



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공 학 석 사 학 위 논 문

딥러닝 알고리즘과 국소 커널회귀법에 기반한
비정형 소화물 탐지 알고리즘 개발



기계설계공학과

오 종 민

공 학 석 사 학 위 논 문

딥러닝 알고리즘과 국소 커널회귀법에 기반한
비정형 소화물 탐지 알고리즘 개발

지도교수 김 상 봉

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함.



2019 년 2 월

부 경 대 학 교 대 학 원

기계설계공학과

오 중 민

오종민의 공학석사 학위논문을 인준함.

2019 년 2 월



주 심 공학박사 이 일 영 (인)

위 원 공학박사 최 연 옥 (인)

위 원 공학박사 김 상 봉 (인)

목 차

목 차	i
Abstract	iii
제 1 장 서 론	1
1.1 연구 배경 및 동기	1
1.2 연구 목적 및 방법	5
1.3 연구내용 및 범위	6
제 2 장 시스템의 구성	9
2.1 시스템의 구성	9
2.1.1 매니플레이터 시스템의 구성	9
2.1.2 이미지 프로세싱 시스템	11
2.1.2.1 이미지 프로세싱 시스템의 구성	11
2.1.2.2 카메라 보정	13
2.1.2.3 카메라 좌표계	19
2.2 제어시스템의 구성 및 제원	22
제 3 장 딥러닝 알고리즘과 국소 커널회귀법을 이용한 소화물 탐지 알고리즘	30
3.1 딥러닝 알고리즘	30
3.1.1 통일화된 탐지	31
3.1.2 네트워크 설계	34
3.1.3 손실함수	37
3.2 국소 커널회귀법을 이용한 물체 엣지 탐지	39

3.2.1 3차원 포인트 클라우드	39
3.2.2 Canny 엣지 탐지법	42
3.2.3 국소 커널회귀법을 이용한 엣지 탐지	46
제 4 장 시스템 모델링 및 제어기 설계	51
4.1 시스템 모델링	51
4.1.1 순기구학	51
4.2 제어기 설계	62
4.2.1 미분기구학을 이용한 매니퓰레이터 제어기 설계	63
제 5 장 실험 결과	70
5.1 제안된 비정형 소화물 탐지 알고리즘의 실험결과	70
5.2 매니퓰레이터 실험결과	89
제 6 장 결 론	114
6.1 결론	114
6.2 향후 연구 방향	117
감사의 글	118
참고문헌	120
Publications and Conferences	133

Development of Atypical Parcels Detection Algorithm Based on Deep Learning Algorithm and Local Kernel Regression Method

Jong Min Oh

*Dept. of Mechanical Design Engineering
The Graduate School, Pukyong National University*

Abstract

Recent trends in industrial robot development are automation for reducing labor costs, working in dangerous environments, and increasing efficiency in repetitive tasks. Specially, automation of the picking process to acquire parcels location information in the online shopping mall logistics could not be achieved by lack of skill in the detection of the parcels. In addition, the parcels at the online shopping mall logistics center is sold by the piece and is various in sizes and shapes. Moreover, the parcels are various in packaging forms such as unpacked forms, box packaging forms and plastic packaging forms, etc. Therefore, a new detection algorithm to pick these atypical parcels is positively necessary.

The purposes of this thesis are firstly to develop an atypical parcel detection algorithm based on a deep learning algorithm and a local kernel regression method using Kinect camera and secondly to design a posture controller for the end-effector of a 7-link manipulator to move the extracted the bounding box location of the parcel with a desired velocity of its end effector. To do these tasks, the followings are done. Firstly, the system used in this thesis consists of a 7-link manipulator for moving end-effector to the atypical parcels and an image processing system for detecting atypical parcels are used for this thesis. Secondly, a new detection algorithm for detecting atypical parcels is proposed. The proposed detection algorithm consists of 4 steps: detecting central pixel of bounding box of atypical parcels using a deep learning algorithm, obtaining 3D depth map of parcels using Kinect camera, detecting the edge of a parcel surrounding the central pixel of the bounding box using a local kernel regression method, and extracting central location of the bounding box. Thirdly, forward kinematics modeling and Jacobian matrix of the 7-link manipulator are described. Fourthly, moving the position of the end-effector to the extracted bounding box location of the parcel and tracking angular velocity of the end effector is controlled by a controller based on differential kinematics. Finally, experiment results are shown to verify the validity of the proposed detection algorithm method compared to Canny method and of the designed controllers results.

Keywords: parcel, deep learning algorithm, 3D point cloud, local kernel regression method, 7-link manipulator, Kinect camera, differential kinematics, controller.

제 1 장 서 론

1.1 연구 배경 및 동기

산업용 로봇은 자동차 및 제조 산업을 포함한 다양한 분야에서 활용되고 있다. 또한 최근에는 이러한 분야에 국한되지 않고 자동주행 로봇, 농업용 로봇, 원격조종 로봇과 같은 사람의 편의를 위한 서비스 로봇으로도 많이 활용되고 있다. Fig. 1.1은 사람이 작업하기는 위험한 환경에서 작업을 수행하도록 설계된 매니퓰레이터를 보여준다.



Fig. 1.1.1 Manipulator designed for works in dangerous environment.

최근 산업용 로봇 개발의 동향으로는 인건비 상승, 위험한 환경에서의 작업, 반복된 작업에 따른 효율성에 기반한 무인화

작업이다. 다품종 소화물을 주로 취급하는 온라인 쇼핑몰 물류 프로세스에서 가장 많은 인력과 시간이 소요되는 피킹 프로세스(위치 확인 및 소화물 이적재) 자동화는 소화물 탐지 및 형상적응형 파지 기술 한계로 이루어지지 못하고 있다. 또한 온라인쇼핑몰 물류센터에서의 소화물은 낱개 단위로 처리되며, 크기와 형상이 다양할 뿐만 아니라 미포장, 박스포장, 비닐포장, 플라스틱포장 등과 같이 포장 형태도 다양하다. Table 1.1은 다양한 포장 형태의 소화물이다.

Table 1.1.1 Packages in various packaging types



피킹프로세스의 자동화 필요성이 높아짐에 따라 많은 매니플레이터 제어법과 소화물을 인식하는 알고리즘이 개발되었다. 먼저, 여러 매니플레이터 제어법들이 소개되었다. T. Murakami는 토크센서 없이 매니플레이터를 제어하는 이론을 제안했다[1]. 하

지만 이 이론은 몇 mm의 오차를 중요시 하는 현장에서 사용하
기에는 정확도가 떨어진다. J. Kim는 3축 매니퓰레이터의 동역학
모델링과 모션 제어를 제안했다[8]. 하지만 적은 개수의 축을 가
진 매니퓰레이터에서는 동역학 모델링이 간단하고 잘 적용되지만
많은 개수의 축을 가진 매니퓰레이터에서는 동역학 모델링은 잘
적용되지 않는다. M. W. Spong은 매니퓰레이터 제어를 위한 계산
된 토크 제어방식을 기반으로 한 제어기를 설계했다[15]. 이 제
어는 첫번째 단계에서 동역학(라그랑지안) 모델링의 모든 커플링
비선형성을 정확히 선형화하여 두번째 단계에서 선형 및 디커플
링 플랜트를 기반으로 제어기를 설계할 수 있도록 한다. 하지만
실제로 로봇의 동역학 모델링은 정확한 모델링이 가능하지 않아
동작제어시 성능이 저하된다. M. Corless는 불확실한 매니퓰레이
터 시스템의 안정성을 보장하는 Lyapunov의 두번째 방법에 기반
한 이론을 제안했다[45]. 하지만 제어 성능은 기계적 매니퓰레이
터 자체의 불확실성에 영향을 받기에 안정성을 보장하기는 쉽지
않다. 적응 제어는 매개변수의 온라인 튜닝을 통해 일반적인 비
선형 시스템의 모델링 불확실성을 처리하는데 성공한것으로 입증
되었지만 이 제어는 시간에 따라 변하는 불확실성이 빠른 시스템
을 추정하는데는 사용할 수 없다. 이 경우 미분기구학에 기반을
둔 제어기이다. 이 제어는 불확실성의 알려진 경계함수만 필요로
한다.

한편, 기존의 물체인식 알고리즘들을 소개한다. D. G. Lowe는 두
개의 이미지 사이의 불변 특유의 특징점을 추출해 매칭을 하는
SIFT 알고리즘을 제안했다[2]. H. Bay는 SIFT 알고리즘 보다 빠
르게 특징점을 추출해 매칭하는 Speed Up Robust Features(SURF)

알고리즘을 제안했다[3]. 하지만 SIFT 알고리즘과 SURF 알고리즘으로는 비정형 소화물과 여러가지 방식으로 포장된 소화물을 인식하는데 한계가 있다. 그 외에도 여러가지 특징들을 추출하는 방법들이 있다. W. T. Chen은 이미지 색 분포도에 기반한 적응색 특징 추출을 제안했다[9]. R. Kadota는 히스토그램 중심 크기(HOG) 특징 추출을 위한 하드웨어 아키텍처를 제안했다[10]. N. V. Navid는 광학 흐름 추적을 위한 특징 추출 알고리즘을 제안했다[11]. B. Verma는 텍스처(Texture) 특징 추출 및 분류를 제안했다[12]. 하지만 이러한 특징 추출 알고리즘들은 소화물의 종류가 무엇인지 판별하는데는 한계가 있다. D. Zhang은 객체 인식을 위한 형상이용 객체 표현기법에 대해 제안했다[13]. 하지만 이 표현 기법은 원통형 원, 십자형, 직사각형, 원뿔 등 ‘간단한 개체’에 한해서만 적합하다. C. J. Francis는 2D 이미지에 물체의 엣지 탐지법을 제안했다[7]. 하지만 3D 이미지는 점들의 집합으로 물체를 표현한다. 그렇기 때문에, 이 엣지 탐지법으로 엣지를 탐지할 시, 무수히 많은 엣지들이 탐지된다. 따라서 3 차원 이미지의 엣지 탐지에는 한계를 가진다. 따라서 물류센터 자동화를 위해 다품종 소화물 피킹 작업에 범용적으로 적용될 수 있는 탐지알고리즘 개발 및 매니플레이터 제어기 설계가 절실히 필요하다.

1.2 연구 목적 및 방법

본 연구의 목적은 첫째, Deep Learning 알고리즘을 사용하여 소화물을 탐지하고, 탐지된 결과를 바탕으로 키넥트(Kinect) 카메라를 이용해 소화물의 위치를 찾는 소화물 탐지 알고리즘을 개발하는 것이다. 둘째, 소화물 탐지알고리즘에 의해 탐지된 위치를 목표소화물위치로 하여 말단장치의 목표위치 제어와 회전속도설정을 위한 제어기를 설계하는 것이다. 본 연구의 목적을 달성하기 위해서 다음과 같이 수행한다.

첫째, 본 연구에서 사용할 시스템을 구성한다. 시스템은 크게 두 가지로 나누어지며, 이미지 프로세싱 시스템과 매니플레이터 시스템이다. 둘째, 새로운 비정형 소화물 탐지 알고리즘을 제시한다. 소화물 탐지 알고리즘은 다음과 같이 4 단계로 구성된다. 1 단계에서는 딥러닝 알고리즘을 토대로 비정형 소화물의 경계상자(Bounding box) 픽셀을 탐지 및 소화물 종류를 분별한 후, 2 단계에서는 키넥트 카메라를 이용하여 3D 포인트 클라우드(3D point cloud)를 추출하여 2D 이미지를 3D로 변환시키고, 3 단계에서는 소화물 탐지 경계상자 픽셀을 토대로 국소 커널회귀법(Local Kernel Regression)을 이용하여 소화물의 엣지를 탐지하고, 마지막 단계에서는 소화물 탐지 경계상자의 중심위치를 얻어 말단장치의 목표위치로 한다. 셋째, 7 개의 링크를 가진 매니플레이터의 제어기를 설계하기 위해 순기구학(Forward kinematics) 모델링과 자코비안행렬을 제시한다. 넷째, 매니플레이터 모델링을 바탕으로 말단장치의 위치를 목표위치로 이동시키고 속도설정을 하기 위한

미분기구학을 이용한 제어기를 설계한다. 마지막으로 제시한 탐지 알고리즘과 매니퓰레이터 제어기의 유효성을 증명하기 위해 실험 결과를 제시한다.

1.3 연구내용 및 범위

본 연구에서는 비정형 소화물 탐지를 위한 딥러닝 알고리즘과 소화물 엿지를 탐지하는 국소 커널회귀법(Local Kernel Regression) 알고리즘을 제시한다. 또한 7 개의 링크를 가진 매니퓰레이터의 모델링을 제시하고, 이 모델링을 기초로 하여 매니퓰레이터 말단장치의 위치를 비정형 목표물 탐지 알고리즘에 의해 탐지된 소화물의 경계상자의 중심위치에 위치시킴과 속도 설정을 위한 미분기구학에 기반을 둔 제어기를 제시한다. 본 연구는 총 6 장으로 구성되어 있으며, 각 장의 내용을 다음과 같이 요약 한다.

제 1 장 : 본 연구의 연구 배경과 동기를 살펴보고, 현재까지 알려진 알고리즘들의 문제를 제기한다. 또한 본 연구의 목적 및 방법에 대한 간략한 소개와 연구 내용 및 범위를 제시한다.

제 2 장 : 본 연구에서 사용된 시스템의 구성, 카메라의 원리, 카메라 보정과 시스템의 제원에 대해 서술하

며, 시스템의 구성은 기구시스템(이미지 프로세싱, 매니플레이터)과 제어시스템(전기장치)으로 분류하여 서술한다.

제 3 장 : 키넥트 카메라를 이용한 비정형 소화물의 탐지 알고리즘을 소개한다. 이를 위해 첫째, 딥러닝 알고리즘을 소개한다. 둘째, 3차원 포인트 클라우드를 추출하는 방법을 설명한다. 셋째, Canny 엣지 탐지법을 설명한다. 넷째, Canny 엣지 탐지법이 3 차원 이미지의 엣지 탐지시 문제를 언급하고, 이를 해결하기 위해 국소 커널회귀법을 이용한 엣지를 탐지하는 방법을 제안한다. 이 알고리즘으로 소화물을 탐지하여 소화물의 종류를 판별하고, 탐지된 소화물 경계상자의 픽셀 위치를 찾아 이 픽셀위치를 매니플레이터 말단장치의 목표위치로 한다.

제 4 장 : 본 연구에 사용된 7개의 링크를 가진 매니플레이터의 제어기 설계를 위해 기구학적 모델링과 자코비안행렬을 제시하고, 이를 바탕으로 매니플레이터 말단장치의 위치를 비정형 목표물 탐지 알고리즘에 의해 탐지된 소화물의 경계상자의 중심위치에 위치시킴과 속도설정을 위한 미분기구학을 이용한 7개의 링크를 가진 매니플레이터의 제어기를 제시한다.

제 5 장 : 제시한 소화물 탐지 알고리즘과 7개의 링크를 가진 매니플레이터의 제어기의 유효성을 증명하기 위해 실험결과들을 제시한다.

제 6 장 : 본 연구의 결론 및 향후 연구에 대하여 기술한다.



제 2 장 시스템의 구성

본 장에는 시스템의 구성을 설명한다. 시스템 구성은 크게 3 가지이며 다음과 같다. 첫째, 7개의 링크를 가진 매니퓰레이터의 시스템 및 소화물 구성, 둘째, 탐지를 위한 이미지 프로세싱 시스템의 구성, 셋째, 제어시스템의 구성이다.

2.1 시스템의 구성

2.1.1 매니퓰레이터 시스템의 구성

본 절에서는 본 연구에 사용된 매니퓰레이터의 기구적 구성과 제원에 대해서 설명한다. Fig. 2.1.1 은 본 연구에서 사용한 7 개의 링크를 가진 매니퓰레이터이고, Fig. 2.1.2 는 매니퓰레이터의 각 7 개의 링크 길이를 보여주고, Table 2.1.1 은 매니퓰레이터의 제원이다.



Fig. 2.1.1 7-link manipulator used for this thesis

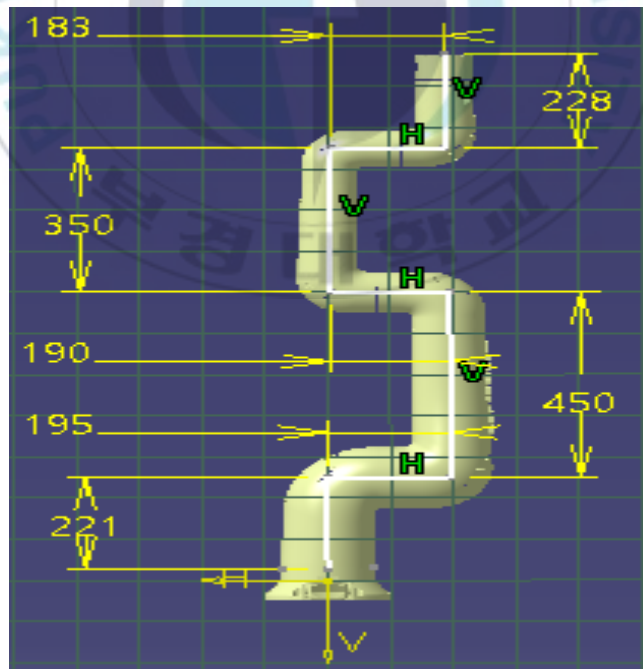


Fig. 2.1.2 Link lengths of 7-link manipulator(mm)

Table 2.1.1 Specification of 7-link manipulator

Items	Specification
DOF(Degree of freedom)	7(all revolute)
Payload[kg]	7
Joint motion range[deg]	Link 1: ± 175 Link 2: ± 175 Link 3: ± 175 Link 4: ± 175 Link 5: ± 175 Link 6: ± 175 Link 7: ± 175
Maximum joint velocity[deg/sec]	Link 1,2,3: 160 Link 4,5,6,7: 180
Maximum tool speed[m/s]	1
Maximum reach[mm]	800
Repeatability[μ m]	50
Weight[kg]	28

2.1.2 이미지 프로세싱 시스템

2.1.2.1 이미지 프로세싱 시스템의 구성

Fig. 2.1.3은 본 연구에서 사용한 이미지 프로세싱 시스템의 구성을 보여준다. 이미지 프로세싱 시스템의 구성은 이미지 프로세싱을 하기 위한 마이크로소프트사의

키넥트 카메라(Kinect)①, 소화물을 담은 300×480×300mm 상자(Cabinet)②, 카메라의 위치를 고정시켜 주는 565×740×740mm 프레임(Frame)③으로 구성되어 있다.

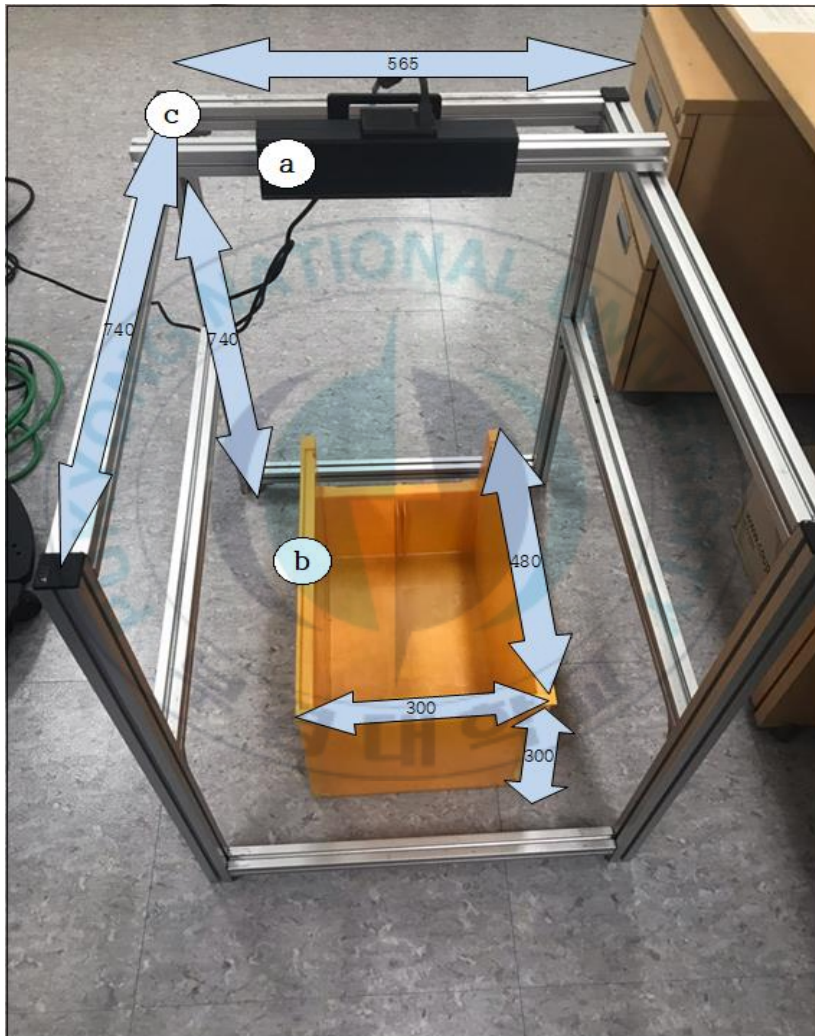


Fig. 2.1.3 Image processing system

2.1.2.2 카메라 보정(Calibration)

카메라로 이미지를 획득시, 핀홀 카메라는 보정이 필수적으로 필요하다. 핀홀(Pin-hole) 카메라 모델의 기본적인 기하학적 요소는 Fig. 2.1.4와 같다.

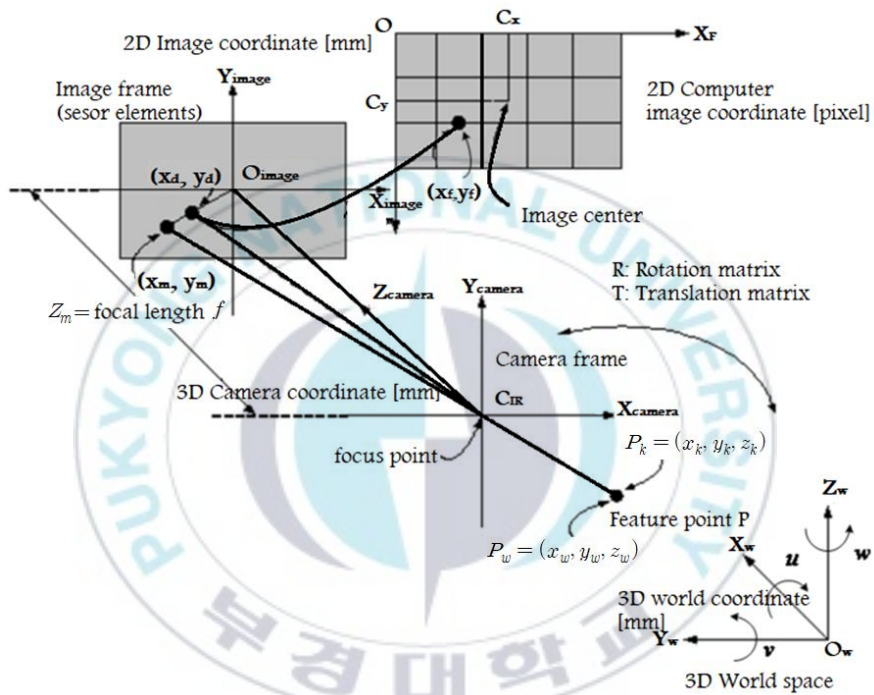


Fig. 2.1.4 Pin-hole camera model

여기서 $(O_w - X_w Y_w Z_w)$ 는 실제좌표의 3D 좌표이고, $(C_{IR} - X_{camera} Y_{camera} Z_{camera})$ 는 카메라의 초점에 카메라 원점 C_{IR} 가 있는 카메라 좌표계의 3D 좌표이며, Z 축은 광학축(Optical axis)과 일치하고 카메라 뒤쪽을 가르킨다. $(O_{image} - X_{image} Y_{image})$ 는 센서 이미지 좌표계의 2D 좌표계가 되고, $(O_F - X_F Y_F)$ 는 2D 컴퓨터 이미지 좌표계로 지정될 수 있다.

센서 이미지 좌표계 원점 O_{image} 과 카메라 원점 C_{IF} 사이의 거리를 카메라 초점길이 f 라고 한다. $P_w = (x_w, y_w, z_w)$ 는 목표소화물의 특징점(Feature point)좌표이고 이는 3D 실제좌표점임과 동시에 카메라 좌표로는 $P_k = (x_k, y_k, z_k)$ 이다. 좌표 (x_u, y_u) 는 P_w 의 비왜곡된 센서 이미지 좌표이며, (x_m, y_m) 은 특징점 P_w 의 이미지 좌표이고, 좌표 (x_d, y_d) 는 렌즈 의 왜곡으로 인해 (x_u, y_u) 와 다른 실제 이미지 좌표이다. 좌표 (x_f, y_f) 는 이미지 프로세싱을 통해 얻을 수 있는 컴퓨터 메모리의 좌표이다. 좌표 (c_x, c_y) 는 컴퓨터 메모리의 이미지 중심 위치를 나타내며, 이미지 중심 위치가 컴퓨터 메모리의 중앙에 있다고 가정한다.

절대 좌표에서 컴퓨터 메모리 이미지 좌표로 점을 변환하는 것은 다음과 같이 4단계로 이루어진다.

1단계

동차 변환(Homogenous transformation)을 사용한 3D 좌표계의 $P_w(x_w, y_w, z_w)$ 은 다음과 같이 3D 좌표계의 $P_k(x_k, y_k, z_k)$ 로 변환할 수 있다.

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix} = \mathbf{R}\mathbf{x}_w + \mathbf{T} \quad (2.1.1)$$

여기서 $\mathbf{R}$ 은 3×3 회전행렬(Rotation matrix)이고 $\mathbf{T}$ 는 3×1 병진 벡터(Translational vector)이다.

2단계

핀홀 카메라 형상과 초점길이 f 의 투시 투영을 사용하여 3D 카메라 좌표에서 비 왜곡된 이미지 좌표 (x_u, y_u) 로의 변환은 다음과 같다.

$$\mathbf{x}_u = \begin{bmatrix} x_u \\ y_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f \frac{x_k}{z_k} \\ f \frac{y_k}{z_k} \end{bmatrix} \quad (2.1.2)$$

3단계

왜곡함수 f_d 및 렌즈 왜곡 계수 $k_i, i=1 \sim 3$ 를 사용하여 비 왜곡된 영상 좌표에서 왜곡된 영상 좌표 (x_d, y_d) 로의 변환은 다음과 같다.

$$\mathbf{x}_d = \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} = f_d \mathbf{x}_u = (1 + \kappa_1 r^2 + \kappa_2 r^4 + \kappa_3 r^6) \mathbf{x}_u \quad (2.1.3)$$

여기서 $r^2 = x_d^2 + y_d^2$ 이다. 왜곡의 종류는 방사형(Radial type)과 접선형(Tangential type) 두 가지가 있다. 단, 방사형 왜곡 κ_i 만 식(2.1.3)과 같이 고려한다.

