arm then automatically prepares. The system is connected to ROS via TCP/IP socket communication, performing various tasks through state transitions and gripper control. Experimental results confirmed that the barista robot could autonomously handle processes of ordering, preparing, and serving coffee.

기호 설명

ARR : auto reload register

CCR1 : capture compare register

d_p : diameter of pinion

e : current error

e_p : past error

J : jacobian matrix

K_p : proportional gain

K_i : integral gain

K_d : differential gain

L : length of link

P_c : 3D coordinate in camera

P_w : 3D coordinate in robot arm

R : rotation matrix

T : transformation matrix

t : translation vector

$(u, v, 1)$: normalized image coordinate

W : position to Wrist point

w : arbitrary 3D vector

x : gripper distance

(x, y) : 2D image coordinate

Z_c : depth information

ϕ : angle of rotation

θ : robot joint angle

* Corresponding author: chulhee@inha.ac.kr

1 Department of Mechanical Engineering, Inha University, Incheon 22212, Korea

Copyright © 2024, KSFC

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

최근 산업계에서 협동로봇의 활용이 급증하고 있다. 협동로봇은 인간과 협력하여 작업을 수행할 수 있는 로봇으로, 인간과 동일한 작업 공간에서 안전하게 작동할 수 있는 장점이 있다. 이러한 협동로봇은 특히 반복적이고 위험한 작업을 수행하는데 유용하며, 다양한 산업 분야에서 생산성 향상과 작업 안전성을 높이는데 기여하고 있다.¹⁻²⁾

그러나 대부분의 협동로봇은 사전에 정의된 프로그램을 기반으로 작동하며, 환경 변화에 대한 대응력과 적응력이 제한적이다. 기존의 Pick and Place는 파지하고자 하는 객체가 정확한 위치 및 포즈로 위치해야 하며 로봇 암은 정해진 작업을 반복 수행할 뿐이다. 그러나 주변의 환경이 바뀌거나 새로운 작업을 수행해야 할 때, 다운타임(Downtime), 고비용 그리고 많은 시간을 소모하면서 로봇을 다시 프로그래밍되어야 한다. 이러한 문제는 협동로봇의 실제 산업현장과 서비스 업종에서의 광범위한 활용을 제한하는 주요 요인 중 하나로 작용하고 있다.³⁻⁴⁾

기존에는 이러한 문제를 해결하기 위해 로봇의 센서를 늘리거나 정교한 제어 알고리즘을 사용하는 방식이 주로 활용되었다. 라이다(Lidar)나 RGB-D 카메라와 같은 비전 센서를 사용하고, 포인트 클라우드(Pointcloud)나 RGB-D 데이터를 계산하여 3차원 환경을 모니터링하고 복잡한 알고리즘을 통해 변화에 대응하도록 프로그래밍되었다.⁵⁾ 그러나 이러한 방법은 센서의 수가 늘어나면서 비용이 급증하고, 알고리즘의 복잡성이 증가하면서 유지보수와 업그레이드가 어려워지는 단점이 있다.⁶⁾

최근에는 가변적인 환경에서도 Pick and Place를 수행할 수 있는 시스템의 수요가 증가하고 있다.⁷⁾ 본 연구는 비전 기반의 객체 인식 및 Pick and Place 시스템을 개발하기 위한 기초 연구로서 뎀스(Depth) 카메라와 YOLO 알고리즘을 사용하여 진행한다. 뎀스 카메라는 입체 시차(Stereo disparity)를 이용하여 3D 공간에서의 깊이 정보를 제공함으로써 물체의 위치를 정확히 파악할 수 있다.⁸⁾ YOLO 알고리즘은 한 번의 네트워크 실행으로 객체의 위치와 클래스를 동시에 예측할 수 있어 실시간으로 객체를 검출하고 분류하는 데 뛰어난 성능을 보이며, 다양한 객체를 빠르게 인식할 수 있는 장점이 있다.⁹⁻¹⁰⁾ 기존 뎀스 카메라와 YOLO 알

고리즘을 사용한 객체 검출 연구를 바탕으로 본 연구에서는 협동로봇의 좌표계 전환 알고리즘을 개발하고 특이점(Singularity)해석을 통해 경로 안정성을 높이는 방안을 제안한다.

6 DOF(6 Degree Of Freedom) 로봇 암을 이용하여 커피 제조 공정을 자동화하는 시스템을 구현하고자 한다. 이 시스템은 입의 위치에 놓인 컵을 정확하게 잡고, 일련의 커피 제조 공정을 수행하는 것을 목표로 한다. 이를 통해 커피 제조의 정확성과 효율성을 높이고, 다양한 작업 환경에 유연하게 대응할 수 있는 시스템을 구축하고자 한다.

2. 공정 시나리오 설정

Fig. 1을 통해 커피 제조 공정 흐름을 나타내었다. 협동로봇의 상태는 Table 1과 같이 6단계로 나뉘며, 각 상태의 동작이 정의되어 있다. 사용자가 커피 주문 어플리케이션을 통해 커피를 주문하면 제조 공정을 시작한다. 공정은 크게 State 0부터 2까지의 자율 공정과 State 3부터 5까지의 자동 공정으로 구분된다. 뎀스 카메라와 YOLO 알고리즘을 통해 컵의 3차원 좌표를 계산하고 엔드 이펙터(End effector)의 그리퍼가 해당 좌표로 이동하여 컵을 파지하는 자율 공정을 먼저 수행한다. 이후, 자동 공정을 통해 사전에 정의된 프로그래밍을 기반으로 커피 제조 및 제공이 이루어진다.

