

---

## 3 차원 물체 인식을 위한 보편적 지식기반 실린더형 물체 자가모델링 기법

### Self-modeling of Cylindrical Object based on Generic Model for 3D Object Recognition

백경근 Kyeong-Keun Baek\*, 박연출 Yeon-Chool Park\*\*, 박준영 Joon-Young Park\*\*\*, 이석한 Sukhan Lee\*\*\*\*

---

**요약** ~ ~ ~ 로봇이 실제 가정환경에 존재하는 모든 물체를 사전에 모델화하여 데이터베이스에 보존하는 것은 현실적으로 불가능하다. 따라서 본 논문은 이러한 문제를 해결하기 위하여 가정 내에서 흔히 볼 수 있으며 로봇에게도 조작성 용이한 컵, 병, 캔 등의 실린더 형 물체를 우선적 모델링 대상으로 선정하고, 이 물체들의 공통된 범주적 특성을 정의한 보편적 모델(Generic Model)을 사용하여 부분적 데이터로부터 전체 형상을 추정하는, 로봇 자가-모델링에 활용 가능한 새로운 물체 모델링 기법을 제안한다. 구체적으로 3D 센서로부터 얻은 3D 영상으로부터 우리가 모델링 하기를 원하는 실린더 형의 물체를 분리해낸 후 물체 표면상의 점의 좌표와 법선벡터를 이용해서 실린더의 초기 중심축을 구하는 방법, 오차를 가지고 있는 중심축을 교정해주는 방법, 최종적으로 실린더 단면의 중심축과 반지름을 이용하여 전체 실린더 형 물체를 모델링하는 방법 등을 제안하고 또한 실험을 통해서 우리가 제시하는 모델링 기법이 노이즈가 존재하는 실제 환경에서도 얼마 만큼의 정확성을 갖는지를 평가하였다.

**Abstract** ~ ~ ~ It is actually impossible to model and store all objects which exist in real home environment into robot's database in advance. To resolve this problem, this paper proposes new object modeling method that can be available for robot self-modeling, which is capable of estimating whole model's shape from partial surface data using Generic Model. And this whole produce is conducted to cylindrical objects like cup, bottles and cans which can be easily found at indoor environment. The detailed process is firstly we obtain cylinder's initial principle axis using points coordinates and normal vectors from object's surface after we separate cylindrical object from 3D image. This 3D image is obtained from 3D sensor. And second, we compensate errors in the principle axis repeatedly. Then finally, we do modeling whole cylindrical object using cross sectional principal axis and its radius. To show the feasibility of the algorithm, We implemented it and evaluated its accuracy.

**핵심어:** *Modeling, Service Robot, Generic Model*

---

This work is supported by the Intelligent Robotics Program, one of the 21st Century Frontier R&D Programs funded by the Ministry of Commerce, Industry and Energy of Korea. This work is also supported in Brain Korea 21 Program of Ministry of Education & Human Resources Development and the Science and Technology Program of Gyeonggi Province as well as in part by the Sungkyunkwan University.

\*주저자 : 성균관 대학교 전자전기컴퓨터공학과 석사 2기 e-mail: darkhelene@skku.edu

## 1. 서론

다양한 지능형 서비스 로봇 특히 인간의 청소, 물건 운반, 림, 테이블 정리, 식사준비 등의 일을 대신해 주는 홈 서비스 로봇들은 인식, 모델링, manipulation, navigation 같은 기술들을 필요로 한다. 특히 인식과 모델링은 로봇에게 있어서 눈과 지능에 해당하는 기능으로 지능형 로봇의 가장 중요한 기능이라 할 수 있다. 이에 많은 연구가들에 의해서 다양한 연구들이 진행되어 왔으며 다양한 모델링 기법들이 소개 되었다. 대표적으로 Leibe and Schiele 이 제안한 한정된 물체 카테고리 내 표본들의 집합으로부터 appearance 와 윤곽선을 추출하여 이를 기초로 물체를 모델링하는 appearance-based modeling 방법과[1], 조악한 실제 영상에서 육면체나 실린더 등의 간략한 primitive 모델로 3 차원 물체를 표현하는 geon[2], 그리고 octree 와 같은 volumetric 표현 방법을 사용하여 물체를 모델링하는 방법들이다[3].

