

빈-피킹을 위한 다관절 로봇 그리퍼의 관절 데이터를 이용한 물체 인식 기법

박종우^a, 박찬훈^{a*}, 박동일^a, 김두형^a

Method of Object Identification Using Joint Data of Multi-Joint Robotic Gripper for Bin-picking

Jongwoo Park^a, Chanhun Park^{a*}, Dong Il Park^a, DooHyung Kim^a^a Department of Robotics and Mechatronics, Korea Institute of Machinery and Materials, 156, Gajeongbuk-ro, Yuseong-gu, Daejeon 34103, Korea

ARTICLE INFO

Article history:

Received 13 September 2016

Revised 29 November 2016

Accepted 1 December 2016

Keywords:

Object identification

Motion analysis

Principal component analysis

Grasp model

Grasp identification

ABSTRACT

In this study, we propose an object identification method for bin-picking developed for industrial robots. We identify the grasp posture and the associated geometric parameters of grasp objects using the joint data of a robotic gripper. Prior to grasp identification, we analyze the grasping motion in a low-dimensional space using principle component analysis (PCA) to reduce the dimensions. We collected the joint data from a human hand to demonstrate the grasp-identification algorithm. For data acquisition of the human grasp data, we conducted additional research on the motion characteristics of a human hand. We explain the method for using the algorithm of grasp identification for bin-picking. Finally, we present a subject for future research using our proposed algorithm of grasp model and identification.

1. 서론

로봇 기술이 발전되어감에 따라 다양한 산업현장에서 로봇의 역할이 커져가며, 로봇을 이용한 자동화 공정 역시 늘어나는 추세이다. 로봇을 이용한 작업환경은 실제 조립 등의 작업을 수행하는 로봇이 중심이 되며, 해당 작업을 수행하기 위하여 필요한 부품 등을 공급하는 시스템이 함께하게 된다. IT 산업의 발달로 인하여 제품이 다양화됨에 따라 과거의 컨베이어 벨트를 이용한 공정에서 셀 생산 방식이 늘어나면서 로봇에게 요구되는 작업 역시 하나의 작업을 하나의 로봇이 반복하는 형태가 아닌 하나의 로봇이 복잡하고 다양한 공정을 수행하여 하나의 완전한 제품을 만들 수 있는 기능이 요구되고 있다.

셀 생산 방식의 공정에서 사용되는 로봇은 기존의 벨트 방식 공정에서 사용되는 로봇과 달리 다양한 제품에 대한 유연성 있는 작업이 가능한 기능이 요구되고 있다. 이러한 요구를 충족시키기 위하여 산업용 로봇에 대하여 다양한 방면에서의 연구가 진행되고 있다. 기존의 산업용 로봇의 구조를 새롭게 변경하는 연구^[1] 및 작업 효율 증대를 위하여 로봇에 대한 제어 기법 연구뿐만 아니라 셀 생산 공정 작업을 수행하는 데 사용되는 다양한 부품에 대응하기 위한 연구가 수행되고 있다.

일반적인 벨트 생산 방식에서는 공정 작업 수행을 위하여 벨트를 통해서 공급되는 부품의 위치만을 추정하게 된다. 하지만 셀 생산 방식에서는 하나의 로봇이 하나의 완제품을 생산하기 위하여 다양한 부품을 사용하게 되면서 상자과 같은 곳에 무더기로 쌓여있는

* Corresponding author. Tel.: +82-42-868-7127

Fax: +82-42-868-7135

E-mail address: chpark@kimm.re.kr (Chanhun Park).

부품들 중에서 하나를 인식하여 사용하는 빈-피킹(bin-picking) 기술이 필요하게 된다.

기존의 빈-피킹 기술은 스테레오 카메라^[2,3]나 레이저, 적외선 및 초음파 등을 이용한 3D 시각 센서 등을 이용하여 물체를 인식하고 인식한 물체의 위치 정보를 획득하게 된다. 이를 위해서 기존에 영상 인식 기술로 연구되었던 특징 영역을 추출하여 물체를 인식하는 방법, CAD 모델을 기반으로 한 물체 위치 정보 인식 방법, 물체의 외곽선을 인식하는 방법 등을 활용하는 방법들이 제안되었다. 하지만, 비전을 이용한 인식의 경우에 조명 등의 영향으로 정확한 인식이 어렵게 되며, 많은 양의 물체가 쌓여있는 경우에는 명확한 위치 정보 인식이 어렵게 된다. 이를 해결하기 위해서 스테레오 카메라와 같은 비전 센서와 더불어 레이저 센서 같은 추가적인 센서를 복수 사용하여 보정을 하지만 이러한 경우에는 높은 비용적 부담이 발생하게 되어 실제 현장에서 적용하기 어려운 점이 발생한다.

본 논문에서는 기존에 시각을 이용하여 빈-피킹을 하는 기술의 정확도 향상을 위하여 고가의 부가적인 센서를 사용하는 방법이 아닌 새로운 방향에서의 빈-피킹에 대해 접근하여 인간 손과 같이 복잡한 형태의 그리퍼를 사용하는 작업 시에 그리퍼의 자세 데이터를 이용하여 빈-피킹 대상이 되는 물체의 정보를 인식하는 방법에 대하여 제안한다. 이 방법은 부가적인 센서를 따로 추가할 필요 없이 빈-피킹 작업에 사용되는 그리퍼의 관절 데이터를 이용함으로써 비용절감의 효과를 기대할 수 있다.

본 논문에서 제안하는 방법은 복잡한 관절 데이터를 수집하여 그리퍼의 파지 모델을 생성하고, 생성된 모델을 이용하여 물체를 인식하게 된다. 이를 위하여 파지 형상 모델 생성을 위한 데이터 수집 과정과 수집된 데이터를 이용하여 파지 모델을 생성하는 과정이 부가적으로 필요하게 된다. 본 연구에서는 제안하는 방법을 검증하기 위하여 산업용 로봇에서 사용되는 그리퍼들의 근원이라고 볼 수 있으면서 가장 복잡한 형태의 그리퍼인 인간 손의 관절 데이터를 이용하여 데이터 수집과 검증을 수행하였다.

예전부터 그리퍼를 이용하여 인간과 같은 자연스러운 파지 동작을 위하여 관련된 연구^[4]가 진행되어왔고 그중에서 인간 손의 파지 형상을 모션 캡처로 모방하여 로봇 그리퍼에 적용시키는 것은 매우 효율적인 방법의 한 가지로 연구되어 왔다. 하지만 단순히 인간 손의 데이터를 수집하여 직접 사용하기에는 인간 손의 높은 자유도로 인하여 데이터가 방대하여 어려움이 존재한다. 따라서 바이오 로보틱스 및 HCI 분야에서는 인간 손의 동작을 효율적으로 분석하고 사용하기 위하여 다양한 연구가 진행되어왔다.

Cutkosky, Jacopo, kamakura 등^[5]은 인간 손이 물체를 파지

할 때 나타내는 동작들을 효율적으로 분석하기 위하여 인간 손이 나타내는 파지 형상을 파지 대상 물체의 특징과 크기, 무게 및 파지 시 사용되는 손가락의 숫자에 따라 분류하는 grasp taxonomy를 정의하였다.