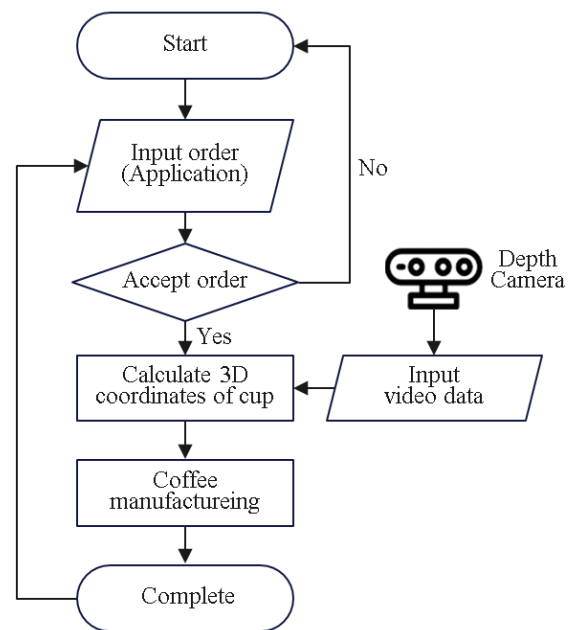


Fig. 1 Coffee making process system flow chart

Table 1 Coffee manufacturing sequence

State	Movement
Ready(0)	Prepare the movement of robot
Wait Order(1)	Wait for coffee order
Cup Grip(2)	Grip the cup after receiving the cup's coordinates
Ice Mode(3)	Place the cup on the ice maker and operate it
Coffee(4)	Place the cup on the coffee machine and operate it
User Mode(5)	Provide coffee to user

3. 하드웨어 구성

하드웨어 구성은 Table 1과 같으며 전체 작업 환경은 Fig. 2와 같다. 이들 기구 외에도 로봇을 구동시키기 위한 제어 박스와 장치 간 신호 교환을 위한 JastsonNano, USA, NVIDIA 그리고 태블릿 PC 등이 사용된다.

Table 1 Hardware components

Robot	Coffee machine	Ice maker	Gripper	Depth camera
				

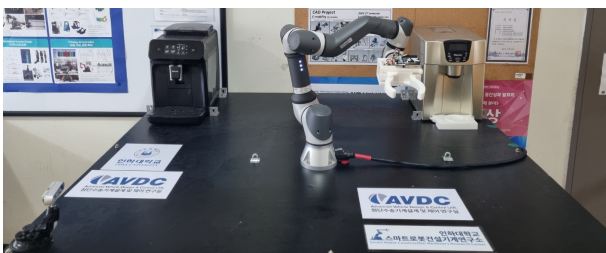


Fig. 2 Entire workspace of the experiment

4. 어플리케이션 개발

아두이노와 블루투스 모듈을 활용해 커피 주문 시스템을 자동화하는 어플리케이션을 개발하였다. 개발 플랫폼은 MIT 앱 인벤터(App Inventor)를 활용하였다. Fig. 3은 어플리케이션의 총 4단계 화면을 보여주며, Fig. 4를 통해 해당 시스템 흐름도를 나타내었다. 사용자의 화면 터치로 작동하며, 직관적이고 편리한 인터페이스로 커피 종류와 추가 옵션을 선택할 수 있다.

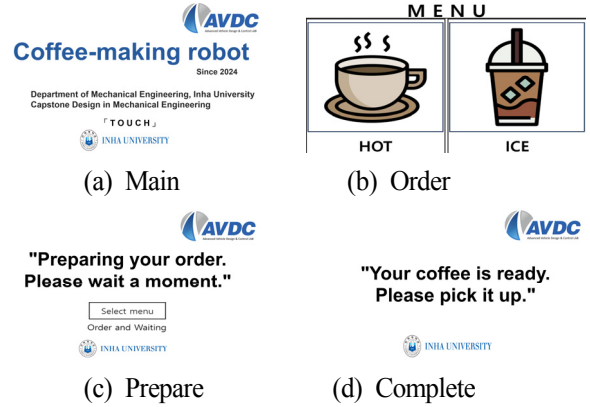


Fig. 3 Application screen: (a), (b), (c), (d)

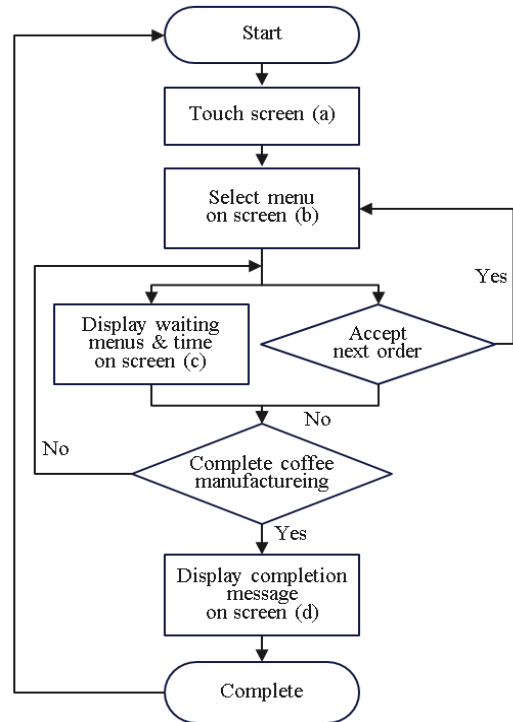


Fig. 4 Application system flow chart

5. 통신 및 소프트웨어 구성

5.1 ROS 통신

ROS는 노드(Node)로 동작하며, 'param'과 'topic'기능을 통해 노드 간의 통신을 지원한다. 시스템은 Appl, Yolov5, TCP/IP의 세 가지 노드가 포함되며 Fig. 5를 통해 실제 데이터 처리 과정을 보여준다.