하지만 위의 기법들은 많은 전문적인 지식과 고가의 기자재를 필요로 한다. 몇 안 되는 정형화된 물체만을 사용하는 공업용 로봇과는 달리 날마다 새로운 물체들이 생겨나는 일반 가정용 로봇에서 매번 새로운 물체마다 모델링하고 유지한다는 것은 비효율적이고 불가능에 가까운 작업이다.

게다가 위에서 언급한 문제와 더불어 이를 어렵게 만드는 세 가지 문제점이 더 있다. 그 하나는, 실제 가정환경은 매우 복잡하고 환경변화가 심하다는 것과 주어지는 데이터는 noisy 하고 매우 한정적이며 일부분에 불과하다는 것, 그리고 마지막으로 조작을 위해서는 인식/자세추정, 그리고 shape 과 더불어 물체의 부분별 기능(function)을 동시에 인지할 수 있어야 한다는 것이다.

이러한 기존의 문제를 해결하기 위해서 우리는 물체들의 공통된 범주적 특성을 정의한 보편적 모델(Generic Model)을 사용하여 부분적 데이터로부터 전체 형상을 추정하는, 로봇자가-모델링에 활용 가능한 새로운 물체 모델링 기법을 제안한다. 보편적 모델은 조작(control)과 변형이 쉽게 가능한 단순한 형태의 직관적인 geometric 모델로 생성할 수 있으며, 이는 곧 mesh 나 volumetric 표현법보다 적은 데이터만으로 물체를 표현하여 로봇이 빠르게 물체를 조작할 수 있게 한다. 또한 noisy 하거나 심지어 불완전한 데이터 즉, 부분적 데이터 또는 occlusion 이 있을지라도 robust 하게 물체의 형상을 추정 3 차원으로 복원할 수 있게 한다.

본 논문에서는 이러한 장점을 가진 보편적 모델 중에서 로봇에게도 조장이 용이한 컵, 병, 캔 등의 실린더 형 물체를 우선적 모델링 대상으로 선정하고, 실린더형 물체를 모델링하는 새로운 방법을 제안한다.

## 2. 본론

로봇이 실제 가정환경에서 존재하는 실린더 형 물체를 모델링 하기에는 몇 과정이 필요하다. 그 순서는 다음과 같다.

- 3D 카메라를 통한 2D Image 와 3D Point cloud 를 획득한다.
- 한 장면만으로 형상을 복원할 수도 있으나 정확한 모델링을 위해서 여러 영상을 정합한다.
- 영상에 있는 여러 물체를 Segmentation 한다.
- Geometric primitive 를 추출하여 category 를 Identification 한다.
- Category 에 맞는 Generic 모델을 생성하고 기존 DB 를 업데이트 한다.

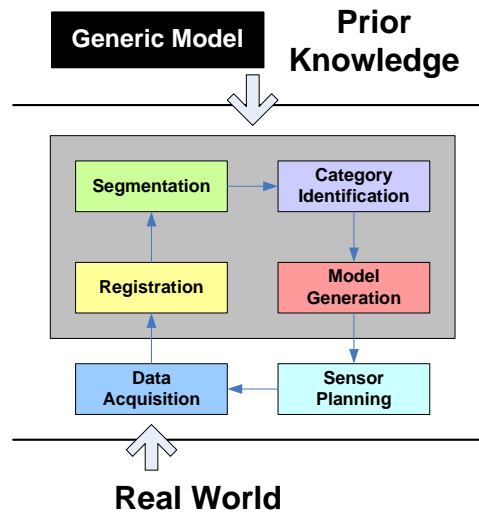


Fig. 1. Modeling Framework for Service Robot

### 2.1 3D Point Cloud Acquisition

3 차원 Point cloud 를 획득할 수 있는 방법으로는 대표적으로 stereo camera 또는 structured light camera, 레이저를 이용하는 레이저 센서 등을 이용하여 획득할 수 있다. 본 논문에서는 structured light camera 를 사용하였다. Structure light camera 의 경우 640\*480 의 해상도를 가진 2D image 각 픽셀에 해당하는 3D Point 의 좌표 값을 얻을 수 있다.

