

논문 2015-52-12-9

잡음이 있는 3차원 점군 데이터에서 밸브 모델링 및 모델 추출

(Valve Modeling and Model Extraction on 3D Point Cloud data)

오 기 원*, 최 강 선**

(Ki Won Oh and Kang Sun Choi[©])

요 약

LIDAR를 이용해서 얻은 3차원 점군 데이터는 작은 물체를 추출하기에는 오차의 영향이 크기 때문에 작은 밸브를 자동으로 추출하는데 많은 어려움이 있다. 본 논문에서는 이러한 잡음이 있는 3차원 점군 데이터 사이에서 밸브의 위치 및 방향(Pose)의 정보를 얻는 방법을 제안한다. Pose를 얻기 위해서 밸브가 원환체 모양의 손잡이, 원통 모양의 Rib, 평면 모양의 중심축 평면인 기본 도형으로 이루어진 모델이라고 가정한다. 그리고 밸브의 중심 좌표에 대한 추가적인 입력을 받아서 밸브의 Pose를 추출한다. 중심점을 기준으로 거리에 따른 히스토그램을 생성하고, 히스토그램의 값에 따라 손잡이, Rib, 중심축 평면의 파라미터를 통계적인 방법으로 추출하여 최종 밸브의 Pose를 추출한다. 추출된 밸브의 Pose를 이용하여 3차원 점군 데이터에 밸브의 모형을 각 모양으로 복원한다.

Abstract

It is difficult to extract small valve automatically in noisy 3D point cloud obtained from LIDAR because small object is affected by noise considerably. In this paper, we assume that the valve is a complex model consisting of torus, cylinder and plane represents handle, rib and center plane to extract a pose of the valve. And to extract the pose, we received additional input: center of the valve. We generated histogram of distance between the center and each points of point cloud, and obtain pose of valve by extracting parameters of handle, rib and center plane. Finally, the valve is reconstructed.

Keywords : LIDAR, Point cloud, Histogram, Valve detection, Primitive shape

I. 서 론

휴머노이드 로봇은 사람과 같이 두 팔과 두 다리로 자유롭게 움직이며 사람을 대신하여 다양한 작업을 수행하는 로봇으로, 지금까지 휴머노이드 로봇을 위해 인식, 제어에 관련된 다양한 연구들이 진행되어 성능 향상을 이뤄 왔다. 하지만 아직 제한된 상황에서만 정상적인 동작이 가능하며, 복잡하고 다양한 상황에서 안정

적으로 동작하기 위해서는 추가적인 성능 향상이 필요하다.

휴머노이드 로봇이 동작함에 있어 주변 환경 및 물체의 정확한 인식은 매우 중요한 역할을 하며, 이를 위해 다양한 센서를 이용하여 물체의 위치 및 방향(Pose)을 인식하는 방법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 2차원 영상을 이용하는 방식에는 1999년 Lowe에 의해 제안된 Scale Invariant Feature Transform(SIFT)^[1]나 2008년 Bay에 의해 제안된 Speed Up Robust Feature(SURF)^[2] 등 물체의 특징점을 추출할 수 있는 알고리즘을 활용하여 물체를 인식하는 방식이 개발되었다^[6]. 해당 방식에서는 인식하고자 하는 물체에 대한 특징점 정보를 미리 추출하여 저장하고, 이후 입력 영상에 대해 특징점을 추출하고 이를 미리 저장된 특징점

* 학생회원, ** 정회원, 한국기술교육대학교 전기전자통신공학부

(School of Electrical, Electronics & Communication, KOREATECH)

© Corresponding Author(E-mail: ks.choi@koreatech.ac.kr)

Received : September 3, 2015 Revised : October 13, 2015

Accepted : November 20, 2015

정보와 매칭하여 물체를 인식한다. 매칭의 정확성을 높이기 위해 물체의 모서리를 추출하고, 기울기를 찾는 등의 추가적인 과정을 수행한다.

3차원 영상을 이용한 물체 인식 연구를 하기 위해서는 우선 3차원 영상 확보를 위한 시스템이 필요한데, 카메라를 1개 이용한 단일 카메라^[3], 2개를 이용하여 사람의 시각 시스템과 같은 형태인 스테레오 카메라, 혹은 그 이상의 카메라를 이용하거나^[4], Kinect와 같은 깊이 카메라, 혹은 레이저 센서, 적외선 카메라 등이 많이 이용된다. 이 중 레이저 센서와 적외선 카메라는 다른 센서에 비해 매우 넓은 범위를 수집할 수 있으며 넓은 범위에 비해 오차도 크지 않다. 하지만 적외선 카메라는 햇빛이 있는 경우 부정확한 데이터를 얻을 수 있기 때문에 휴머노이드에는 실내, 외 어디에서든 사용될 수 있는 레이저 센서가 주로 사용된다. 레이저 센서는 2D와 3D로 나뉘지는데, 2D 레이저 센서는 2차원 평면상의 거리만 얻을 수 있기 때문에 액추에이터를 이용하여 하나의 정보 수집 시스템을 구성한 후 3차원 데이터를 수집한다^[5]. 3D 레이저 센서는 내부적으로 액추에이터를 구성하고 있어 바로 3차원 데이터를 수집할 수 있는 장점이 있으나, 높은 가격으로 인해 활용이 제한적인 단점이 있다. 이와 같이 수집된 점군 데이터는 SURF, SIFT 등 특징점 추출 알고리즘을 이용하거나^[6], Random Sample Consensus (RANSAC)를 이용하여 3차원 점군 데이터로부터 물체를 구성하고 있는 기본 도형을 인식하고, 각 도형의 모델 파라미터를 얻는 연구가 수행됐다^[7]. 하지만 이와 같은 방식에서는 물체에 대한 모든 방향의 점군 데이터가 있는 것을 가정하기 때문에 부분적으로 얻어진 점군 데이터를 이용할 때에는 부정확한 파라미터가 추출되는 문제가 있다.