4단계

왜곡된 이미지 좌표 (x_d, y_d) 에서 컴퓨터 이미지 좌표 (x_f, y_f) 로의 변환은 다음과 같다.

$$\mathbf{x}_f = \begin{bmatrix} x_f \\ y_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 \\ 0 & f_y \end{bmatrix} \mathbf{x}_d + \begin{bmatrix} c_x \\ c_y \end{bmatrix} \quad (2.1.4)$$

$$f_x = s_x d'_x{}^{-1}, f_y = d'_y{}^{-1}, d'_x = d_x \frac{N_{cx}}{N_{fx}} \quad (2.1.5)$$

여기서 d_x 는 x 방향으로 인접한 센서 요소 사이의 중심거리이고, d_y 는 y 방향으로 인접한 센서 요소 사이의 중심거리이고, N_{cx} 은 x 방향의 센서 요소의 수이고, N_{fx} 는 컴퓨터에서 촬영한 이미지 1개의 스캔라인(Scan line)에 있는 픽셀 수이고, s_x 는 불확실성 스케일 요소이다.

외부 매개변수(External parameters)

3D 실제 좌표계에서 3D 카메라 좌표계로 변환하기 위한 매개변수를 외부 매개변수라고 한다. 즉, 회전행렬 $\mathbf{R}$ 과 병진벡터 $\mathbf{T}$ 는 외부 매개변수이다. 회전행렬 $\mathbf{R}$ 은 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos v \cos w & \cos w \sin v \sin u - \sin w \cos u & \cos w \sin v \cos u + \sin u \sin w \\ \sin w \cos v & \cos w \cos u + \sin w \sin v \sin u & \sin w \sin v \cos u - \cos w \sin u \\ -\sin v & \cos v \sin u & \cos v \cos u \end{bmatrix} \quad (2.1.6)$$

여기서 u 는 X_w 축 주위에서 롤각(Roll angle)에 의한 회전이고, v 는 Y_w 축 주위에서 피치각(Pitch angle)에 의한 회전이며, w 는 Z_w 축 주위에서 요각(Yaw angle)에 의한 회전이다.

내부 매개변수(Internal parameters)

카메라 좌표계의 3D좌표에서 컴퓨터 이미지 좌표로 변환하기 위한 매개변수를 내부 매개변수라한다. 다음은 4가지의 내부 매개변수들이다.

f : 유효 초점 거리

κ_i : 렌즈 왜곡 계수

s_x : 불확실성 스케일 요소

(c_x, c_y) : 이미지 좌표계의 원점에 대한 컴퓨터 이미지 좌표

GML 카메라 보정 프로그램을 사용하여 RGB/IR 카메라 매개변수들의 탐지가 실행된다. 10×10 규모의 30mm 정사각형 체크무늬 판이 카메라 보정에 사용된다. Fig. 2.1.5는 카메라 보정을 위해 서로 다른 위치와 방향에 배치하고 확대한 체크무늬 판의 RGB/IR 이미지 각각 10장씩이다.



a. RGB images



b. IR images

Fig. 2.1.5 RGB/IR image of the checkerboard

카메라 보정을 실시한 결과는 다음 그림과 같다.

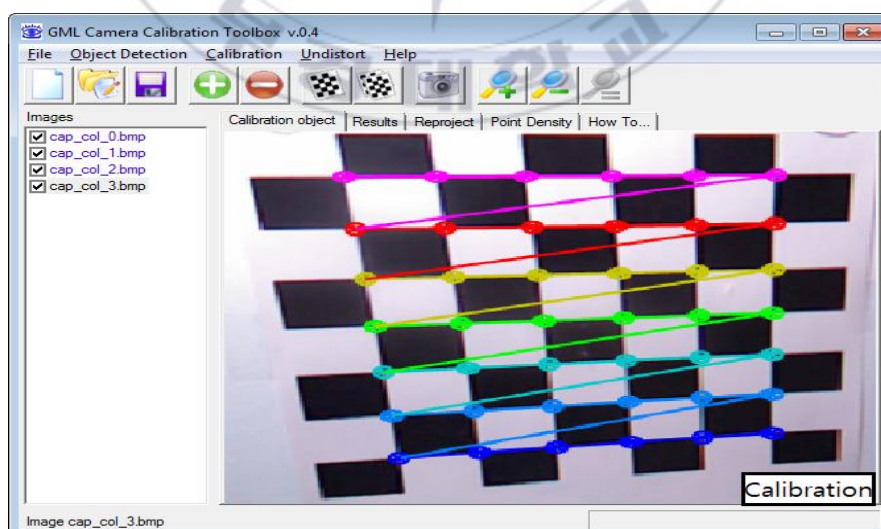


Fig. 2.1.6 Result of camera calibration

다음 Table 2.1.2은 카메라 매개변수들의 카메라 보정 결과 값이다.

Table 2.1.2 Camera parameters

	RGB camera	IR camera
f_x	1039.2	574.6
f_y	1034.2	579.6
c_x	646.7	319.8
c_y	502.3	239.2
α	0.6750	0.6540
Resolution	1280x960	640x480
k_1	0.235	-0.117
k_2	-0.721	0.424
k_3	0.723	-0.589

2.1.2.3 카메라 좌표계(Coordinate Frame)

Fig. 2.1.7는 Kinect카메라의 RGB이미지 좌표계에서 실제 물체와 검출된 물체의 확대도이고, 물체상의 점 P_k 의 깊이 계산을 보여준다. 물체상의 점을 3차원 좌표로 변환하기 위해 IR카메라 C_{IR} 의 원근 중심에서 원점을 갖는 깊이 좌표계를 설정한다. Z_{camera} 축은 물체를 향한 이미지면에 직각이며, X_{camera} 축은 IR카메라 중심 C_{IR} 과 IR이미터(Emitter) 중심 L_{EM} 사이의 기준선 B 방향을 향한 Z_{camera} 축에 수직이다.

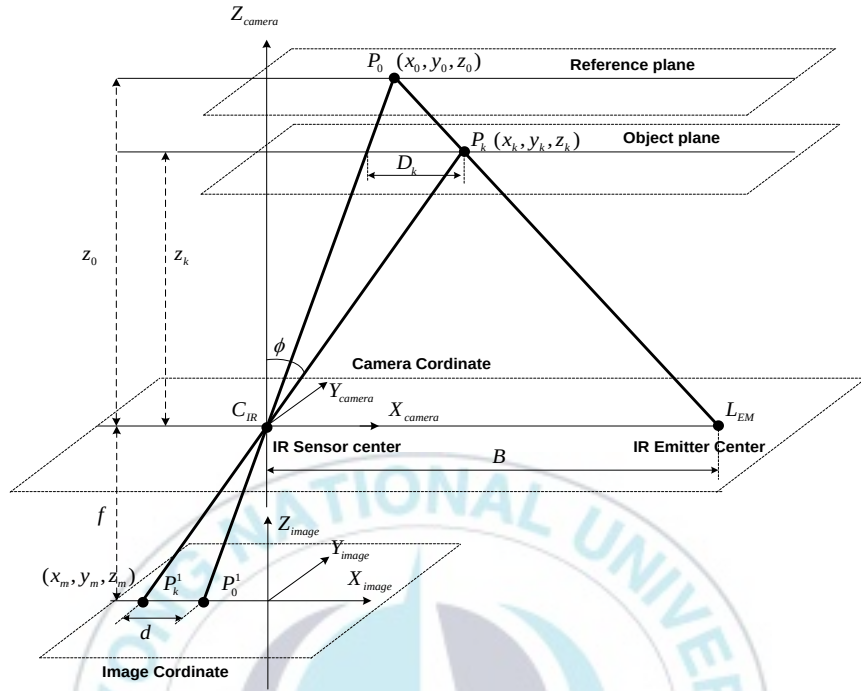


Fig. 2.1.7 Depth calculation of a point k on an object

Fig. 2.1.7는 물체가 IR카메라로부터 거리 Z_0 에 있는 기준면 상의 점 P_0 에 위치되고, 물체 이미지 P_0^1 의 점이 IR카메라의 이미지 평면상에 위치되는 것을 보여준다. 기준면 상의 점 P_0 가 키넥트 카메라 위치 P_k 에 가까이(또는 더 멀리) 이동한 경우, P_k 이미지의 점 P_k^1 의 위치가 X_{image} 에서 해당 이미지면 상으로 이동된다. 물체 평면 상에서 점 P_k 와 D_k 의 거리에 상응하는

이미지 평면 d 에서 불일치가 측정된다. 닮음삼각형(Similarity triangles)로부터 다음과 같이 쓸수 있다.

$$\frac{D_k}{B} = \frac{z_o - z_k}{z_o} \quad (2.1.7)$$

$$\frac{d}{f} = \frac{D_k}{z_k} \quad (2.1.8)$$

여기서 z_k 는 물체 평면상에서 점 P_k 의 깊이이고, B 는 IR카메라 중심과 IR이미터 중심의 거리이고, f 는 IR카메라의 초점거리이다. 식(2.1.7)에 식(2.1.8)을 사용하여 z_k 를 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$z_k = \frac{f}{d} D_k = \frac{z_o}{1 + \frac{z_o}{f B} d} \quad (2.1.9)$$

여기서 z_o 는 카메라 보정에 의한 상수이다.

영상 원리[25]와 Fig. 2.1.7에 따라, Z_{camera} 축에서 X_{camera} 축과 Y_{camera} 축에 있는 물체 중심까지의 각도는 다음과 같이 주어진다.

$$\phi_x = \arctan\left(\frac{x_m \alpha}{f_x}\right) \quad (2.1.10)$$

$$\phi_y = \arctan\left(\frac{y_m \alpha}{f_y}\right) \quad (2.1.11)$$

여기서 x_m 과 y_m 는 키넥트 이미지 좌표 O_{image} 의 중심에서 X_{image} 축과 Y_{image} 축의 물체 위치이고, α 는 픽셀에서 길이로의 변환 계수이며, f_x 와 f_y 는 X_{image} 축과 Y_{image} 축의 IR카메라의 초점 길이이다. x_m 과 y_m 은 픽셀값이기 때문에, 미터값으로의 실제 물체 위치 x_k 과 y_k 는 다음과 같이 얻어진다.

$$x_k = z_k \tan \phi_x \quad (2.1.12)$$

$$y_k = z_k \tan \phi_y \quad (2.1.13)$$

2.2 제어시스템의 구성 및 제원

이 절에서는 매니플레이터의 피킹을 제어하기 위해 제어시스템 구성도를 Fig. 2.2.1과 같이 나타낸다. 제어시스템의 구성은 크게 Fig. 2.2.1과 Table 2.2.1와 같이 키넥트 카메라(Kinect camera)④, 호스트 미니 컴퓨터(Host Mini PC)⑤, 이미지 처리(Image processing)의 소화물 탐지 알고리즘(Parcel detection

algorithm)©, 매니플레이터(Manipulator)④, 그리고 TCP/IPV4
 ⑤를 이용한 통신시스템 구성된다.

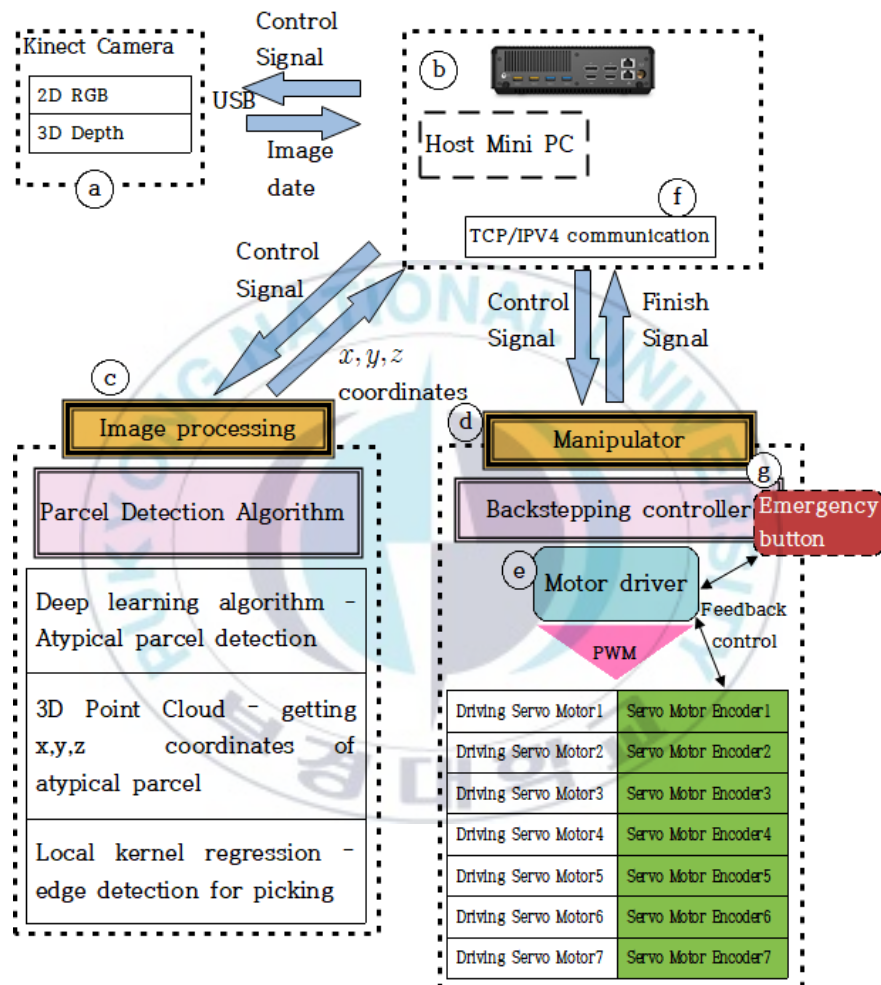


Fig. 2.2.1 Schematic diagram of Control System

Table 2.2.1 Control System Construction

㉠	키넥트 카메라	㉡	호스트 미니 컴퓨터
㉢	소화물 탐지 알고리즘	㉣	매니플레이터
㉤	모터 드라이버	㉦	TCP/IPV4 통신
㉧	긴급 정지버튼		

Fig. 2.2.1에서 각 제어장치의 구성 및 기능은 다음과 같다.

- ㉠ 키넥트 카메라: 비정형 소화물의 2D 이미지인 RGB 이미지와 3D 이미지인 Depth 이미지를 촬영하여 USB통신을 이용하여 호스트 미니 컴퓨터로 전송한다.
- ㉡ 호스트 미니 컴퓨터: 호스트 미니 컴퓨터는 산업용 미니컴퓨터인 Zotac사의 ZBOX-QK7P3000을 사용한다. 미니컴퓨터의 역할은 TCP/IPV4 통신으로 매니플레이터 구동 제어 명령을 전달하며, 키넥트 카메라로 촬영한 이미지데이터를 받아들인 후 이미지 처리를 하는 것이다.
- ㉢ 소화물 탐지 알고리즘: 소화물을 탐지하는 알고리즘으로 다음 순서를 따른다. 딥러닝 알고리즘을 토대로 비정형 소화물의 경계상자(Bounding box) 픽셀을 탐지 및 소화물 종류를 분별한후, 키넥트 카메라를 이용하여 3D 포인트 클라우드(3D point cloud)를 추출하여 2D 이미지를 3D로 변환시키고, 소화물 탐지 경계상자 픽셀을 토대로 국소 커널회귀법(Local Kernel Regression)을 이용하여 소화물의 엣지를 탐지하고,

소화물 탐지 경계상자의 중심위치를 얻어 말단장치의 목표위치로 한다.

- ④ 매니퓰레이터: 소화물의 피킹을 위한 매니퓰레이터이며 7축의 각 서보모터가 각도 정보를 제어박스에 보내 목표위치 및 각 관절의 속도설정을 위해 백스텝핑 제어기를 이용하여 제어를 한다.
- ⑤ 모터드라이버: 서보모터의 엔코더 값을 읽고, 컨트롤 신호를 PWM(Pulse width modulation)을 시켜준다.
- ⑥ TCP/IPV4: 호스트 미니 컴퓨터와 매니퓰레이터를 제어하는 제어박스 간을 연결하는 통신 방식이다.
- ⑦ 긴급 정지버튼: 비상시에 긴급으로 매니퓰레이터의 정지를 시키는 버튼으로 모터드라이버에 연결이 되어있다.

Fig. 2.2.2는 매니퓰레이터를 제어하기 위해 개발한 전용프로그램이다. 본 전용 프로그램은 C#을 이용하여 개발하였으며, 각 관절의 모터 회전각을 제어할 수 있고, 각 모터의 속도와 엔코더 값을 저장하여 현재 말단장치의 위치를 계산하고, 목표지점으로 이동시킬 수 있다.

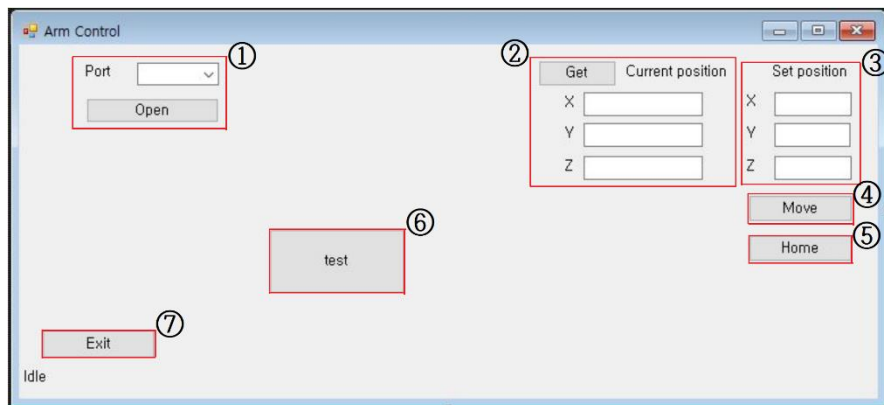


Fig. 2.2.2 Software of manipulator control

다음은 Fig. 2.2.2에서의 버튼들에 대해 서술한다.

- ① Port: TCP/IPV4의 연결과 끊음을 실행시키는 기능을 한다.
- ② Current position: 7개의 관절모터의 엔코더값을 읽어 현재 말단장치의 위치(x, y, z)를 계산하고 표시해주는 기능을 한다.
- ③ Set position: 말단장치의 위치를 사용자가 원하는 목표위치값으로 입력하는 기능을 한다.
- ④ Move: 말단장치의 위치를 사용자가 원하는 목표위치로 이동시키는 기능을 한다.
- ⑤ Home: 말단장치의 초기 위치로 이동시키는 기능을 한다.
- ⑥ Test: 매니플레이터의 이동경로를 미리 설정해서 모션을 줄 수 있는 기능을 한다.
- ⑦ Exit: 사용자가 프로그램을 종료하고 싶을 때, 프로그램을 종료하는 기능을 한다.

Fig. 2.2.3과 Table. 2.2.2은 본 연구에서 이미지 프로세싱을 위해 사용된 키넥트 카메라의 사진과 제원이다.



Fig. 2.2.3 Kinect camera

Table. 2.2.2 Specification of Kinect camera

RGB Pixel	640×480
Depth pixel	640×480
FPS(frame/second)	30fps
Minimum depth sensor range	800mm
Maximum depth sensor range	4000mm

Fig. 2.2.4과 Table. 2.2.3는 본 연구에서 사용한 호스트 미니 컴퓨터의 사진과 제원이다.



Fig. 2.2.4 Host mini PC

Table 2.2.3 Specification of host mini PC

Processer	Intel core i7-7700T
System memory	2×DDR4-2400/2133 SODIMM slots(up to 32GB)
Graphic engine	NVIDIA Quadro P3000 6GB
Hard drive	1×2.5 SATA 6Gbps SSD slot
USB port	1×USB 3.1 Type-C, 1×USB 3.1, 2×USB 3.0, 2×USB 2.0

Fig. 2.2.5는 매니플레이터 제어를 위한 모터드라이버와 매니플레이터와 연결하는 케이블 선과 긴급상황시 사용할 비상정지 버튼이다. Table. 2.2.4는 모터드라이버의 제원이다.



Fig. 2.2.5 Motor driver, cable for connect manipulator, and emergency stop button

Table 2.2.4 Specification of motor driver

Interfaces	EtherCAT, CAN, RS485/422, USB, Ethernet
I/O	16 pin GPIO
Size	355×355×230mm
Power	110~240 VAC, 50~60Hz



제 3 장 딥러닝 알고리즘과 국소 커널회귀법을 이용한 소화물 탐지 알고리즘

본 장에서는 딥러닝 알고리즘(Deep Learning Algorithm)과 국소 커널회귀법(Local kernel regression method)을 이용한 소화물 탐지 알고리즘을 소개한다. 먼저 소화물 탐지를 위해 딥러닝 알고리즘을 이용하여 학습을 먼저 시킨다. 다음으로 국소 커널회귀법을 이용한 소화물 엷지를 탐지하는 알고리즘을 소개한다. 마지막으로 결과물을 이용하여 소화물의 좌표를 탐지한다.

3.1 딥러닝 알고리즘

본 연구에서는 딥러닝 알고리즘의 대표 알고리즘인 YOLO(You Only Look Once) 알고리즘을 사용하였다. YOLO 알고리즘은 이미지 내의 경계상자와 클래스 확률을 단일 회귀 문제(single regression problem)으로 간주하여, 이미지를 한 번 보는 것으로 물체의 종류와 위치(pixel)를 추측하는 알고리즘이다. YOLO 알고리즘은 다음과 같은 방식으로 진행된다.

3.1.1 통일화된 탐지

YOLO 알고리즘은 몇가지 분할된 요소들을 단일화된 네트워크 신경망으로 통합시켰다. YOLO 네트워크는 이미지로 얻은 특징들을 예측하고 탐지하는데 사용한다. YOLO 네트워크는 이미지로부터 경계상자와 물체 종류를 동시에 찾아낸다. YOLO 알고리즘은 높은 평균 정밀도를 유지하면서 실시간으로 학습이 가능하도록 엔드 투 엔드(end-to-end) 방식으로 설계되었다.

YOLO 알고리즘은 다음과 같이 수행된다. 첫째, 입력 이미지를 $S \times S$ 격자 무늬로 분할한다. 만약에 물체의 중심이 셀격자 안에 있으면, 해당 셀격자가 해당 물체를 탐지하도록 한다. 둘째, 각각의 셀격자는 B 개의 경계상자(Bounding box)와 해당 경계상자에 대한 신뢰도 점수(Confidence score)를 예측한다. 이때 $B*5+C$ 개의 경계상자가 생기며 B 와 C 는 사용자가 정하는 값이다. 이 신뢰도 점수는 해당 모델이 해당 경계상자 안에 물체가 있을 확률이 얼마나 되는지, 그리고 해당 물체가 맞을 확률이 얼마나 되는지에 대한 확률에 대한 점수이다. 신뢰도 점수는 다음과 같이 정의된다.

$$C_s = \text{Pr}(\text{Object}) * IOU_{pred}^{truth} \quad (3.1.1)$$

여기서 C_s 는 예측 상자와 실제 상자 사이의 IOU를 의미하고 $\Pr(Object)$ 는 물체가 맞을 확률이고, 만일 물체가 존재하지 않으면 신뢰도 점수는 $0 * IOU = 0$ 이며, 물체가 맞을 경우는 $\Pr(Object)$ 가 1에 가까워 저서 신뢰도 점수는 IOU에 가깝게 된다. * 은 Convolution이고, IOU_{pred}^{truth} 는 예측 경계상자($pred$)와 실제 경계상자($truth$)의 IOU (Intersection Over Union)이다. 즉 두 영역이 겹쳐져 있을 때, 다음과 같이 주어진다.

$$IOU = \frac{\text{겹쳐진 넓이}}{\text{전체 넓이}} = \frac{\text{교집합 영역 넓이}}{\text{합집합 영역 넓이}} \quad (3.1.2)$$

각 경계상자는 x, y, w, h 와 C_s 의 5가지 요소로 구성되어 있다. (x, y) 는 셀격자의 경계에 대한 상대적인 상자의 중심좌표를 의미한다. w, h 는 예측된 물체와 전체 이미지의 폭과 높이의 비율(중형비)이며 전체 이미지에 비례한다. 셋째, 각 셀격자는 조건부 class 확률(conditional class probability) P 에 대해서 예측을 한다. 조건부 확률은 다음과 같이 정의한다.

$$P = \Pr(Class_i | Object) = \frac{\Pr(Class_i \wedge Object)}{\Pr(Object)}, \Pr(Object) \neq 0 \quad (3.1.3)$$

조건부 class 확률 식(3.1.3)은 물체일 때 이 물체가 $Class_i$ 에 속할 확률이며 객체를 포함하는 셀격자에 따라 달라진다. 하나의

셀렉자는 예측된 상자 수 B 와는 상관 없이 한가지 종류의 물체가 맞는 확률만 계산한다.

Fig. 3.1.1은 물체가 맞는 조건부 확률과 개별적인 경계 상자에 대해서 신뢰도 점수를 예측한 사진이다. 각 셀렉자는 $B*5+C$ 의 크기의 vector를 가지며 이미지 전체는 다음과 같은 크기의 Tensor를 갖는다.

$$Ts = S \times S \times (B*5 + C) \quad (3.1.4)$$

여기서 C 는 Class의 개수이고, B 는 B 개의 경계상자 각각에 대해 x, y, w, h 와 C_s 까지의 5개의 변수들을 가지며, Fig. 3.1.1에서는 $S=7, B=2, C=20$ 값을 사용하였다.

넷째, 식(3.1.1)과 식(3.1.3)을 사용하여 다음과 같이 표현되는 특별 Class 신뢰도 점수(Class-specific confidence score)를 다음과 같이 계산한다.

$$C_{si} = \Pr(\text{Class}_i | \text{Object}) * \Pr(\text{object}) * IOU_{pred}^{truth} = \Pr(\text{Class}_i) * IOU_{pred}^{truth} \quad (3.1.5)$$

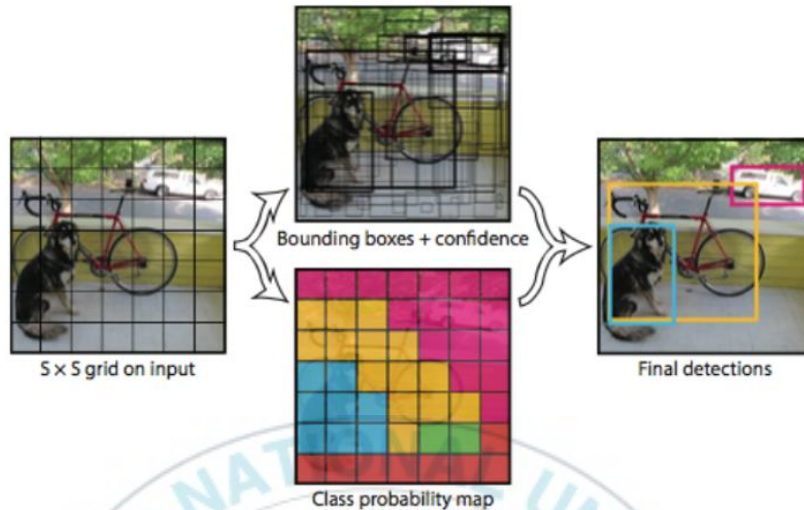


Fig. 3.1.1 Conditional class probabilities and individual box confidence predictions.