Lin과 김병호^[8-11]는 인간 손이 가지는 복잡한 구조를 효율적으로 관리하고 사용하기 위하여 인간 손이 가지는 특징적 거동에 관하여 분석과 연구를 하였다. Santello^[12]는 복잡한 구조의 인간 손의 움직임의 PCA를 이용하여 분석하고 효율적으로 사용하는 방법의 연구를 진행하였으며, Heumer 등^[13]은 인간 손의 복잡한 관절 움직임을 PCA를 이용하여 저 차원의 데이터로 변환하여 활용하는 연구를 수행하였다. 이렇게 연구된 인간 손의 데이터를 이용하여 로봇이 인간과 유사한 동작을 수행하기 위해서 Moldenhauer^[14]에 의하여 인간의 다양한 동작을 적절히 모방하여 장점을 활용하는 연구가 진행되었다. 또한 Iberall^[15]은 인간이 손을 이용하여 물체를 조작할 때 나타나는 다양한 형상의 특징을 분석하여 로봇 손에 적용하는 연구를 하였다.

본 논문에서는 이러한 기술을 기반으로 하여 다관절 구조의 그리퍼를 사용하여 수행되는 빈-피킹 작업에서 나타나는 그리퍼의 관절 데이터를 이용하여 그리퍼의 형상과 파지 대상 물체의 크기를 인식하는 방법을 제안한다.

2. 물체 인식법과 이를 위한 파지 모델 생성

2.1 파지 모델 생성 기준

본 연구에서는 다양한 복잡한 관절 구조의 그리퍼들의 가장 기본이 된다고 볼 수 있는 인간 손의 관절 구조 데이터 및 파지 데이터를 이용하여 파지 데이터를 수집하여 모델을 생성하고 물체 인식 알고리즘에 대한 검증을 수행한다.

물체 인식 알고리즘의 검증을 위하여 사용될 인간 손은 총 다섯 개의 손가락으로 이루어져 있으면, 엄지손가락은 손바닥 외부로 MCP(meta carpo phalangeal, 중수지절)와 IP(inter phalangeal), 두 개의 관절에 다섯 개의 자유도가 존재하며, 엄지를 제외한 나머지 손가락은 MCP(meta carpo phalangeal, 중수지절), PIP(proximal inter phalangeal, 근위지절), DIP(distal inter phalangeal, 원위지절)의 세 개의 관절에 네 개의 자유도를 가지고 있다. 손가락의 PIP, DIP, MCP, IP 관절은 flexion motion을 나타내며, MCP와 IP 관절의 경우에는 flexion motion에 더불어 abduction-adduction motion의 움직임을 동시에 나타낸다.

Fig. 1과 Fig. 2는 인간 손가락에서 나타나는 flexion 동작과 abduction-adduction 동작을 보여주며, Fig. 3은 각 관절의 이름과 위치를 나타낸다. 본 연구에서는 인간 손가락의 동작을 분석하

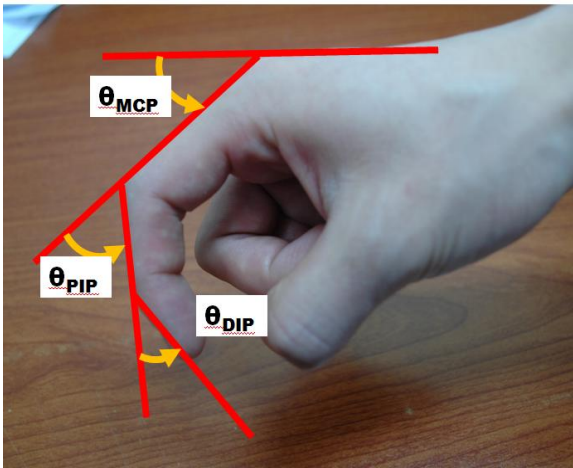


Fig. 1 Flexion motion in finger

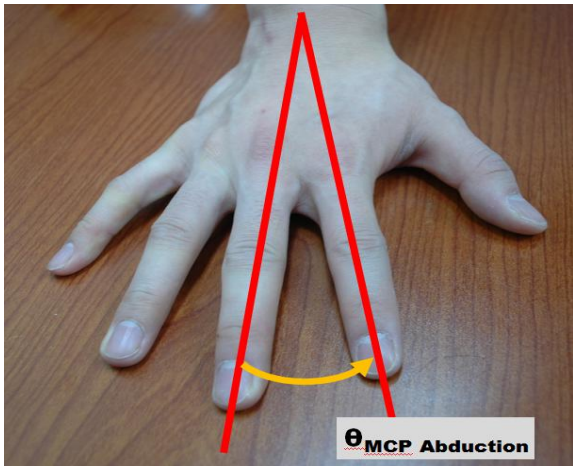


Fig. 2 Abduction-adduction motion in finger

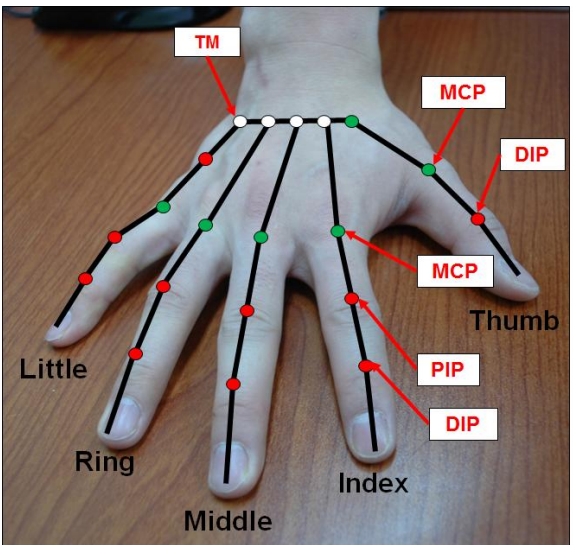


Fig. 3 Joints structure in human hand

여 모델을 만들고 빈-피킹 작업을 위한 물체 인식에 활용하기 위하여 인간 손가락의 구조를 로봇 D-H 파라미터로 재구성하여 데

Table 1 Denavit-Hartenberg parameters in the kinematic chain of thumb

	a (m)	α (rad)	d (m)	θ (m)
1	0	$\pi/2$	0	0
2	l_1	0	0	$\pi/2$
3	0	$\pi/2$	0	0
4	l_2	0	0	0
5	l_3	0	0	0

Table 2 Denavit-Hartenberg parameters in the kinematic chain of other finger (index-little finger)

	a (m)	α (rad)	d (m)	θ (m)
1	0	$\pi/2$	0	$\pi/2$
2	l_1	0	0	0
3	l_2	0	0	0
4	l_3	0	0	0