Light Detection and Ranging(LIDAR) 센서는 레이저 센서 중 하나로, 넓은 범위의 3차원 공간 내 점군 데이터를 수집할 수 있으며, 넓은 범위에 비해 오차가 크지 않아서 비행기 등에 장착하여 지리학, 지질학, 지형학, 삼림학, 지진학 등 공간적으로 매우 넓은 범위를 측정하거나, 자동차, 휴머노이드 로봇 등에 장착되어 도로 또는 주변의 넓은 정보를 수집하며 물체 인식, 추적 등도 함께 이용하는 연구가 많이 진행되고 있다.

Niemeyer는 비행기에 LIDAR를 장착하여 도시를 측정해 일정 크기 이상의 건물을 찾고 이를 복원하는 연구를 수행했다^[8]. Tang^[9]와 Himmelsbach^[10]은 자동차

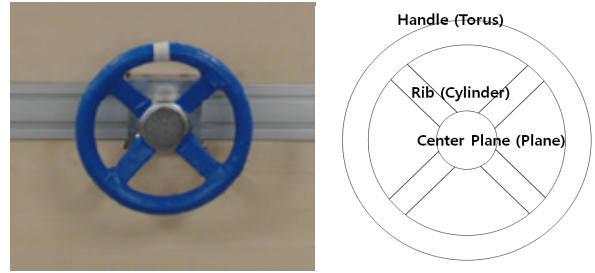


그림 1. 밸브의 구조. Fig. 1. The structure of valve.

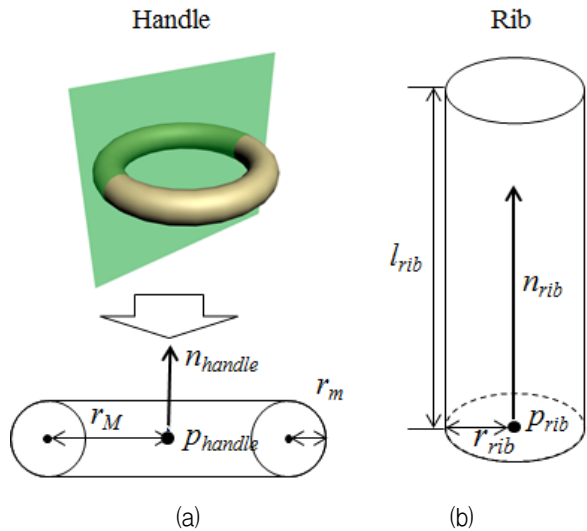


그림 2. 각 도형의 파라미터 (a) 원환체, (b) 원통 Fig. 2. Parameters of primitive shape. (a) Torus. (b) Cylinder

에 LIDAR를 장착하여 주행 중에 마주치는 여러 물체들을 인식하는 연구를 수행했다. Rusu은 주방에 있는 정육면체 모양의 오븐, 선반, 서랍장 등의 기구를 인식하기 위한 기법을 연구했다^[11]. 이 방식에는 먼저 정육면체 모양의 물체를 추출한 후, 물체에 달려 있는 손잡이의 모양, 위치 등을 파악하여 각 기구의 종류를 인식하게 된다.

비록 LIDAR는 점군 데이터 획득 시, 수십 mm의 센서 고유의 측정 오차를 지니고 있지만 앞서 설명된 연구와 같이 일반적으로 매우 넓은 공간 내 큰 물체들을 측정하는데 사용되기 때문에 간단한 잡음제거 방식을 사용하여 오차로 인한 잡음을 제거할 수 있다. 하지만 작고 복잡한 물체를 인식하는데 있어서는 해당 측정 오차가 큰 영향을 미쳐 물체 인식이 쉽지 않은 문제점이 있다. 또한 LIDAR는 레이저를 반사시켜 되돌아오는 정보를 이용하기 때문에 물체의 표면 중 LIDAR를 향해

있는 면의 정보만 얻을 수 있어 완전한 물체의 정보를 얻을 수는 없다.

본 논문에서는 LIDAR로 얻은 3차원 데이터를 이용하여 작고 복잡한 물체 중 하나인 밸브를 인식하여 Pose를 추출하는 방법을 제안하려고 한다. 제안하는 방법에서는 밸브를 그림 1과 같이 원환체(손잡이), 원통(Rib), 평면(중심축 평면)의 기본 도형으로 이루어진 하나의 모델로 가정하고 파라미터를 추출하여 Pose를 얻는다. LIDAR 고유의 측정 오차를 담고 있는 부분적 점군 데이터로부터 히스토그램을 이용한 점들의 분포를 통계적으로 해석하여 기본 도형의 복합체를 분석하기 때문에 매우 정확한 밸브의 Pose를 계산할 수 있다. Pose를 계산한 후에는 점군 데이터 위에 밸브를 복원하여 계산한 결과를 확인한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. II장에서는 밸브를 구성하는 기본 도형을 정의하고, 점군 데이터로부터 기본 도형을 추출하는 기존 알고리즘을 소개하고, III장에서는 본 논문에서 제안하는 밸브 추출 알고리즘을 설명한다. IV장에서는 실험을 통해 제안한 알고리즘의 성능을 분석하고, V장에서 전체적인 내용을 정리하며 본 논문을 마무리한다.

II. 관련 연구

점군 데이터로부터 물체를 인식하기 위해 기본 도형 모델을 사용하는 방식에서는 해당 점군 데이터로부터 기본 도형의 크기, 방향 등을 알 수 있는 그림 2와 같은 파라미터를 계산하여 추출한다^[7].

