

Trinocular Vision System을 이용한 물체 자세정보 인식 향상방안

김종형^a, 장경재^b, 권혁동^{c*}**A Study on the Improvement of Pose Information of Objects by Using Trinocular Vision System**Jong Hyeong Kim^a, Kyoungjae Jang^b, Hyuk-dong Kwon^{c*}^a Department of Mechanical System Design Engineering, Seoul National university of Science & Technology, 232, Gongneung-ro, Nowon-gu, Seoul 01811, Korea^b Graduate School of Mechanical Design and Robot Engineering, Seoul National university of Science & Technology, 232, Gongneung-ro, Nowon-gu, Seoul 01811, Korea^c Manufacturing Systems and Design Engineering Programme, Seoul National University of Science and Technology 232, Gongneung-ro, Nowon-gu, Seoul 01811, Korea**ARTICLE INFO***Article history:*

| | | | |
|----------|----|----------|------|
| Received | 26 | February | 2017 |
| Revised | 11 | April | 2017 |
| Accepted | 14 | April | 2017 |

*Keywords:*Stereo vision
Trinocular vision
Bin-picking
Pose estimation**ABSTRACT**

Recently, robotic bin-picking tasks have drawn considerable attention, because flexibility is required in robotic assembly tasks. Generally, stereo camera systems have been used widely for robotic bin-picking, but these have two limitations: First, computational burden for solving correspondence problem on stereo images increases calculation time. Second, errors in image processing and camera calibration reduce accuracy. Moreover, the errors in robot kinematic parameters directly affect robot gripping. In this paper, we propose a method of correcting the bin-picking error by using trinocular vision system which consists of two stereo cameras and one hand-eye camera. First, the two stereo cameras, with wide viewing angle, measure object's pose roughly. Then, the 3rd hand-eye camera approaches the object, and corrects the previous measurement of the stereo camera system. Experimental results show usefulness of the proposed method.

1. 서론

최근 공정라인의 자동화와 비전 센서(vision sensor) 및 인식 기술의 성능 향상으로 인하여 생산 라인 구축에 대한 부담감을 줄이고자하는 시도가 계속되고 있다. 효과적으로 생산성을 향상시키기 위하여 비전 센서를 기반으로 하는 방식을 도입하였다. 이를 통해 비정형화된 환경에서도 로봇이 인간을 대신하여 놓여있는 물체를

자동으로 인식하여 자동화된 공정을 실행하고 있다. 산업용 로봇을 이용한 생산 방식에서는 특히 비전 및 인식 성능이 가장 중요한 요소이나 실용적 사용을 위한 연구가 활발히 진행되고 있다.

비정형화된 환경 하에서의 로봇작업의 대표적인 응용예로 빈-피킹(bin-picking)을 들 수 있다. 이는 이웃하는 물체가 서로 겹쳐져 있고 물체들이 무작위로 쌓인 형태일 때, 한 개의 물체 영역을 찾고 물체가 놓인 자세 각도를 추정하는 방법이다. 빈 피킹을 통해 비주

* Corresponding author. Tel.: +82-2-970-6359

Fax: +82-2-974-8270

E-mail address: atom@seoultech.ac.kr (Hyuk-dong Kwon).

얼 서보잉(visual servoing)^[1]을 수행할 때, 물체의 위치 및 자세 정보가 요구된다^[2]. 기존의 빈-피킹 방식에서는 스테레오 비전(stereo vision)^[3-6]이나 3차원 시각 센서 혹은 레이저 센서를 이용하여 물체의 위치를 찾고 카메라로부터의 거리 정보를 획득하여 물체 영역을 분할하고 물체의 자세를 추정하였다. 빈-피킹 방법으로 물체에 라벨을 부착하여 라벨인식을 통해 물체의 3차원 자세를 추출하는 방법^[7], 피킹(picking)할 물체에 대하여 CAD 모델을 만들어 둘을 비교하여 물체의 회전 각도를 추출하는 방법^[8,9], 빛을 반사하는 물체에 대하여 여러 각에서 빛을 쏘아 캡처된 이미지에 대하여 6D 자세 추정을 위하여 데이터 구동방식 알고리즘을 적용하는 방법^[10] 등 여러 가지 방법들이 제안되었다. 하지만 기존에 개발된 빈-피킹 기술은 낮은 인식 성능과 신뢰도로 인하여 현장 기술로 적용되기 어려운 실정이므로 현장에 적용 가능한 실용적 빈-피킹 방법에 대한 기술 개발이 절실히 요구되고 있는 실정이다.

본 논문에서는 빈-피킹에 대한 실용화를 위하여, 기존의 넓은 시야를 가지는 고정형 스테레오 비전 시스템에 로봇 팔에 장착된 한 개의 핸드-아이 카메라를 추가하여 로봇 팔이 물체를 잡을 때에 정밀도를 향상 시키는 방법을 제안하였다.

핸드-아이 카메라는, 로봇 팔이 물체에 접근 시에 좁은 시야를 가지지만, 물체를 보다 확대하여 정밀하게 봄으로써 물체를 잡을 때의 정밀도와 신뢰도를 향상 시킬 수 있는 장점이 있다. 제안된 방법의 타당성을 검증하기 위하여 실험을 통해 기존의 스테레오 비전 시스템과 비교하여 인식 성능이 얼마나 향상되었는지 평가하였다. 스테레오 카메라와 핸드-아이 카메라 간의 물체 정보는 물체의 CAD 모델을 활용하였으며, 부품의 초기 인식을 위해서는 부품 상의 랜드 마크를 사용하여 작업을 단순화 시켰다. 제안된 빈-피킹 전략은 실험을 통하여 매우 실용적 사용이 가능함을 보였다.