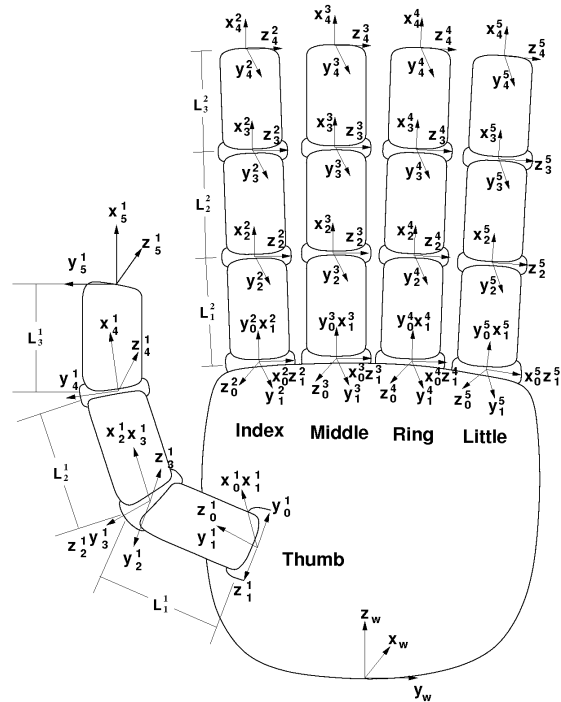


Fig. 4 The kinematic structure of human hand. The thumb consists of five revolute joints, and each of the other fingers consists of four revolute joints. The relative movements of phalanges are mathematically described by the moving coordinate frames.

이터 분석에 사용하였다. Table 1과 Table 2는 각 손가락과 손바닥이 연결되는 부분을 기준으로 정의한 D-H 파라미터를 보여주며 Fig. 4는 이를 기반으로 표현한 인간 손가락의 관절 구조를 보여준다.

2.2 파지 모델 수집 대상의 동작 특성

본 논문에서는 복잡한 형상의 대표라고 할 수 있는 인간 손의 데이터를 수집하여 파지 모델을 수집하고 본 연구에서 제안한 물체 인식 알고리즘에 대한 검증을 수행하였다. 파지 형상을 이용한 물체 인식을 위해서는 먼저 파지 형상 인식에 사용될 파지 모델의 생성이 우선시된다. 인간 손의 동작 데이터를 이용하여 파지 모델을 생성할 경우에 인간 손의 지나친 복잡성으로 인하여 높은 비용과 더불어 복잡한 데이터의 수집에 어려움이 발생한다. 따라서 본 연구에서는 인간 손의 데이터 수집의 효율성을 높이기 위하여 인간 손이 가지는 동작 특성을 이해하는 과정을 진행하였다.

인간 파지동작의 이해를 위하여 파지 동작을 분석하기에 인간 손가락 관절 운동에 관하여 분석하고 이해를 하는 과정이 필요하다. 인간 손가락은 근육 모터의 구조 및 관절 구조에 의하여 모든 관절들이 독립적으로 움직이지 못하며 움직임에 제한이 존재하게 된다. 이러한 인간 손의 움직임을 분석하기 위하여 데이터 글러브를 사용하여 인간 손가락의 움직임을 수치화 하였는데, 본 연구에서 사용한 데이터 글러브는 Fig. 5에서 보이는 것처럼 모든 관절의 움직임을 측정할 수 있는 센서가 존재하는 것이 아니라 14개의 센서만이 존재한다.

따라서 자연스러운 인간 손의 움직임을 표현하기 위하여 14개의 센서에서 얻은 관절 데이터와 인간 손의 관절이 가지는 구속조건들을 이용하여 나머지 손가락의 관절 데이터를 추정하는 과정이 필요하게 된다. 이러한 인간 손이 가지는 관절 간의 구속조건과 제한조건에 대하여 다양한 연구가 진행되어 왔다. 본 연구에서는 Lin^[9]과 Ninomiya^[10]가 연구한 인간 손이 가지는 움직임의 특징을 활용하여 다음과 같은 인간 손가락의 움직임의 제한을 생성하여 인간 손가락의 관절 데이터를 수집하였다.

가. 관절 움직임의 한계(joint limit): 각 손가락이 가지는 움직일 수 있는 한계로 F는 flexion motion을 AA는 abduction-adduction motion을 의미한다.



Fig. 5 5DT 14-Ultra, Fifth Dimension Technology Co. (left) and Placement of 14 sensors in the data glove (right)

$$\begin{aligned} 0^\circ &\leq \theta_{MCP_F} \leq 90^\circ \\ 0^\circ &\leq \theta_{PIP_F} \leq 110^\circ \\ 0^\circ &\leq \theta_{DIP_F} \leq 90^\circ \\ -15^\circ &\leq \theta_{MCP_{AA}} \leq 15^\circ \end{aligned} \quad (1)$$

나. DIP & PIP의 집합적 거동: 외력이 없는 경우 원위지절 관절과 근위지절 관절이 일정한 비율로 동시에 움직이게 되는 형상을 의미하며, 두 관절의 움직임은 다음과 같은 관계가 성립된다.

$$\theta_{DIP} = \frac{2}{3} \theta_{PIP} \quad (2)$$

다. 엄지를 제외한 나머지 네 손가락의 abduction-adduction motion의 중심: 엄지를 제외한 나머지 네 손가락에서의 MCP 관절의 움직임을 표현할 때 중지를 기준으로 수치적으로 표현하게 되며 따라서 중지의 abduction-adduction motion은 존재하지 않는 것으로 가정을 한다.

$$\theta_{MCP_{AA}} = 0.0 \quad (3)$$

라. 엄지손가락의 관절: 인간 손의 엄지손가락 관절 $Q_T = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5)$ 는 다섯 개의 관절로 이루어져있다. 이러한 인간 손의 엄지손가락 관절을 데이터 글러브에서 얻어지는 q_1, q_2, q_3 세 개의 센서 값을 식 (4)를 이용하여 엄지손가락의 움직임을 표현한다.

$$\begin{aligned} \theta_1 &= q_1 \\ \theta_2 &= q_3 \\ \theta_3 &= 2.0 \left(\theta_2 - \frac{1}{6} \pi \right) \\ \theta_4 &= \frac{5}{7} \theta_5 \\ \theta_5 &= q_2 \end{aligned} \quad (4)$$

여기에서 q_n 은 데이터 글러브의 n 번째 센서에서 측정된 값을 의미하며 θ_n^m 은 손가락 관절 값을 의미한다.