원환체(Torus)의 파라미터는 원환체의 중심 p_{handle} , 법선 벡터 n_{handle} , 큰 반지름 r_M , 작은 반지름 r_m 이 있다. 원환체를 그림 2(a)와 같이 측면에서 봤을 때, 수직으로 올라가는 방향이 n_{handle} 이며, p_{handle} 를 지나며 n_{handle} 와 평행인 평면으로 원환체를 잘랐을 때 나타나는 2개의 원 중심의 거리가 $2 \cdot r_M$ 이고 각 원의 반지름이 r_m 이다.

원통(Cylinder)의 파라미터는 원통의 밑면의 중심점 p_{rib} , 법선 벡터 n_{rib} , 밑면의 반지름 r_{rib} , 원통의 높이 l_{rib} 가 있다. 평면의 경우 이를 나타낼 수 있는 파라미터는 평면의 법선벡터 n_{plane} 와 평면 위의 한 점 p_{plane} 이다. 본 논문에서는 p_{plane} 가 밸브의 중심으로 기준점

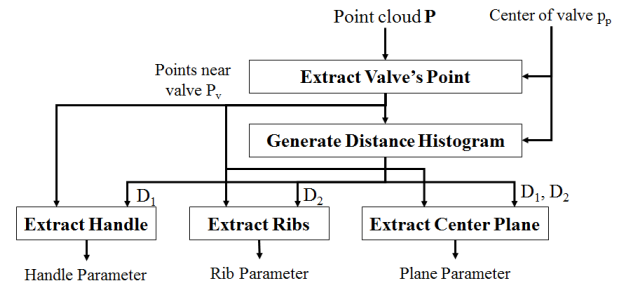


그림 3. 밸브 추출 블록도.

Fig. 3. Block diagram of valve extraction.

이며 밸브의 중심축 평면의 중심이기도 하다. n_{plane} 와 p_{plane} 뿐만 아니라 중심축 평면의 반지름 r_{plane} 도 계산한다.

이와 같은 기본 도형을 추출하고 이를 표시하는 방법은 다음과 같다. 원환체의 경우 원환체 위의 한 임의의 점으로부터 그 점의 법선 벡터를 그렸을 때, 이 벡터는 원환체의 중심 회전축을 지난다는 특성이 있으며, 원환체 상의 임의의 네 쌍의 점과 법선 벡터가 있으면 원환체의 모든 파라미터를 계산할 수 있다^[7]. 계산된 파라미터로부터 n_{handle} 를 축으로 하여 반지름이 r_m 인 원을 3차원 공간상에서 회전시켜 원환체를 만들 수 있다. 이를 위해 우선 3차원 상에 원을 생성할 수 있는 점들의 좌표 u 와 n_{handle} 를 포함한 축으로 회전하는 좌표 v 를 아래와 같이 생성한다.

$$u = [-r_m\pi, r_m\pi],$$

$$v = [-(r_M + \cos(u/r_m)r_m)\pi, (r_M + \cos(u/r_m)r_m)\pi]. \quad (1)$$

u, v 에 방향성을 추가하기 위하여 n_{handle} 를 z축으로 회전시키는 회전행렬 R_t 을 이용하여 최종 모델 $F_t(u, v)$ 를 아래와 같이 생성한다.

$$\phi_M = \frac{v}{r_M + \cos(u/r_m)r_m},$$

$$R_M = \begin{bmatrix} \cos(\phi_M) & -\sin(\phi_M) & 0 \\ \sin(\phi_M) & \cos(\phi_M) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$F_t(u, v) = R_t R_M \begin{bmatrix} r_m \cos(u/r_m) + r_M \\ 0 \\ r_m \sin(u/r_m) \end{bmatrix} + p_t. \quad (2)$$

원통 또한 원환체와 마찬가지로 원통 위의 임의의 점으로부터 그 점의 법선 벡터를 그리면 원통의 중심 회전축을 지난다. 원통의 파라미터를 계산하기 위해서는



그림 4. LIDAR로 수집한 3차원 점군 데이터. (a) 전체 모습. (b) 밸브 부분만 추출한 점군 데이터.
 Fig. 4. 3D point cloud obtained LIDAR. (a) whole points. (b) a part of points represents valve.

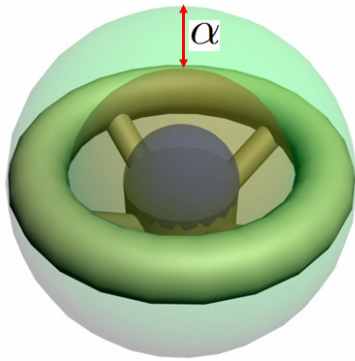


그림 5. 거리 히스토그램을 구성하는데 있어서 점들이 포함되는 각 영역.
 Fig. 5. Regions representing each bin of the proposed distance histogram.

두 쌍의 점과 법선 벡터가 있으면 된다.

원통을 생성하기 위해서는 원통을 구성하는 원의 좌표 $u = [0, 2\pi r]$ 와 원통의 길이만큼의 좌표 $v = [0, l_c]$ 가 있어야 한다. u, v 에 방향성을 추가하기 위하여 n_{rib} 을 z 축으로 회전하는 회전행렬 R_c 를 이용하여 최종 모델 $F_c(u, v)$ 를 아래와 같이 생성할 수 있다.

$$F_c(u, v) = R_c \begin{bmatrix} r \sin(u/r) \\ r \cos(u/r) \\ v \end{bmatrix} \quad (3)$$

평면 파라미터 n_{rib} 을 추출하기 위해서는 최소 3개의 점이 필요한데, RANSAC을 이용하여 임의의 3개의 점을 선택한다. 점 선택을 여러 번 반복하며, 선택한 점으로 구성된 평면과 모든 점들 간의 거리를 이용하여 최적의 평면인지를 판단한다.