Table 2 Software settings

OS	Ubuntu
Programming language	Python
Key libraries	Rospys(ROS), socket

5.2 TCP/IP 통신

TCP/IP는 물리적 네트워크와 운영체제에 제약을 받지 않고 실시간 통신을 지원하기 때문에 본 연구에서 채택하였다. Table 2과 같이 소프트웨어를 구성하였으며 LAN 케이블을 사용하여 유선 연결하였다. 통신 효율성과 속도를 향상시키기 위해 동일 네트워크 세그먼트(Segment)에 위치하게 하여 직접 통신이 가능하게 하였다.

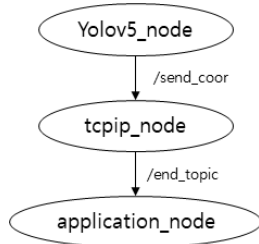


Fig. 5 Sensing data processing flow chart

6. 그리퍼 설계

6.1 그리퍼 모델링

협동로봇의 엔드 이펙터에 부착할 그리퍼를 설계한다. 해당 그리퍼는 컵을 부드럽고 일정하게 그립하여 커피 제조 공정을 안정적으로 수행할 수 있어야 한다.

전동 그리퍼는 위치와 속도 제어 측면에서 제어가 용이하다.¹¹⁾ 엔코더(Encoder) 센서를 통해 실시간으로 정밀한 위치 피드백이 가능하다. 이러한 특성 덕분에 전동 그리퍼는 복잡한 페루프 제어 시스템 없이도 높은 정확도와 신뢰성을 제공할 수 있다. 또한, 전동 그리퍼는 여러 센서를 추가하지 않아도 되기 때문에 비용 효과 측면에서도 공압 그리퍼보다 유리할 수 있다.¹²⁻¹⁴⁾ 본 연구에서는 이를 착안하여 Fig. 1 (a)와 같은 전동 그리퍼를 설계하였다.

최대 연속 파지력이 24.5N이고 스트로크(Stroke)가 48.75mm인 그리퍼를 설계하였다. 그리퍼에 사용되는 모터의 정격 전압은 12V, 정격 전류는 0.3A이고 정격 토크는 2kg.cm이다. 모터의 전체감속 비는 78:1이며, 모터의 정격 토크를 고려하여 지정된 힘 범위를 커버하기 위해 선택되었다. 행성 기어헤드는 Fig. 1 (b)와 같이 두 개의 그리퍼 조(Jaw)의 움직임을 동기화하는 랙 앤 피니언(Rack & Pinion) 메커니즘을 구동한다. 피니언 기어가 회전하면서 랙과 맞물려 회전 운동이 직선 운동으로 변환된다. 그리퍼의 각 조는 별도의 T자 가이드에서 슬라이드 할 수 있다. 그리퍼는 3D프린터를 통해 PLA 소재로 출력되었다.

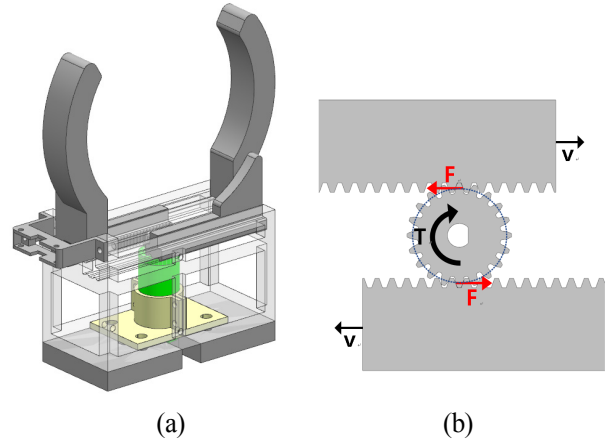


Fig. 6 Gripper's CAD: (a), Gripper's actuating mechanism(Rack & Pinion): (b)

6.2 제어 시스템

시스템의 정확성과 일관성을 보장하기 위해 그리퍼의 경로를 사전에 정의하여 입력으로 취한다. 그리퍼는 컵 홀더의 구조를 따르면 쥐는 힘을 주지 않고도 모터의 정지 토크만으로 컵을 들 수 있다. 따라서 지정된 위치까지 가장 빠르게 도달 가능한 그리퍼를 설계한다. 본 연구에는 그리퍼 제어 장비로 마이크로컨트롤러를 사용해 복잡한 연산 진행 시 오차가 발생하므로, 고차 함수들 중에서 연산량이 낮아 빠르게 계산 가능한 가장 낮은 차수로 경계 조건을 만족시킬 수 있는 삼차 함수로 경로를 설정하였다.¹⁵⁾ 경계 조건과 경로는 컵의 지름과 그리퍼의 스트로크를 고려하여 각각 식(1)과 같이 설정하였다.

$$\begin{cases} t = 0 \cdots x = 0, \dot{x} = 0 \\ t = 1 \cdots x = 20, \dot{x} = 0 \end{cases}$$

$$f(t) = -40t^3 + 60t^2 \quad (1)$$

모터를 전기적으로 제어하기 위해 Fig. 7과 같이, 엔코더 모터 드라이버(DMC-11, Korea, Robotmart)와 임베디드(STM32F411RE, France, STMicroelectronics) 보드를 이용하였다. 모터는 펄스 폭 변조(PWM)방식을 이용하여 제어하고, 엔코더는 자기 홀 센서(Hall sensor)를 이용하여 감지한다. Timer 4를 PWM CH1 OUT으로 설정하고, PWM 신호 주기를 타이머의 Prescaler와 Auto Reload Register(ARR)를 조절하여 1KHz로 설정한다. Timer 4의 Capture Compare Register(CCR) 값을 조절하여 Duty ratio를 조절한다.