마. 엄지를 제외한 나머지 손가락 MCP 관절의 flexion motion에서의 관절이 가지는 동적인 움직임의 한계(dynamic joint limit): 인간 손가락 관절은 모든 관절들이 독립적으로 움직이지 않고 주변의 관절의 움직임에 따라 종속적으로 움직이게 된다. 이러한 인간 손가락의 관절 움직임을 자연스러우면서도 효과적으로 표현하기 위해 데이터 글러브를 통하여 측정된 현재의 값을 이용하여 엄지손가락을 제외한 나머지 손가락의 MCP 관절의 관절 움직임의 한계를 동적으로 정의한다.

$$\begin{aligned} dmax(\theta_{MP(L)}^X) &= \min(\theta_{MP(M)}^X + 25, smax(\theta_{MP(L)}^X)) \\ dmin(\theta_{MP(L)}^X) &= \max(\theta_{MP(M)}^X - 54, smin(\theta_{MP(L)}^X)) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} dmax(\theta_{MP(M)}^X) &= \min(\theta_{MP(L)}^X + 54, \theta_{MP(R)}^X + 20, smax(\theta_{MP(M)}^X)) \\ dmin(\theta_{MP(M)}^X) &= \max(\theta_{MP(L)}^X - 25, \theta_{MP(R)}^X - 45, smin(\theta_{MP(M)}^X)) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} dmax(\theta_{MP(R)}^X) &= \min(\theta_{MP(M)}^X + 45, \theta_{MP(L)}^X + 48, smax(\theta_{MP(R)}^X)) \\ dmin(\theta_{MP(R)}^X) &= \max(\theta_{MP(M)}^X - 20, \theta_{MP(L)}^X - 44, smin(\theta_{MP(R)}^X)) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} dmax(\theta_{MP(L)}^X) &= \min(\theta_{MP(R)}^X + 44, smax(\theta_{MP(L)}^X)) \\ dmin(\theta_{MP(L)}^X) &= \max(\theta_{MP(R)}^X - 48, smin(\theta_{MP(L)}^X)) \end{aligned} \quad (8)$$

여기서, θ_{MP}^Z 은 MCP 관절의 abduction-adduction motion을 의미하며, θ_{MP}^X 은 MCP 관절의 flexion motion을 나타낸다. $smax$ 와 $smin$ 은 첫 번째 제한 조건에서 정의한 관절 움직임 제한 값이며, $dmax$ 와 $dmin$ 은 현재 각 MCP 관절의 flexion motion의 움직임에 따라 변화하는 각 관절들의 동적인 움직임 한계(dynamic joint limit)를 의미한다.

바. 엄지를 제외한 나머지 손가락 MCP 관절의 abduction-adduction motion; MCP 관절의 abduction-adduction motion 역시 flexion motion과 마찬가지로 각 관절이 동적인 움직임의 한계를 가진다. 이 때 관절의 동적인 움직임의 한계 값은 MCP 관절이 가지는 flexion motion의 값에 따라 그 동적 움직임의 한계 값이 다음과 같이 정의가 된다.

$$\begin{aligned} dmax(\theta_{MP}^Z) &= k \cdot smax(\theta_{MP}^Z) \\ k &= 1 - \frac{1}{smax(\theta_{MP}^X)} \theta_{MP}^X \end{aligned} \quad (9)$$

그리고 엄지를 제외한 네 손가락의 abduction-adduction 움직임은 총 네 곳인데 데이터 글러브를 통하여 얻는 값은 q_6, q_9, q_{12} 의 세 개의 값을 얻게 된다. 이를 이용하여 네 손가락의 abduction-adduction motion을 표현하기 위하여 앞서 세 번째 인간 손가락 관절의 구속조건에 정의한 대로 중지의 움직임 없다고 보고 네 손가락의 abduction-adduction motion을 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} \theta_{MP(L)}^Z &= q_6 \\ \theta_{MP(M)}^Z &= 0.0 \\ \theta_{MP(R)}^Z &= q_9 \end{aligned}$$

$$\theta_{MP(L)}^Z = q_{12} \quad (10)$$

위에서 정리한 인간 손가락의 여섯 가지 제한조건을 이용하여 다음과 같은 벡터 형태로 각 손가락의 관절 값을 얻을 수 있으며, 이를 통하여 14개의 센서만을 이용하여도 인간 손의 자연스러운 움직임을 표현할 수 있는 것을 확인할 수 있다.

$$\begin{aligned} Q_T &= (\theta_{1(T)}, \theta_{2(T)}, \theta_{3(T)}, \theta_{4(T)}, \theta_{4(T)}) \\ Q_I &= (\theta_{MP}^Z, \theta_{MP}^X, \theta_{IP}, (2/3)\theta_{IP}) \\ Q_M &= (0.0, \theta_{MP}^X, \theta_{IP}, (2/3)\theta_{IP}) \\ Q_R &= (\theta_{MP}^Z, \theta_{MP}^X, \theta_{IP}, (2/3)\theta_{IP}) \\ Q_L &= (\theta_{MP}^Z, \theta_{MP}^X, \theta_{IP}, (2/3)\theta_{IP}) \end{aligned} \quad (11)$$

2.3 파지 데이터 수집 및 모델 생성

본 연구에서는 파지 모델 생성 및 물체 인식 실험을 위한 인간 손의 파지 시 손가락 형상 데이터를 수치적으로 얻기 위하여 5DT (Fifth Dimension Technologies)사에서 제작된 5DT Data Glove 14 Ultra 모델을 사용하였다 (Fig. 5 참조). 본 연구에서 사용된 데이터 글러브는 Fig. 5에서 나타나는 것과 같이 총 14개의 optic sensor가 부착되어 있으며 12-bit A/D를 통하여 인간 관절 움직임 데이터를 수집하게 된다. 데이터 글러브에 장착되어있는 센서의 개수는 실제 인간 손가락이 가지는 자유도에 비해 적은 양이지만 앞서 분석하였던 인간 손이 나타내는 형상의 특징을 이용하게 되면 14개의 센서만으로도 충분히 사용가능한 데이터를 수집할 수 있다. Fig. 5에 나타나는 검은색 원은 손가락의 flexion motion을 측정하는 센서가 부착된 부분이며, 흰색 원은 손가락의 abduction-adduction motion을 측정하는 센서가 부착된 부분이다.

본 연구에서는 실제 로봇의 움직임이 아닌 인간의 움직임을 데이터화하여 파지 모델을 생성하고, 파지된 물체를 인식하는 방법을 검증하는 만큼 데이터 글러브의 불확실성을 고려하여 다양한 인간의 파지 형상 데이터를 수집하였다. 데이터를 수집하기에 앞서 인간 손의 파지 형상을 Fig. 6과 같은 taxonomy를 정의하여 분류하고 taxonomy 내에서 precision grasp에 해당하는 파지 형상에 대한 데이터만을 수집하였다.

인간 손의 파지 형상 데이터를 위하여 총 29명이 인간 손의 파지 형상 데이터 수집 실험에 참가를 하였다. 실험 참가자는 남성 20명 여성 9명이며 모두 20대 성인으로 이루어져 있으며 모든 참가자는 오른손을 이용하여 파지 형상 수집 실험에 참가하였다. 29명의 실험 참가자는 손의 크기에 따라서 세 개의 그룹으로 나누었으며, 각 그룹은 손이 작은 사람이 5명(남자 0명, 여자 5명), 중간 크기의 손을 가진 사람이 20명(남자 16명, 여자 4명) 그리고 손이 큰 사람