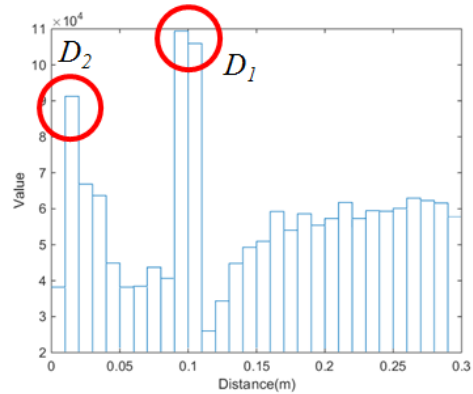


그림 6. 밸브 중심으로부터의 점군 거리 히스토그램.
 Fig. 6. Distance histogram. from the center of valve to points.

하지만 이와 같이 기하학적 특성을 이용해 기본 도형의 파라미터를 추출하는 방식은 수십 mm 단위의 측정 오차잡음이 포함된 LIDAR 측정 점군 데이터에 대해 매우 부정확한 결과를 도출하기 쉽다. 밸브의 손잡이는 일반적으로 사람이 손으로 잡아 동작시키기 때문에 r_m 이 그리 크지 않은 편이다. 이에 비해 LIDAR의 측정 오차는 상대적으로 크게 되어, 획득된 점군 데이터는 매우 잡음이 많은 상태가 된다.

또한 LIDAR로는 물체의 마주보고 있는 면에 대한 정보만 수집할 수 있고 물체의 뒷면에 대한 정보는 획득하지 못하는 한계가 있다. 이와 같이 상대적으로 많은 잡음과 부분적인 정보 획득으로 인해, 앞서 기술된 방식으로 계산된 파라미터는 매우 정확도가 떨어지며 RANSAC을 이용해 반복적으로 개선하는데 있어 정확도의 향상이 매우 더딘 문제가 있다.

III. 제안하는 밸브 모델 추출 알고리즘

그림 3은 제안하는 밸브 모델 추출 알고리즘의 전체 블록도를 보여준다. 먼저 LIDAR를 통해 획득된 점군 데이터와 함께 밸브의 중심 위치 p_{plane} 에 대한 정보를 입력받으면 밸브의 손잡이, Rib, 중심축 평면을 각각 추출하게 된다. 각 기본 도형의 파라미터를 계산하기 위해서 중심으로부터 각 점까지의 거리 히스토그램을 생성하여 이를 분석한다. 이후 절에서 블록 별 세부 알고리즘을 설명한다.

1. 밸브 주변의 점 추출

그림 4(a)는 LIDAR로 수집한 전체 3차원 점군 데이터를 나타낸 것이며, 빨간색 부분은 그림 4(b)와 같은 부분으로 밸브에 해당하는 점군 데이터 P_v 이다. 이후 연산의 복잡도를 줄이기 위해 그림 4(b)와 같이 P_v 를 추출한다. 이를 위해서 p_{plane} 를 기준으로 일정 거리 d_v 내에 있는 점들만 추출한다. d_v 는 밸브보다는 커야 하며, 이후 모든 연산은 P_v 만 사용하여 수행한다.

2. 거리 히스토그램 생성

중심축 및 손잡이 부분은 LIDAR에 의해 획득되는 점들이 많은 특성을 이용하여 해당 부분을 추출하기 위해 밸브의 중심점을 기준으로 거리 히스토그램을 생성한다. 즉, 3차원 공간상에서 그림 5와 같이 폭이 α 인 속이 빈 구모양의 영역에 포함되는 점들의 개수를 센다. 하지만 거리가 멀어질수록 히스토그램 빈(Bin) 영역의 체적이 점점 커져 같은 밀도로 점이 분포해도 중심으로부터 멀리 떨어질수록 더욱 많은 점이 포함되기 때문에 히스토그램 값도 크게 나타난다. 이에 대한 보정을 위해 각 히스토그램 빈 영역에 해당하는 구 영역의 체적으로 점의 개수를 나눈다.

최종 히스토그램을 생성하면 그림 6처럼 2개의 극값이 나오는 것을 확인할 수 있다. 2개의 극값 D_1 , D_2 는 각각 손잡이, 중심축 평면의 끝에 해당하는 부분을 나타낸다. D_2 는 중심축 평면에 해당하는 점뿐만 아니라 중심축 평면과 밸브가 달려 있는 벽 사이의 잡음도 포함되어 높은 히스토그램 값을 갖는다. 또한 이를 벗어나면 Rib에 해당하는 분포를 갖게 되는데, Rib에 해당하는 점의 개수가 많지 않기 때문에 히스토그램 값이

급격히 감소한다. D_1 은 손잡이에 해당하는 점과 잡음, 그리고 밸브가 달려있는 벽의 점도 포함되기 때문에 가장 높은 히스토그램 값을 갖는다. 얻어진 D_1 , D_2 는 이후 밸브의 손잡이, Rib, 중심평면에 대한 정확한 파라미터 추출에 사용된다.

3. 손잡이 추출

손잡이는 히스토그램의 D_1 구간에 해당하는 점을 이용하여 해당 파라미터를 계산한다. 하지만 D_1 구간 내에는 손잡이의 모든 점을 포함하고 있지 않을 뿐 아니라, 밸브가 달려 벽과 밸브와 벽 사이의 잡음이 포함되어 있기 때문에 정확한 파라미터 추출을 위해 밸브의 손잡이에 포함되는 점만 남기는 처리가 필요하다.

우선 히스토그램 상에서 D_1 뿐 아니라 D_1 에 인접한 영역에 포함되는 점 P_{handle} 을 추출한다. P_{handle} 에는 그림 7(a)와 같이 손잡이에 대한 점과 잡음이 포함되어 있다. 하지만 P_{handle} 에 잡음이 있다 하더라도 손잡이에 해당하는 점이 가장 많기 때문에 주성분 분석(Principal Component Analysis)을 통해 법선 벡터를 계산하면 손잡이의 법선 벡터와 유사하게 나온다. 그림 7(a)에는 주성분 분석을 통해 얻어진 법선 벡터와 평면이 표시되어 있다. 평면은 거의 손잡이와 비슷하기 때문에 손잡이에 해당하는 점들은 평면과 가까이 있고, 손잡이가 아닌 부분은 멀리 떨어져 있다. 이를 이용하여 평면에서 멀리 떨어진 점을 제외하면 어느 정도의 점을 제거할 수 있다.