PID제어를 구현하기 위하여 변수를 지정한다. 피드백되는 값은 타이머의 CCR값으로 반영되어 Duty ratio를 조절한다. 타이머 주기로 설정한 1ms를 증분

(dt)으로 정한다. 적분 항은 사다리꼴법을 이용하고, 미분 항은 후방유한차분법을 이용하여 계산한다. 현재의 오차를 e, 1ms 이전의 오차를 e_p 라고 하면 PID 제어는 식(2)에 의해 이루어진다.

$$CCR = K_p e + K_i \sum_0^t \frac{(e + e_p)dt}{2} + \frac{K_d (e - e_p)}{dt} \quad (2)$$

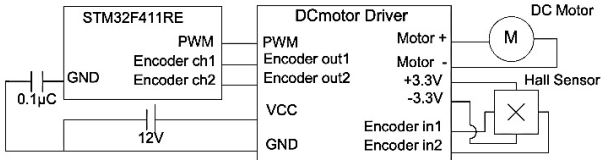


Fig. 7 Gripper hardware schematic

K_p , K_i , K_d 값을 조절하여 최적의 제어를 찾는다. 데이터를 관측하기 위해 STM32CUBEIDE의 SWV 데이터 트레이스를 이용한다. 이후 Root Mean Square Error(RMSE)를 계산하여 값이 최소값을 이용한다. 제어블록 선도는 Fig. 8과 같다.

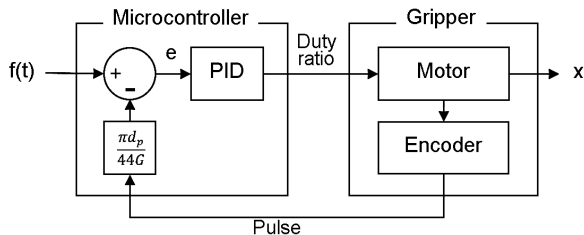


Fig. 8 Gripper control block diagram

Fig. 9는 Gain값에 따른 Response를 나타낸 그래프이며, Table 3은 RMSE값을 정리한 표이다. K_p 가 5 이상부터 Overshoot가 심해지는 경향이 있어, K_p 를 4이내로 범위를 설정하고 실험을 진행하였다. 실험 결과, $K_p = 4$, $K_i = 0.12$, $K_d = 0.6$ 인 상황에서 최소의 RMSE 값이 나타났다. 해당 이득값을 기반으로 제어를 설정한다.

Table 3 RMSE depned on PID gain

Fig. 4	PID gains	RMSE
(a)	$K_p=2, K_i=0.12, K_d=0.3$	1.089
(b)	$K_p=4, K_i=0.24, K_d=0.3$	0.740
(c)	$K_p=4, K_i=0.12, K_d=0.3$	0.723
(d)	$K_p=4, K_i=0.12, K_d=0.6$	0.424

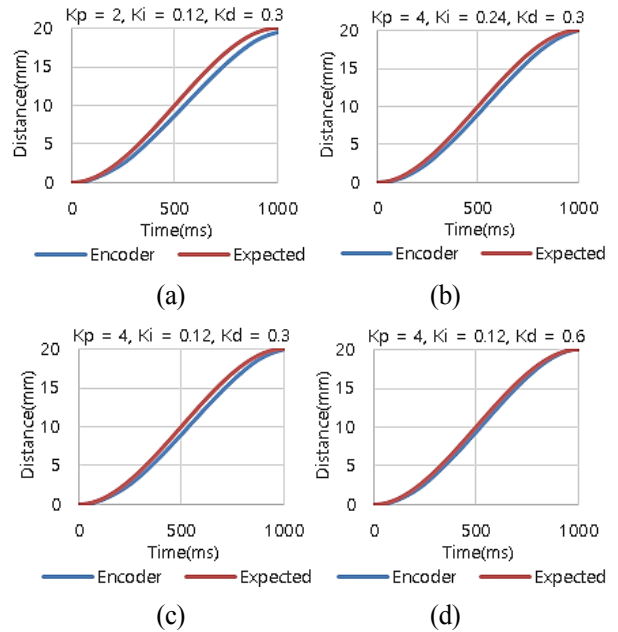


Fig. 9 Response based on gain: (a), (b), (c), (d)

7. 객체 인식 영상 처리

7.1 데이터 셋 학습 및 성능평가

객체탐지방법에는 YOLOv5를 통한 연구가 이루어진다. YOLOv5모델을 배포하는 Ultralytics에서는 사전에 학습된 가중치 모델을 제공하는데 s, m, l, x 4가지가 있다. 각각의 모델은 오른쪽으로 갈수록 모델의 크기와 정확도가 높아지지만 초당 프레임 수(FPS)가 낮아지는 특성이 있다.