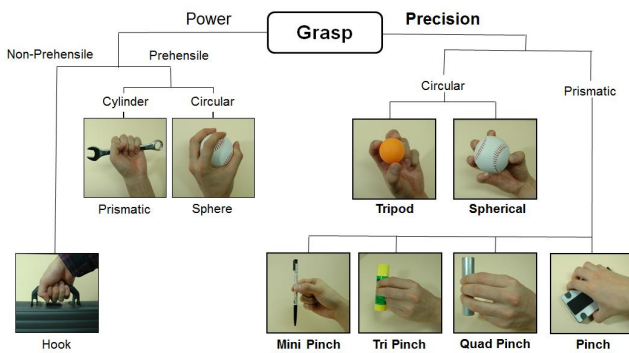


Fig. 6 Redefine grasp taxonomy for this research

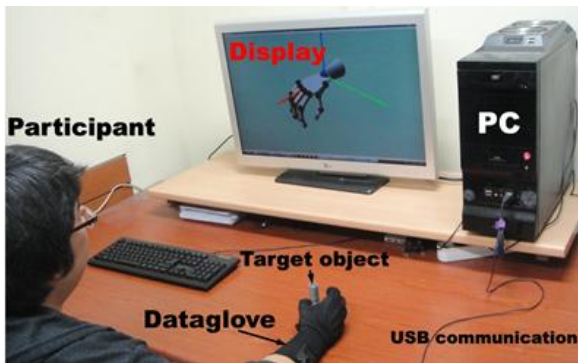


Fig. 7 Experimental setup. An object to be grasped is placed 40 cm front of the table. The participant wears the data glove connected to a PC. The screen displays the grip posture at the current moment.



Fig. 8 Cylindrical objects used in the experiments. The diameters of mundane objects varied from 2.18 cm to 9.01 cm.

이 4명(남자 4명, 여자 0명)으로 이루어져 있다. 실험 진행 전 실험에 사용되는 파지 형상들에 대해 간략한 설명을 통하여 수행한 파지 형상에 대해 전달을 하였다. Fig. 7은 실제 실험 데이터를 수집하는 데 사용된 실험 환경을 보여준다.

다양한 파지에 대한 파지 형상 데이터를 수집하기 위하여 Fig. 8에 나타난 총 8개의 물체를 사용하였다. 각 물체는 지름이 약 2~9 cm까지 서로 다른 크기를 가진 실린더 형태의 물체를 이용하였다.

물체는 특별히 제작된 물체가 아닌 볼펜, 금속관, 플라스틱 통, 음료수 캔, 커피보관 통, 박스 테이프 등의 일반적인 물체를 사용하였다. 정확한 데이터 측정을 위하여 실험 참가자의 파지 형상 데이터를 수집하기 전에 데이터 글러브를 착용한 상태에서 calibration과정을 거친 후 손가락을 자유롭게 움직여 시뮬레이터를 통하여 calibration이 잘되었는지 확인 후에 파지 형상 데이터 수집을 시작하였다. 데이터 수집은 손으로 대상 물체를 쥐었을 경우의 자세 데이터를 수집하였으며 반복으로 인한 효과를 최소한으로 줄이기 위하여 지름이 가장 작은 물체부터 가장 큰 물체까지를 1회씩 파지하며 데이터를 수집하였으며 이 과정을 총 10회 반복하였다. 또한 본 연구에서 데이터를 수집하여 분석하고자 하는 파지 형상이 여섯 가지 이므로 앞선 과정을 파지 형상 별로 반복하였다. 파지 형상별 실험 진행 순서는 특별히 순서를 고정하지 않고 임의의 순서로 진행을 하였다. 이를 통하여 실험 참가자 1인에 대하여 각 파지 형상 별로 80개씩 여섯 가지 파지 형상에 대한 파지 형상 데이터를 수집하였다. 이렇게 획득된 인간 손의 관절 데이터는 하나의 벡터로써 다음 식처럼 표현할 수 있다.

$$\vec{a} = [a_1, \dots, a_d]^T \quad (12)$$

위 식에서 d 는 측정된 관절의 데이터의 숫자이다. 이는 관절의 데이터를 측정하기 위하여 사용한 센서의 특성이나 설정한 환경에 따라서 변하게 된다. 본 연구에 사용한 데이터 글러브는 14개의 센서를 가지고 있다. 이와 같이 데이터 글러브를 이용하여 파지 형상을 분석을 하였고, 서로 다른 크기의 물체를 파지할 때의 데이터들을 앞서 정의한 grasp taxonomy의 자세별로 반복하여 데이터를 수집한다. 각 taxonomy별로 수집한 파지 시의 손가락 관절 데이터는 식 (13)을 이용하여 평균을 구하여 수집된 각 데이터들에서 평균값을 뺀 차이 값을 이용하여 손가락 움직임의 특성을 분석한다.

$$\vec{b}_i = \vec{a}_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \vec{a}_i \quad (13)$$

이 때 각 평균값은 중간 정도 크기의 물체를 파지하는 자세를 나타내게 된다. 위와 같은 식에 의하여 처리된 파지 데이터를 행렬 형태로 나타내면 $R^{n \times d}$ 형태의 세로로 긴 형태의 행렬 B 를 얻을 수 있다. 이렇게 얻은 파지 데이터를 다음 식을 통하여 $R^{d \times d}$ 의 정방행렬로 축소하여 새로운 행렬 C 를 구한 후 PCA 방법을 사용하여 기저벡터와 기저 값을 찾게 된다.

$$C = B^T B \quad (14)$$

행렬 C 의 랭크는 행렬 C 를 이루는 데이터의 특성상 d 가 되므로 진행한 실험에서는 14개의 기저벡터를 구할 수 있다. 이중 첫 번째

기저벡터는 대상이 된 파지 형상의 특성을 가장 잘 나타내는 기저 벡터이며 두 번째 기저벡터는 두 번째로 잘 나타내는 기저벡터이다. Santello^[12]는 첫 번째 기저벡터만으로도 80%를 두 번째 기저 벡터까지 사용하면 87%의 손의 자세를 복원할 수 있다고 검증하였다. 따라서 다음 식에 의하여 인간 손의 파지 자세를 재구성할 수 있다.

$$\vec{v} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \vec{a}_i + \sum_{j=1}^m c_j \vec{e}_j \quad (15)$$

위 식에서 \vec{e}_j 는 j 번째 기저벡터 값을 나타내며 c_j 는 파지 대상 물체의 크기에 대해 기저벡터별 선형적 관계를 가지는 상수를 의미한다. j 는 파지 합성을 위하여 사용하는 기저벡터의 숫자를 의미한다. 분석된 인간 손의 여섯 가지 파지 형상의 기저 벡터들은 다음 Table 3과 같은 weight를 가진다.

Spherical, tripod, pinch의 세 가지 파지 형상은 첫 번째의 가장 큰 weight를 가지는 기저벡터가 파지 대상 물체의 크기와 선형적인 관계를 가지며, 나머지 mini-pinch, tri-pinch, quad-pinch 세 가지 파지 형상의 경우에는 두 번째 기저벡터가 파지 대상 물체의 크기와 선형적인 관계를 가지며 첫 번째 기저벡터는 파지에 사용하지 않는 손가락들의 자세를 결정하게 된다. 파지 형상 합성 시에는 파지 합성계수(c_j)의 변화에 의하여 파지 형상 크기가 결정되게 되며, 각 파지 형상별 파지 합성계수의 변화에 따른 자세변화는 Figs. 9-10과 같이 나타나게 된다.