하지만 주성분 분석을 한 것이 손잡이에 해당되지 않는 점이 남아있기 때문에 이를 더 제거해야 한다. 남은

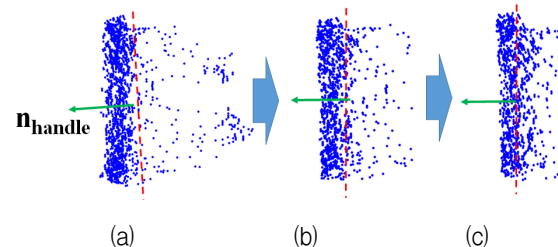


그림 7. 손잡이에 해당하는 점만 남겨가는 과정. (a) 초기 점군 데이터, (b) 주성분 분석을 통해 한번 제거한 점, (c) 최종 손잡이에 해당하는 점

Fig. 7. Process of handle point extraction. (a) Initial handle data. (b) Handle points applied removing points process using Principal Component Analysis(PCA) once. (c) Result handle points.

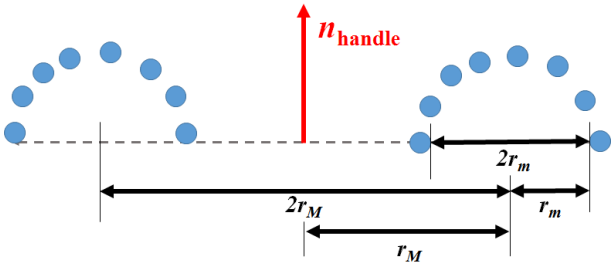


그림 8. 두 개의 반원의 점데이터와 원환체의 파라미터.
Fig. 8. Points of two semicircle and parameters of torus.

점에 대해 다시 주성분 분석을 하면 이전보다 더욱 정확한 손잡이의 법선 벡터를 얻을 수 있으며 남은 잡음을 줄여 나간다. 그림 7(c)는 이 방법을 통해 최종적으로 손잡이에 해당하는 점을 측면에서 본 것이다.

그림 7(c)의 점을 이용하여 r_m, r_M 을 계산하기 위해 원환체를 그림 2(a)와 같이 n_{handle} 를 포함하는 평면으로 나누게 되면 그림 8과 같은 점을 얻게 된다. 그림 2(a)와는 달리, LIDAR로 얻은 원환체는 뒷면이 없는 반원환체이기 때문에 두 개의 반원의 정보를 얻을 수 있다. $2r_M$ 은 원환체의 지름으로, 두 반원의 중심의 거리를 계산하여 얻으며, $2 \cdot r_m$ 은 이 반원의 지름으로, 하나의 반원은 제거하고 점간의 거리의 최댓값을 계산하여 얻는다. 마지막으로 얻어야 하는 값은 r_m, r_M 이기 때문에 각 값을 2로 나누어 최종 파라미터를 얻는다.

4. 중심축 평면 추출

중심축 평면은 밸브의 중심부터 원 모양의 평면으로 존재하기 때문에 0부터 D_2 까지의 거리에 해당하는 점을 이용하여 주성분 분석을 통해 평면의 파라미터를 찾을 수 있으며, 가장 멀리 있는 점까지의 거리로 평면의 반지름 r_{plane} 를 계산할 수 있다.

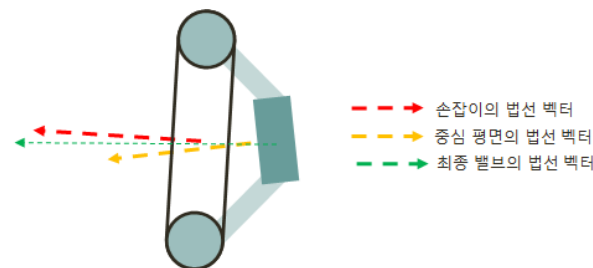


그림 9. 밸브의 정확한 법선 벡터 추출을 위한 연산.
Fig. 9. Calculation to extract correct normal vector.

손잡이와 평면의 파라미터를 각각 추출하는데 그림 9와 같이 손잡이의 법선 벡터 n_{handle} 와 중심축 평면의 법선 벡터 n_{plane} 가 미세하게나마 차이가 있을 수 있다. 이를 보정하기 위해 n_{handle} 와 n_{plane} 를 평균 연산하여 최종 밸브의 방향 파라미터에 사용한다.

5. Rib 추출

Rib는 밸브의 중심과 손잡이를 이어주는 곳으로, 중심축 평면에 해당되는 D_2 와 손잡이에 해당되는 D_1 의 사이의 범위에 해당하는 점을 사용하면 추출할 수 있다. 즉, $D_1 + \beta \leq D_{rib} \leq D_2 - \beta$ 에 해당하는 점 P_{rib} 을 이용하는 것이다. β 는 중심축 평면과 손잡이 주변에 생기는 잡음은 포함시키지 않기 위해 여유를 두기 위한 여유 값이다.

Rib의 개수를 P_{rib} 를 클러스터링 하여 구할 수 있다. Rib는 중심축 평면으로부터 뺄어나가는 원통형 모양의 형태로 가정했기 때문에 중심으로부터 뺄어나가는 각도로 1차원 클러스터링을 하면 Rib의 정보를 얻을 수 있다. 기준이 되는 각도는 임의로 설정하는 것으로 본 논문에서는 평면 추출 과정에서 얻은 고유 벡터에서 평면과 수평인 성분을 이용한다. 이를 이용해 생성한 각도에 대한 히스토그램은 그림 10(a)이다. 이 히스토그램으로 Rib의 정보를 얻기에는 아직 충분하지 않기 때문에 삼각필터를 이용해서 평활화를 한다. 평활화 결과는 그림 10(b)에 나타난다. 이 히스토그램의 극댓값은 점이 가장 많이 분포하여 Rib를 가장 잘 표현할 수 있어 Rib의 개수를 얻을 수 있다.