### 2.2 Segmentation

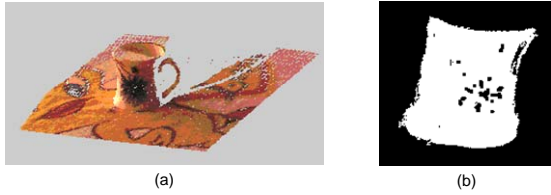


Fig. 2. (a)3D point cloud 영상 (b) 세그멘테이션 된 실린더

3D 영상을 입력 받은 후, 우리는 이 3D point cloud 에서 배경과 우리가 모델링 하기를 원하는 실린더형 물체, 그리고 다른 물체들을 분리(segmentation 할 필요가 있다. 여기서 우리는 Wani 의 '3D edge-region based segmentation method' [4]에 나오는 3D edge 를 사용하여 각각의 물체들을 세그멘테이션 하였다.

### 2.3 Category identification

앞서의 단계를 걸쳐 우리는 입력 영상에서 여러 물체들을 분리해 냈다. 이제에는 이들 물체 중에서 어느 물체가 우리가 모델링 하기를 원하는 실린더형 물체인지 구별해야 한다. 우선적으로 우리는 물체의 표면 법선 벡터의 방향이 일정한가 그렇지 않은가를 조사해서 평면과 그 외의 물체들로 분류하였다.

### 2.4 Model generation

실린더의 모델링하기 위해서는 우선 실린더의 중심축을 구할 필요가 있다. 여기서 중심축이란 실린더를 바로 세웠을 때 원의 모양의 가진 실린더 단면들의 중심점들을 지나는 직선을 말한다. 이런 중심축을 구하기 위해서는 중심축 상에 있는 중심점을 구하여야 하는데 이는 실린더의 기하학적인 특징을 통해서 구할 수 있다.

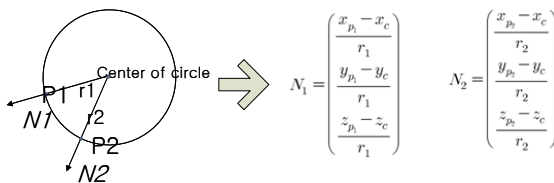


Fig. 3. 실린더의 특징에 따른 실린더의 중심점을 구하는 수식

Fig.3 에 그림에서 보이는 것처럼 실린더의 위의 두 point  $P_1$ ,  $P_2$  에서 법선 벡터의 반대방향으로 나가면 두 포인트는 실린더의 단면의 중심점에서 만나게 된다. 이러한 실린더의 기하학적인 성질을 이용하면 Fig.3 의 수식을 유도할 수 있다. 이 때 반지름  $r_1$ ,  $r_2$  의 값이 같아야 하는데 noise 나 실린더 상에서 두 점이 같은 높이에 있지 않으므로 해서 다르게 나올 경우가 있으므로 이런 경우에는 잘못된 중심점이므로 제거한다. 이렇게 구해진 중심점과 허프 트랜스폼을 이용하면 실린더의 중심축을 구할 수 있다.