이와 같은 방법을 통하여 생성된 기초적인 파지 자세들이 타당한 지를 검증하고 활용하기 위하여 각 taxonomy별 기초 파지 자세를 이용하여 반복 수집된 파지 형상 데이터들을 PCA 공간상에서 표현한다. 이때 PCA 공간상에서의 파지 형상 데이터들을 Gaussian model을 이용하여 하나의 파지 형상에 대하여 그 중심이 되는 형상 데이터를 찾는다. 본 연구팀에서는 정의한 grasp taxonomy 중에서 precision grasp에 해당되는 여섯 가지 자세에

Table 3 Variances accounted for (VAFs) of the first four PCs are shown for each precision grip. The first three grips (spherical, tripod, pinch) were sufficiently described only by single PC, and the last three grips (quad-pinch, tri-pinch, mini-pinch) by two PCs

Grip type	PC 1 (%)	PC 2 (%)	PC 3 (%)	PC 4 (%)
Spherical	99.47	0.10	0.08	0.07
Tripod	96.16	0.78	0.76	0.74
Pinch	98.75	0.23	0.22	0.18
Quad-pinch	89.28	10.59	0.06	0.01
Tri-pinch	94.95	4.50	0.05	0.04
Mini-pinch	95.77	4.10	0.02	0.02

대하여 위의 과정을 거쳐 데이터 수집을 하였고, Fig. 11과 같이 각 파지 형상별 PCA 공간에서의 데이터를 얻었다. 이렇게 얻은 파지 공간에서의 Gaussian 영역은 각 파지 형상별 작업 영역을 보여주고 있다. 이것은 파지 형상을 분석하기 위하여 정의한 grasp taxonomy가 각 파지 형상별로 하나의 주성분 벡터에 의하여 주로 이루어짐을 확인할 수 있다. 또한 이는 파지 형상이 일정하게 되면 물체의 크기가 다르더라도 파지 형상이 유사함을 나타낸다고 볼 수 있다.

2.4 파지 모델을 이용한 파지 대상 물체 인식

파지 형상의 분석과 합성을 위하여 생성한 PCA 공간상의 저차원의 파지 형상 데이터를 생성하였다. 본 연구에서는 파지 형상 합성뿐만 아니라 어떠한 파지 형상에 대한 관절 데이터가 주어졌을 경우에 파지 형상을 인식을 위하여 앞서 생성된 저차원의 파지 형상 데이터들을 이용하여 관절 공간상에서의 파지 모델을 생성하였다. 저차원의 공간에서 각 taxonomy별로 서로 다른 PCA 공간에 Gaussian 형태로 존재하는 파지 형상 데이터들을 이용하여 생성한 하나의 관절 공간에서의 파지 모델은 Gaussian mixture model 형태를 띠게 된다.

관절 공간에서의 GMM 형태의 파지 모델은 taxonomy별로 하나의 그룹을 이루게 되며, 본 연구에서는 각 taxonomy별로 동일한 양의 데이터를 수집하였으므로 각 그룹은 동일한 가중치를 가지게 된다. Gaussian group을 이루며 각 group은 전체 Gaussian

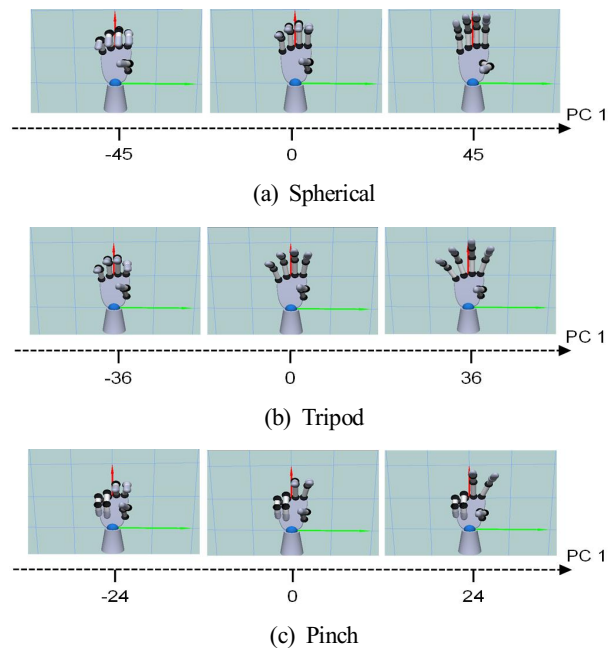


Fig. 9 Hand postures associated with the significant PCs in the precision grips of first kind: (a) spherical, (b) tripod, (c) pinch

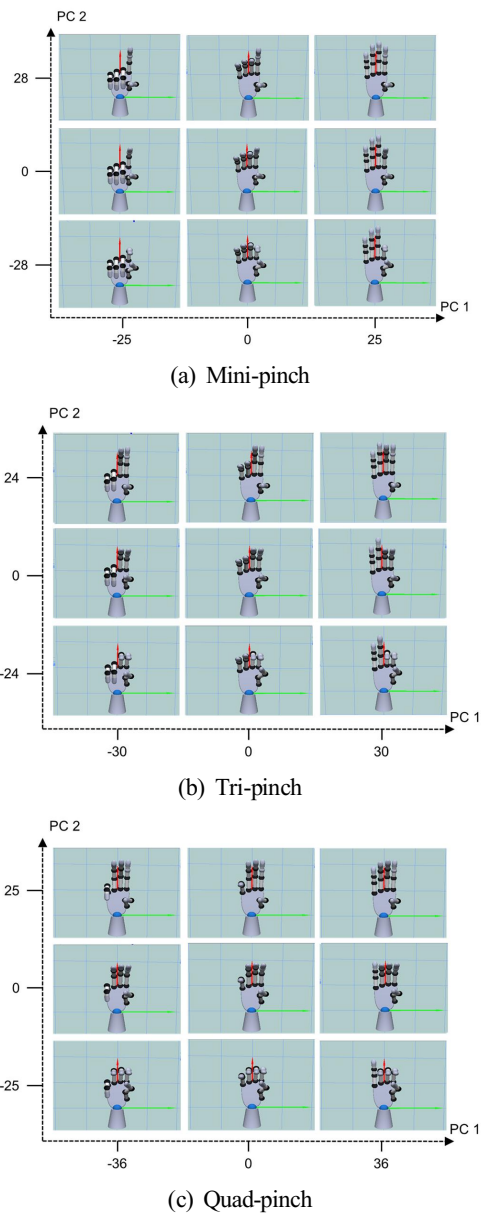


Fig. 10 Hand postures associated with the significant PCs in the precision grips of second kind: (a) mini-pinch, (b) tri-pinch, (c) quad-pinch