3.1.2 네트워크 설계

YOLO의 네트워크 architecture는 GoogLeNet for image classification 모델을 기반으로 한다. YOLO 네트워크의 합성곱층(Convolutional layer)는 이미지로부터 특징(feature)을 추출한다. 그리고 완전 결합층(fully connected layer)은 출력 확률과 좌표를 예측한다. YOLO 네트워크는 24개의 합성곱층과 2개의 완전 결합층으로 구성되어있다. Fig. 3.1.2는 YOLO 네트워크 architecture을 보여준다.

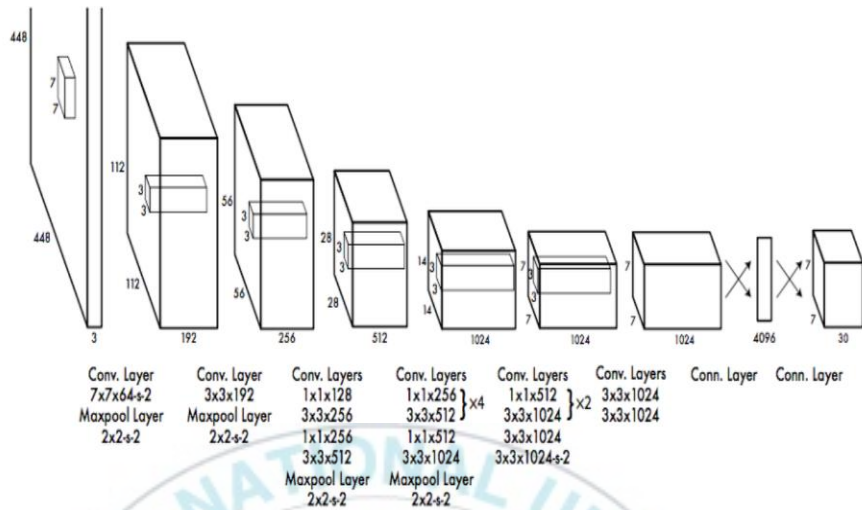


Fig. 3.1.2 Architecture of YOLO network.

다음의 그림들은 YOLO 네트워크의 결과물 설명이다.

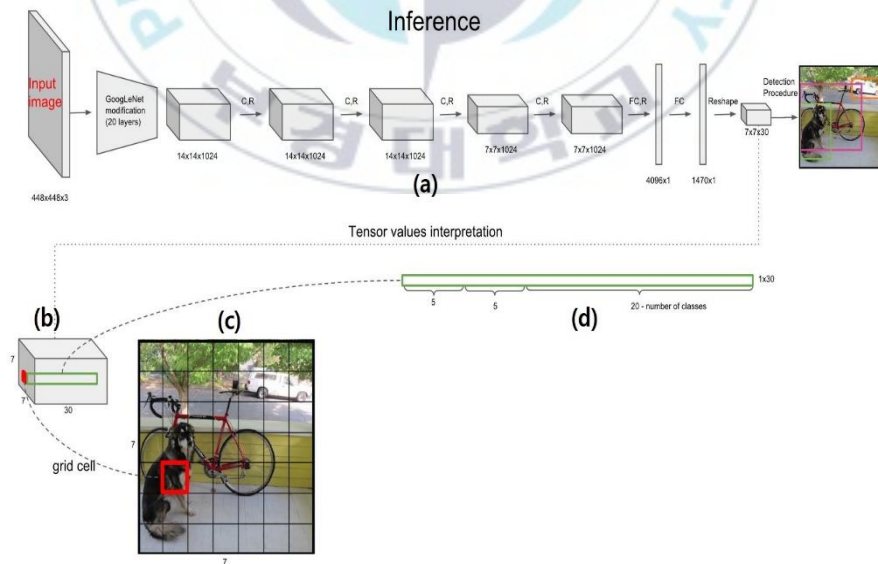


Fig. 3.1.3 Output of YOLO network.

Fig. 3.1.3은 YOLO 네트워크의 최종 출력물이다. Fig. 3.1.3(a)는 YOLO 네트워크의 과정이고, Fig. 3.1.3(b)는 $7 \times 7 \times 30$ Tensor의 최종 출력물이고, Fig. 3.1.3(c)는 3.1.1절에서 설명했듯이 입력 이미지를 7×7 의 셀격자로 나누는 것을 의미한다. Fig. 3.1.3(d)는 각 셀격자는 B개의 경계상자를 가지고 있는데, 앞 5개의 값은 해당 셀격자의 첫 번째 경계상자에 대한 값으로 중간 5개의 값은 두 번째 경계상자에 대한 값이다. 각 값은 x, y, w, h 와 C_s 를 의미한다. 마지막 20개의 값은 20개의 Class에 대한 조건부 class 확률이다. 첫번째 경계상자의 신뢰도 점수와 각 조건부 class 확률을 곱하면 첫번째 경계상자의 특별 Class 신뢰도 점수가 나온다.

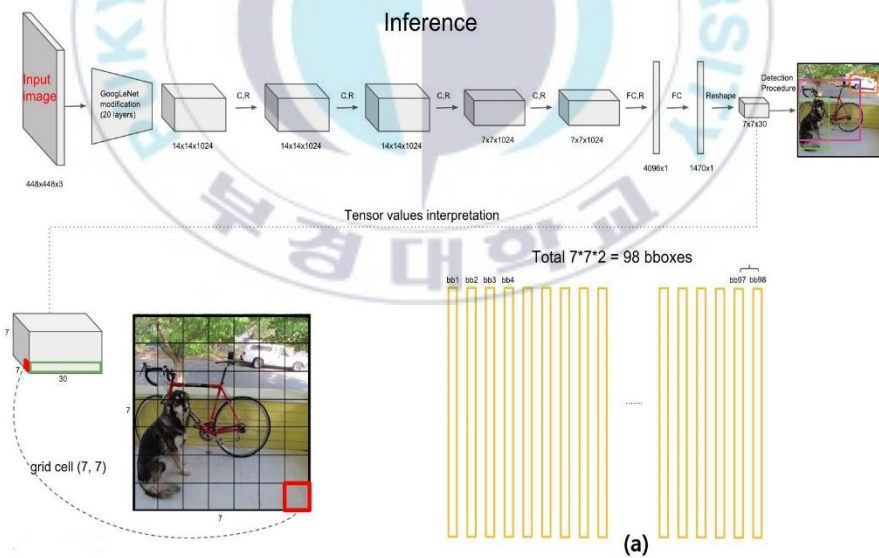


Fig. 3.1.4 Class-specific confidence scores of YOLO network.

Fig. 3.1.4는 YOLO 네트워크의 최종 결과물 중 특별 Class 신뢰도에 대한 그림이다. Fig. 3.1.4(a)와 같이 식(3.1.5)와 같은 계산을 각 경계상자에 대해 하게 되면 98개의 특별 Class 신뢰도 점수를 얻을 수 있다. 이 98개의 특별 Class 신뢰도 점수에 대해 각 20개의 Class를 기준하여 비 최대억제를 하여, 목표물체에 대한 Class의 경계상자 위치를 결정한다.

3.1.3 손실함수

본 절은 YOLO 학습 과정에 있어 손실함수(Loss function)에 대해서 설명하는 절이다. 학습 과정 중 손실함수를 0에 수렴 시킴으로서 실제 값과 예측 값의 차이를 줄인다. 손실함수는 다음과 같은 전제조건을 따른다. 첫째, 손실함수는 셀렉터의 여러 경계상자들 중 실제 상자와의 IOU가 가장 높은 경계상자를 Predictor로 설정한다. 둘째, 실제 상자의 중심점이 임의의 셀렉터 내부에 위치하면, 그 셀렉터에는 물체가 존재한다고 여긴다.

손실함수 J 는 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned}
J = & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} \left[(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 \right] \\
& + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} \left[(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2 \right] \\
& + \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} (C_i - \hat{C}_i)^2 \\
& + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{noobj} (C_i - \hat{C}_i)^2 \\
& + \sum_{i=0}^{S^2} 1_{ij}^{obj} \sum_{c \in \text{classes}} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2 \quad (3.1.6)
\end{aligned}$$

여기서 1_{ij}^{obj} 은 물체가 존재하는 셀격자 i 의 predictor 경계상자 j 를 의미하고, 1_{ij}^{noobj} 는 물체가 존재하지 않는 셀격자 i 의 경계상자 j 를 의미하고, 1_i^{obj} 는 물체가 존재하는 셀격자 i 를 의미한다. λ_{coord} 는 변수들(x, y, w, h)에 대한 손실과 다른 손실들과의 균형을 위한 균형 파라미터(balancing parameter)이고, λ_{noobj} 는 일반적으로 이미지 내에는 물체가 있는 셀보다는 물체가 없는 셀이 많으므로 물체가 있는 상자와 없는 상자간에 균형을 위한 균형 파라미터이다. 기호 $\wedge$ 은 각 변수들의 예측값을 의미한다. 식(3.1.6)의 첫번째 줄은 물체가 존재하는 셀격자 i 의 predictor 경계상자 j 에 대한 x 와 y 의 손실계산이다. 두번째 줄은 물체가 존재하는 셀격자 i 의 predictor 경계상자 j 에 대한 w 와 h 의 손실계산이다. 큰 상자에 대해서는 작은 편차(deviation)을 반영하기 위해 그 제곱근을 취한 후, 같은 오류라도 큰 상자의 경우 상대적으로 IOU에 영향을 적게 주는 오차제곱합(sum-squared

error)을 한다. 세번째 줄은 물체가 존재하는 셀격자 i 의 predictor 경계상자 j 에 대한 신뢰도 점수의 손실계산이며 $C_i=1$ 이다. 네번째 줄은 물체가 존재하지 않는 셀격자 i 의 경계상자 j 에 대한 신뢰도 점수의 손실계산이며 $C_i=0$ 이다. 다섯번째 줄은 물체가 존재하는 셀격자 i 에 대한 조건부 Class 확률의 손실계산이며, 확실한 물체가 있는 Class일 경우에는 $p_i(c)=1$ 이고 아닌 경우에는 $p_i(c)=0$ 이다.

3.2 국소 커널회귀법을 이용한 물체 엣지 탐지

3.2 절에서는 국소 커널회귀법을 이용한 3차원 소화물의 깊이 영상의 포인트 클라우드(point cloud)를 추출하고 추출된 포인트들을 이용한 엣지 탐지법을 제시한다. 이 방법은 다음과 같다.

3.2.1 3차원 포인트 클라우드

3.2.1절에서는 3차원 포인트 클라우드(3D point cloud)가 인접 기반 필터링(Neighborhood-based filtering) 기술을 사용하여 추출된다. 인접 기반 필터링 방법은 필터링 접근법의 효율성 및 효과에 강한 영향을 미치는 한 지점과 그 이웃 사이의 유사성

측도(Similarity measure)를 사용하여 한 지점의 필터링된 위치를 결정한다. 다음의 방법들에서 기술된 바와 같이, 유사성은 점, 법선 벡터 또는 영역의 위치에 의해 정의될 수 있다.

일반적인 필터는 다음 식들로 정의할 수 있다.

$$I_f(x,y) = \frac{1}{w_p} \sum_{i,j \in \Omega} w(i,j) * I(i,j) \quad (3.2.1)$$

$$w_p = \sum_{i,j \in \Omega} w(i,j) \quad (3.2.2)$$

여기서 $I_f(x,y)$ 는 픽셀 (x,y) 의 필터링된 이미지이고, w_p 는 정규화 인자이다. Ω 는 “윈도우”라고 불리는 직사각형 영역의 중심인 픽셀 (x,y) 의 인접 범위이며, (i,j) 는 인접 픽셀의 한 픽셀 좌표이고, (x,y) 는 현재 픽셀의 좌표이고, $w(i,j)$ 는 필터링 될 점 (i,j) 의 가중치이며, $I(i,j)$ 는 점 (i,j) 의 원래 깊이 영상이다.

양방향 필터(Bilateral filter)의 가중치 w 는 다음과 같이 공간 밀접(spatial closeness) 함수인 w_s 와 강도 차이(intensity difference) 함수인 w_r 을 사용하여 정의된다.

$$w(i,j) = w_s(i,j) \times w_r(i,j) \quad (3.2.3)$$

$$w_s(i,j) = e^{\left(-\frac{(i-x)^2 + (j-y)^2}{2\sigma_r^2} \right)} \quad (3.2.4)$$

$$w_r(i,j) = e^{\left(-\frac{(I(i,j) - I(x,y))^2}{2\sigma_r^2} \right)} \quad (3.2.5)$$

여기서 (i, j) 는 중심점 (x, y) 의 이웃점이고, $I(i, j)$ 는 (x, y) 에서의 강도를 나타내고, σ_s 및 σ_r 은 가우시안 함수(Gaussian function)의 표준편차이다.

시간 복잡도(time complexity)를 줄이기 위해 양방향 필터에서 회색 영역(gray domain)의 가중치를 더 나은 성능을 얻기 위해 식(3.2.6)의 이진 함수로 대체한다. 그러나 이러한 종류의 필터는 강도 구성 요소가 포함된 점군으로 처리한다. 결과적으로, 포인트 클라우드의 중요한 속성 중 하나인 법선 벡터는 가중치가 공간 위치의 함수로 정의되는 양방향 필터의 과정에서 고려되며, 임의의 점들의 법선 정보는 식(3.2.7)과 같이 표현할 수 있다.

$$w_r = \begin{cases} 1 & |I(x, y) - I(i, j)| \leq 3, I(x, y) \neq 0 \\ 0 & |I(x, y) - I(i, j)| > 3, I(x, y) \neq 0 \end{cases} \quad (3.2.6)$$

$$w = w_s \times w_r = f[d(p, q)] \times g[c(n_p, n_q)] = \frac{e^{-(p-q)^2}}{2\sigma_s^2} \frac{e^{-(n_p-n_q)^2}}{2\sigma_r^2} \quad (3.2.7)$$

여기서 f 와 g 는 σ_s 와 σ_r 을 갖는 가우시안 함수이고, σ_s 와 σ_r 은 f 와 g 의 표준편차이며, $d(p, q) = \|p - q\|$ 는 점 p 와 그 이웃 q

사이의 특정 거리(유클리드 거리)이고, $c(n_p, n_q) = n_p \times n_q$ 는 점 p 와 점 q 에서의 법선 관계를 나타낸다.

3.2.2 Canny 엣지 탐지법

본 절은 엣지 탐지법의 가장 대중적인 Canny 엣지 탐지법을 설명한다. Canny 엣지 탐지법은 본 연구의 엣지 탐지법과 비교하기 위한 엣지 탐지법이다. Canny 엣지 탐지법은 4가지 단계로 이루어 진다.

1단계 잡음 감소: 엣지 탐지는 이미지의 잡음에 쉽게 영향을 받기 때문에 5×5 가우시안 필터(Gaussian filter)를 사용하여 이미지 잡음을 감소시킨다. 식(3.2.8)은 크기 $(2k+1) \times (2k+1)$ 의 가우시안 필터 커널(Gaussian filter kernel)을 나타낸다.

$$H_{ij} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(i-(k+1))^2 + (j-(k+1))^2}{2\sigma^2}\right); 1 \leq i, j \leq (2k+1) \quad (3.2.8)$$

식(3.2.9)는 $\sigma=1.4$ 이고 5×5 가우시안 필터를 사용한 필터된 이미지를 나타낸 것이다.

$$I_f = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} * I \quad (3.2.9)$$

2단계 이미지의 강도 기울기 찾기: 평활화된 이미지는 Sobel 커널로 수평 및 수직 방향으로 필터링되어 수평 방향 $G_x = \frac{\partial G}{\partial x}$ 및 수직방향 $G_y = \frac{\partial G}{\partial y}$ 의 1계 도함수를 얻는다. G_x 와 G_y 를 사용하여 각 픽셀의 엣지 기울기 크기(Gradient magnitude) 및 기울기 방향(Gradient direction)은 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$Gradient\ magnitude = Edge_{gradient(G)} = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3.2.10)$$

$$Gradient\ direction = Angle(\theta) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right) \quad (3.2.11)$$

기울기 방향은 항상 엣지에 수직이다. 수직, 수평 및 두 대각선 방향을 나타내는 4개의 각도 중 하나가 반올림(rounded)된다.

3단계 비최대값 억제: 기울기의 크기와 방향을 얻은 후 엣지를 구성하지 않을 수 있는 픽셀을 제거하기 위해 이미지의 전체 스캔이 수행된다. 이를 위해, 모든 픽셀에서 픽셀은 Fig. 3.2.3에서와 같이 기울기 방향으로 이웃에 있는 지역 최대값인지 확인한다.

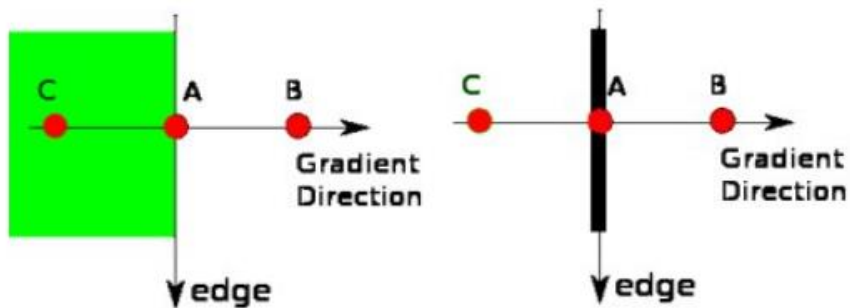


Fig. 3.1.3 Non-maximum Suppression

점 A는 엣지 위에 있고 경사 방향은 엣지에 수직이다. 점 B와 C는 기울기 방향이다. 따라서, 점 A는 점 B와 점 C로 검사되어 극대점을 형성하는지 확인한다. 그렇다면 다음 단계로 간주되며, 그렇지 않으면 0으로 설정된다.

4단계 히스테리시스 임계값: 이 단계에서는 모든 엣지가 실제 엣지인지 여부를 결정한다. 이를 위해 Fig. 3.1.4에서와 같이 두 개의 임계값인 최소값(minVal)과 최대값(maxVal)이 필요하다.

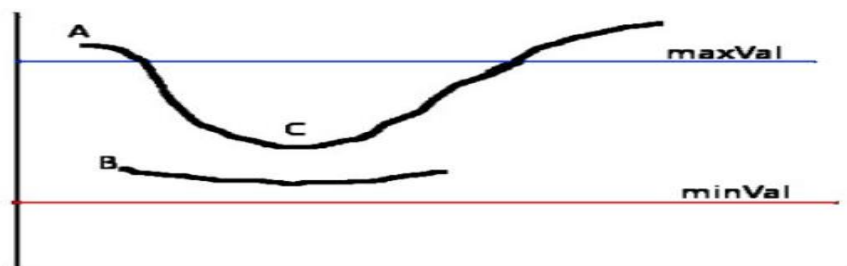


Fig. 3.1.4 Hysteresis Thresholding

최대값보다 큰 강도 기울기가 있는 엣지는 반드시 엣지이다. 최소값 이하의 반드시 엣지가 아니며 버려야한다. 이 두 임계값 사이에 있는 임계값은 연결에 따라 엣지 또는 비엣지로 분류된다. 픽셀이 “확실한”픽셀에 연결되면 엣지의 일부로 간주된다. 그렇지 않으면 삭제된다. 엣지 A는 최대값보다 높으므로 ‘확실한 엣지’로 간주된다. 엣지 C는 최대값보다 낮지만 엣지 A에 연결되어 있으므로 엣지 C는 유효한 엣지로 간주되고 전체 커브는 ‘확실한 엣지’로 간주된다. 엣지 B는 최소값보다 높고 엣지 C와 동일한 영역에 있지만, ‘확실한 엣지’에 연결되지 않았다. 따라서, 엣지 B는 폐기된다. 앞서 설명했듯이 올바른 결과를 얻으려면 최소값과 최대값을 선택해야한다.

Fig. 3.1.5는 Canny 엣지 탐지법의 블록선도를 도시한다.

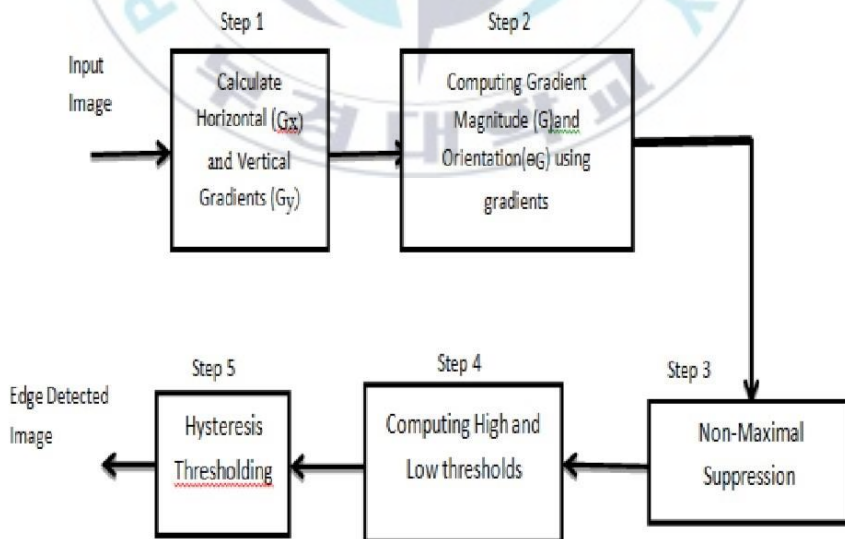


Fig. 3.1.4 Block diagram of Canny edge detector.

3.2.3 국소 커널회귀법을 이용한 엣지 탐지

3차원 포인트 클라우드 프로세싱의 대부분에서 소화물은 흐릿하고 보이지 않으므로 별도의 이미지 처리가 필요하다. Canny 엣지 탐지법은 2차원 이미지의 엣지 감지에 특화되어 있다. 따라서, Canny 엣지 탐지법은 3차원 포인트 클라우드의 엣지 탐지에는 적합하지 않다. 이 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 국소 커널회귀법(Local kernel regression method)을 제안한다.

일반적인 커널회귀법 함수는 다음과 같이 표현한다.

$$f(x) = \frac{\sum y_i \phi_i(x)}{\sum \phi_i(x)} \quad (3.2.12)$$

$$\phi_i(x) = \phi(\|x - x_i\|) \quad (3.2.13)$$

국소 커널회귀법은 샘플링된 점 x_i 에서 그 출력 이미지 $y_i \in \mathbb{R}$ 이 주어지고, $x \in \mathbb{R}^d$ 가 x_i 의 집합인 경우, 함수 $f(x): \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 를 근사화하는 회귀법이다. 입력 데이터는 $y_i = f(x_i) + \varepsilon_i$ 와 같은 잡음으로 손상될 수 있다. 여기서 ε_i 는 오차항이며 평균이 0이고 유한 분산 σ^2 인 랜덤 잡음이고, $\phi(x)$ 는 커널 함수이다.

식(3.2.14)는 Taylor 표현식의 관점에서 평가점 x 를 중심으로 미지의 함수 $f(x_i)$ 를 근사화하는 것이다.

$$f(x_i) = f(x) + (x_i - x)^T \nabla f(x) + \frac{1}{2} (x_i - x)^T Hf(x) (x_i - x) + \dots \quad (3.2.14)$$

여기서 $Hf(x)$ 는 $f(x)$ 의 Hessian 행렬을 나타낸다. 차수(order) o 는 Taylor 표현에서 사용된 항수(term)에서 1을 뺀 수로 정의한다.

$o = 0$ 인 경우, $f(x_i) = f(x)$ 와 식(3.2.14)는 다음과 같이 재구성할 수 있다.

$$f(x_i) = s_0 + a_i^T s_1 + b_i^T s_2 \quad (3.2.15)$$

여기서 각 s_0, s_1, s_2 는 $s_0 = f(x), s_1 = \nabla f(x) = \left[\frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_d} \right]$,

$s_2 = \left[\frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_i \partial x_j} \right] \in R^{d \times d}$ 이다. $i, j = 1, \dots, d$ 인 경우 $a_i = (x_i - x)$,

$b_i = \text{vech}((x_i - x)(x_i - x)^T)$ 이고 s_0, s_1, s_2 는 각각 함수 자체, 기울기 및 f 의 Hessian이다. $\text{vech}(A)$ 는 $A \in R^{n \times n}$ 의 반 벡터화(half-vectorization)하는 것이고 식(3.2.16)으로 정의한다.

$$\text{vech}(A) = [A_{11}, A_{21}, \dots, A_{n1}, A_{22}, A_{32}, \dots, A_{n2}, \dots, A_{n-1, n-1}, A_{nn-1}, A_{nn}]^T \quad (3.2.16)$$

여기서 대칭행렬 $A \in R^{3 \times 3}$ 인 경우, $vech(A) = [A_{11} A_{12} A_{13} A_{22} A_{23} A_{33}]^T$ 이다.

식(3.2.15)는 유한 수의 항을 사용하기 때문에, 식(3.2.15)는 점 x 주변의 샘플에서 가장 정확하다.