물체의 개수가 적은 환경에 적합한 학습 모델을 비교하며 바리스타 로봇 암의 구현성에 맞추어 학습을 진행했다. 저조도 환경에서는 이미지 품질이 떨어지고 노이즈가 발생하는 현상이 있다.¹⁶⁾ 이러한 점을 고려하여 실내외 환경 구분, 배경색, 사람의 존재 여부 등 여러 가지 상황의 영상을 프레임 단위로 이미지화하여 총 500장의 데이터 셋을 구성한 후 학습하였다. 학습을 위한 라벨링(Labeling)은 Labelimg, Roboflow를 이용하여 수행했다. Batch size는 16, Epoch는 150, 300으로 하여 s, m, l 각각의 모델 학습을 수행했다. 3가지 유형(s, m, l)의 mAP 50-95 그래프는 Fig. 10에 나타냈으며, Table 4에 해당 값을 나타냈다. Jetson Nano의 성능이 충분하지 않기 때문에 l모델로 학습한 가중치를 사용하지 않고 성능 차가 크지 않은 s, m모델로 학습한 가중치를 사용했다.

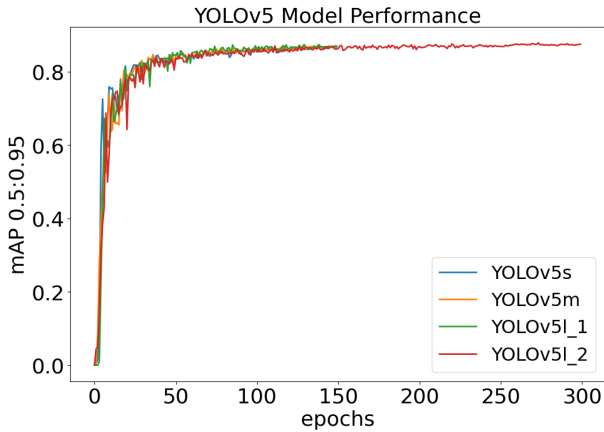


Fig. 10 mAP value depending on the model

Table 4 Max mAP depending on the model

Model	Max of mAP 50-95
YOLOv5s	0.8705
YOLOv5m	0.87047
YOLOv5l_1	0.87362
YOLOv5l_2	0.87809

* epoch is 150, except for YOLOv5l_2 is 300

7.2 NMS(Non Maximum Suppression)

객체 탐지 알고리즘에는 Bounding box(B.BOX)들이 생성된다. B.BOX들이 같은 객체를 가리키게 되면 B.BOX가 중복되어 원하는 값만 추출하기가 어렵다. 해당 연구에서는 B.BOX가 1개만 생성되는 것이 좌표를 출력하는데 이상적이기 때문에 예측한 B.BOX 중에서 정확한 B.BOX를 선택하도록 하는 NMS기법을 이용하였다. NMS알고리즘은 B.BOX목록에서 가장 높은 confidence score를 가진 B.BOX를 선택하여 최종 목록에 담고, IoU(Intersection over Union)값이 임계값 이상인 B.BOX들을 제거한다. 이 과정을 B.BOX목록에 더이상 B.BOX가 남아있지 않을 때까지 반복한다. confidence_threshold 값이 높으면 B.BOX가 제대로 생성되지 않는 문제가 있으며 iou_threshold가 높으면 초당 생성되는 B.BOX가 지나치게 많아지는 문제가 있다. 따라서 좌표 출력이 원활하도록 confidence_threshold값과 iou_threshold값을 변경해가며 B.BOX의 수가 적게 생성되도록 수행하였다. 그 결과, 최종적으로 confidence_threshold값은 0.7, iou_threshold값은 0.45를 사용했다.

7.3 캘리브레이션(Calibration) 및 좌표 추출

2D 이미지를 투영하는 과정에서는 카메라의 내,

외부 파라미터(Parameter)가 영향을 미친다. 내부 파라미터로는 초점거리, 주점거리 그리고 비대칭 계수가 있으며 외부 파라미터로는 카메라와 촬영 대상 간의 상대적인 위치와 방향 등이 있다. 2D 이미지로부터 특정 물체의 정확한 3차원 좌표를 구하기 위해서는 이러한 파라미터의 영향을 제거하는 캘리브레이션 작업이 선행되어야 한다. 사용한 카메라 모델은 realsense d435i, USA, Intel이며, 해당사에서 제공하는 Dynamic calibration Tool을 이용하여 Fig. 11과 같이 캘리브레이션을 진행하였다.

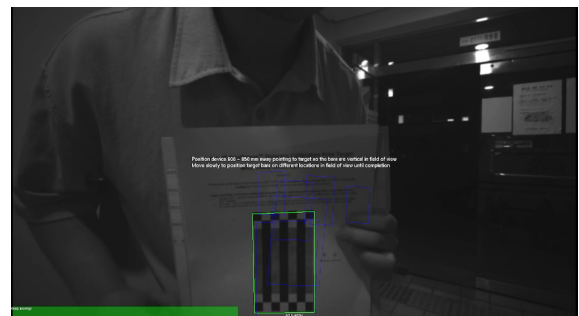


Fig. 11 Calibration operation with Intel® RealSense™ Dynamic Calibration Print Target With Fixed Width Bars

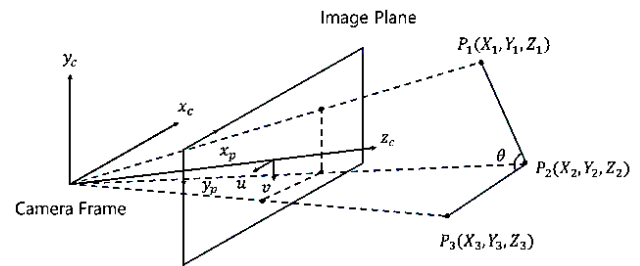


Fig. 12 3D Position estimation each joint

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

픽셀 이미지 좌표계(Pixel Image Coordinate)에서 캘리브레이션을 진행하였다. 카메라 내부 파라미터의 영향을 제거하고 Fig. 12의 위치 추정 원리를 바탕으로, 식(3)과 같이 2차원 좌표 (x, y)를 초점 거리를 1로 생각하는 정규 이미지 좌표(Normalized Image Coordinate) (u, v, 1)로 변환하였다.