하지만 이를 통해 Rib의 개수를 얻을 수는 있지만 Rib의 정보를 수집하는 점의 수가 매우 적기 때문에 정확한 Rib의 방향을 얻을 수는 없다. 히스토그램을 통하

표 1. 사용한 LIDAR의 사양.

Table 1. The specifications of LIDAR.

Model	Hokuyo UTM-30LX-EW
Measurement Distance	100 ~ 30000 mm
Scan Angle	270 deg
Angular Resolution	0.25 deg (360 / 1440)
Scan rate	25ms / scan
Measurement Accuracy	0.1~10m : ±30mm 10~30m : ±50mm

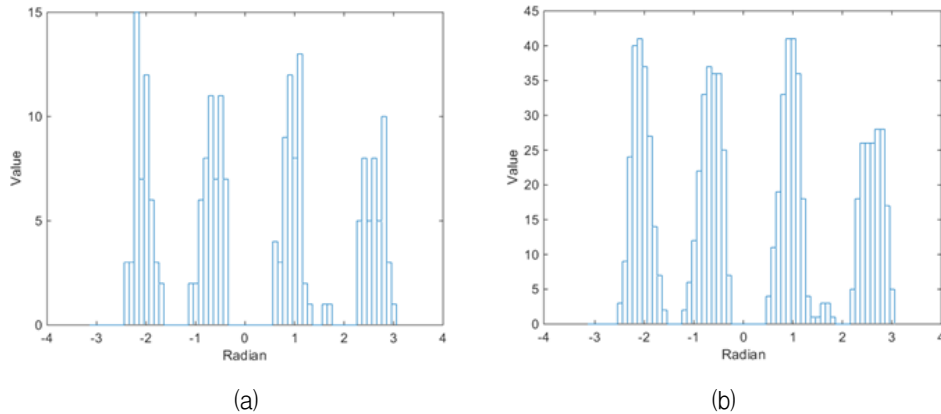


그림 10. 각도 히스토그램. (a) 평활화 적용 전. (b) 평활화 적용 후.
Fig. 10. Angle histogram. (a) Before smoothing. (b) After smoothing.

여 극댓값을 얻었다 하더라도 그곳이 Rib의 중심이라는 보장을 할 수는 없다. 더욱 정확한 보정을 위해 인접한 Rib끼리 이루는 각도가 모두 같은 성질을 이용한다. Rib의 개수를 알기 때문에 인접한 Rib끼리 이루는 각도를 계산할 수 있다. 계산된 각도를 이용하여 히스토그램 상에 등간격의 Rib를 생성하여 가장 잘 맞는 각도를 찾는다.

IV. 실험

이번 장에서는 제안하는 밸브 추출 알고리즘의 효과를 검증하기 위하여 실험 결과를 논의하고자 한다. 길이, 너비 등의 검증은 실측값과 계산 값을 비교하며, 위치 및 각도는 계산된 Pose를 이용하여 3차원 점군 데이터 위에 복원하여 실제 점들과 얼마나 겹쳐지는지를 확인한다.

본 논문에서 사용한 LIDAR는 Hokuyo사의 UTM-30LX-EW로 이에 대한 사양은 표 1에 나와 있

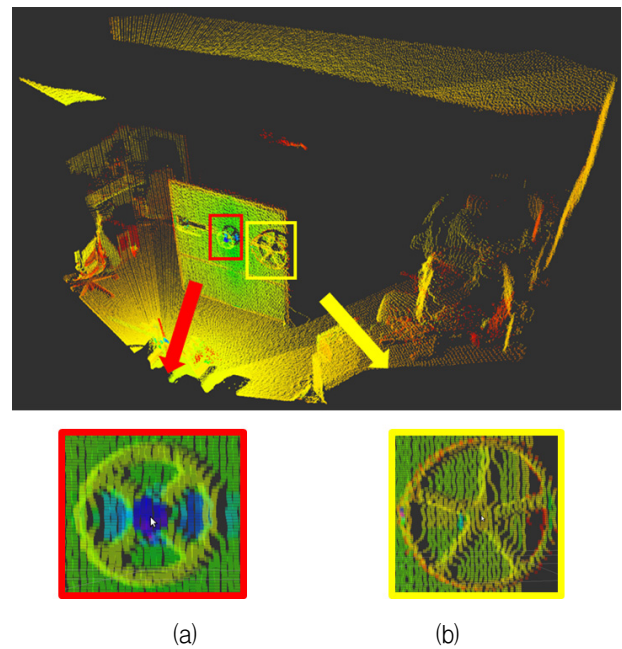


그림 11. 실험에 사용한 점군 데이터
(a) Rib가 4개인 밸브. (b) Rib가 5개인 밸브.
Fig. 11. Point cloud used in experiment. (a) A valve which has 4 ribs. (b) A valve which has 5 ribs.