샘플이 $\{x_i, y_i\}$ 인 표본 집합에 대한 함수 f 의 이동최소제곱 (Moving least square)형태는 다음과 같이 정의한다.

$$J \equiv \min_f f_{MLS}(x) = \min_f \sum \varepsilon_i^T \varepsilon_i \phi_i(x) \quad (3.2.17)$$

여기서 ϕ 는 평가점 x 에 가까운 샘플을 제공하기 위해 감소 가중 함수이고, 최소화에서는 더 많은 가중을 둔다.

$$J \equiv \min_{s_k} \sum (y_i - (s_0 + a_i^T s_1 + b_i^T s_2 + \dots))^2 \phi_i(x) \quad (3.2.18)$$

식(3.2.18)는 다음 식과 동일하다.

$$J = \min (y - Xs)^T \phi(y - Xs) \quad (3.2.19)$$

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T \quad (3.2.20)$$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & (x_1 - x)^T & vech((x_1 - x)(x_1 - x)^T)^T & \dots \\ 1 & (x_2 - x)^T & vech((x_2 - x)(x_2 - x)^T)^T & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & (x_n - x)^T & vech((x_n - x)(x_n - x)^T)^T & \dots \end{bmatrix} \quad (3.2.21)$$

$$s = [s_1, s_2^T, \dots, s_{o+1}^T]^T \quad (3.2.22)$$

$$\phi = \begin{bmatrix} \phi_1(x) & 0 & 0 & \cdots \\ 0 & \phi_2(x) & 0 & \cdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \phi_n(x) \end{bmatrix} \quad (3.2.23)$$

$\phi=0$ 인 경우 식(3.2.18)은 다음과 같이 줄일 수 있다.

$$J = \min_{s_i} (y_i - s_0)^2 \phi_i(x) = \min \sum (y_i - s_0)^2 \phi_i(x) \quad (3.2.24)$$

식(3.2.24)의 해는 간단히 다음과 같이 주어진다.

$$f(x) = s_0 = \sum (n_i^T (x - x_i) - s_0)^2 \phi_i(x) \quad (3.2.25)$$

식(3.2.12)와 식(3.2.25)로부터 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$y_i = f(x_i) = n_i^T (x - x_i) \quad (3.2.26)$$

여기서 n_i 는 다음과 같이 정규화된 기울기로 정의된 샘플점 x_i 에서의 법선이다.

$$n = \frac{\nabla f}{\|\nabla f\|} \text{ for } \|\nabla f\| \neq 0 \quad (3.2.27)$$

$o=1$, $y_i=0$, $\nabla f(x_i)=n_i=s_i$ 인 경우 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}\min \sum (y_i - s_0 + a_i^T s_i) \phi_i(x) &= \min \sum (s_0 + a_i^T \nabla f(x_i))^2 \phi_i(x) \\ &= \min_{s_i} \sum (s_0 + a_i^T n_i)^2 \phi_i(x) \quad (3.2.28)\end{aligned}$$

$\|s_1\| = \|\nabla f(x)\| = 1$ 과 $o=1$ 인 경우, s_0, s_1 은 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$s_0 = s_1^T (x - c) \quad (3.2.29)$$

$$(C - cc^T) s_1 = 0 \quad (3.2.30)$$

$$c = \frac{\sum x_i \phi_i(x)}{\sum \phi_i(x)} \text{ and } C = \frac{\sum x_i x_i^T \phi_i(x)}{\sum \phi_i(x)} \quad (3.2.31)$$

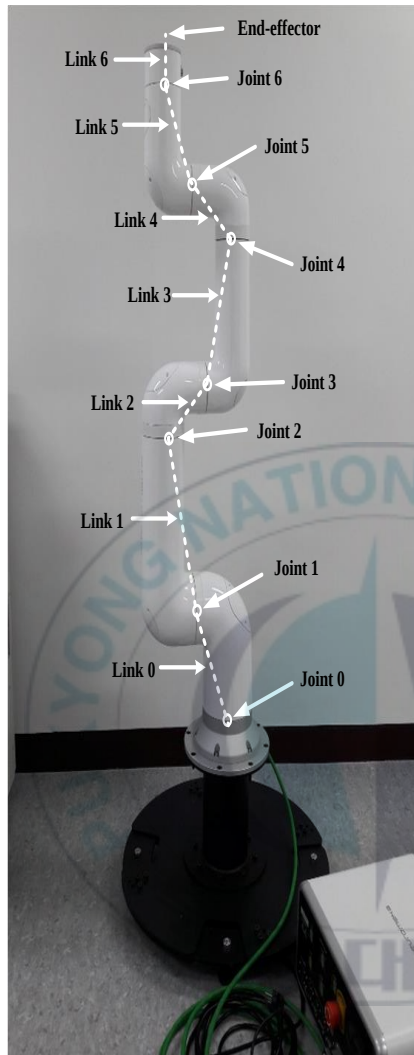
따라서, 식(3.2.30)의 해 s_1 은 행렬 $(C - cc^T)$ 의 고유벡터이며 $(C - cc^T)$ 의 법선에 해당한다.

제 4 장 시스템 모델링 및 제어기 설계

본 연구에서 사용한 7개의 링크를 가진 매니퓰레이터는 7축의 7자유도를 가진다. 따라서, 매니퓰레이터의 위치 및 속도를 제어하기 위하여 본 장에서는 매니퓰레이터 시스템의 모델링을 하고, 이 모델링에 기반을 둔 제어기 설계를 제시한다.

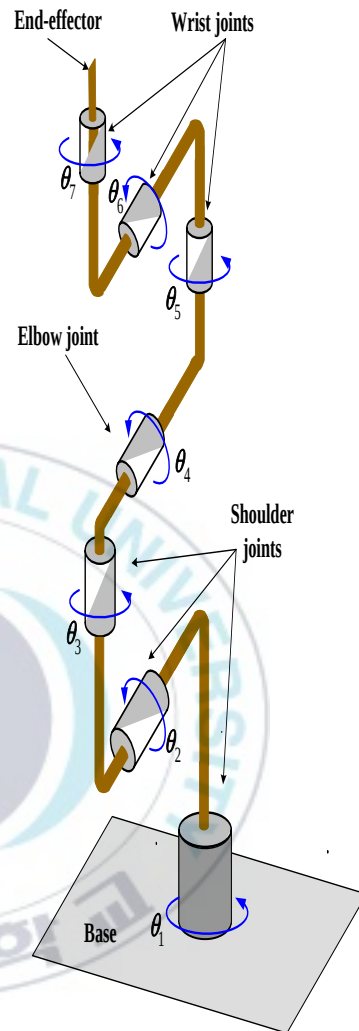
4.1 시스템 모델링

4.1.1 순기구학(Forward Kinematics)



(a)

(a) Solid model of the articulated manipulator



(b)

(b) DOF of articulated manipulator

Fig. 4.1.1 Manipulator proposed for this thesis

Fig. 4.1.1은 본 연구를 위해 제안된 매니플레이터이고, (a)에서와 같이 관절(Joint)로 연결된 일련의 강체들이 주어진다면, 기구학모델의 자세(posture)는 (b)와 같이 관절각들에 따라 지정된다. 로봇베이스에서부터 말단장치(End effector)까지 0부터 번호가 매겨진 n 개의 링크를 가진 로봇을 고려하고 베이스는 링크 0으로 간주되며 모든 관절들은 1에서 n 까지 번호가 매겨진다.

Denavit-Hartenberg(D-H)는 1955년에 공개된 기구학적 링크 사슬에 하나씩 오른손 좌표의 정규직교좌표계(Orthonormal coordinate frames)를 할당하는 체계적인 표기법을 제안했다. Fig. 4.1.2는 목표점 (x_i, y_i, z_i) 를 할당한 후 관절축과 두개의 이웃관절축 사이의 공간 관계를 설명하는 한 세트의 D-H 매개변수가 정의된다. 이러한 링크부착좌표계가 한번 할당되면 인접좌표계간의 변환을 단일 표준 4×4 동차좌표변환행렬(Homogeneous transformation matrix)로 나타낼 수 있다.

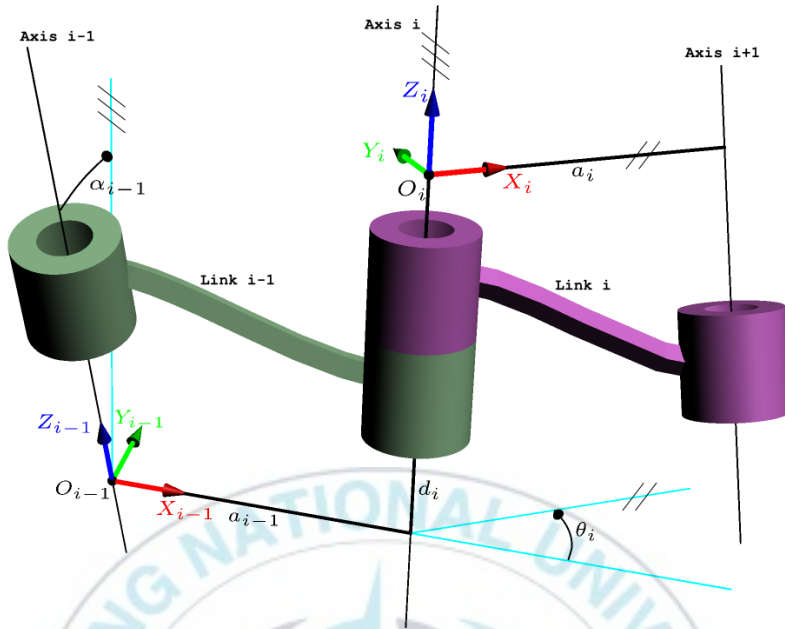


Fig. 4.1.2 Convention for D-H link parameter

D-H 방법에서, 동차변환행렬은 4개의 기본 변환의 곱으로 표현된다. 이 변환은 식(4.1.1)과 같이 4개의 D-H 매개 변수에 의해 매개변수화된 2개의 병진이동(Translation)변환과 2개의 회전(Rotation)변환이다.

$$\begin{aligned}
 H_0^{i-1} &= Rot_{z_1}(\theta_1) Trans_{z_1}(d_1) Trans_{x_1}(a_1) Rot_{x_1}(\alpha_1) \\
 &= \begin{bmatrix} \cos(\theta_1) & -\sin(\theta_1) & 0 & 0 \\ \sin(\theta_1) & \cos(\theta_1) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & a_1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha_1) & -\sin(\alpha_1) & 0 \\ 0 & \sin(\alpha_1) & \cos(\alpha_1) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} \cos(\theta_1) & -\sin(\theta_1)\cos(\alpha_1) & \sin(\theta_1)\sin(\alpha_1) & a_1\cos(\theta_1) \\ \sin(\theta_1) & \cos(\theta_1)\cos(\alpha_1) & -\cos(\theta_1)\sin(\alpha_1) & a_1\sin(\theta_1) \\ 0 & \sin(\alpha_1) & \cos(\alpha_1) & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.1.1)
 \end{aligned}$$

여기서 θ_i 는 관절각이고, d_i 는 평행이동(Offset)이고, a_i 는 링크길이이고, α_i 는 비틀림각이다. 본 연구에서 매니플레이터는 회전관절만 가지고 있기 때문에 행렬 H_0^{i-1} 은 단일변수 θ_i 의 함수이다. 나머지 3개의 매개변수는 각 링크에 대해 일정하다. θ_i 는 z_i 축 중심으로 회전하는 x_{i-1} 와 x_i 사이의 관절각이고, 링크 평행이동 d_i 은 z_{i-1} 를 따른 o_{i-1} 로부터 x_i 축과 z_{i-1} 축의 교차점까지의 거리이며, 링크 길이 a_i 는 x_i 를 따른 o_i 로부터 x_i 축과 z_{i-1} 축의 교차점까지의 거리이고, 링크 비틀림각 α_i 는 x_i 축 중심으로 회전하는 z_{i-1} 와 z_i 사이의 각이다.

동차변환행렬 H_0^{i-1} 은 이전의 관절좌표계와 관련하여 연결된 좌표계의 중심 및 방향을 표시한다.

$$H_0^{i-1} = \begin{bmatrix} R_0^{i-1} & t_0^{i-1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.1.2)$$

여기서 동차변환행렬 H_0^{i-1} 는 회전행렬 R_0^{i-1} 와 병진벡터(Translation vector)인 t_0^{i-1} 에 의해 주어진다.

D-H 방법에서 회전행렬 R_0^{i-1} 는 z 축과 x 축의 회전행렬들로 조합할 수 있다. 그에 상응한 회전행렬은 식(4.1.3)과 식(4.1.4)에 나타낸다. t_0^{i-1} 는 좌표계 중심위치좌표(t_x, t_y, t_z)를 나타내는 3x1 벡터이다.

$$R_0^{i-1} = R_z \times R_x \quad (4.1.3)$$

$$R_z = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) & 0 \\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, R_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha_i) & -\sin(\alpha_i) \\ 0 & \sin(\alpha_i) & \cos(\alpha_i) \end{bmatrix} \quad (4.1.4)$$

할당된 좌표계는 D-H 방법에서 다음과 같은 두 가지의 조건을 만족해야한다. 첫째, x_i 축이 z_{i-1} 에 수직이어야 하고, 둘째, 축 x_i 도 축 z_{i-1} 를 교차해야 한다는 것이다. 매니퓰레이터를 위한 좌표계의 할당은 Denavit - Hartenberg 조건을 충족하는 여러 가지 방법에 의해서 성취될 수 있다.

순 기구학 방정식은 좌표계를 지정하고 D-H Table을 형성하는 링크 매개변수 d_i, a_i, α_i 와 θ_i 를 측정한 후에 얻을 수 있다. 링크길이 a_i 는 o_i 에서 축 x_i 과 z_{i-1} 의 교차점까지의 축 x_i 를 따른 거리이다. Fig. 4.1.3에 할당된 좌표계들로부터 D-H 테이블의 모든 좌표계들에서 링크 길이가 0이 되도록 원점에서 x_i 과 z_{i-1} 사이의 교차점까지의 임의의 x 축을 따른 거리가 없다. 링크평행이동 d_i 는 원점 o_{i-1} 에서 축 x_i 와 축 z_{i-1} 의 교차점까지의 축 z_{i-1} 를 따른 거리이다. Fig. 4.1.3의 할당된 좌표계는 z_0 에

따른 d_1 , z_2 에 따른 d_3+d_4 , z_4 에 따른 d_5+d_6 , z_6 에 따른 d_7 을 보여주지만, z_1, z_3, z_5 에 따른 링크평행이동은 보여주지 못하고 있다. 링크 비틀림각 α_i 는 x_i 에 대한 z_{i-1} 와 z_i 사이의 각이다.

Fig. 4.1.3은 x_1 에 대한 z_0 와 z_1 사이에 $-\frac{\pi}{2}$ (rad)이 있고, 동일한 각이 축 x_3 와 축 x_5 사이에 있음을 보여주고, x_2 에 대한 z_1 와 z_2 사이에 $\frac{\pi}{2}$ (rad)이 있고, 동일한 각이 축 x_4 와 축 x_6 사이에 있음을 보여주고, 축 z_6 와 축 z_7 사이의 x_7 주위에는 어떠한 각도 없다는 것을 보여준다.

Fig. 4.1.3은 본 연구에서 사용된 7개의 관절들과 7개의 링크들로 구성된 매니퓰레이터를 보여준다. Denavit - Hartenberg 의 법칙으로 링크좌표계를 정의하여 채택된 Fig. 4.1.3에 사용된 매니퓰레이터의 D-H 매개 변수는 다음 Table 1과 같이 표시된다.

Table 1. Denavit Hartenberg parameters of the proposed 7-link manipulator

Joint	Link angle θ_i (rad)	Link twist α_i (rad)	Link offset d_i (mm)	Link length a_i (mm)
1	θ_1	$-\pi / 2$	d_1	0
2	θ_2	$\pi / 2$	0	0
3	θ_3	$-\pi / 2$	$d_3 + d_4$	0
4	θ_4	$\pi / 2$	0	0
5	θ_5	$-\pi / 2$	$d_5 + d_6$	0
6	θ_6	$\pi / 2$	0	0
7	θ_7	0	d_7	0

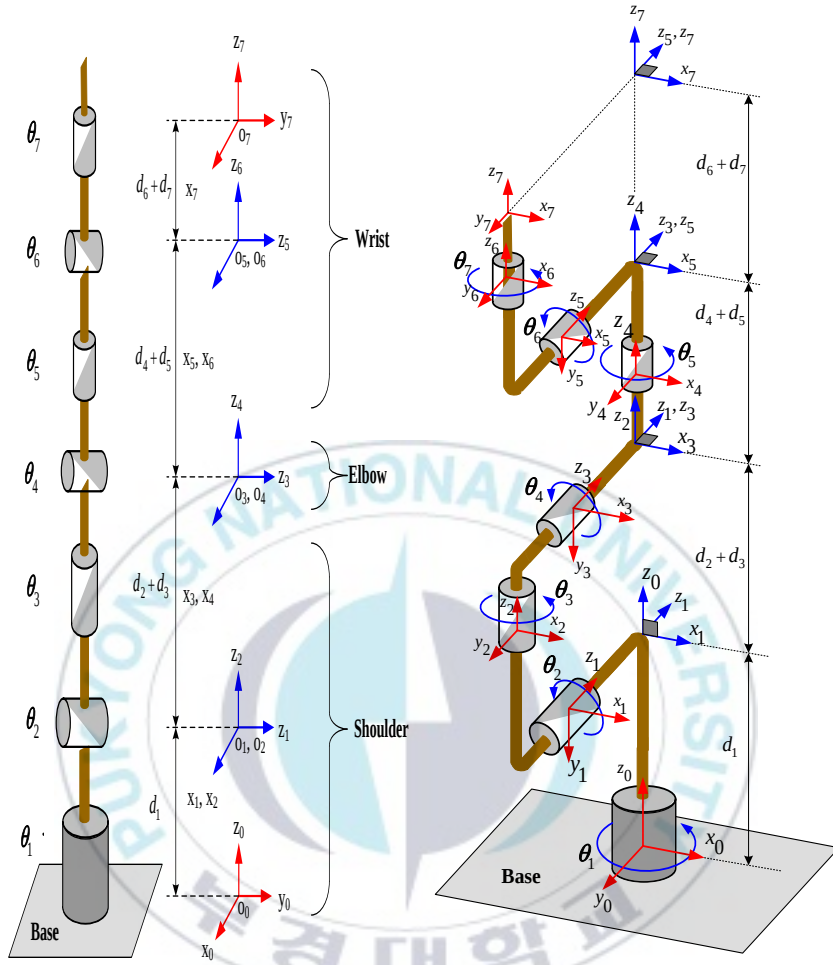


Fig. 4.1.3 Kinematic configuration of the manipulator

동차변환행렬 H_0^7 는 각 관절에 식(4.1.2)에 나타나있는 매개변수로 대체하여 계산된다. 표기법의 단순화를 위해서 $\cos(\theta_i)$ 를 C_i 로 표기하고, $\sin(\theta_i)$ 를 S_i 로 표기한다. 동차변환행렬의 결과는 다음같이 주어진다.

$$\begin{aligned}
H_0^1 &= \begin{bmatrix} C_1 & 0 & -S_1 & 0 \\ S_1 & 0 & C_1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & d_1+d_2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H_1^2 = \begin{bmatrix} C_2 & 0 & -S_2 & 0 \\ S_2 & 0 & C_2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H_2^3 = \begin{bmatrix} C_3 & 0 & -S_3 & 0 \\ S_3 & 0 & C_3 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & d_3+d_4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \\
H_3^4 &= \begin{bmatrix} C_4 & 0 & -S_4 & 0 \\ S_4 & 0 & C_4 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H_4^5 = \begin{bmatrix} C_5 & 0 & -S_5 & 0 \\ S_5 & 0 & C_5 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & d_5+d_6 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H_5^6 = \begin{bmatrix} C_6 & 0 & S_6 & 0 \\ S_6 & 0 & -C_6 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \\
H_6^7 &= \begin{bmatrix} C_7 & -S_7 & 0 & 0 \\ S_7 & C_7 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & d_7 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{4.1.5}
\end{aligned}$$

기준좌표계(Basis coordinate)에 대한 말단장치의 동차변환행렬은 다음과 같이 표시된다.

$$H_0^7 = H_0^1 * H_1^2 * H_2^3 * H_3^4 * H_4^5 * H_5^6 * H_6^7 = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & t_x \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & t_y \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{4.1.6}$$

여기서 $R_{11}, R_{12}, R_{13}, R_{21}, R_{22}, R_{23}, R_{31}, R_{32}, R_{33}, t_x, t_y$ 과 t_z 는 다음식 같이 주어진다.

$$R_{11} = C_7 S_6 (S_4 (S_1 S_2 - C_1 C_2 C_3) - C_1 C_4 S_2) C_6 (C_5 (C_4 (S_1 S_3 - C_1 C_2 C_3) + C_1 S_2 S_4) + S_5 (C_3 S_1 + C_1 C_2 S_3)) + S_7 (S_5 (C_4 (S_1 S_3 - C_1 C_2 C_3) + C_1 S_2 S_4) - C_5 (C_3 S_1 + C_1 C_2 S_3)) \quad (4.1.7)$$

$$R_{12} = C_7 (S_5 (C_4 (S_1 S_3 - C_1 C_2 C_3) + C_5 (C_3 S_1 + C_1 C_2 C_3)) S_7 (S_6 (S_4 (S_1 S_3 - C_1 C_2 C_3) - C_1 C_4 S_2) + C_6 (C_5 (C_4 (S_1 S_3 - C_1 C_2 C_3) + C_1 S_2 S_4) - S_5 (C_3 S_1 + C_1 C_2 S_3))) \quad (4.1.8)$$

$$R_{13} = -C_6 (S_4 (S_1 S_3 - C_1 C_2 C_3) - C_1 C_4 S_2) - S_6 (C_5 (C_4 (S_1 S_3 - C_1 C_2 C_3) + C_1 S_2 S_4) - S_5 (C_3 S_1 + C_1 C_2 S_3)) \quad (4.1.9)$$

$$R_{21} = [C_7 (S_6 (S_4 (C_1 S_3 + C_2 C_3 S_1) + C_4 S_1 S_2) - C_6 (C_5 (C_4 (C_1 S_3 + C_2 C_3 S_1) - S_1 S_2 S_4) + S_5 (C_1 C_3 - C_2 S_1 S_3))) - S_7 (S_5 (C_4 (C_1 S_3 + C_2 C_3 S_1) - S_1 S_2 S_4) - C_5 (C_1 C_3 - C_2 S_1 S_3))] \quad (4.1.10)$$

$$R_{22} = [S_7 (S_6 (S_4 (C_1 S_3 + C_2 C_3 S_1) + C_4 S_1 S_2) - C_6 (C_5 (C_4 (C_1 S_3 + C_2 C_3 S_1) - S_1 S_2 S_4) + S_5 (C_1 C_3 - C_2 S_1 S_3))) - S_7 (S_5 (C_4 (C_1 S_3 + C_2 C_3 S_1) - S_1 S_2 S_4) - C_5 (C_1 C_3 - C_2 S_1 S_3))] \quad (4.1.11)$$

$$R_{23} = C_6 (S_4 (C_1 S_3 + C_2 C_3 S_1) + C_4 S_1 S_2) + S_6 (C_5 (C_4 (C_1 S_3 + C_2 C_3 S_1) - S_1 S_2 S_4) + S_5 (C_1 C_3 - C_2 S_1 S_3)) \quad (4.1.12)$$

$$R_{33} = C_6 (C_2 S_4 - C_3 S_2 S_4) - S_6 (C_2 S_4 + C_3 C_4 S_2) - S_2 S_3 S_5 \quad (4.1.13)$$

$$t_x = (d_3 + d_4) C_1 S_2 - d_7 (S_4 (S_1 S_3 - C_1 C_2 C_3) - C_1 C_4 S_2) - [d_7 (C_6 (S_4 (S_1 S_3 - C_1 C_2 C_3) - C_1 C_4 S_2) - S_6 (C_5 (C_4 (S_1 S_3 - C_1 C_2 C_3) + C_1 S_2 S_4) - S_5 (C_3 S_1 + C_1 C_2 S_3))) \quad (4.1.14)$$

$$t_y = [d_7(C_6(S_4(C_1S_3 + C_2C_3S_1) + S_6(C_5(C_4(C_1S_3 + C_2C_3S_1) - S_1S_2S_3) + S_5(C_1C_3 - C_2S_1S_3))))](d_5 + d_6)(S_4(C_1S_3 + C_2C_3S_1) + C_4S_1S_2) + (d_3 + d_4)S_1S_2 \quad (4.1.15)$$

$$t_z = (d_1 + d_2) + (d_5 + d_6)(C_2C_4 - C_3S_2S_4) - (d_7(S_6(C_5(C_2S_4 + C_3C_4S_2) - S_2S_3S_5) - C_6(C_2C_4 - C_3S_2S_4)) + (d_3 + d_4)C_2 \quad (4.1.16)$$

여기서 $d_1, (d_2 + d_3), (d_4 + d_5)$ 와 $(d_6 + d_7)$ 는 링크평행이동이다. 이러한 방정식을 도출한 후에는 개별 관절각으로부터 말단장치의 위치와 방향을 얻을 수 있다.

따라서 좌표계 7에서 표시된 말단장치의 위치벡터 P_7 을 좌표계 0으로 표시하면 다음과 같이 순기구학식이 구해진다.

$$\begin{bmatrix} P_0^7 \\ 1 \end{bmatrix} = H_0^7 \begin{bmatrix} P^7 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.1.17)$$

4.2 제어기 설계

본 절에서는 7개의 링크를 가진 매니퓰레이터의 자연스러운 주행을 위해 제어기를 설계한다. 이러한 매니퓰레이터의 제어기 설계를 위해 Jacobian 행렬에 대해서 설명하고, 말단장치의 위치

제어 및 속도 설정을 위해 미분기구학을 이용한 매니플레이터 제어기를 설계한다.

4.2.1 미분기구학(Differential kinematics) 이용한 매니플레이터 제어기 설계

Jacobian 행렬은 전역(Global) 좌표계에서 주어진 목표위치에 필요한 말단장치 관절각을 구하기 위한 것이다. 각 반복에서 증분(Incremental) 변경량은 모든 관절각 θ 의 편미분과 말단 장치의 현위치 X 와 목표위치 X_d 와의 차의 관계로 정의된다.

이 두 매개변수 집합 사이의 연결은 Jacobian J 로 이루어진다. 이 Jacobian 행렬은 $m \times n$ 차원을 가지는 행렬이며, 여기서 m 은 X 의 공간 차원이고 n 은 관절각의 개수이다. Jacobian 행렬은 다음과 같이 순기구학의 방정식에서 유도된다.

첫째, 다음과 같은 말단장치의 자세벡터를 설정한다.

$$X = [x \ y \ z \ \rho \ \varphi \ \psi]^T \quad (4.2.1)$$

여기서 x, y, z 는 전역 좌표계에 대한 말단장치의 위치이고, ρ, φ, ψ 는 전역 좌표계에 대한 말단장치의 Euler 각들이다.

둘째, 관절각 벡터 θ 는 다음과 같이 설정한다.

$$\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4 \ \theta_5 \ \theta_6 \ \theta_7]^T \in R^{7 \times 1} \quad (4.2.2)$$

셋째, 다음과 같이 식(4.2.2)의 도함수를 얻는다.

$$dX = Jd\theta \quad (4.2.3)$$

여기서 $J_{ij} = \partial h_j / \partial x_i$ 이다.