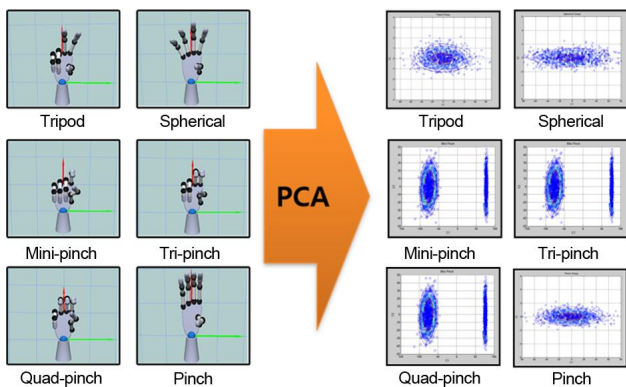


Fig. 11 Covariance data of grasp posture in PCA space

mixture model에서의 가중치를 가지게 된다. 이러한 관절 공간상에서의 파지 모델을 이용하여 알 수 없는 파지 형상이 주어졌을 경우에 식 (16)을 활용하여 파지 형상을 인식하게 된다.

$$p_k = \frac{1}{2\pi^{d/2} \sqrt{\det \Sigma_k}} e^{-\frac{1}{2}(\vec{x} - \vec{\mu}_k)^T \Sigma_k^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu}_k)} \quad (16)$$

위 식에서 p_k 는 주어진 알 수 없는 파지 형상 데이터 x 가 k 번째 파지 형상에 속하는 확률 값을 나타낸다. Σ_k 는 k 번째 파지 형상 모델의 covariance를 나타내며, μ_k 는 k 번째 파지 형상 모델의 mean 값을 의미한다.

파지 형상이 추정되면 해당되는 파지 형상의 저차원 파지 모델 데이터를 알 수 있게 되고, 이를 다음 식에 이용하게 되면 파지 형상을 추정하는데 사용되는 상수 c 를 추정할 수 있게 된다.

$$\vec{v} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \vec{a}_i + \sum_{j=1}^m c_j \vec{e}_j \quad (17)$$

추정된 상수 c_j 는 파지 대상 물체와의 선형적 관계를 가지게 되므로 추정된 c_j 를 통하여 현재 파지된 물체의 크기를 추정할 수 있게 된다.

3. 실험

3.1 파지 모델을 이용한 파지 대상 물체 인식

임의의 물체에 대하여 파지 시 나타나는 관절 데이터가 주어졌을 경우에 제한한 방법을 이용하여 주어진 파지 형상 인식 및 대상 물체의 파라미터 추정에 대한 실험을 수행하였다. 실험은 먼저 제한한 방법의 타당성 검증을 위하여 데이터 수집에 사용된 표준적인 형태의 물체를 이용한 실험을 진행한 후에 일반적인 물체에 대한 실험을 진행하였다.

3.2 실린더 형태의 물체를 이용한 실험

파지 형상을 추정을 위하여 먼저 5.2 cm의 지름을 가지는 실린더 형태의 물체를 pinch 형태로 파지했을 경우의 파지 데이터가 주어졌을 때 파지 형상을 추정하였다. Table 4는 5.2 cm 실린더 형 물체의 파지 형상에 대하여 파지 형상 추정을 한 확률 값을 보여 준다. pinch 파지의 확률이 0.7683으로 가장 높은 확률을 나타내는 것을 확인할 수 있다.

파지 대상 물체의 크기를 추정을 검증하기 위한 실험을 위하여 5.2 cm, 6.5 cm, 10 cm의 세 가지 실린더 형태의 물체를 본 연구에서 사용한 여섯 가지 파지 형상으로 파지했을 때의 자세 데이터를 이용하여 파지 대상 물체의 크기를 추정하였다. Table 5는 파지

대상 물체의 크기를 추정한 결과들의 평균값을 보여주고 있다. 위 결과를 보면 실제 물체와 큰 차이가 나지 않는 추정 결과를 얻을 수 있는 것을 확인할 수 있으며, 본 연구를 통하여 제안한 방법이 타당성이 있음을 확인할 수 있다.

3.3 일반적인 물체를 이용한 파지 형상 추정 실험

Fig. 12는 문구점이나 마트에서 판매하는 일반적인 물체들이다. (a)~(d)의 물체는 spherical 형태의 물체로 서로 다른 지름을 가지고 있으며, circular 형태의 파지 형상에 대하여 파지 형상 추정에 이용하였다. (e)의 물체는 직육면체에 가까운 형태로 prismatic 형태의 파지 형상에 대해서 파지 형상 추정 실험을 진행하였으며, (f)~(l)의 물체는 circular 형태의 파지와 prismatic 형태의 파지 양쪽 모두에 대하여 추정 실험을 진행하였다.

Fig. 13은 Fig. 12의 (a)~(d)의 공 형태의 물체에 대하여 각 물체 별로 tripod와 spherical 형태의 두 가지 파지 형상으로 파지 한 데이터가 주어졌을 경우 이를 이용하여 파지 형상 추정을 수행한 결과이다. 테니스공의 경우 tripod 형태의 파지를 한 파지 데이터를 이용하여 파지 형상을 추정할 경우 여섯 가지 파지 형상 중에 tripod로 추정되는 확률이 약 0.8가량 되며, spherical로 파지 한 데이터가 주어졌을 경우에는 0.7의 확률로 spherical 파지 형상으

로 추정을 하고 있다.

Fig. 14는 Fig. 12(e)의 자동차 물체를 4가지 prismatic 형태의 파지를 했을 때 추정 결과를 보여주고 있다. 자동차 물체를 tri-pinch 형태로 파지를 했을 경우 0.8의 정확도로 파지 형상을 인식하고 있으며 quad-pinch로 파지한 데이터를 이용하여 추정을 했을 경우에도 0.8이상의 정확도를 보여주고 있다.

Fig. 15는 Fig. 12의 (f)~(l)까지의 물체에 대하여 6가지 모든 grasp를 한 데이터가 주어졌을 경우 각 taxonomy별로 인식이 되

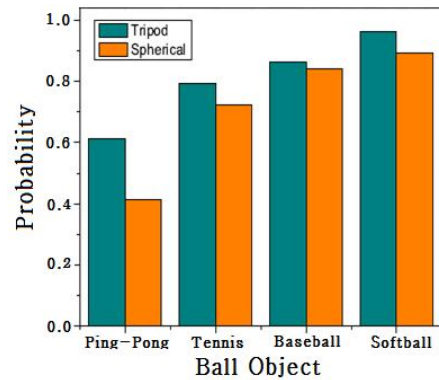


Fig. 13 Result of grasp posture (ball type objects)

Table 4 Grasp posture identification using cylinder type objects

	Probability
Pinch	0.0000
Tripod	0.0000
Spherical	0.0005
Mini-pinch	0.7683
Tri-pinch	0.0000
Quad-pinch	0.2312

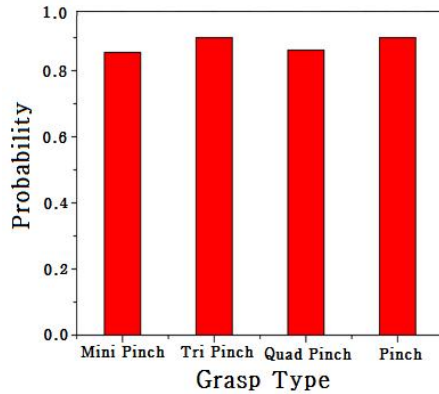


Fig. 14 Result of grasp posture (toy car)