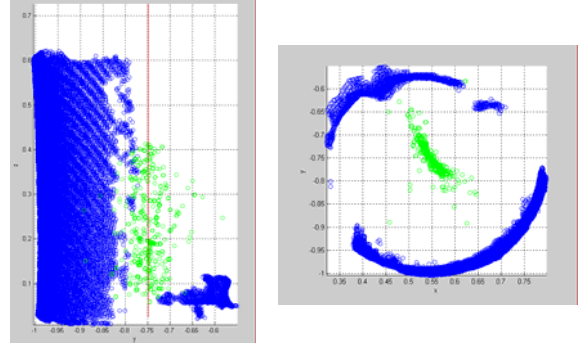


Fig. 4. 위의 공식에 따라 구한 중심점들의 분포

이렇게 구해진 실린더의 중심점들은 Fig.4.의 그림과 같이 noise 에 의해서 분산되어져 있고 이 중심점으로 구한 중심축은 정확한 실린더의 포즈를 나타낼 수 없다. 때문에 중심축을 교정해 줄 필요가 있다. 앞서의 축은 오차를 수반하고는 있지만 실린더의 대략적인 포즈는 알 수 있다. 우선은 이 축으로 실린더를 다시 세우고 실린더를 높이에 따라 층을 나눈다. 이 과정을 통해 우리는 실린더에서 같은 높이 즉 한 단면에 있다고 추정되는 점들을 모을 수 있다. 실린더의 단면은 원의 모양을 하고 있기 때문에 이 점들을 원으로 fitting 을 하게 되면 우리는 이 원의 중심점들을 구할 수 있다. 이 과정을 실린더 각 층마다 적용하면 새로운 중심점들을 구할 수 있고 이 점들을 토대로 새로운 중심축을 구할 수 있다. 이렇게 축을 다시 구하는 과정을 하나의 층으로 수렴할 때까지 반복함으로써 실린더의 축을 교정할 수 있다.

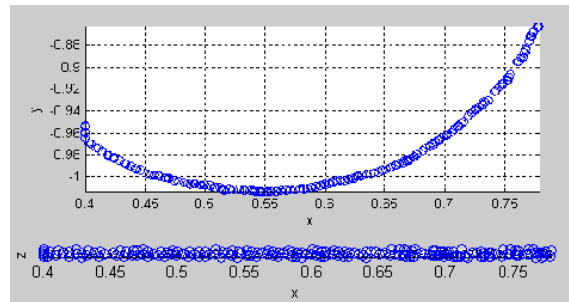


Fig. 5. 높이에 따른 실린더를 점들의 분포

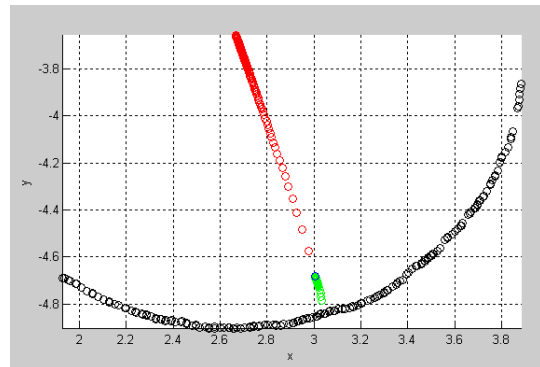


Fig.6. 실린더의 단면에서 원의 중심점을 찾는 과정

위의 단계를 걸쳐 실린더의 중심축이 구해졌으면 다음 단계는 이렇게 구해진 실린더의 중심축을 이용해 실린더를 복원 모델링 하는 것이다. 앞의 과정에서 나왔던 것과 같이

중심축을 이용 실린더를 세워 층을 나눈다. 그 후 각 층의 점들과 중심축과의 거리를 평균을 내서 반지름을 구한다. 이렇게 구해진 각 층의 반지름들과 중심축을 이용해서 실린더를 복원 모델링 한다.

#### 4. 실험결과

제시한 방법에 대한 실험은 일반적인 컵들에 대한 모델을 생성하는 것으로 하였고, 시나리오 환경 및 물체는 탁자 위에 존재하는 컵을 가정하였다. 실험 및 구현에 쓰인 센서는 구조광(structure light)을 사용하였고, 이는 color 의 2D 이미지와 3 차원의 range data 를 동시에 제공한다. (The resolution of the structured light camera is 640\*480 and the accuracy is 5mm.) 물체와 카메라의 거리는 50-100cm 이다. 실험에 쓰인 시스템은 Pentium 4 1,8Ghz, 1G RAM 이다.

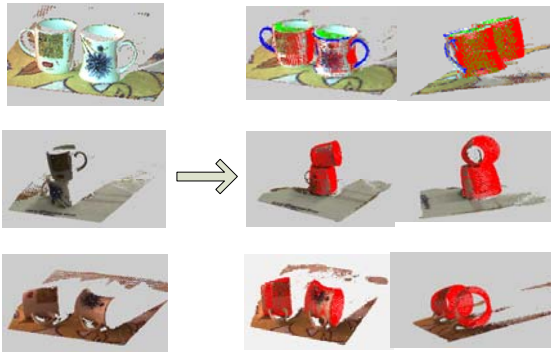


Fig. 7 모델링 실험결과

실험에 쓰인 대상물체는 기본적으로 rotational symmetric 이면서 평면 위에 수직으로 세울 수 있는 컵을 사용하였다.