7.4 좌표 변환

수집된 영상을 기반으로 YOLOv5 딥러닝 모델을 활용하여 테이블 위의 임의 위치에 놓인 컵을 인식

하였으며, 픽셀 좌표를 로봇 암 좌표축으로의 좌표 변환을 구현하였다. 초기 단계에서는 컵의 B.BOX 중심 좌표, 깊이 값, 그리고 카메라 내부 파라미터를 추출하는 과정을 수행하였다. 이들을 식(4)와 같이 역투영(Deprojection) 알고리즘을 통하여 공간상의 위치로 변환하였다.

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \rightarrow Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = P_c \quad (4)$$

여기서 Z_c 는 2D 이미지를 3D 좌표로 변환하는 데 필요한 깊이 정보, P_c 는 카메라에서의 좌표값을 의미한다. 다음으로 좌표축 이동 및 회전을 통하여 카메라 좌표계에서 로봇 암 좌표계의 축 일치를 시키는 알고리즘을 개발하였으며 식(5)와 같다.

$$R^{-1}(P_c - t) = \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} = P_w \quad (5)$$

t 는 카메라와 로봇 암 좌표계 간의 번역 벡터, P_w 는 로봇 암에서의 좌표값을 의미한다.



Fig. 13 Experiment for detection

Table 5 Cup's position

Reference	Experiment
(0.3, 0.1, 0.08)	(0.29, 0.11, 0.068)
(-0.3, 0.3, 0.08)	(-0.3, 0.33, 0.096)
(0.2, 0.2, 0.08)	(0.21, 0.2 0.093)

Table 6 Error calculated with datas in Table 3

$ x - x' $	$ y - y' $	$ z - z' $	Error
0.01	0.01	0.012	0.032
1	0.03	0.016	0.046
0.01	0	0.013	0.023

Fig. 13과 같이 컵의 위치 추정 실험을 진행하였다. Table 6는 Table 5의 실험값과 참조값을 기반으로 계산한 Error를 나타낸 표이다. 객체 위치 추정 알고리즘의 오차 검증을 위해 실제 컵의 좌표와 알고리즘의 계산된 좌표를 맨하탄 거리(Manhattan Distance)로 비교하였다. 오차는 카메라 내부 캘리브레이션 및 부정확한 카메라의 변환 행렬로 인하여 발생한 것을 알 수 있다.

8. 로봇 제어

8.1 역 기구학(Inverse Kinematics) 해석

액추에이터는 모두 로테이션 모터이기에, 협동 로봇의 4번째 좌표축까지 Wrist로 마지막 좌표축을 엔드 이펙터 지점으로 나누어 본다. Wrist와 Position 사이의 관계를 구하기 위해 R_{13}, R_{23}, R_{33} 를 오일러 각 회전 행렬의 곱을 통해 변환 후 z축의 방향 벡터(R_{13}, R_{23}, R_{33})를 식(6)과 같이 구한다.

$$R = R_z R_y R_x = \begin{pmatrix} C_\psi C_\theta & S_\phi S_\theta C_\psi - C_\phi S_\psi & C_\phi S_\theta C_\psi + S_\phi S_\psi \\ C_\theta S_\psi & S_\phi S_\theta S_\psi + C_\phi S_\psi & C_\phi S_\theta S_\psi - S_\phi S_\psi \\ -S_\theta & S_\phi C_\theta & C_\phi C_\theta \end{pmatrix} \quad (6)$$

원점으로부터 임의의 Wrist 지점까지 위치 $W = (W_x, W_y, W_z)$ 를 Fig. 14에 표시하였으며, Wrist와 Position 사이의 관계를 식(7)과 같이 구한다.

$$W = \begin{pmatrix} W_x \\ W_y \\ W_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P_x - L_4 R_{(13)} \\ P_y - L_4 R_{(23)} \\ P_z - L_4 R_{(33)} \end{pmatrix} \quad (7)$$

P_x, P_y, P_z 는 Wrist의 위치와 그리퍼의 방향으로 종속되며, W_x, W_y, W_z 는 3개의 조인트(Joint) 각으로 결정됨을 알 수 있다. $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 는 식(8)과 같이 구할 수 있으며, Table 7의 Denavit-Hartenberg(D-H) 파라미터를 사용하여 로봇의 각 링크(Link)와 조인트의 관계를 정의하였다.

$$\begin{aligned} \theta_1 &= \tan^{-1}\left(\frac{W_y}{W_x}\right) \\ \theta_2 &= \sin^{-1}\left(\frac{W_z - L_1}{r}\right) - \cos^{-1}\left(\frac{L_3^2 - (r^2 + L_2^2)}{2rL_2}\right) \\ \theta_3 &= \cos^{-1}\left(\frac{r^2 - (L_2^2 + L_3^2)}{2L_2L_3}\right) \end{aligned} \quad (8)$$