식(4.2.3)의 양변을 dt 로 나누면 다음과 같은 속도에 대한 기구학적 방정식을 얻을 수 있다.

$$\dot{X}_{6 \times 1} = [\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z} \ \omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T = \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} = J\dot{\theta} \quad (4.2.4)$$

$$J = \frac{\partial X}{\partial \theta} = \begin{bmatrix} \frac{\partial x}{\partial \theta_1} & \frac{\partial x}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial x}{\partial \theta_7} \\ \frac{\partial y}{\partial \theta_1} & \frac{\partial y}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial y}{\partial \theta_7} \\ \frac{\partial z}{\partial \theta_1} & \frac{\partial z}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial z}{\partial \theta_7} \\ \frac{\partial \rho}{\partial \theta_1} & \frac{\partial \rho}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial \rho}{\partial \theta_7} \\ \frac{\partial \varphi}{\partial \theta_1} & \frac{\partial \varphi}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial \varphi}{\partial \theta_7} \\ \frac{\partial \psi}{\partial \theta_1} & \frac{\partial \psi}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial \psi}{\partial \theta_7} \end{bmatrix} \quad (4.2.5)$$

여기서 $J \in R^{6 \times 7}$ 는 6×7 Jacobian 행렬이며, $v = [\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T$ 는 고정된 좌표계에 대한 매니퓰레이터의 말단장치의 선속도벡터 이고, $\omega = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$ 는 고정된 좌표계에 대한 매니퓰레이터의 말단장치의 각속도벡터이다.

$$\omega = \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (4.2.6)$$

매니퓰레이터에서, 말단장치의 목표자세벡터와 현재자세벡터 사이의 자세오차벡터는 다음과 같이 정의된다.

$$e = X_d - X \quad (4.2.7)$$

여기서 $X_d = [x_d \ y_d \ z_d \ \rho_d \ \varphi_d \ \psi_d]^T$ 는 베이스에 대한 말단장치의 목표자세벡터이고, Fig. 4.2.1과 같다.

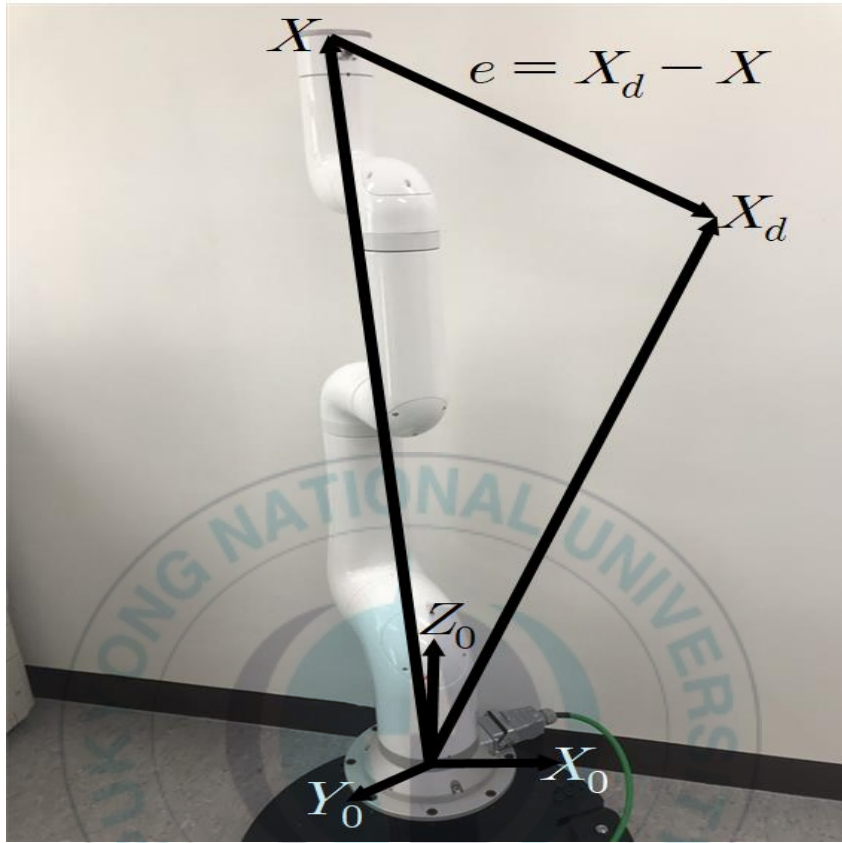


Fig. 4.2.1 Desired posture vector

이 경우, 말단장치가 원하는 위치에 있기 때문에 말단장치의 병진속도와 관절각속도와 관련된 자코비안행렬만 고려한다. 말단장치의 병진속도는 말단장치의 자세벡터 X 의 시간에 대한 미분으로 표현될 수 있다.

$$\dot{X} = \frac{\partial X}{\partial \theta} \dot{\theta} = J \dot{\theta} \quad (4.2.8)$$

여기서 J 는 θ 에 대한 X 의 자코비안행렬로 식(4.2.5)로 표시되며 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$J = \frac{\partial X}{\partial \theta} = \frac{\partial k(\theta)}{\partial \theta} \quad (4.2.9)$$

여기서 $k(\theta)$ 는 식(4.1.17)에서 구한 순기구학식이고, 식(4.2.8)의 도함수는 다음과 같다.

$$\dot{e} = \dot{X}_d - \dot{X} \quad (4.2.10)$$

식(4.2.8)로부터 식(4.2.10)은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\dot{e} = \dot{X}_d - J\dot{\theta} \quad (4.2.11)$$

리아프노프함수후보(Lyapunov function candidate)는 다음과 같이 선택될 수 있다.

$$V(e) = \frac{1}{2} e^T K e \geq 0 \quad (4.2.12)$$

여기서 K 는 양의 대칭행렬이고, $V_i(e_i) > 0$, $\forall e_i \neq 0$, $V_i(0) = 0$ 의 조건을 만족한다.

식(4.2.12)를 시간에 미분하고, 이 식에 식(4.2.11)을 대입하여 리아푸노프함수후보의 도함수를 얻을수 있다.

$$\dot{V}(e) = e^T K \dot{e} = e^T K (\dot{X}_d - J \dot{\theta}) = e^T K \dot{X}_d - e^T K J \dot{\theta} \quad (4.2.13)$$

제어입력벡터는 관절회전속도벡터로 정의하고, 다음과 같이 선정한다.

$$\dot{\theta} = J^T K e + J^+ \dot{X}_d \quad (4.2.14)$$

여기서 $J^+ = (J^T J)^{-1} J^T$ 으로 J 의 의사 역행렬(pseudo-inverse matrix)이고, 역 Jacobian 행렬이다.

식(4.2.13)에 식(4.2.14)를 대입하여 다음식을 구할수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{V}(e) &= e^T K \dot{X}_d - e^T K J (J^T K e + J^+ \dot{X}_d) \\ &= -e^T K J J^T K e \leq 0 \end{aligned} \quad (4.2.15)$$

식(4.2.12)와 식(4.2.14)로부터 구한 식(4.2.15)와 같이 $\dot{V}(e) \leq 0$

이기 때문에 Barbalat's lemma로부터 $e(\infty) \rightarrow 0$ 으로 수렴한다.

Fig. 4.2.2는 제안된 자세 제어기의 블록선도이다.

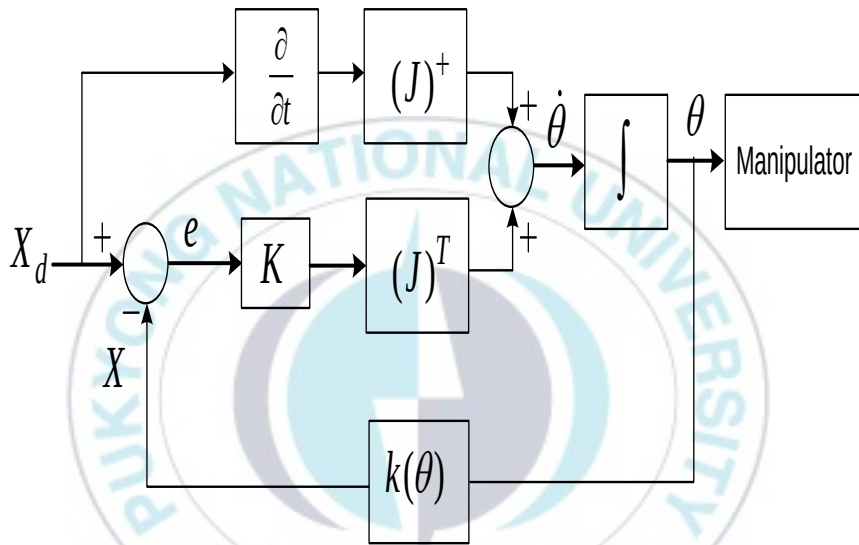


Fig. 4.2.2 Block diagram of the proposed posture controller

제 5 장 실험 결과

본 장에서는 3장과 4장에서 각각 제안된 비정형 소화물 탐지 알고리즘과 시스템 모델링 및 제어기의 유효성을 입증하기 위해 제안된 시스템을 사용하여 제안한 제어기와 탐지 알고리즘을 적용한 실험 결과들을 제시한다.

5.1 제안된 비정형 소화물 탐지 알고리즘의 실험결과

Fig. 5.1.1 본 연구에서 사용된 시중에 손쉽게 얻을 수 있는 포장된 고무장갑(Glove), 섬유유연제(Softener), 수세미(Softener), 수첩(Notebook), 스타킹(Stocking)과 껌(Tissue)의 비정형 소화물 6종이다. 각각 포장 상태나 형식이 다르다.



(a)Glove



(b)Softener



(c)Loofah



(b)Notebook



(e)Stocking



(f)Tissue

Fig. 5.1.1 Various packaging forms of atypical parcels

Fig. 5.1.2~Fig. 5.1.7의 (a)는 Fig. 5.1.1에 거론된 6종의 비정형 소화물들의 딥러닝 알고리즘을 이용한 경계상자 탐지 결과와 소화물 종류의 식별결과이고, 소화물 표면이 일그러지거나 빛의 반사가 일어나 부분적으로 보임에도 높은 탐지률 87%~100%과 빠른 탐지시간 0.2044초~0.2313초를 보여준다. 특히 수세미의 경우 87%의 탐지률로 다른 소화물들에 비해 탐지률이 떨어지는데 이는 수세미의 뒷면의 탐지되는 경계상자가 많은 글자가 새겨진 곳이어서 카메라의 분해능이 따라가지 못한 결과 이다. Fig. 5.1.2~Fig. 5.1.7의 (b)는 차례대로 물체탐지시간, 물체가 맞을 확률, 경계상자의 픽셀 위치를 보여준다. Table. 5.1.1은 소화물 탐지의 결과물들을 정리한 것이다.

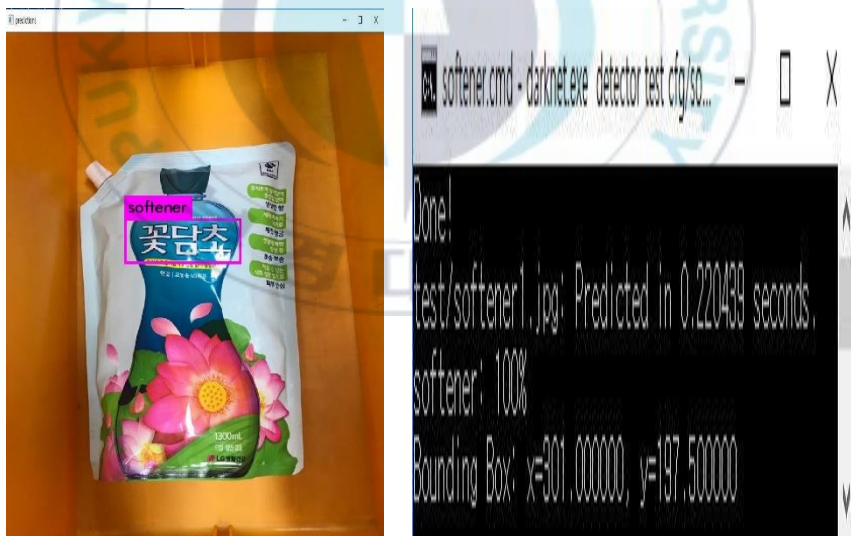
Table. 5.1.1 Results detected by deep learning algorithm of parcels

Parcels	Detection time[sec]	Class probability[%]	Coordinates of x [pixel]	Coordinates of y [pixel]
Glove	0.2243	100	414.5	181.0
Softener	0.2204	100	301.0	197.5
Loofah	0.2214	87	369.0	130.5
Notebook	0.2313	100	333.0	350.0
Stocking	0.2094	97	337.0	334.0
Tissue	0.2044	99	170.5	200.5



(a) Detected bounding box of glove (b) Results of the bounding box

Fig. 5.1.2 Results detected by deep learning algorithm of glove



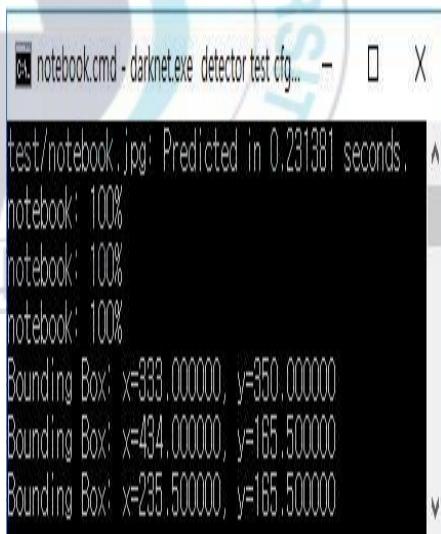
(a) Detected bounding box of softener (b) Results of the bounding box

Fig. 5.1.3 Results detected by deep learning algorithm of softener



(a) Detected bounding box of loofah (b) Results of the bounding box

Fig. 5.1.4 Results detected by deep learning algorithm of loofah



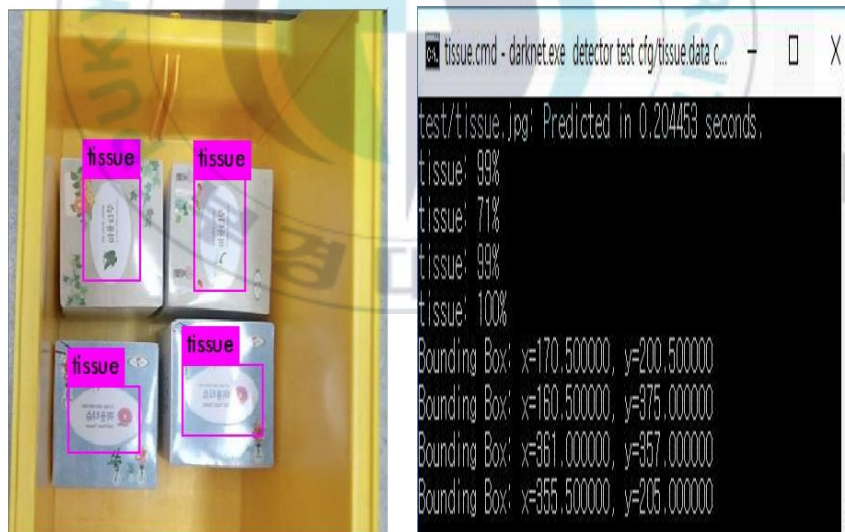
(a) Detected bounding box of notebook (b) Results of the bounding box

Fig. 5.1.5 Results detected by deep learning algorithm of notebook



(a) Detected bounding box of stocking (b) Results of the bounding box

Fig. 5.1.6 Results detected by deep learning algorithm of stocking



(a) Detected bounding box of tissue (b) Results of the bounding box

Fig. 5.1.7 Results detected by deep learning algorithm of tissue

Fig. 5.1.8~Fig. 5.1.13의 (a)는 소화물의 2차원 이미지들이고, Fig. 5.1.8~Fig. 5.1.13의 (b)는 양방향 필터의 값을 $\sigma_s=3$ 과 $\sigma_r=3$ 로 설정하여 얻은 3차원 포인트 클라우드의 이미지들이고, 3차원 포인트 클라우드의 이미지들로만 가지고는 물체의 형태를 파악할 수 없다. 따라서 새로운 이미지 프로세싱법이 필요하다.



(a) 2D image of glove

(b) 3D point cloud of glove

Fig. 5.1.8 2D image and 3D point cloud of glove



(a) 2D image of softener

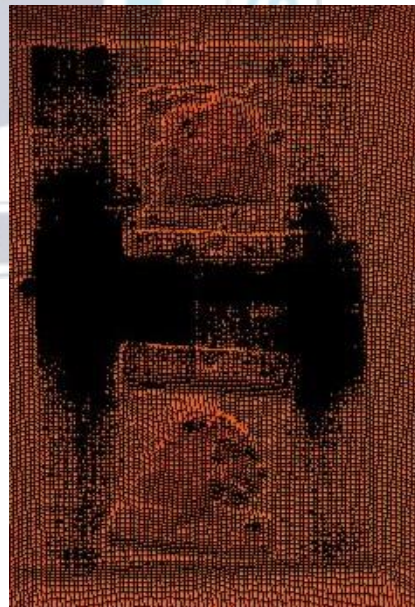


(b) 3D point cloud of softener

Fig. 5.1.9 2D image and 3D point cloud of softener



(a) 2D image of loofah



(b) 3D point cloud of loofah

Fig. 5.1.10 2D image and 3D point cloud of loofah



(a) 2D image of notebook

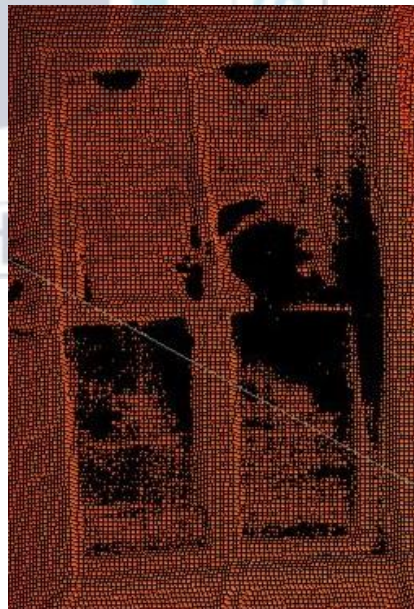


(b) 3D point cloud of notebook

Fig. 5.1.11 2D image and 3D point cloud of notebook



(a) 2D image of stocking



(b) 3D point cloud of stocking

Fig. 5.1.12 2D image and 3D point cloud of stocking

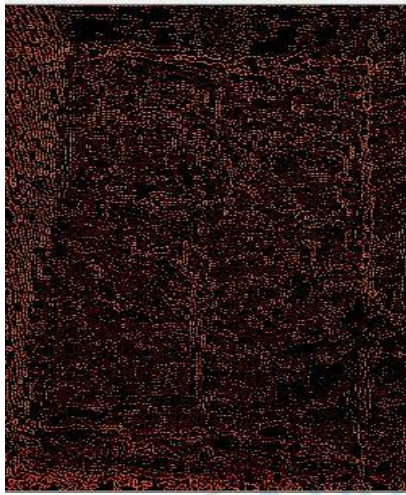


(a) 2D image of tissue

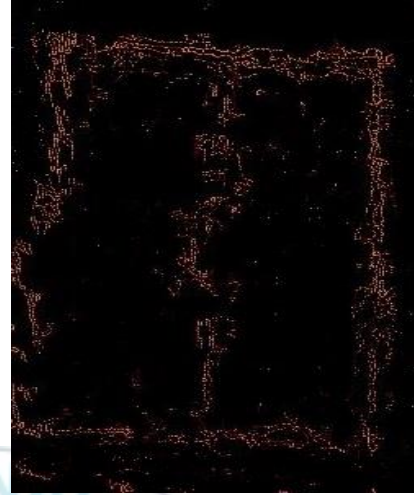
(b) 3D point cloud of tissue

Fig. 5.1.13 2D image and 3D point cloud of tissue

Fig. 5.1.14~Fig. 5.1.19의 (a)는 $\sigma=1.4$ 로 설정하여 Canny 엣지 탐지법 으로 소화물의 엣지를 탐지한 결과이다. 3차원 포인트 클라우드의 이미지는 무수히 많은 점들의 집합으로 이루어져 있기 때문에 Canny 엣지 탐지법으로 엣지 탐지시, 실제 엣지가 아닌 엣지들 또한 탐지된다. Fig. 5.1.14~Fig. 5.1.19(b)는 ϕ 를 식(3.2.3)의 양방향 필터로 설정하여 제시한 국소커널회기법으로 엣지를 탐지한 결과이다. 회기법은 포인트들을 다시 재배열시키는 방법이기 때문에, 3차원 포인트 클라우드의 엣지 탐지시에 좋은 결과를 이끌어낸다.



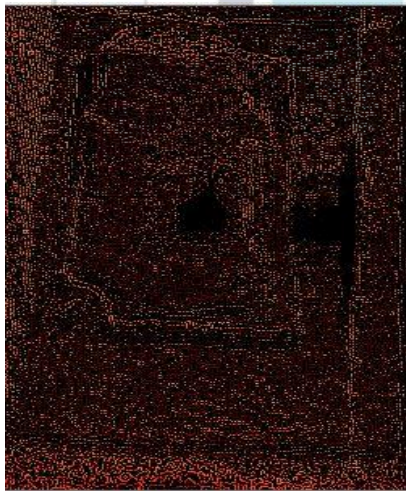
(a)



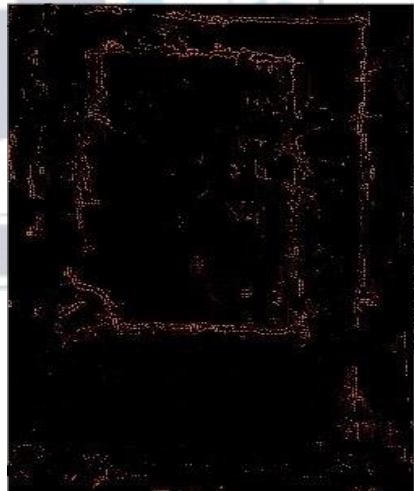
(b)

(a) Canny edge detection method (b) Local kernel regression method

Fig. 5.1.14 Edge detection of glove using Canny edge detection and local kernel regression method



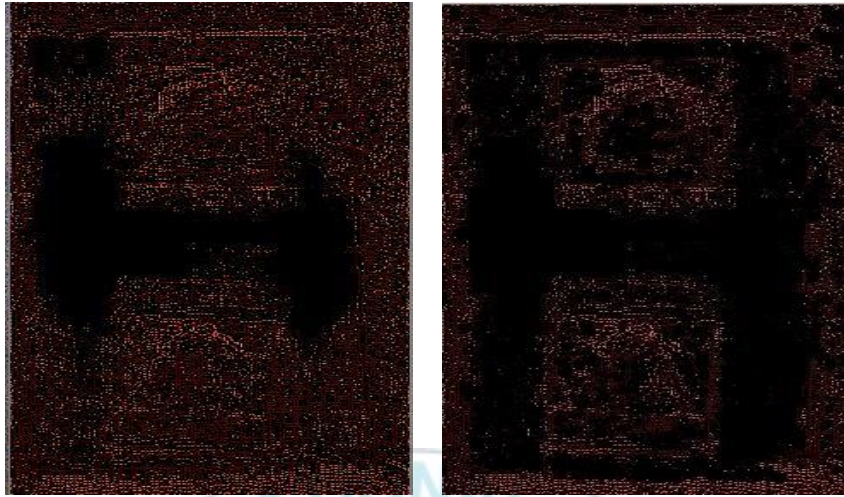
(a)



(b)

(a) Canny edge detection method (b) Local kernel regression method

Fig. 5.1.15 Edge detection of softener using Canny edge detection and local kernel regression method



(a)

(b)

(a) Canny edge detection method (b) Local kernel regression method

Fig. 5.1.16 Edge detection of loofah using Canny edge detection and local kernel regression method

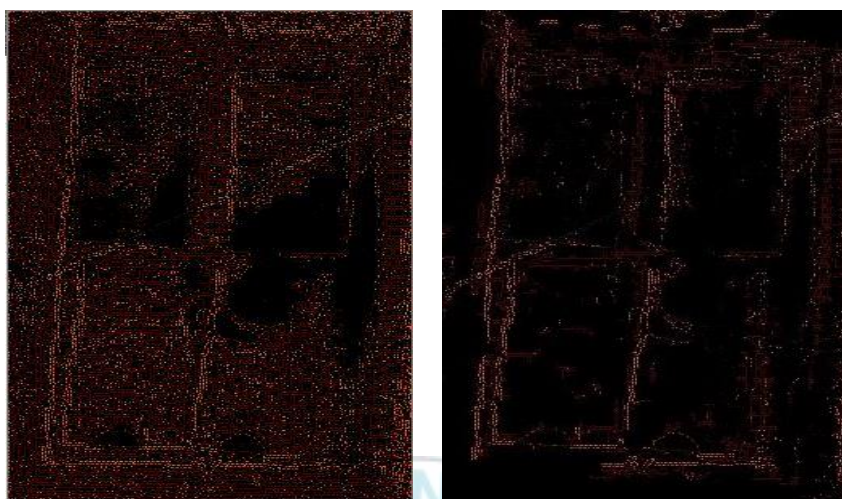


(a)

(b)

(a) Canny edge detection method (b) Local kernel regression method

Fig. 5.1.17 Edge detection of notebook using Canny edge detection and local kernel regression method



(a)

(b)

(a) Canny edge detection method (b) Local kernel regression method

Fig. 5.1.18 Edge detection of stocking using Canny edge detection and local kernel regression method



(a)

(b)

(a) Canny edge detection method (b) Local kernel regression method

Fig. 5.1.19 Edge detection of tissue using Canny edge detection and local kernel regression method

다음 값들은 딥러닝 알고리즘을 이용한 경계상자 픽셀 좌표 (x_m, y_m) 과 3D 포인트 클라우드로 뽑은 깊이 좌표 (z_k) 를 병합한 값으로 말단장치의 목표위치 (x_k, y_k, z_k) 이다. Table 5.1.2는 6종류 소화물의 x_k, y_k, z_k 계산을 위한 매개변수들인 픽셀에서 길이로 의 변환 계수인 α , IR카메라의 초점길이 f_x, f_y 와 그 값들을 나타낸다.