##### 4.1 중심축의 정확도 평가

추정된 Main axis 의 정확도를 측정하는 방법에는 1) 평면에 수직인 Line 을 구해서 추정된 중심축과의 각도를 측정하는 방법과 2) 평면의 normal vector 와 추정된 축과의 각도를 측정하는 방법 그리고 3) SIFT feature 를 이용해서 얻어낸 중심축과 3D point 를 이용하여 얻어낸 중심축과의 각도를 비교하는 방법 등이 있을 수 있다. 이외에도 여러 가지 방법이 더 있을 수 있으나 우리는 Line 추출의 오차가 크다는 점과 SIFT 가 나오지 않는 물체가 대부분이라는 점 때문에 두 번째 방법을 선택하였다.

주축의 정확도를 측정하기에 앞서 우선 평면의 법선 벡터를 구하고 이 값들의 정밀도를 측정하여야 한다. 따라서 RANSAC 으로 평면을 추출하는 현 방법을 평가하기 위해 세 개의 포인트를 추출하여 평면을 추정하는 과정을 500 번 반복하고 이들 중 유효하다고 판단되어지는 평면의 법선 벡터를 구한다. 그리고 이들 법선 벡터들의 평균 및 분산을 구하여 정밀도를 측정한다.

그리고 구해진 유효 평면의 평균을 이용하여 x, y, z 축에 대하여 각각 평면의 법선(normal)벡터 평균과 추출된 주축의 방향 벡터(directional vector)와의 오차를 구한다. 이 오차의 평균과 분산이 주축의 정확도를 판별하는 기준이 된다.

axis error object	X	y	z
Average	0.159339	0.30606	0.392502
Stddev	0.197665	0.392299	0.64012
Variance	0.039071	0.153898	0.409753
%	124.053	128.177	163.0871

Table 1. 초기 주축의 오차

axis error object	x	y	z
Average	0.022697	0.048964	0.045191
Stddev	0.012556	0.038955	0.020851
Variance	0.000158	0.001517	0.000435
%	55.32172	79.55758	46.14047

Table 2. 주축 수정 후의 오차

위 두 표의 표준편차를 보면 이전 알고리즘을 사용했을 때의 표준편차의 크기가 새로운 수렴 기법을 사용했을 때의 표준편차의 크기보다 월등히 큰 것을 확인할 수 있다. 이는 오차 평균을 1 로 보았을 때, x,y,z 축 모두 120% 이상의 편차를 의미한다. 반면, 새로운 알고리즘을 사용했을 경우에는 오차의 평균이 0.02, 0.04, 0.04 로 이전보다 급격히 감소되었고, 오차의 표준편차도 0.05 이하의 값들로 극히 감소되었음을 알 수 있다. 이는 각각의 오차 평균을 1 로 보았을 때, 각각 55%, 80%, 46% 정도의 편차를 의미한다.

이는 전체적으로 표준편차를 두고 봤을 때 x 축으로 15 배, y 축으로 10 배, z 축으로 30 배 이상의 성능 향상을 이뤄낸 것으로 평가된다.

##### 4.2 원의 반지름의 정확도

Shape 추정의 정확도를 평가하기 위하여 추정된 disc 의 반지름과 실제 물체의 반지름 차를 구하여 이들의 평균과 표준편차를 구한다.

전체가 동일한 지름을 갖는 실린더형 물체(컵, 실린더 모형)를 90-100 등분의 구간으로 나누어 구간별 지름을 측정하고 실제 물체로부터 측정된 지름과의 오차를 측정한다. 그리고 오차의 평균, 표준편차를 구한다. 총 측정된 데이터는 485 개. 이는 전체적으로 표준편차를 두고 봤을 때 8 배 이상의 성능 향상을 이뤄낸 것으로 평가된다.