표 2. 실제 측정한 밸브의 파라미터와 계산한 파라미터의 비교.
Table 2. Comparison between measurement parameter and calculated

Parameter	Measurement	Calculated	Measurement	Calculated
Rib 개수	4	4	5	5
l_c	10	9.96	20	20.25
r_M	10	9.96	20	20.25
r_m	1.15	1.16	1	0.85
r_p	3	2.95	3	3.10

다. 또한 그림 11과 같이 밸브가 포함된 환경을 LIDAR 로 촬영했으며, 로봇이 실제로 밸브를 조작할 수 있는

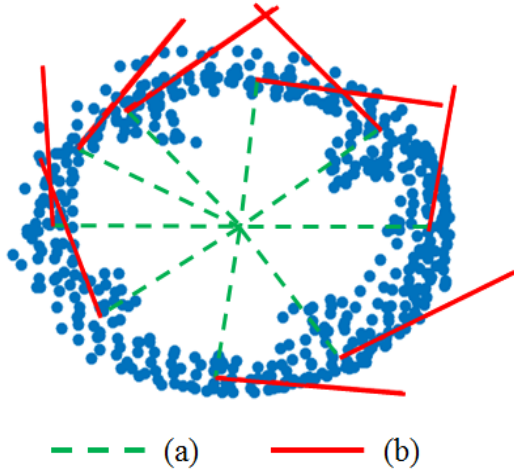


그림 12. 잡음이 있는 데이터에서 원환체의 기하학적인 특징을 이용하기 위한 실험 결과. (a) 법선 벡터가 나아가야 하는 방향. (b) 실제 법선 벡터 추출 결과.

Fig. 12. Experimental result for confirmation of method using geometric feature of torus^[12] in noisy data. (a) The normal vector that is expected. (b) The calculated normal vector.

위치에서 인식을 하도록 하여 밸브로부터 1m 떨어진 위치에서 실험을 진행하였다. 측정하면서 사용된 밸브의 정보는 표 2에 있으며, 이 경우 오차는 최대 30mm 까지 발생할 수 있다. 밸브의 Pose를 계산하기 위해서 MATLAB와 ROS hydro 두 가지 환경에서 실험을 진행하였고 점군데이터 위에 밸브를 복원하는 것은 화면 출력이 간편한 MATLAB을 이용하여 진행하였다.

그림 12는 각 부분의 기본 도형을 기하학적 특성을 이용하여 추출하는 방법^[12]를 적용하기 위해 LIDAR로 수집한 밸브의 점군 데이터 중에서 손잡이에 해당하는 부분만 추출하여 원환체 위의 임의의 점으로부터 뻗어나가는 법선벡터가 원환체의 중심 회전축을 지난다는 기존의 원환체의 특성을 이용해서 도형을 추출하는 방식을 위해 실험한 것이며 원환체를 위에서 본 것이다. 그림 12(a)는 원환체의 임의의 점에서 법선벡터를 그렸을 때 나아가야 하는 방향으로, 원환체의 기하학적 특성을 이용하기 위해 법선벡터는 그림 12(a)와 같이 생성되어야 한다. 하지만 실제로 각 점에서 법선벡터를 생성하면 측정 잡음으로 인해 그림 12(b)와 같이 매우 부정확한 방향으로 나타난다. 그렇기 때문에 잡음이 많은 점군데이터에 대해 기하학적 특성을 이용하여 도형

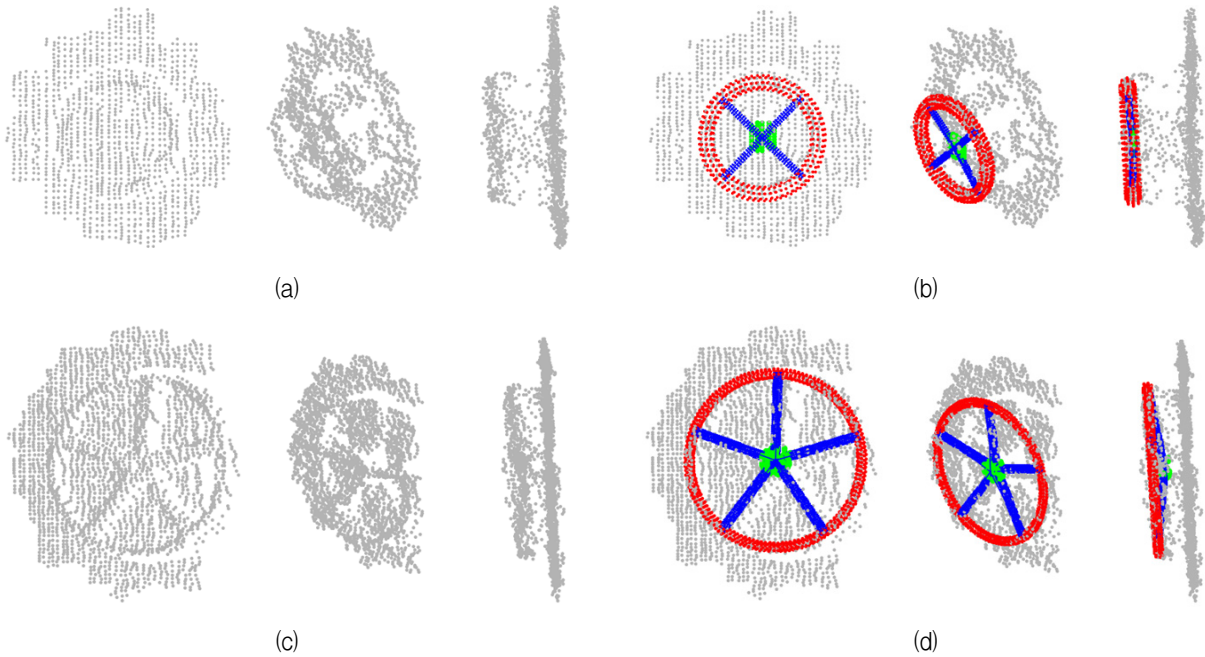


그림 13. 밸브의 Pose를 이용하여 복원한 결과. (a) Rib가 4개인 밸브의 점군 데이터. (b) (a)위에 밸브를 복원한 결과. (c) Rib가 5개인 밸브의 점군 데이터. (d) (c)위에 밸브를 복원한 결과.

Fig. 13. The result of valve reconstruction. (a) Valve with 4 ribs. (b) Result of reconstruction in (a). (c) Valve with 5 ribs. (d) Result of reconstruction in (c).

을 추출하는 기존의 방법^[12]는 적용이 불가능하다.