Table 5.1.2 Parameters for calculation of x_k, y_k, z_k of 6 parcels

object	x_m [mm]	y_m [mm]	α [mm /pixel]	f_x [mm]	f_y [mm]	z_k [mm]
Glove	415.5	181.0	0.6540	574.6	579.6	732.4
Softener	301.0	197.5	0.6540	574.6	579.6	725.6
Loofah	369.0	130.5	0.6540	574.6	579.6	726.8
Notebook	333.0	350.0	0.6540	574.6	579.6	727.2
Stocking	377.0	334.0	0.6540	574.6	579.6	732.9
Tissue	170.5	200.5	0.6540	574.6	579.6	671.7

여기서 x_m 과 y_m 은 640×480 픽셀의 키넥트 카메라의 중심픽셀 좌표 (320,240) 을 기준으로 한 값이기 때문에 각각 320과 240을 뺀값이다. 다음은 식들은 식(2.1.10)과 식(2.1.11)에 의해 계산한 ϕ_x 과 ϕ_y 값들이다.

$$\phi_x = \arctan\left(\frac{x_m \alpha}{f_x}\right) = \arctan\left(\frac{(415.5 - 320) \times 0.6540}{574.6}\right) = 0.1083[\text{rad}] \quad (5.1.1)$$

$$\phi_y = \arctan\left(\frac{y_m \alpha}{f_y}\right) = \arctan\left(\frac{(181.0 - 240) \times 0.0940}{579.6}\right) = -0.0665[\text{rad}] \quad (5.1.2)$$

식(5.1.3)과 식(5.1.4)는 식(2.1.12)과 식(2.1.13)에 의해 계산한 x_k, y_k 값들이고, 식(5.1.5)는 키넥트 카메라에서 측정된 z_k 값이다.

$$x_k = z_k \tan \phi_x = 732.4 \times \tan(0.1083) = 79.631[\text{mm}] \quad (5.1.3)$$

$$y_k = z_k \tan \phi_y = 732.4 \times \tan(-0.0665) = -48.777[\text{mm}] \quad (5.1.4)$$

$$z_k = 732.4[\text{mm}] \quad (5.1.5)$$

다음 식들은 식(5.1.1)과 식(5.1.2)와 동일한 방식으로 계산한 ϕ_x 과 ϕ_y 값들이다.

$$\phi_x = \arctan\left(\frac{x_m \alpha}{f_x}\right) = \arctan\left(\frac{(301.0 - 320) \times 0.6540}{574.6}\right) = -0.0216[\text{rad}] \quad (5.1.6)$$

$$\phi_y = \arctan\left(\frac{y_m \alpha}{f_y}\right) = \arctan\left(\frac{(197.5 - 240) \times 0.6540}{579.6}\right) = -0.0479[\text{rad}] \quad (5.1.7)$$

식(5.1.8)과 식(5.1.9)는 식(5.1.3)과 식(5.1.4)와 동일한 방식으로 계산한 x_k, y_k 값들이고, 식(5.1.10)은 키넥트 카메라에서 측정한 z_k 값이다.

$$x_k = z_k \tan \phi_x = 725.6 \times \tan(-0.0216) = -15.6754[\text{mm}] \quad (5.1.8)$$

$$y_k = z_k \tan \phi_y = 725.6 \times \tan(-0.0479) = -34.783[\text{mm}] \quad (5.1.9)$$

$$z_k = 725.6[\text{mm}] \quad (5.1.10)$$

다음은 식들은 식(5.1.1)과 식(5.1.2)와 동일한 방식으로 계산한 ϕ_x 과 ϕ_y 값들이다.

$$\phi_x = \arctan\left(\frac{x_m \alpha}{f_x}\right) = \arctan\left(\frac{(369.0 - 320) \times 0.6540}{574.6}\right) = 0.0557[\text{rad}] \quad (5.1.11)$$

$$\phi_y = \arctan\left(\frac{y_m \alpha}{f_y}\right) = \arctan\left(\frac{(130.5 - 240) \times 0.6540}{579.6}\right) = -0.1229[\text{rad}] \quad (5.1.12)$$

식(5.1.13)과 식(5.1.14)는 식(5.1.3)과 식(5.1.4)와 동일한 방식으로 계산한 x_k, y_k 값들이고, 식(5.1.15)는 키넥트 카메라에서 측정한 z_k 값이다.

$$x_k = z_k \tan \phi_x = 726.8 \times \tan(0.0557) = 40.525[\text{mm}] \quad (5.1.13)$$

$$y_k = z_k \tan \phi_y = 726.8 \times \tan(-0.1229) = -89.776[\text{mm}] \quad (5.1.14)$$

$$z_k = 726.8[\text{mm}] \quad (5.1.15)$$

다음은 식들은 식(5.1.1)과 식(5.1.2)와 동일한 방식으로 계산한 ϕ_x 과 ϕ_y 값들이다.

$$\phi_x = \arctan\left(\frac{x_m \alpha}{f_x}\right) = \arctan\left(\frac{(333.0 - 320) \times 0.6540}{574.6}\right) = 0.0148[\text{rad}] \quad (5.1.11)$$

$$\phi_y = \arctan\left(\frac{y_m \alpha}{f_y}\right) = \arctan\left(\frac{(350 - 240) \times 0.6540}{579.6}\right) = 0.1235[\text{rad}] \quad (5.1.12)$$

식(5.1.13)과 식(5.1.14)는 식(5.1.3)과 식(5.1.4)와 동일한 방식으로 계산한 x_k, y_k 값들이고, 식(5.1.15)는 키넥트 카메라에서 측정한 z_k 값이다.

$$x_k = z_k \tan \phi_x = 727.2 \times \tan(0.0148) = 10.7633[\text{mm}] \quad (5.1.13)$$

$$y_k = z_k \tan \phi_y = 727.2 \times \tan(0.1235) = 90.269[\text{mm}] \quad (5.1.14)$$

$$z_k = 727.2[\text{mm}] \quad (5.1.15)$$

다음 식들은 식(5.1.1)과 식(5.1.2)와 동일한 방식으로 계산한 ϕ_x 과 ϕ_y 값들이다.

$$\phi_x = \arctan\left(\frac{x_m \alpha}{f_x}\right) = \arctan\left(\frac{(377.0 - 320) \times 0.6540}{574.6}\right) = 0.0648[\text{rad}] \quad (5.1.16)$$

$$\phi_y = \arctan\left(\frac{y_m \alpha}{f_y}\right) = \arctan\left(\frac{(334 - 240) \times 0.6540}{579.6}\right) = 0.1057[\text{rad}] \quad (5.1.17)$$

식(5.1.18)과 식(5.1.19)는 식(5.1.3)과 식(5.1.4)와 동일한 방식으로 계산한 x_k, y_k 값들이고, 식(5.1.20)는 키넥트 카메라에서 측정한 z_k 값이다.

$$x_k = z_k \tan \phi_x = 732.9 \times \tan(0.0648) = 47.559[\text{mm}] \quad (5.1.18)$$

$$y_k = z_k \tan \phi_y = 732.9 \times \tan(0.1057) = 77.757[\text{mm}] \quad (5.1.19)$$

$$z_k = 732.9[\text{mm}] \quad (5.1.20)$$

다음은 식들은 식(5.1.1)과 식(5.1.2)와 동일한 방식으로 계산한 ϕ_x 과 ϕ_y 값들이다.

$$\phi_x = \arctan\left(\frac{x_m \alpha}{f_x}\right) = \arctan\left(\frac{(170.5 - 320) \times 0.6540}{574.6}\right) = -0.1685[\text{rad}] \quad (5.1.21)$$

$$\phi_y = \arctan\left(\frac{y_m \alpha}{f_y}\right) = \arctan\left(\frac{(200.5 - 240) \times 0.6540}{579.6}\right) = -0.0445[\text{rad}] \quad (5.1.22)$$

식(5.1.23)과 식(5.1.24)는 식(5.1.3)과 식(5.1.4)와 동일한 방식으로 계산한 x_k, y_k 값들이고, 식(5.1.25)는 키넥트 카메라에서 측정된 z_k 값이다.

$$x_k = z_k \tan \phi_x = 671.7 \times \tan(-0.1685) = -114.265[\text{mm}] \quad (5.1.23)$$

$$y_k = z_k \tan \phi_y = 671.7 \times \tan(-0.0445) = -29.910[\text{mm}] \quad (5.1.24)$$

$$z_k = 671.7[\text{mm}] \quad (5.1.25)$$

Table 5.1.3은 제안된 소화물 탐지알고리즘에 의해 얻어진 6종 소화물들의 $\phi_x, \phi_y, x_k, y_k, z_k$ 의 계산결과이다.

Table 5.1.3 Results of $\phi_x, \phi_y, x_k, y_k, z_k$ of 6 parcels obtained

using the proposed parcel detecting algorithm

Object	ϕ_x [rad]	ϕ_y [rad]	x_k [mm]	y_k [mm]	z_k [mm]
Glove	0.1083	-0.0665	79.631	-48.777	732.4
Softener	-0.0216	-0.0479	-15.675	-34.783	725.6
Loofah	0.0557	-0.1229	40.525	-89.776	726.8
Notebook	0.0148	0.1235	10.763	90.269	727.2
Stocking	0.0648	0.1057	45.559	77.757	732.9
Tissue	-0.1685	-0.0445	-114.26	-29.91	671.7

5.2 매니플레이터 실험결과

제안된 제어기의 유효성을 검증하기 위해 매니플레이터로 실험을 한다. Table 5.2.1은 실험을 위한 매개변수들의 값이고, Table 5.2.2는 매개변수들의 초기값들이다.

Table 5.2.1 Parameters used for experiment

Parameters	Values	Unit
l_1	221	mm
l_2	195	mm
l_3	450	mm
l_4	190	mm
l_5	350	mm
l_6	138	mm
l_7	228	mm

Table 5.2.2 Initial values used for experiment

Parameters	Values	Unit
θ_1	0	deg
θ_2	0	deg
θ_3	0	deg
θ_4	0	deg
θ_5	0	deg
θ_6	0	deg
θ_7	0	deg
x	0	mm
y	0	mm
z	1325	mm
ρ	0	deg
φ	0	deg
ψ	0	deg

Fig. 5.2.1은 매니플레이터와 키넥트 카메라 사이의 거리이다.
매니플레이터의 말단장치의 좌표계 (x, y, z) 와 이용하여 키넥트

카메라의 좌표계 (x_k, y_k, z_k) 는 다르기 때문에, 이 거리들을 이용하여 목표값 (x_d, y_d, z_d) 을 보정해줘야 한다.



Fig. 5.2.2 Distance between manipulator and Kinect camera

x_d 은 x_k 와 동일선상에 놓아서 보정이 필요없고, y_d 은 700[mm] 떨어져 있으므로 $y_d = y_k - 700$ 이고, z_d 는 키넥트 카메라가 베이스로부터 750[mm] 떨어져 있으므로 $z_d = 750 - z_k$ 이다.

Table 5.2.3은 6종류의 비정형 소화물들의 (x_k, y_k, z_k) 을 (x_d, y_d, z_d) 으로 보정한 값들이다.

Table 5.2.4는 6종류의 비정형 소화물들의 목표자세벡터

$[x_d, y_d, z_d, \rho_d, \varphi_d, \psi_d]^T$ 의 값들이다.

Table 5.2.3 Calibration results from (x_k, y_k, z_k) to (x_d, y_d, z_d)

Object	x_k	y_k	z_k	x_d	y_d	z_d
Glove	79.6	-48.8	732.4	79.6	-748.8	17.6
Softener	-15.7	-34.8	725.6	-15.7	-734.8	24.4
Loofah	40.5	-87.8	726.8	40.5	-787.8	23.2
Notebook	10.8	90.3	727.2	10.8	-609.7	22.8
Stocking	47.6	77.8	732.9	47.6	-622.2	17.1
Tissue	-114.3	-29.9	671.7	-114.3	-814.8	78.3

Table 5.2.4 Desired postual vector of $[x_d, y_d, z_d, \rho_d, \varphi_d, \psi_d]^T$

Object	x_d	y_d	z_d	ρ_d	φ_d	ψ_d
Glove	79.6	-748.8	17.6	162.3	16.7	154.2
Softener	-15.7	-734.8	24.4	163.7	29.4	154.6
Loofah	40.5	-787.8	23.2	162.1	5.7	17.9
Notebook	10.8	-609.7	22.8	154.7	18.7	144.3
Stocking	47.6	-622.2	17.1	169.8	18.2	172.1
Tissue	-114.3	-814.8	78.3	148.7	27.7	133.4

Fig. 5.2.3~Fig. 5.2.8은 비정형 소화물 6종에 대해 매니플레이터의 말단장치의 위치자세벡터 $[x, y, z, \rho, \phi, \psi]^T$ 를 목표위치 자세벡터 $[x_d, y_d, z_d, \rho_d, \phi_d, \psi_d]^T$ 로 이동시킨 실험결과이다.

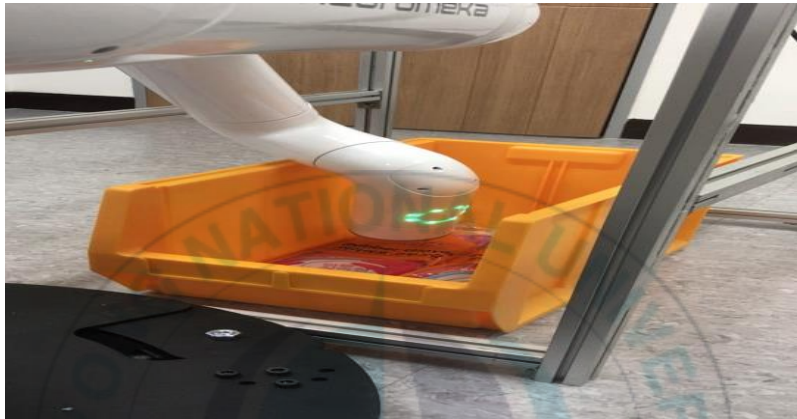


Fig. 5.2.3 Experimental result of moving position of end effector to reference position for glove



Fig. 5.2.4 Experimental result of moving position of end effector to reference position for softener



Fig. 5.2.5 Experimental result of moving position of end effector to reference position for loafah



Fig. 5.2.6 Experimental result of moving position of end effector to reference position for notebook



Fig. 5.2.7 Experimental result of moving position of end effector to reference position for stocking

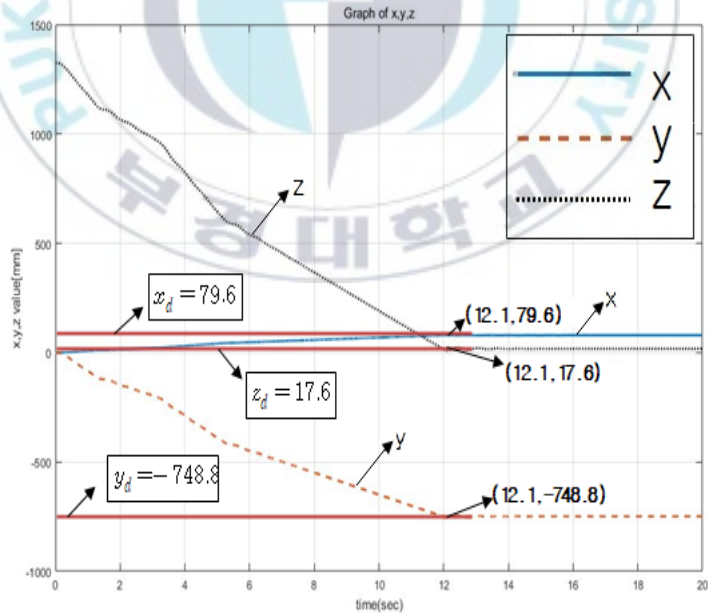


Fig. 5.2.8 Experimental result of moving position of end effector to reference position for tissue

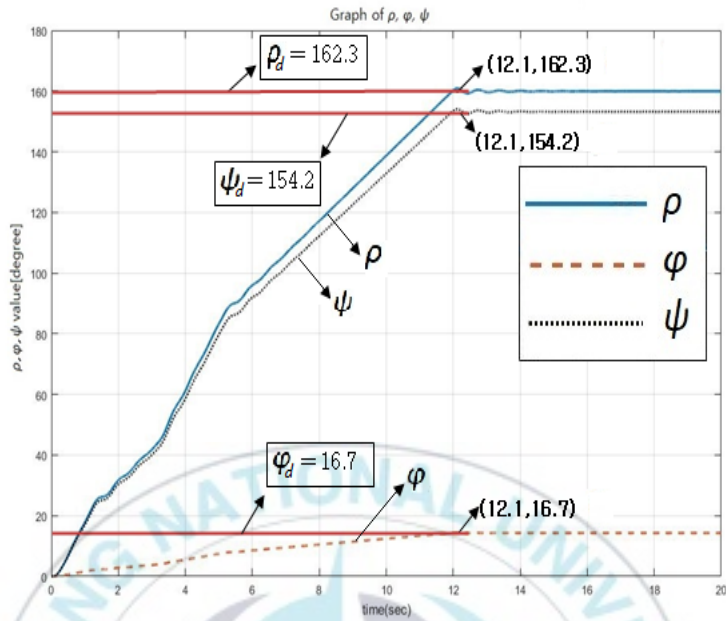
Fig. 5.2.9~Fig. 5.2.14의 (a)와 (b)는 6종의 비정형 소화물인 고무장갑, 섬유 유연제, 수세미, 수첩, 스타킹, 껍휴지에 대한 매니플레이터 말단장치의 위치자세벡터 $X=[x,y,z,\rho,\phi,\psi]^T$ 이고, 약 12.1초후 Table 5.2.4의 목표값들에 수렴함을 보인다. Fig. 5.2.9~Fig. 5.2.14의 (c)는 매니플레이터의 제어입력벡터로서 관절 각속도벡터 $\dot{\theta}$ 값들이고, 이 값들은 식(4.2.21)에 의해 계산되며, 각각 약 4.9, 12.1, 4.8, 7.2, 6.6, 5.4, 0초 후 0으로 수렴함을 보인다. Fig. 5.2.9~Fig. 5.2.14의 (d)는 각 관절들의 각벡터 θ 이고, 각속도벡터를 적분하여 구한 값들이며, 각각 약 4.9, 12.1, 4.8, 7.2, 6.6, 5.4, 0초 후 목표관절각벡터에 수렴함을 보인다. Fig. 5.2.9~Fig. 5.2.14의 (e)는 식(4.2.7)에서 정의한 입력벡터에 따른 오차벡터이고, 각각 약 12.1초 후 0으로 수렴함을 보인다. Table 5.2.5는 6종류 비정형 소화물의 각 관절들의 입력제어벡터에 따른 목표각벡터 θ 들의 값이다.

Table 5.2.5 Rotational angle vector[degree] of links as control input vector

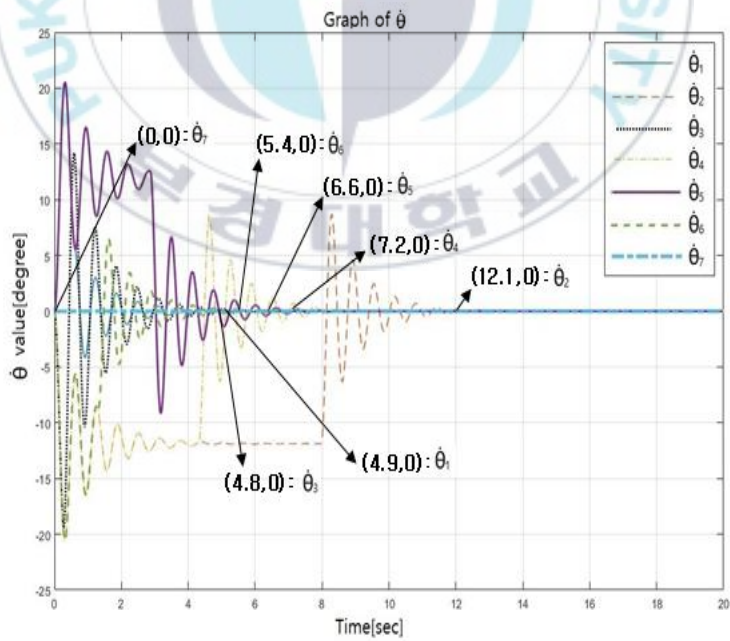
Items	Glove	Softener	Loofah	Notebook	Stocking	Tissue
θ_1	7.5	4.4	6.7	10.3	11.2	6.7
θ_2	-94.7	-92.6	-88.7	-88.1	-91.1	-82.1
θ_3	-4.1	-4.3	-4.2	-10.2	-3.4	-4.3
θ_4	54.4	-42.1	-72.9	-50.2	-46.6	-49.6
θ_5	34.6	24.8	-11.8	42.1	19.4	41.1
θ_6	-15.2	10.3	-4.2	-20.1	-19.7	-7.9
θ_7	0	0	0	0	0	0



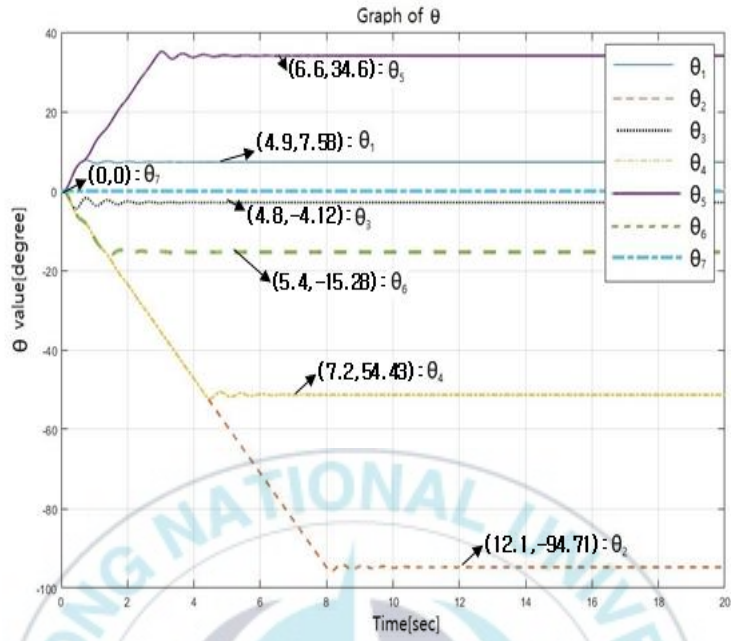
(a) Position vector of the end effector



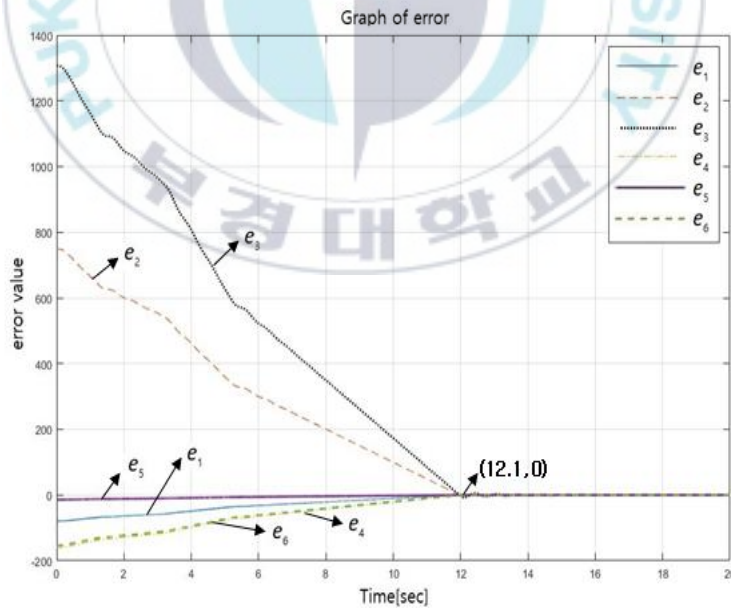
(b) Rotation angle of the end effector about X, Y, Z axes



(c) Angular velocity vector[degree/s] of links as control input vector

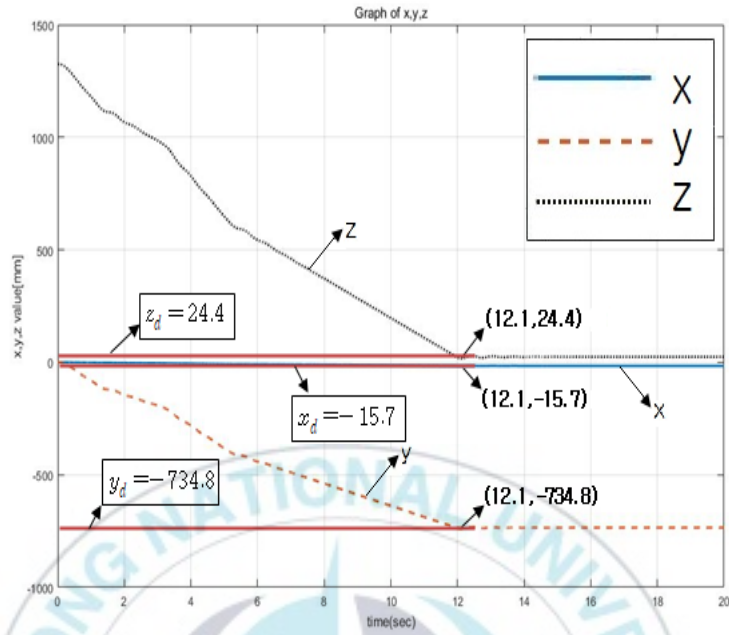


(d) Rotational angle vector[degree] of links as control input vector

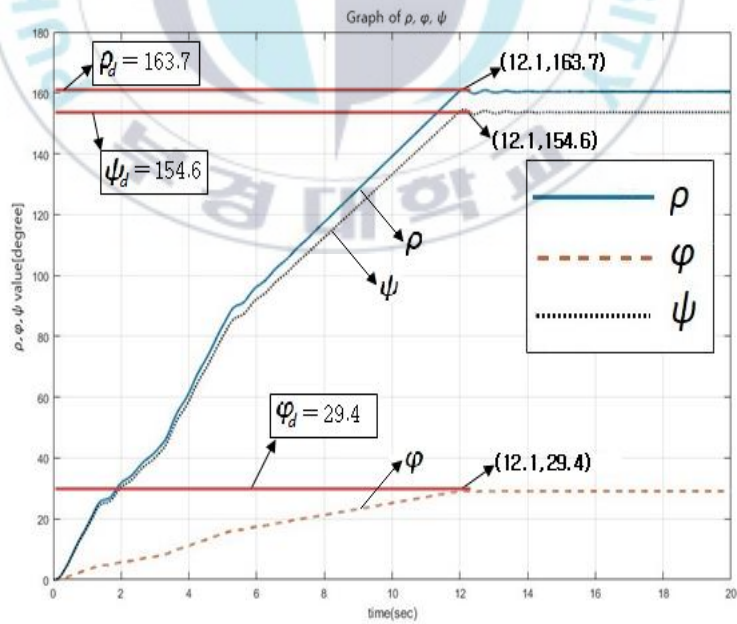


(e) Error vector of links as control input vector

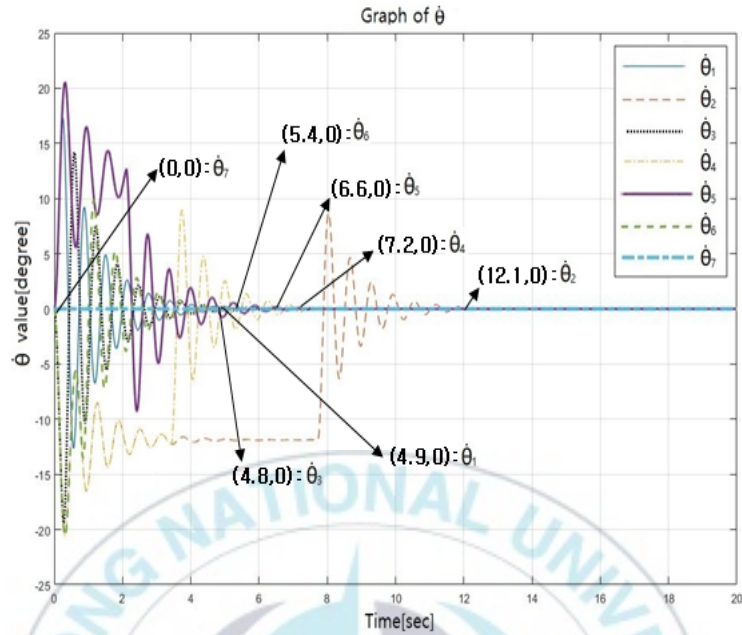
Fig. 5.2.9 Experimental results of glove