Initial estimation		After refinement	
average	1.90182	average	1.07894

stddev	12.0377	stddev	1.44583
variance	144.905	variance	2.09042

Table 3. 초기 커브 피팅의 오차(왼쪽), 축 수정 후 커브 피팅의 오차(오른쪽)

## 5. 결론

본 논문에서는 실린더 형태의 물체를 이용한 모델링을 보였다. 3D 공간상에서 실린더의 기하학적인 정보를 이용 실린더의 대략적인 포즈를 나타내는 초기의 중심축을 구하고 축을 반복해서 구하는 과정을 통해 축을 교정하였다. 또한 실험을 통해 우리의 방법이 얼마나 실제환경에서 얼마나 정확성을 가지는지를 입증하였다. 하지만 아직 실린더를 제외한 다른 형태의 보편적 모델에 관해서는 연구가 많이 부족한 실정이다. 일상생활에서 존재하는 모든 물체들을 모델링하기 위해서는 실린더가 아닌 다른 형태의 보편적 모델에 대한 연구가 필요하다. 때문에 앞으로의 연구는 실린더가 아닌 다른 종류의 보편적 모델을 확장하는 것이다.

## 참고문헌

- [1] B. Leibe and B. Schiele, "Analyzing Appearance and Contour Based Methods for Object Categorization," Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 2003.
- [2] I. Biederman, "Human Image Understanding: Recent Research and a Theory," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 32, pp. 29-73, 1985.
- [3] Dana H. Ballard and Christopher M. Brown, "Computer Vision," PRENTICE HALL, 1982.
- [4] M. A. Wani and B.G. Batchelor, "Edge-Region-Based Segmentation of Range Images," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, no.3 March 1994.
- [5] Emanuele Trucco, Alessandro Verri, "Introductory Techniques for 3-D Computer Vision," PRENTICE HALL, 1998.
- [6] R. Bergevin and M.D. Levine, "Generic Object Recognition: Building and Matching Coarse Descriptions from Line Drawings," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, no. 1, pp. 19-36, Jan. 1993.
- [7] S. Dickinson, A. Pentland, and A. Rosenfeld, "From Volumes to Views: An Approach to 3-D Object Recognition," Computer Graphics, Vision, and Image Processing: Image Understanding, vol. 55, no. 2, pp. 130-154, 1992.
- [8] P.H. Winston, T.O. Binford, B. Katz, and M. Lowry, Learning physical descriptions from functional descriptions. In AAAI-83, pages 433-439, 1983.
- [9] M. DiManzo, E. Trucco, F. Giunchiglia, and F. Ricci. Fur: Understanding functional reasoning. International Journal of Intelligent Systems, 4:431-457, 1989.
- [10] Guy Froimovich, Ehud Rivlin, Ilan Shimshoni, "Object Classification by Functional Parts", IEEE Proceeding of 3D Data Processing Visualization and Transmission, 2002.
- [11] D. Lowe. "Object recognition from local scale invariant features," In proceedings of the Seventh International Conference on Computer Vision (ICCV' 99), pages 1150 1157, Kerkyra, Greece, September 1999.
- [12] P.Besl and N. McKay, "A method for registration of 3D shapes," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligent, vol. 14, pp. 239-256,1992.
- [13] Szymon Rusinkiewicz and Marc Levoy, "Efficient variants of the ICP," The 3rd International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2001.
- [14] Y. Liu, R. Emery, D. Chakrabarti, W. Burgard, and S. Thrun, "Using EM to learn 3D models of indoor environments with mobile robots," In proceedings of the 18th Conference on Machine Learning, Williams College, July 2001.
- [15] Sukhan Lee, Daesik Jang, Eunyoung Kim and Suyeon Hong, "Stereo Vision Based Real-Time Workspace Modeling for Robotic Manipulation", Proc. IEEE Conf. International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2005), 2005.
- [16] R. Hoffman and A. K. Jain, "Segmentation and classification of range images," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Volume 9 , Issue 5 , Sep. 1987.
- [17] Peter Csikny and Andrew M. Wallace, "Representation and Classification of 3-D Objects," IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics-part B: Cybernetics, VOL. 33, No. 4, AUG, 2003
- [18] Chi-Keung Tang and Gerard Medioni, "Curvature-Augmented Tensor Voting for Shape Inference from Noisy 3D Data," IEEE TRAN. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 6, Jun. 2002.
- [19] Ravi Ramamoorthi, "Creating Generative Models from Range Images," SIGGRAPH 99, pages 195-204, 1999.