표 2는 밸브의 손잡이, Rib, 중심평면 파라미터에 대해 계산한 정보와 실측한 정보를 비교한 것으로, 실제로 측정된 Pose와 비교했을 때 3mm 이하의 미세한 차이만 있는 것을 확인할 수 있다. 또한 그림 13은 계산한 Pose를 이용하여 점군 데이터위에 복원을 한 결과이며, 점군 데이터의 밸브에 해당하는 점 위에 겹쳐지도록 복원 되는 것을 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 LIDAR로 수집한 오차가 심한 점군 데이터에서 밸브의 Pose 및 다양한 파라미터를 정확히 찾아내는 방식을 제안했다. 밸브를 원환체, 원통, 평면의 복합체라 가정하고 밸브의 중심 좌표를 입력받아서 통계적인 방법으로 밸브의 파라미터를 계산했다.

이를 위하여 입력받은 중심 좌표로부터 각 점까지의 거리 히스토그램을 생성하고, 밸브의 각 부분의 위치를 추정하고, 크기를 계산했다.

실험 결과, 파라미터의 실제 측정값과 계산 값의 차이가 3mm 이하로 나왔으며, Rib의 개수도 정확히 추출했다. 또한 이를 이용하여 점군 정보위에 복원을 한 결과 실제 밸브에 해당하는 점과 정확히 겹쳐지는 위치에 생성되었다.

향후 연구할 과제로는 밸브의 중심 좌표를 입력받아서 밸브를 찾았기 때문에 자동으로 밸브를 찾았다고 할 수는 없다. 이를 보완하여 추가적인 입력 없이 모델을 인식하는 방법을 연구할 필요가 있다.

하지만 밸브의 중심 좌표를 입력받아서 밸브를 찾았기 때문에 자동으로 밸브를 찾았다고 할 수는 없다. 밸브를 자동으로 찾기 위해 3차원 정보에서 직접 밸브의 중심 좌표를 찾거나, 카메라와 같은 다른 센서를 이용하여 찾는 등 밸브의 중심을 자동으로 찾아 잡음이 심한 데이터에서도 자동으로 모델을 인식하는 방법을 연구할 필요가 있다.

또한 제안하는 방법은 로봇이 직접 조작을 할 수 있는 가까운 위치에 밸브가 존재한다는 것을 가정한 것이다. 먼 거리에서 밸브를 찾아 접근한 후 제안하는 방법을 사용하여 밸브를 찾는 방식의 연구도 진행된다면 사람의 간섭 없이 자동으로 물체를 추적, 조작하는 부분에 큰 발전이 있을 것으로 기대된다.

REFERENCES

- [1] Lowe, David G, "Object recognition from local scale-invariant features," Proceedings of the International Conference on Computer Vision. pp. 1150-1157, 1999
- [2] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, "Surf : Speeded up robust features," in European Conference on Computer Vision, May 2006.
- [3] S. Gim, C. Yang, J. Lee, J. Kim, and H. Kim, "Object and Pose Recognition with Boundary Extraction from 3 Dimensional Depth Information," Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol. 48, no. 48, pp. 15-23, 2011.
- [4] S. Hwang, J. Yoo, H. Kim, S. Kim, K. Paeng, and S. Kim, "High-resolution 3D Object Reconstruction using Multiple Cameras," Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol. 50, no. 10, pp. 2602-2613, 2013.
- [5] C. Park, and D. Kim, "Obstacle Detection for Generating the Motion of Humanoid Robot," in Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, 2012.
- [6] G. Kim, and D. Kang, "An Implementation of Object Detection and Tracking Algorithm Using a Fusion Method of SURF and Kalman Filter," JKIIIT, Vol. 13, no. 2, pp. 59-64, Feb. 2015.
- [7] J. Liu, Z. Wu, "An adaptive approach for primitive shape extraction from point clouds," Optik, Vol. 125, pp. 2000-2008, May 2014.
- [8] J. Niemeyer, F. Rottensteiner and U. Soergel, "Contextual classification of lidar data and building object detection in urban areas," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 87, pp. 152-165, Jan. 2014.
- [9] J. Tang and A. Zakhori, "3D Object Detection from Roadside Data Using Laser Scanners," in Proc. of SPIE, Vol. 7864, California, USA, Jan. 2011.
- [10] H. Himmelsbach, A. Muller, T. Luttel and H. -J. Wunsche, "LIDAR-based 3D Object Perception," Proc. of 1st international workshop on cognition for technical systems, Vol. 1, 2008.
- [11] R. -B. Rusu, Z. -C. Marton, N. Blodow, M. Dolha and M. Beetz, "Towards 3D Point cloud based object maps for household environments," Robotics and Autonomous Systems, Vol. 56, pp.

927-941, Nov. 2008.

- [12] R. Schnabel, "Efficient Point-Cloud Processing with Primitive Shapes," Dissertation, Universitat Bonn, Dec. 2010.
- [13] D. Marshall, G. Lukacs and R. Martin, "Robust Segmentation of Primitives from Range Data in the Presence of Geometric Degeneracy," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No. 3, pp. 304-314, March 2001.

저 자 소 개



오 기 원(학생회원)

2014년 한국기술교육대학교
전기전자통신공학부
학사 졸업.

2014년 ~ 한국기술교육대학교
전기전자통신공학부
석사 과정.

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 영상인식>



최 강 선(정회원)

1997년 고려대학교 전자공학과
학사 졸업.

1999년 고려대학교 전자공학과
석사 졸업.

2003년 고려대학교 컴퓨터공학과
박사 졸업.

2003년 ~ 2004년 Univ. of Southern California
방문교수

2005년 ~ 2008년 삼성전자 책임연구원

2008년 ~ 2011년 고려대학교 연구교수

2011년 ~ 현재 한국기술교육대학교 전기전자통신
공학부 조교수

<주관심분야 : 영상신호처리, 컴퓨터비전, 영상인
식, 영상압축>