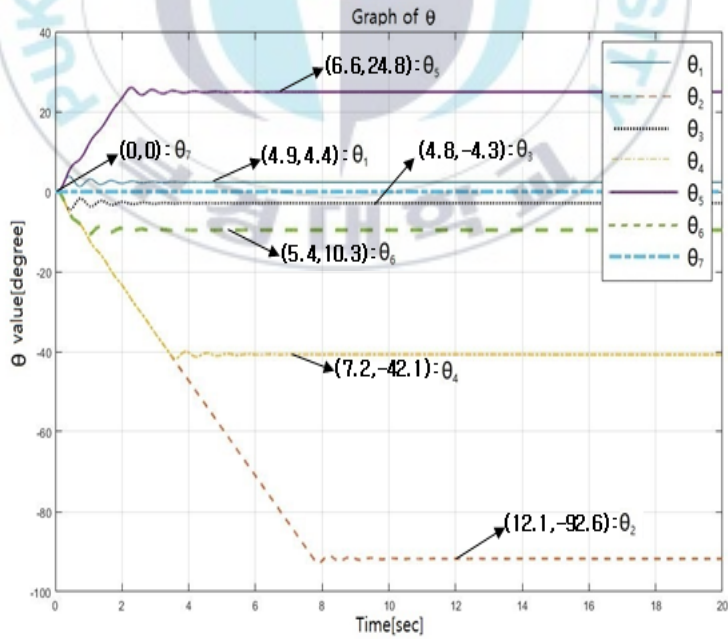
(a) Position vector of the end effector



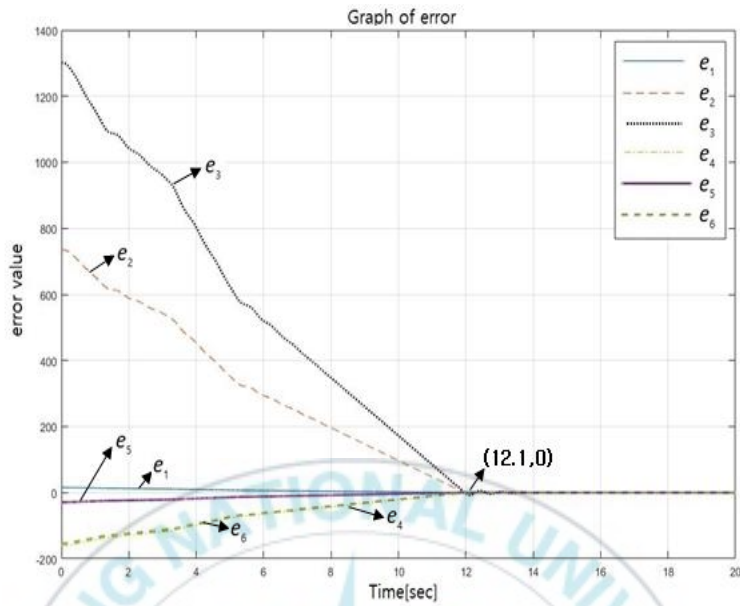
(b) Rotation angle of the end effector about x, y, z axes



(c) Angular velocity vector[degree/s] of links as control input vector

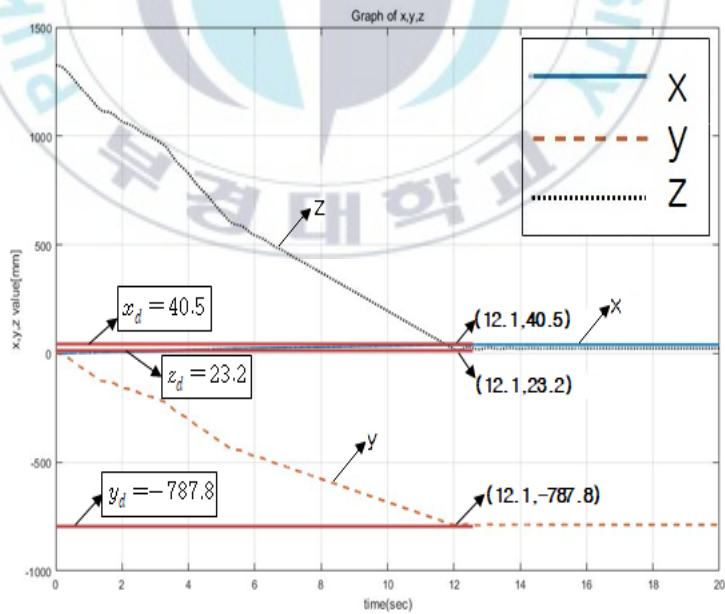


(d) Rotational angle vector[degree] of links as control input vector

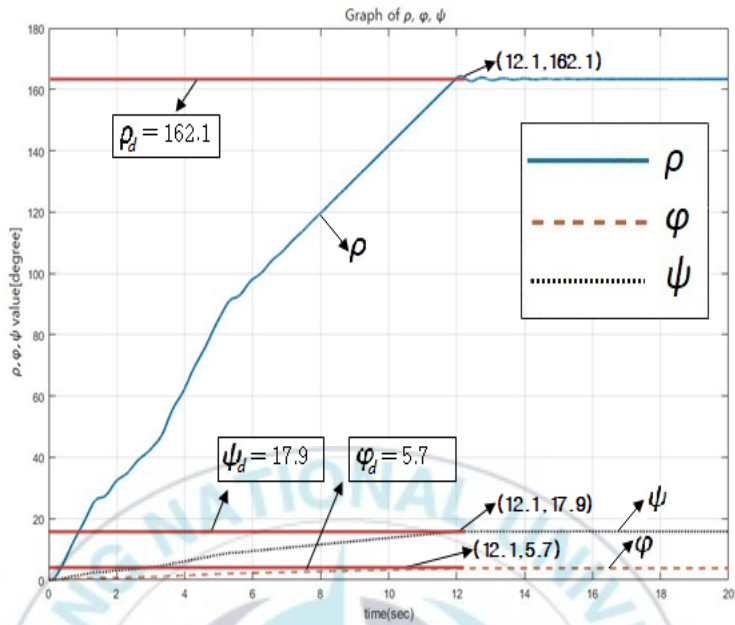


(e) Error vector of links as control input vector

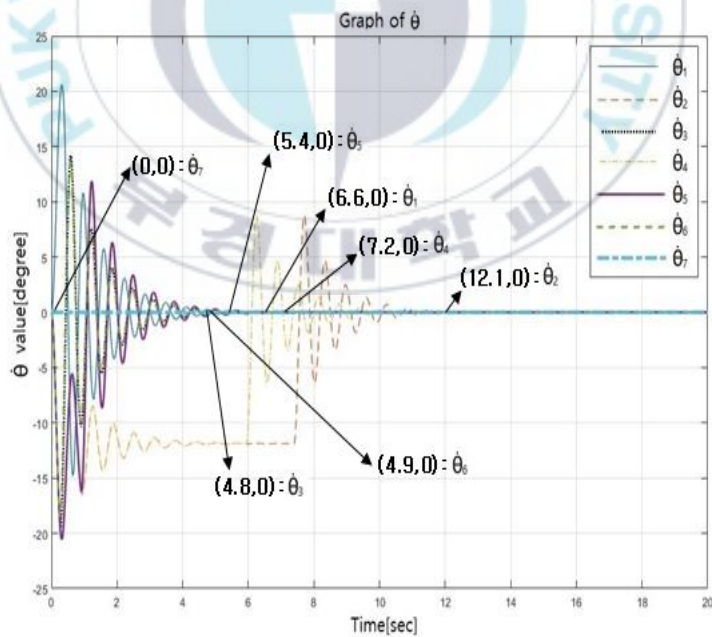
Fig. 5.2.10 Experimental results of softener



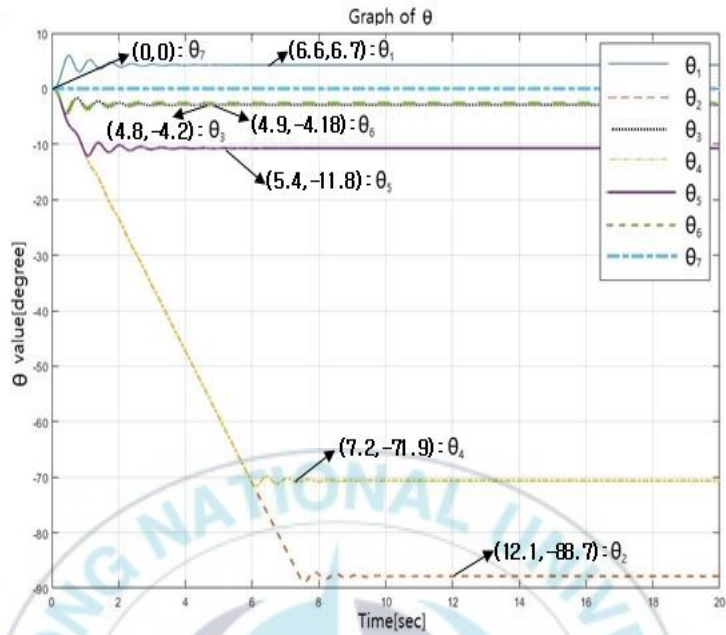
(a) Position vector of the end effector



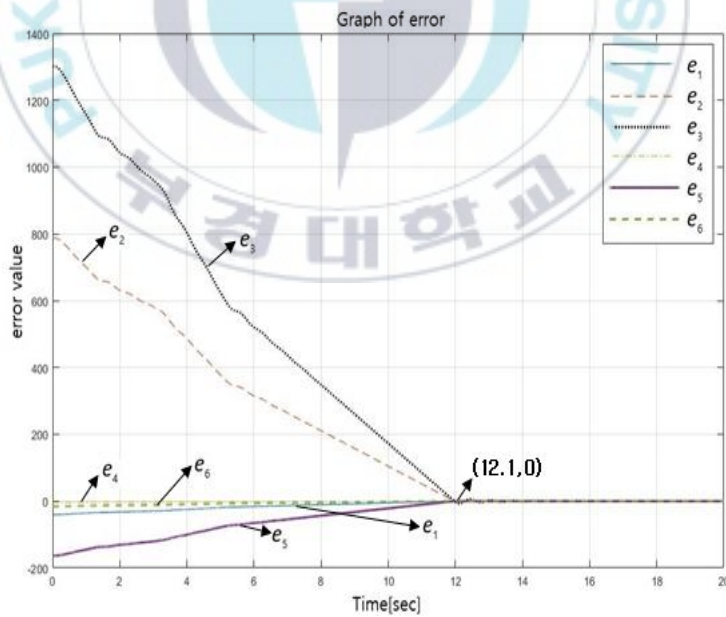
(b) Rotation angle of the end effector about x, y, z axes



(c) Angular velocity vector[degree/s] of links as control input vector

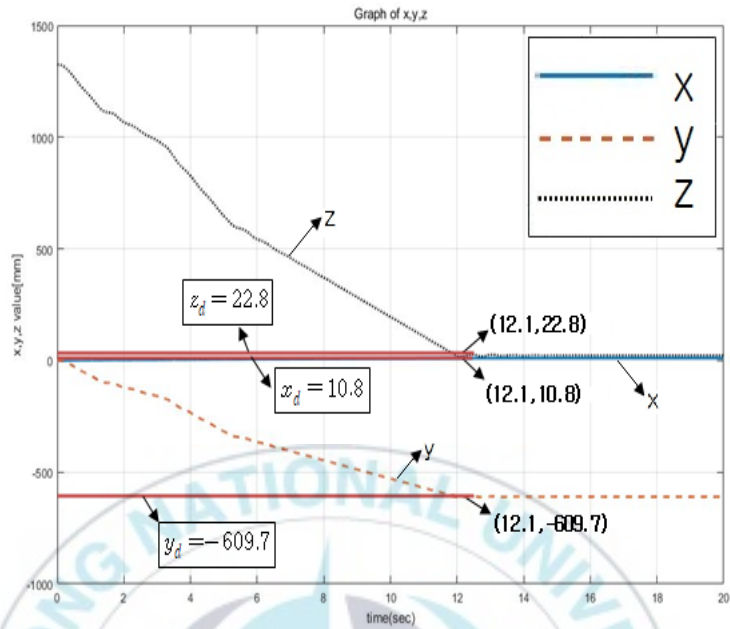


(d) Rotational angle vector[degree] of links as control input vector

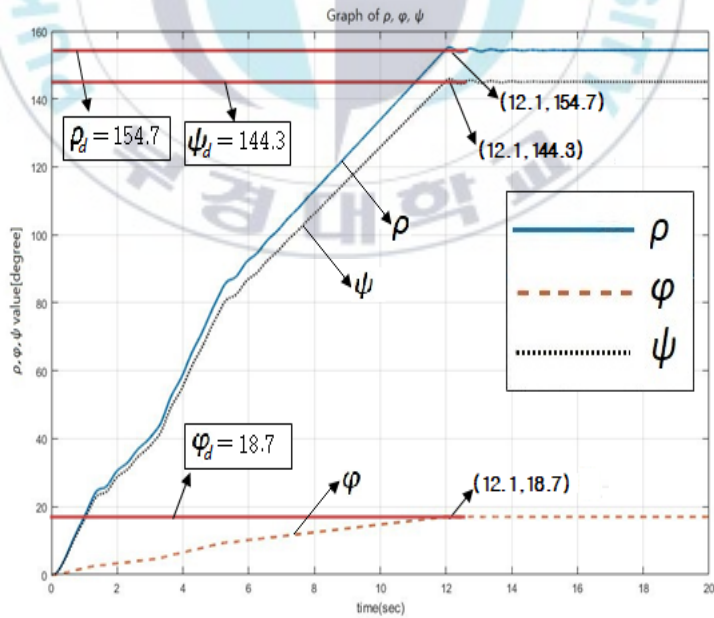


(e) Error vector of links as control input vector

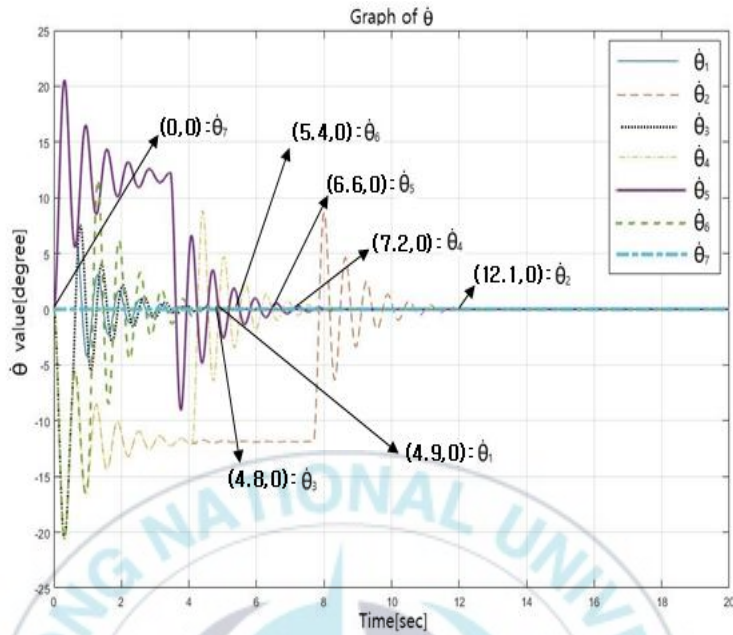
Fig. 5.2.11 Experimental results of loofah



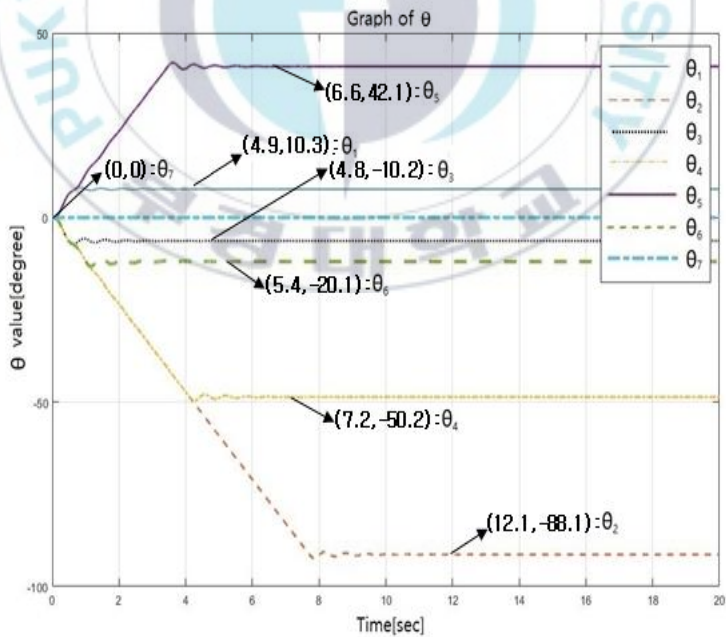
(a) Position vector of the end effector



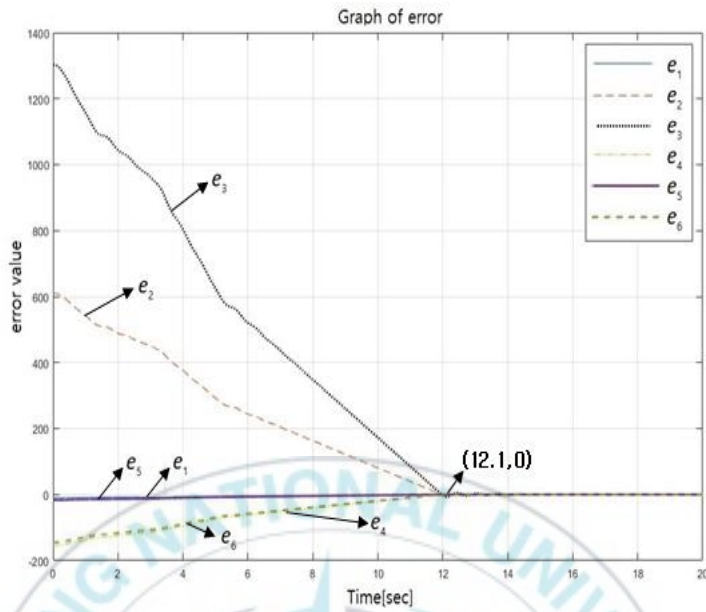
(b) Rotation angle of the end effector about x, y, z axes



(c) Angular velocity vector[degree/s] of links as control input vector

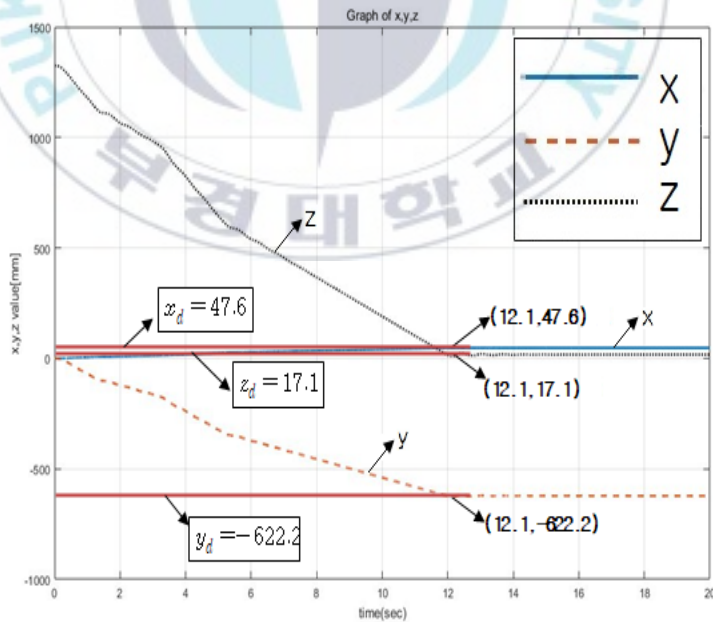


(d) Rotational angle vector[degree] of links as control input vector

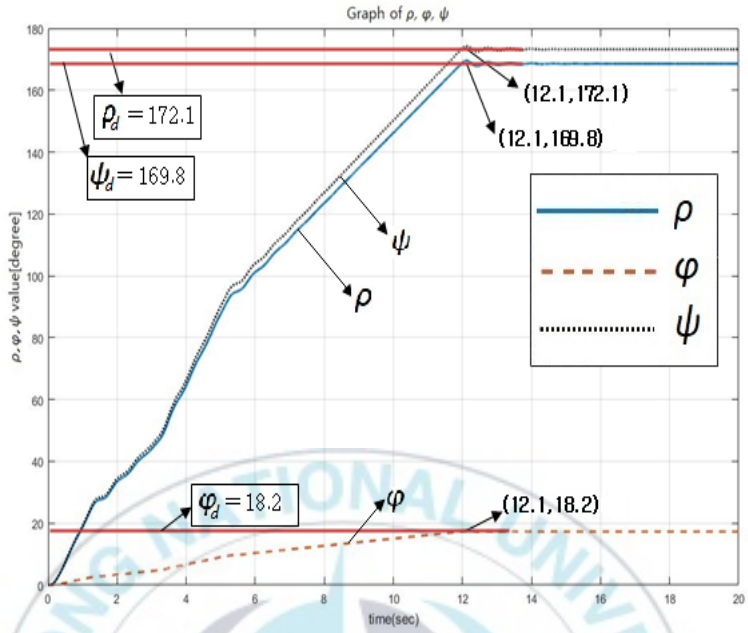


(e) Error vector of links as control input vector

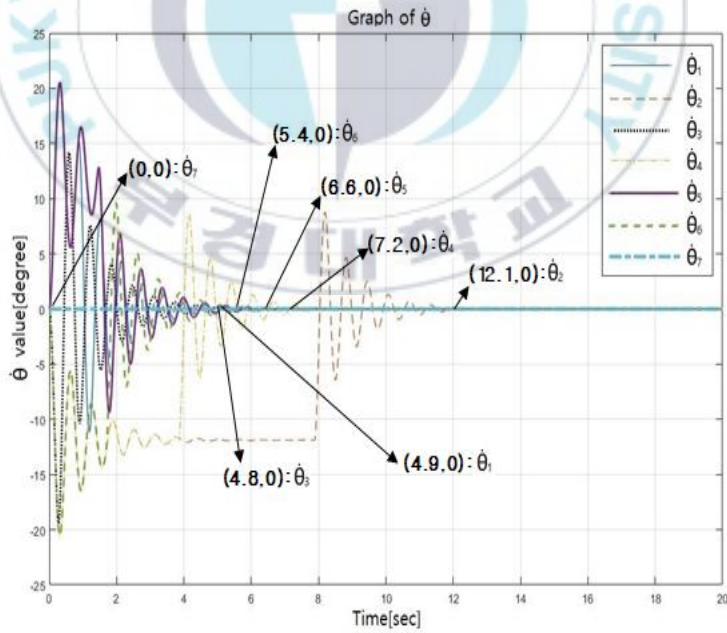
Fig. 5.2.12 Experimental results of notebook



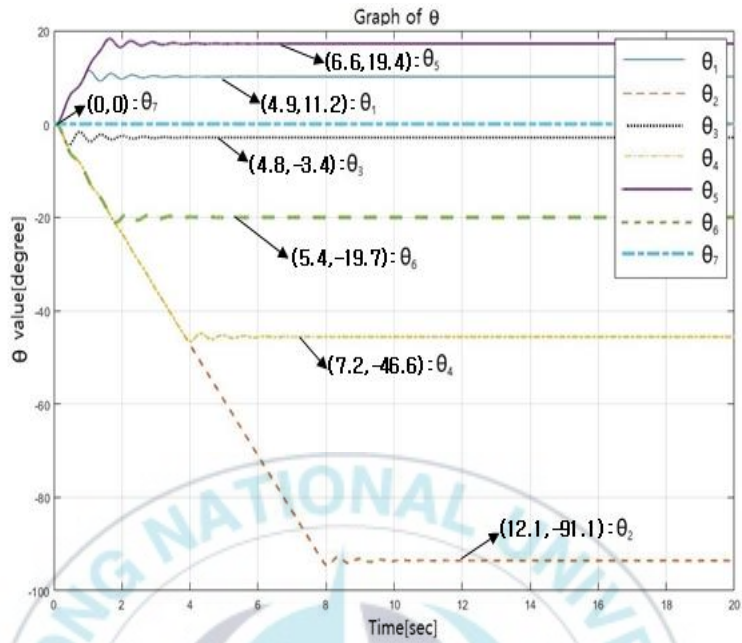
(a) Position vector of the end effector



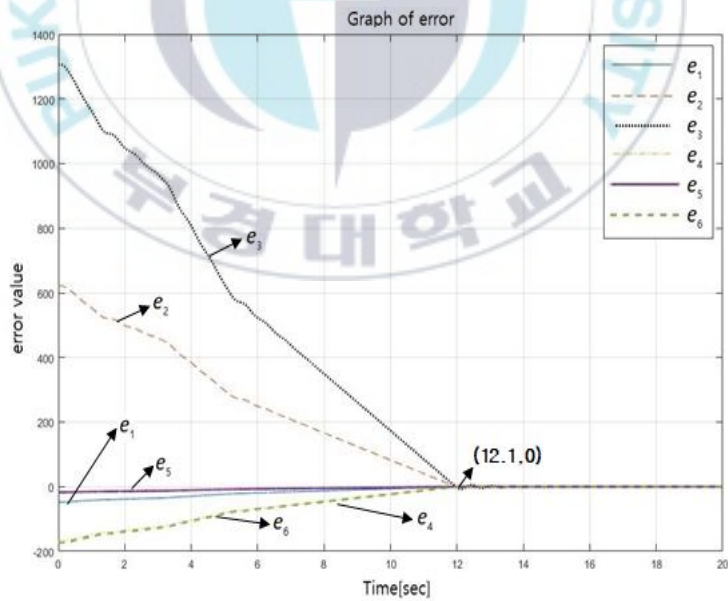
(b) Rotation angle of the end effector about X, Y, Z axes