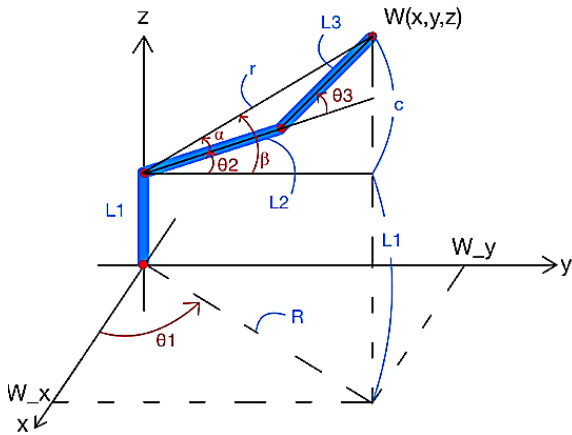


Fig. 14 Schematic Diagram of Inverse Kinematics

Table 7 D-H Parameter

Joint	θ [rad]	α [rad]	D[mm]	A[mm]
1	θ_1	$\pi/2$	145.3	
2	θ_2	π		288
3	θ_3	$\pi/2$		
4	θ_4	$-\pi/2$	342	
5	θ_5	$\pi/2$		
6	θ_6	0	100	

남은 3개의 각도 $\theta_4, \theta_5, \theta_6$ 은 순 기구학을 통한 변환 행렬에서 회전 행렬을 이용하여 식(9)과 같이 계산한다.

$$R_6^3 = R_3^{0^{-1}} R_6^0 \quad (9)$$

회전 행렬은 Orthogonal한 행렬이므로, 식(10)과 같이 역 행렬과 전치 행렬이 같음을 이용한다.

$$\begin{pmatrix} C_4 C_5 C_6 - S_4 S_6 & C_4 C_5 S_6 - S_4 C_6 & C_4 S_5 \\ S_4 C_5 C_6 + C_4 C_6 & -S_4 C_5 S_6 + C_4 C_6 & S_4 S_5 \\ -S_5 C_6 & S_5 S_6 & C_5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_1 C_{23} & S_1 C_{23} & S_{23} \\ -C_1 S_{23} & -S_1 S_{23} & C_{23} \\ S_1 & -C_1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} \end{pmatrix} \quad (10)$$

각 요소별, θ 를 구하기 위해 atan2를 사용하여 식(11)과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned} \theta_4 &= \text{atan2}(-C_1 S_{23} R_{13} - S_1 S_{23} R_{23} + C_{23} R_{23}, \\ &\quad C_1 C_2 R_{23} + S_1 C_{23} R_{23} + S_{23} R_{23}) \\ \theta_5 &= \text{atan2}(\pm \sqrt{1 - (S_1 R_{13} - C_1 R_{23})^2}, \\ &\quad S_1 R_{13} - C_1 S_{23}) \\ \theta_6 &= \text{atan2}(S_1 R_{12} - C_1 R_{22}, -S_1 R_{11} + C_1 R_{22}) \quad (11) \end{aligned}$$

8.2 특이점 해석

특이점 분석은 6 DOF 협동로봇의 자코비안 행렬을 이용하였다. 자코비안 행렬은 각 로봇의 조인트 각도가 Wrist의 위치 변화율을 나타낸다. 특히 자코비안 행렬이 0이 되는 조건에서 로봇의 동작 범위에 제한이 생기므로 해당 특이점 주변으로 로봇을 위치시키지 않도록 주의하는데 의의가 있다. 자코비안 행렬(J)는 식(12)와 같으며, 계산 결과는 식(13)과 같다.

$$J = \frac{\partial [W_x, W_y, W_z]}{\partial [\theta_1, \theta_2, \theta_3]} \quad (12)$$

$$\det(J) = -1772928 \cos(\theta_3) (19 \sin(\theta_2 - \theta_3) - 16 \cos(\theta_2)) \quad (13)$$

자코비안 행렬식이 θ_2 와 θ_3 의 함수로 이루어져있다. 해당 값이 0이 되지 않게 로봇을 제어하는 것이 동작의 안정성을 높이는데 중요하다.

8.3 경로 설정

협동로봇의 이동 경로는 각 변환 명령과 직선 이동 명령을 통해 제어되었다. 직선 이동 명령은 엔드 이펙터의 시작 위치부터 7장에서 계산된 컵의 좌표로 직선 경로를 통해 움직이는 명령이며 자율 공정에 활용되었다. 각 변환 명령은 초기 위치와 지정된 위치의 조인트 각도를 역 기구학을 통해 구한 뒤 조인트 별 각도를 경로로 설정하여 움직이는 명령이며 자동 공정에 활용되었다. 초기 위치와 최종 위치의 관절 각을 저장하고 해당 경로를 여러 Point들로 세분화하였다. 이는 경로 상 주변 장애물과의 충돌과 특이점을 피하기 위함이다. Fig. 15는 협동로봇이 제빙기에서 커피 머신으로 이동하는 과정을 나타낸다.

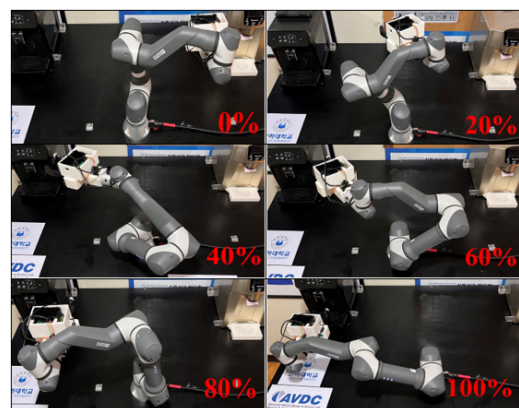


Fig. 15 Robot Motion Sequence from Ice maker to Coffee machine

9. 결론

본 연구에서 개발한 바리스타 로봇 시스템은 협동로봇과 AI 기술의 융합을 통해 자동화된 커피 제조 및 제공 과정을 구현하였다. 그 과정에서 그리퍼의 최적의 PID 제어기 설정 및 컵 위치 추정 알고리즘 설계를 실험 오차분석을 중심으로 수행하였다. 또한 자동화를 위한 어플리케이션을 개발하였으며, 협동로봇 이동 경로의 최적화를 기구학적 해석과 특이점 해석을 통해 진행하였다.