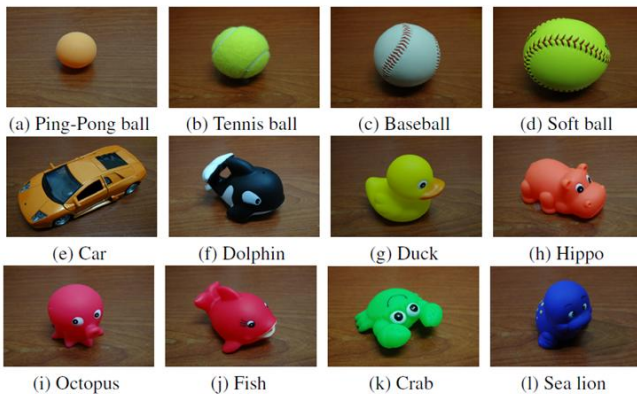


Fig. 12 General objects for identification

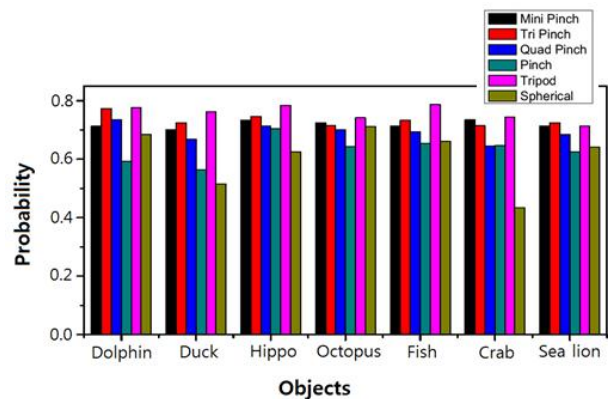


Fig. 15 Result of grasp identification (Etc)

는 확률 값을 표현한 것이다. 물체의 크기 추정의 경우에는 인간 손을 통하여 실험을 하여 데이터의 편차로 인하여 오차가 발생하지만 본 논문에서 제안하는 방법이 충분히 물체 인식과 물체 크기 인식이 가능함을 알 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 빈-피킹 작업 시에 그리퍼의 관절 데이터를 이용하여 그리퍼의 자세 및 파지된 대상 물체의 크기를 추정하는 방법에 대하여 제안하고 검증하였다. 본 연구에서 제안한 방법은 빈-피킹에서 파지 자세와 물체 크기를 동시에 추정이 가능하다. 파지 자세를 추정하는 알고리즘은 빈-피킹 작업에서 그리퍼가 작업 대상 물체를 정상적으로 파지를 하였는지를 판단할 수 있다. 대부분의 비전 기반의 외부 센서들은 그리퍼가 물체를 파지하기 전에 물체를 인식하고 그리퍼가 물체를 파지하게 되면 더 이상 파지된 물체에 대한 정보를 획득할 수 없게 된다. 하지만 본 논문에서 제안한 방법은 현재 파지를 수행한 그리퍼의 자세 데이터를 이용하여 파지된 형상을 판단하고 이를 통하여 현재 물체가 정상적으로 파지가 되었는지를 판단하는 것이 가능하며, 파지된 물체의 크기 정보를 추정함으로써 현재 파지된 물체가 파지 대상 물체가 맞는지 해당 물체를 어떻게 조작을 할지 판단하는 기반이 된다.

본 논문에서 제안한 빈-피킹의 성능 향상을 위한 방법은 단순히 대상 물체 추정뿐만 아니라 복잡한 형태의 관절 구조를 가진 로봇 그리퍼를 손쉽게 제어하는 방법론으로 확장 가능성이 있다. 향후 추가적인 연구를 통하여 로봇 그리퍼의 손쉬운 제어기법에 대한 방법론을 정립할 예정이다. 더불어 연구를 확장하게 되면 단순한 그리퍼뿐만 아니라 현재 복잡한 수학적 연산을 통하여 제어를 수행하는 로봇의 전반적인 제어를 좀 더 손쉽게 수행하는 부분에 활용이 가능할 것이다.

후 기

이 연구는 국가연구개발사업의 지원으로 진행되었습니다.

References

[1] Do, H. M., Kim, D. H., Kyung, J. H., 2014, Automation of Cell Production System for Cellular Phones based on Multi-dual-arm Robots, Journal of the Korean Society of Manufacturing Technology

Engineers, 23:6 580-589.
 [2] Oh, J. K., Lee, S. H., Lee, C. H., 2012, Stereo Vision Based Automation for a BinPicking Solution International Journal Control Automation and Systems, 10:2 362-373
 [3] Rahardja, K., Kosaka, A., 1996, Vision-based binpicking: Recognition and Localization of Multiple Complex Objects using Simple Visual Cues, IEEE Proceeding of International Conference on Intelligent Robots and System, 3 1448-1457.
 [4] Mackenzie, C. L., Iberrall, T., 1994, The Grasping Hand, North Holland, Netherlands.
 [5] Cutkosky, M. R., 1989, On Grasp Choice, Grasp Models, and the Design of Hands for Manufacturing Tasks, IEEE Transactions on Robotics and Automation, 5:3 269-279.
 [6] Aleotti, J., Caselli, S., 2006, Grasp Recognition in Virtual Reality for Robot Pregrasp Planning by Demonstration, IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2801-2806.
 [7] Kamakura, N., Matsuo, M., Ishii, H., Mitsuboshi, F., Miura, Y., 1980, Patterns of Static Prehension in Normal Hands, The American Journal of Occupational Therapy, 34 437-445.
 [8] Kim, B. H., 2006, A Study on Characteristics of Inter-articular Coordination of Human Fingers for Robotic Hands, Journal of the Korean Society for Precision Engineering, 23:7 67-75.
 [9] Lin, J., Wu, Y., Huang, T.S., 2000, Modeling the Constraints of Human Hand Motion, Proceedings of the Workshop on Human Motion, 121.
 [10] Ninomiya, T., Maeno, T., 2008, Analysis and Systematic Classification of Human Hand Movement for Robot Hand Design, Journal of Robotics and Mechatronics, 20:3 429-435.
 [11] Yeom, Y. I., 2000, Human Hand and Robotic Hands, Spring Lecture Conference of The Korean Society of Mechanical Engineers, 41-50.
 [12] Santello, M., Flanders, M., Soechting, J. F., 1998, Postural Hand Synergies for Tool Use, The Journal of Neuroscience, 18:23 10105-10115.
 [13] Heumer, G., Jung, B., Vitzhum, A., Amor, H. B., 2008, Grasp Synthesis from Low-dimensional Probabilistic Grasp Models, Computer Animation and Virtual Worlds, 19:3 445-454.
 [14] Moldenhauer, J., Boesnach, I., Beth, T., Wank, V., Bos, K., 2005, Analysis of Human Motion for Humanoid Robots, Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 312-317.
 [15] Iberall, T., 1997, Human Prehension and Dexterous Robot Hands, International Journal of Robotics Research, 16:3 285-299.