(c) Angular velocity vector[degree/s] of links as control input vector

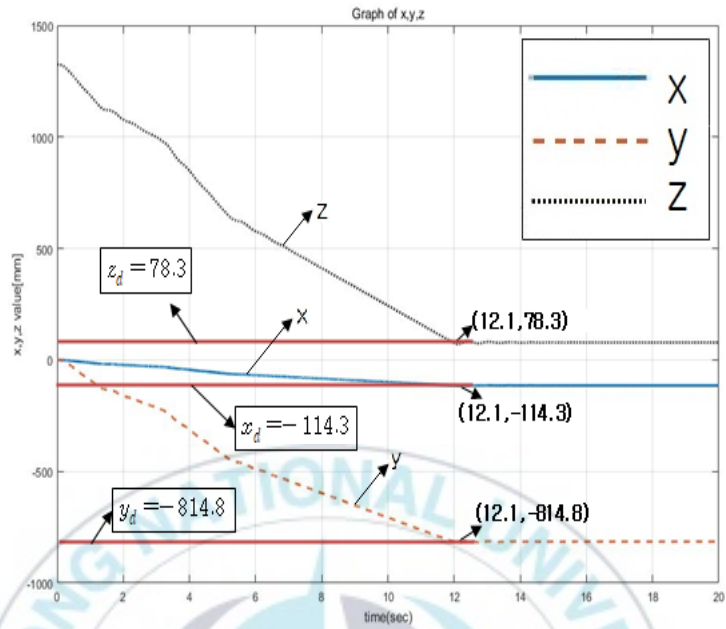


(d) Rotational angle vector[degree] of links as control input vector

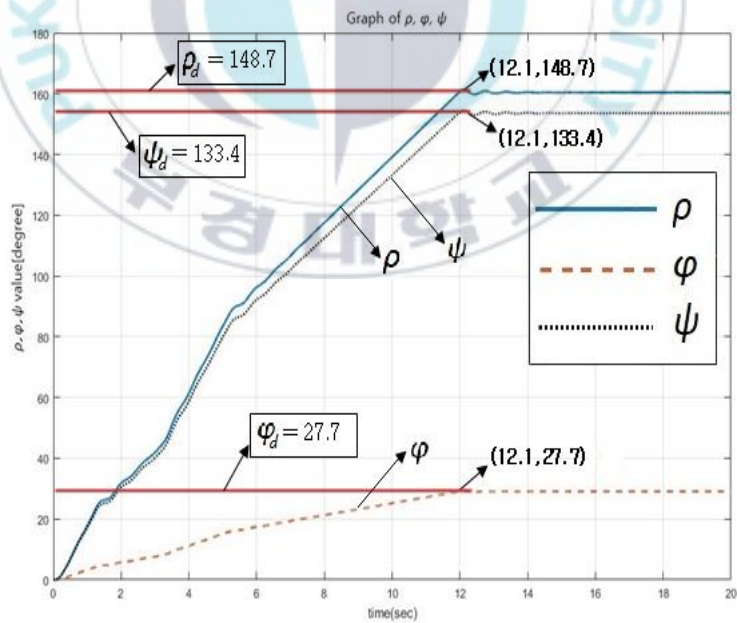


(e) Error vector of links as control input vector

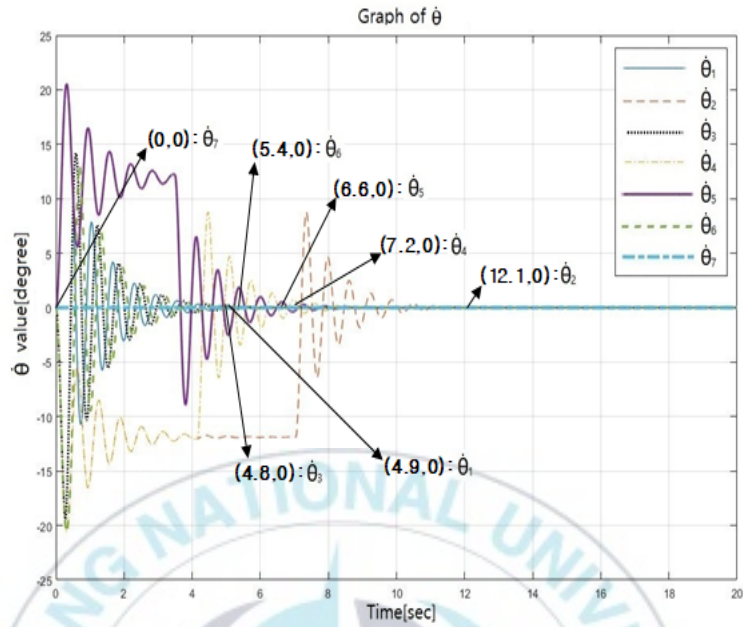
Fig. 5.2.13 Experimental results of stocking



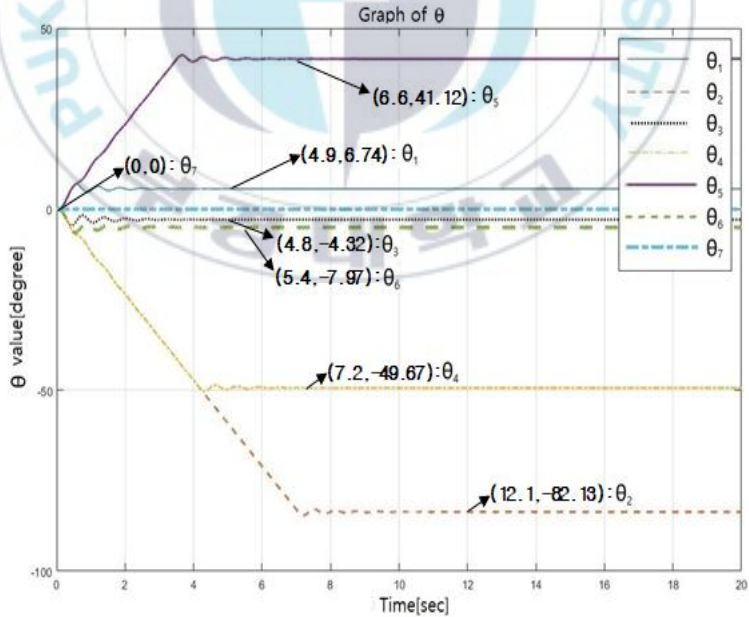
(a) Position vector of the end effector



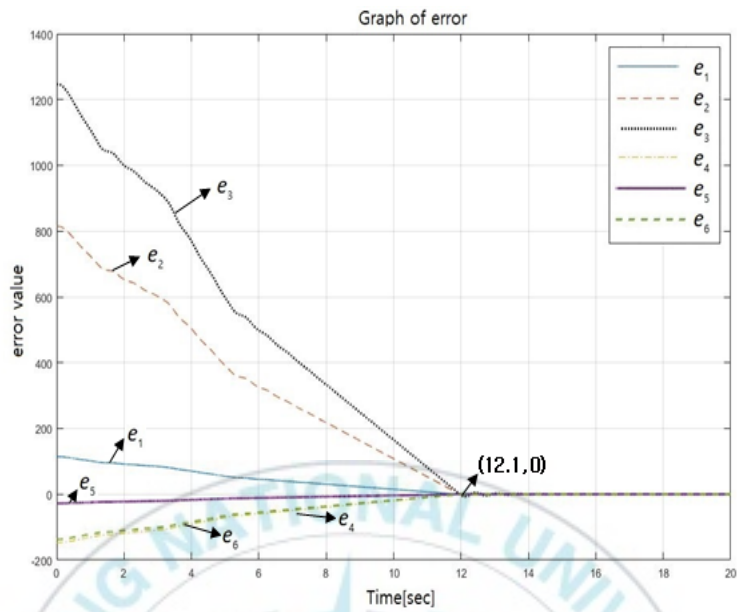
(b) Rotation angle of the end effector about x, y, z axes



(c) Angular velocity vector[degree/s] of links as control input vector



(d) Rotational angle vector[degree] of links as control input vector



(e) Error vector of links as control input vector

Fig. 5.2.14 Experimental results of tissue

제 6 장 결 론

6.1 결론

본 연구에서는 다품종 소화물 피킹 산업에 범용적으로 적용될 수 있는 소화물 탐지알고리즘과 7개의 링크를 가진 매니플레이터 말단장치의 목표위치 제어와 각 관절의 회전 속도설정을 위한 제어기를 제안하였다. 제안된 소화물 탐지알고리즘의 검증을 위하여 6종의 비정형 소화물에 적용한 결과를 제시하고, 매니플레이터 말단장치의 목표위치 및 속도설정을 위해 제안된 제어기의 실험을 통해 이들을 검증하였다. 본 연구의 결론을 요약하면 다음과 같다.

- ◆ 딥러닝을 알고리즘을 이용한 고무장갑, 섬유 유연제, 수세미, 수첩, 스타킹, 껍휴지 등 6종류의 소화물에 대한 경계상자 탐지결과, 소화물 종류의 식별결과와 탐지시간 제시를 통하여 소화물 표면이 일그러지거나 빛의 반사가 일어나 부분적으로 보임에도 높은 탐지률 87%~100%와 빠른 탐지시간 0.2044초~0.2313초를 보였다. 특히 수세미의 경우 87%의

탐지률로 다른 소화물들에 비해 탐지률이 떨어지는데 이는 수세미의 뒷면의 탐지되는 경계상자가 많은 글자가 새겨진 곳이어서 카메라의 분해능이 낮은 결과였다.

◆ 3차원 포인트 클라우드의 이미지를 양방향 필터의 값을 $\sigma_s=3$ 과 $\sigma_r=3$ 로 설정하여 제시하였고, 3차원 포인트 클라우드의 이미지로는 물체의 물체의 형태를 파악할 수 없었다. 따라서, 새로운 이미지 프로세싱법이 필요함을 보였다.

◆ 3차원 포인트 클라우드의 이미지를 $\sigma=1.4$ 로 설정한 Canny 엣지 탐지법을 이용하여 엣지 탐지 이미지를 제시하고, 3차원 포인트 클라우드의 이미지는 무수히 많은 점들의 집합으로 이루어져 있기 때문에 Canny 엣지 탐지법으로 탐지시, 실제 엣지가 아닌 엣지들 또한 탐지된 결과를 제시하여 다른 엣지 탐지법의 필요성을 보였다.

◆ 3차원 포인트 클라우드의 이미지를 ϕ 를 식(3.2.3)의 양방향 필터로 설정하여 국소 커널회귀법을 이용한 엣지 탐지 이미지를 제시하고, 회귀법은 포인트들을 다시 재배열시키는 방법이기 때문에 엣지 탐지가 잘됨을 보였다. 또한 Canny 엣지 탐지법을 이용한 엣지 탐지 이미지와 비교하여 본 연구에서 제시한 국소 커널회귀법에 의한 엣지 탐지법의 우수성을 보였다.

◆ 딥러닝 알고리즘을 이용해 6종류의 소화물에 대한 탐지된 경계상자의 픽셀좌표인 (x_m, y_m) 과 키넥트 카메라를 통해 얻

은 깊이값인 z_k 과 픽셀에서 길이로의 변환계수 α 와 각 축에서의 IR초점거리인 f_x, f_y 를 사용해 매니플레이터 말단장치의 이동위치가 될 목표위치인 (x_k, y_k, z_k) 계산식을 제시하여 그 값을 결정하였다.

- ◆ 매니플레이터 말단장치의 목표위치 및 속도설정을 위한 제어기 설계를 위해 매니플레이터를 순기구학모델링, 자코비안법과 백스텝핑법을 이용하여 매니플레이터 말단장치의 위치 및 속도 제어기를 제안하여, 제안된 제어기의 유효성과 적용성을 실험결과로서 검증하였다.
- ◆ 6종의 소화물에 대한 매니플레이터 말단장치의 위치자세 벡터 $X=[x, y, z, \rho, \phi, \psi]^T$ 를 실험결과로 제시하였고, 약 12.1초후에 목표벡터에 수렴함을 보였다. 매니플레이터의 제어입력벡터에 대한 각 관절들의 속도벡터 $\dot{\theta}$ 를 보였고, 각각 약 4.9, 12.1, 4.8, 7.2, 6.6, 5.4초후 0으로 수렴함을 보였다. 각 관절들의 각벡터 θ 는 속도벡터를 적분하여 구한 값들을 보였고, 각각 약 4.9, 12.1, 4.8, 7.2, 6.6, 5.4, 0초에서 목표위치자세벡터에 따른 목표각벡터에 수렴함을 보였고, 입력벡터에 따른 자세오차벡터가 각각 약 12.1초 후 0으로 수렴함을 보였다.

본 연구에서 제안된 소화물 탐지알고리즘과 제안된 제어기는

각각 소화물의 포장상태나 모양에 상관없이 탐지를 가능하게하며 매니플레이터 말단장치의 위치를 목표속도로 소화물 탐지 알고리즘에서 탐지된 위치로 도달할수 있도록 한다. 따라서, 다품종 소화물 피킹산업뿐만 아니라 다양한 무인 자동화 산업현장에서 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

6.2 향후 연구 방향

본 연구에 대한 향후 계획은 다음과 같다.

- ◆ 소화물 피킹을 위한 파지(Grasp) 알고리즘, 파지 모델링 설계 및 이에 대한 제어기 설계
- ◆ 매니플레이터 말단장치 추적 알고리즘에 대한 연구
- ◆ 매니플레이터의 고장진단에 대한 연구

감사의 글

본 논문이 완성되기까지 아낌없는 조언과 격려로 지도 해주신 김상봉 교수님께 감사의 말씀을 드리오며, 부족한 저를 따뜻하게 보살피 주신 은혜를 평생 잊지 않으면서 감사한 마음으로 살겠습니다. 논문 심사 과정에서 충고와 조언을 주신 이일영 교수님과 최연욱 교수님께 깊은 감사에 말씀을 드립니다. 또한 부족한 논문을 완성할 수 있도록 많은 도움을 주시고, 실험실 생활에 있어서 어려운 부분이 있을 때 마다 조언해주신 김학경 교수님께도 깊이 감사 드립니다.

CIMEC Lab에서 생활하면서 많은 도움을 주셨던 선배님, 후배님들에게 감사의 말씀을 드리며, 특히 졸업하기 까지 어려운 점이 있을 때마다 많은 부분을 도와 준 Jotje Rantung 박사 선배님께 진심으로 감사드립니다. CIMEC 실험실에 왔을 때 외국인이 많아서 적응하기 힘들었을 때 불평 없이 항상 웃으면서 도와준 정재훈 석사 선배님에게 고마움을 느낍니다. 지금은 떠나고 없지만 그리운 Van Tu Duong 박사 선배님, Nguyen Trong Hai 박사 선배님, Nguyen Huy Hung 박사 선배님, Gao Tianshui 석사 선배님, Sheng Dongbo 석사 선배님에게도 감사의 말씀을 드립니다.

석사과정을 하면서 옆에서 서로서로 도와주고 힘이 되어 준 동기 김창규와 Minh Thien Tran, 불평 없이 제가 부탁한 것을 잘 도와준 박사 과정을 하고 있는 Lanh Van Nguyen과 석사 과정을 하고 있는 김성원 및 학부생 김성락 후배님, 김동영 후배님에게도 감사의 말씀을 드립니다. 또한 연구실내에서 어머니처럼 저희를 잘 챙겨주시고 절 진심으로 걱정해주신 김희영 선생님께 감사에 인사를 드립니다.

부족한 저를 항상 묵묵히 지켜봐 주시고 믿어주시는 부모님과 동생이라고 잘 챙겨주는 형과 가족들과 떨어져 타지에서 힘들게 생활하고 있는 여동생에게도 진심으로 깊은 감사의 마음을 전합니다.

마지막으로 항상 저를 걱정해주시고 사랑해주시는 모든분들에게 고맙다는 말을 전하고 싶습니다.

2018. 12. 28

참 고 문 헌

- [1] T. Murakami, K. Ohnishi, and F. Yu, "Torque Sensorless Control in Multidegree-of-freedom Manipulator," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 40, pp. 259-265, 1993.
- [2] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, pp. 91-110, 2004.
- [3] H. Bay, T. Tuytrlaars, and L. V. Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features," *European Conference on Computer*, pp. 404-417, 2008.
- [4] Y. Lecun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep Learning," *Nature*, Vol. 521, pp. 436-444, 2015.
- [5] X. Han, J. S. Jin, M. Wang, W. Jiang, L. Gao, and L.

- Xigo, "A Review of Algorithms for Filtering the 3D Point Cloud," *Signal Processing: Image Communication*, Vol. 57, pp. 103–112, 2017.
- [6] A. C. Oztireli, G. Guennebaud, and M. Gross, "Feature Preserving Point Set Surfaces Based on Non-Linear Kernel Regression," *EUROGRAPHICS* Vol. 28, pp. 493–501, 2009.
- [7] C. J. Francis, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 8, No. 6, pp. 679–698, 1986.
- [8] J. Kim, A. S. Lee, K. Chang, and B. Schwarz, "Dynamic Modeling and Motion Control of a Three-Link Robotic Manipulator," *The 2017 International Conference on Artificial Life and Robotics*, pp. 380–383, 2017.

- [9] W. T. Chen, W. C. Liu, and M. S. Chen, "Adaptive Color Feature Extraction Based on Image Color Distributions," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 19, pp. 2005–2016, 2010.
- [10] R. Kadota, H. Sugano, M. Hiromoto, and H. Ochi. "Hardware Architecture for HOG Feature Extraction," *International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, pp. 1330–1333, 2009.
- [11] N. V. Navid, V. K. B. Paulo, and M. R. Jonathan, "A Study of Feature Extraction Algorithms for Optical Flow Tracking," *Proceedings of Australasian Conference on Robotics and Automation*, 2012.
- [12] B. Verma and S. Kulkarni, "Texture Feature Extraction and Classification," *International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, pp. 228–235, 2001.

- [13] D. Zhang and G. Lu, "Review of Shape Representation and Description Techniques," *Pattern Recognition*, Vol. 37, pp. 1–19, 2004.
- [14] S. Kucuk and Z. Bingul, "Robot Kinematics: Forward and Inverse Kinematics," *Industrial Robotics Theory Modeling Control*, pp. 117–147, 2006.
- [15] M. W. Spong, S. Hutchinson, and M. Vidyasagar, "Robot Dynamics and Control," *New York:Wiley*, 1989.
- [16] J. J. Craig, "Introduction to Robotics: Mechanics and Control," *Reading, Massachusetts:Addison-Wesley Publishing Co*, 2005.
- [17] M. Shimizu, W. K. Yoon, and K. Kitagaki, "A Practical Redundancy Resolution for 7 DOF Redundant Manipulators with Joint Limits,"

Robotics and Automation, 2007 IEEE International Conference on, pp. 4510-4516, 2007.

- [18] K. Kreutz-Delgado, M. Long, and H. Seraji, "Kinematic Analysis of 7-DOF Manipulators," *The International Journal of Robotics Research*, Vol 11, No.5, pp. 469-481, 1992.
- [19] B. Siciliano, L. Sciavicco, L. Villani, and G. Oriolo, "Robotics: Modelling, Planning and Control," *New York: Spromger-Verlag*, 2008.
- [20] K. Rafael and M. Javier, "Manipulator Motion Control in Operational Space Using Joint Velocity Inner Loops," *Automatica*, Vol. 41, pp 1423 – 1432, 2005.
- [21] H. L. Pham, V. Perdereau, B. V. Adorno, and P. Fraisse, "Position and Orientation Control of Robot Manipulators Using Dual Quaternion

- Feedback,” *Intenational Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 658–663, 2010.
- [22] F. L. Lewis, D. M. Dawson, and C. T. Abdallah, “Control of Robot Manipulators,” *New York: Macmillan*, 1993.
- [23] A. V. Gulalkari, G. Hoang, P. S. Pratama, H. K. Kim, S. B. Kim, and B. H. Jun, “Object Following Control of Six-Legged Robot Using Kinect Camera,” *The 3rd International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics*, pp. 758–764, 2014.
- [24] B. Karan, “Calibration of Kinect-type RGB-D Sensors for Robotic Applications,” *FME Transactions*, Vol. 47, pp. 47–54, 2015.
- [25] J. Wang, Y. Li, and X. Zhao. “Inverse Kinematics and Control of a 7-DOF Redundant Manipulator Based on the Closed-loop Algorithm,” *International Journal of*

Advanced Robotic Systems, pp. 1–9, 2010.

- [26] C. C. Wit, B. Siciliano, and G. Bastin, “Theory of Robot Control,” *Berli: Springer-Verlag*, 2012.
- [27] J. P. Laumond, “Robot Motion Planning and Control,” *Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc.*, 1998.
- [28] B. R. Donald, “Motion Planning With Six Degrees of Freedom,” *Massachusetts Institute Technology Artificial Intelligence Laboratory*, Technical report AIM-791, 1984.
- [29] K. Konolige, “A Gradient Method for Realtime Robot Control,” *Proceedings of International Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp 639–646, 2000.
- [30] Y. Dai and G. Lee, “Formation Control of Mobile

Robots with Obstacle Avoidance Based on GOACM using Onboard Sensors,” *International Journal of Control, Automation, and Systems* 12, pp. 1077–1089, 2014.

[31] O. Khatib, “Real Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots,” *International Journal of Robotics Research*, Vol. 5, No. 10, pp. 90–98, Spring 1986.

[32] R. Detry, C. H. Ek, M. Madry, and D. Kragic, “Learning a Dictionary of Prototypical Grasp–Predicting Parts from Grasping Experience,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 601–608, 2013.

[33] D. Fischinger and M. Vincze, “Empty the Basket—a Shape Based Learning Approach for Grasping Piles of Unknown Objects,” *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.

2051–2057, 2012.

- [34] T. H. Nguyen, S. K. Jeong, H. K. Kim and S. B. Kim.
“A Method for Localizing And Grasping Objects In
A Picking Robot System Using Kinect Camera”.
*Proceedings of 2016 International Symposium on
Advanced Mechanical and Power Engineering,
ISAMPE*, pp. 178–180, 2016.
- [35] M. A. Fischler and R. C. Bolles, “Random Sample
Consensus: A Paradigm for Model Fitting with
Applications to Image Analysis and Automated
Cartography,” *Commun. ACM*, Vol.24, No.6, pp.
381–395, 1981.
- [36] F. Bley, V. Schmirgel, and K. F. Kraiss, “Mobile
Manipulation Based on Generic Object
Knowledge,” *Proceedings IEEE International
Symposium on Robot and Human Interactive
Communication*, 2006.

- [37] C. Choi, Y. Taguchi, O. Tuzel, M.-Y. Liu, and S. Ramalingam, "Votingbased Pose Estimation for Robotic Assembly using a 3D Sensor," *Proceedings IEEE International Conference Robotics and Automation*, 2012.
- [38] E. Wahl, U. Hillenbrand, and G. Hirzinger, "Suret-Pair-Relation Histograms: A Statistical 3D-Shape Representation for Rapid Classification," *Proceedings International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, 2003.
- [39] R. Schnabel, R. Wessel, R. Wahl, and R. Klein, "Shape Recognition in 3D Pointclouds," *Proceedings International Conference on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision*, 2008.
- [40] B. J. Cohen, G. Subramanian, S. Chitta, and M. Likhachev, "Planning for Manipulation with Adaptive Motion Primitives," *Proceedings IEEE*

International Conference Robotics and Automation,
2011.

- [41] E. Klingbeil, D. Rao, B. Carpenter, V. Ganapathi, A. Y. Ng, and O. Khatib, "Grasping with Application to an Autonomous Checkout Robot," *Proceedings IEEE International Conference Robotics and Automation*, 2011.
- [42] L. Chang, J. R. Smith, and D. Fox, "Interactive Singulation of Objects from a Pile," *Proceedings IEEE International Conference Robotics and Automation*, 2012.
- [43] S. Roland and Illah R. Nourbakhsh, "Introduction to Autonomous Mobile Robot," *The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England*, 2004.
- [44] M. W. Spong and M. Vidyasagar, "Robust Nonlinear

Control of Robot Manipulators,” *Proceedings of the 24th IEEE International Conference on Decision and Control*, 1985.

- [45] M. Corless and G. Leitmann, “Continuous State Feedback Guaranteeing Uniform Ultimate Boundedness for Uncertain Dynamic System,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 26, pp. 1139–1144, 1981.
- [46] R. A. Ellaithy, J. Huang and M. Yeh, “Study on the Use of Microsoft Kinect for Robotics Applications”, *Proceedings of the Position Location and Navigation Symposium*, pp. 1280–1288, 2012.
- [47] J. Han, L. Shao, D. Xu and J. Shatton, “Enhanced Computer Vision with Microsoft Kinect Sensor: A Review”, *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 43, No. 5, pp. 1318–1334, 2013.

- [48] K. Khoshelham and S. O. Elberink, “Accuracy and Resolution of Kinect Depth Data for Indoor Mapping Applications”, *Journal of Sensors*, Vol. 12, No. 2, pp. 1437–1454, 2012.
- [49] D. H. Kim, *Servo controller design using polynomial differential operator method and its applications*, PhD. thesis, Pukyong National University (2015).
- [50] N. J. Short: *3-D Point Cloud Generation from Rigid and Flexible Stereo Vision Systems*. PhD. thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University

Publications and Conferences

- [1] Jotje Rantung, 오 종 민, 김 학 경, 오 세 준, 김 상 봉 “스테리오 비전에 기반하여 어류 표면적과 부피 측정을 위한 실시간 영상 분리와 3D 좌표의 결정,” *제 33 회 제어 로봇 시스템학회 학술대회(ICROS 2018)*, 제 24 권, 제 2 호, pp. 76-82, 2018.
- [2] T. H. Nguyen, J. M. Oh, D. H. Kim, S. K. Jeong, H. H. Kim and S. B. Kim “Recognition and Grasping Objects from 3D Environment by Combining Depth and Color Stereo Image in the Mobile Picking Robot System,” *Lecture Notes in Electrical Engineering & The 4th International Conference on Advanced Engineering - Theory and Applications(AETA2017)*, Vol. 465, pp. 348-357, 2017.

[3] J. M. Oh, S. R. Kim, S. W. Kim, N. S. Jeong, M. S. Shin, H. K. Kim and S. B. Kim “Contour Detection Method of 3D Fish using a Local Kernel Regression Method,” *The 5th International Conference on Advanced Engineering - Theory and Applications(AETA2018)*, 2018.

[4] J. M. Oh, J. Rantung, S. R. Kim, S. K. Jeong, H. K. Kim, S. J. Oh and S. B. Kim “Visual Servoing Controller Design Based on Barrier Lyapunov Function for a Picking System,” *The 5th International Conference on Advanced Engineering - Theory and Applications(AETA2018)*, 2018.