2가지 항목을 중점적으로 평가하였다. 첫 번째로 협동로봇이 계산된 컵의 좌표를 받아 정상적으로 자율 공정을 수행하는지 평가하였다. 컵의 위치를 계속 변경하는 등, 다양한 환경에서 실험을 진행하였으며 수행 횟수 대비 성공 횟수 비율을 확인하였다. 실험 결과, 50번 수행 중 48번의 자율 공정을 성공하였으며 96% 정확도를 보였다. 실패한 2가지 경우는 주변 환경이 심하게 어두울 때와 동일한 형태의 컵이 2개 있을 경우였으며, RGB 카메라의 물리적 한계와 동일 객체에 대한 우선순위가 부여되지 않은 점을 한계점으로 확인할 수 있었다.

두 번째로, 자율 공정 이후, 장애물과 특이점을 피해서 정상적으로 자동 공정을 수행하는지 확인하였다. Trial and error를 통해 8장에서 제시한 관절 각 경로의 세분화를 하여, 장애물과 특이점을 피하도록 설정하였으며, 자율 공정 실험 이후 50회 모두 사전에 프로그래밍된 동작으로 정상적으로 공정을 수행함을 알 수 있었다.

후 기

이 논문은 2024년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임 (P0020612, 2024년 산업혁신인재성장지원사업)

이해관계(CONFLICT OF INTEREST)

저자는 이 논문과 관련하여 이해관계 충돌의 여지가 없음을 명시합니다.

References

1) J. Cacace, A. D'Andrea, and G. Vecchi, "A Review of Collaborative Robots: Adoption, Development,

and Future Trends," *Journal of Robotics and Automation*, Vol. 35, No. 4, pp. 240-257, 2019.

2) W. Burgard, D. Fox, and K. V. Laerhoven, "Towards a Collaborative Robot: A Review of Recent Advances and Future Trends," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, Vol. 12, No. 2, pp. 357-369, 2015.

3) S. Coppola and M. Ferrari, "Challenges in Collaborative Robots: Sensors, Control Algorithms, and Application Scenarios," *International Journal of Advanced Robotics Systems*, Vol. 15, No. 1, pp. 1-20, 2018.

4) S. Haddadin and E. Croft, "Physical human-robot interaction," in B. Siciliano and O. Khatib (Eds.), *Springer Handbook of Robotics*, Springer, pp. 1835-1874, 2016.

5) G. Gibson and A. Khorasani, "Advances in Sensor Technologies for Industrial Robotics: Lidar, RGB-D Cameras, and Beyond," *Sensors and Actuators A: Physical*, Vol. 319, pp. 112-130, 2021.

6) H. Hsieh and S. Liao, "Algorithm Complexity in Collaborative Robotics: A Comparative Study," *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 2, No. 3, pp. 194-201, 2017.

7) Udaya Wignayakc, "Stereo Vision-Based 3D Pose Estimation of Product Labels for Bin Picking," pp. 8-16, 2016.

8) Z. Zhang, "Microsoft Kinect sensor and its effect," *IEEE MultiMedia*, Vol.19, No.2, pp. 4-10, 2012.

9) X. Li and Y. Zheng, "Integration of Depth Cameras and Object Detection Algorithms for Dynamic Environments," *Journal of Computer Vision*, Vol. 128, No. 2, pp. 279-295, 2020.

10) EunJi. Song, Taeyun. Kim, Hyobin. Kim, Kyung. Ho. Kim, Sung. Ho. Hwang "Real-time Speed Sign Recognition Method Using Virtual Environments and Camera Images," *Journal of Drive and Control*, Vol. 15, No. 2, pp. 50-65, 2023.

11) W. Zuo, G. Song, and Z. Chen, "Grasping Force Control of Robotic Gripper With High Stiffness," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 27, pp. 1105-1116, 2021.

12) X. Wang, Y. Xiao, X. Fan, and Y. Zhao, "Design and Grip Force Control of Dual-Motor Drive

- Electric Gripper with Parallel Fingers," Proceedings of the 2016 IEEE Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference, Chongqing, China, pp. 696-700.
- 13) A. S. Sadun, J. Jalani, J. A. Sukor, and F. Jamil, "Force Control for a 3-Finger Adaptive Robot Gripper by Using PID Controller," Proceedings of the 2016 2nd IEEE International Symposium on Robotics and Manufacturing Automation (ROMA), Ipoh, Malaysia, 25-27 September, pp. 1-6.
- 14) P. Gallant and R. Dubay, "Development and Simulation of a Control Strategy for a Two Finger Parallel Electric Gripper," Proceedings of the Canadian Society for Mechanical Engineering International Congress, Charlottetown, PE, Canada, 24 June, 2020.
- 15) D. M. Dawson and A. M. F. C. Lee, "Trajectory Planning for Robotic Manipulators: A Review," IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 16, No. 2, pp. 155-164, 2000.
- 16) T. Park, "Obtaining 3D Spatial Information about People Wearing Masks from Stereo Images with Different Color Spaces," Journal of Digital Contents Society, Vol. 23, No. 12, pp. 2527-2536, 2022.