2. 시스템 구성

제안된 빈-피킹 시스템의 인식 부분은 대시야를 가진 고정형 스테레오 비전 시스템에 로봇 팔에 장착된 한 개의 소시야용 핸드-아이 카메라를 추가하여 Fig. 1과 같이 구성된 형태인 트리나클라



Fig. 1 Trinocular vision system

비전 시스템(trinocular vision system)이다.

제안된 시스템 좌표계는 Fig. 2와 같이 구성이 되어있으며 각각의 좌표계는 $\{C_S\}$ 는 스테레오 좌표계, $\{C_L\}$ 은 왼쪽 좌표계, $\{C_R\}$ 은 오른쪽 좌표계, $\{R\}$ 은 로봇 좌표계, $\{H\}$ 은 핸드-아이 카메라 좌표계, $\{O\}$ 는 물체 좌표계, $\{W\}$ 는 월드 좌표계로 정의한다.

식 (1)과 같이 $\{C_S\}$ 좌표계에서 관찰된 물체의 한 점을 P_S , $\{W\}$ 좌표계에서 관찰된 물체의 한 점을 P_W , $\{H\}$ 좌표계에서 관찰된 물체의 한 점을 P_H 라고 한다면 $\{C_S\}$ 좌표계에서 봤을 때의 물체의 한 점은 식 (2)와 같은 빈-피킹 로봇의 변환 행렬(transformation matrix)의 과정을 통해 $\{W\}$, $\{H\}$ 에서 봤을 때의 한 점으로 표현될 수 있다.

$$P_S = \begin{bmatrix} x_S \\ y_S \\ z_S \end{bmatrix}, P_W = \begin{bmatrix} x_W \\ y_W \\ z_W \end{bmatrix}, P_H = \begin{bmatrix} x_H \\ y_H \\ z_H \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$P_W = T_S^W \cdot P_S \quad (2)$$

$$\begin{aligned} P_H &= T_W^H \cdot P_W \\ &= T_W^H \cdot T_S^W \cdot P_S \\ &= T_S^H \cdot P_S \end{aligned}$$

여기서, 변환 행렬 T_S^W 는 카메라 캘리브레이션에 의하여 구할 수 있으며, 변환 행렬 T_W^H 은 로봇 제어가 가지고 있는 조인트별 기구학 파라미터를 가지고 실시간으로 계산할 수 있다. 이러한 변환 행렬 과정을 통해 통합적인 연결된 변환 행렬을 산출해 낼 수 있으며, 스테레오 좌표계 $\{C_S\}$ 에서 구한 3차원 정보는 궁극적으로 $\{H\}$ 좌표계에서의 물체의 3차원 정보로 변환할 수 있다.

대응 문제(corresponding problem)와 물체 인식은 스테레오 비전 시스템에서의 가장 시간이 많이 걸리고 어려운 문제이다. 본 논문에서는 이러한 문제를 극복하고 실용적 활용을 위하여 물체의

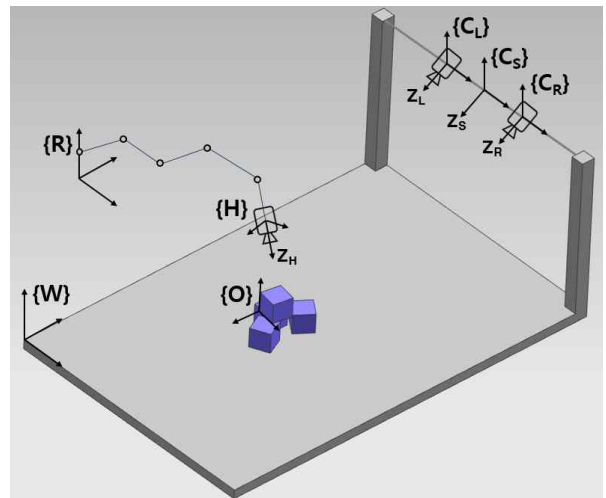


Fig. 2 System coordinates

CAD 모델과 랜드 마크를 도입하였다. 스테레오 비전 시스템에서 먼저 랜드 마크를 스테레오 비전 시스템에서 먼저 랜드 마크를 인식하고, 거리 및 특징점들을 기반으로 CAD 모델을 정합시켜 대상 물체를 인식하도록 하였다.

스테레오 카메라는 대시야를 가지고 있어 대상물을 넓게 보지만, 위치나 자세의 정밀도는 낮다. 스테레오 카메라의 인식 정보를 기반으로 로봇 핸드나 물체에 접근했을 경우, 핸드-아이 카메라는 소시야를 가지고 확대하여 대상물을 보다 정확히 볼 수 있다. 또한, 스테레오 카메라의 좌표계 $\{C_S\}$ 에서 정합시킨 CAD 모델도 다시 핸드-아이 카메라 좌표계 $\{H\}$ 로 전환하여 비교해 봄으로써, $\{C_S\}$ 에서 인식한 물체의 위치 및 자세와 $\{H\}$ 에서 본 실제 영상과 비교하여 수정함으로써 더 정확히 물체를 잡을 수 있다.

대상물체에 부착된 랜드 마크는 Fig. 3과 같이 설계 되어 있다. 랜드 마크는 물체의 표면에 붙여진 사각형의 검정색 테두리를 포함한 안의 숫자로 구성되었다. 이 직육면체의 물체에 마크를 부착하여 마크 인식을 통해 물체의 3차원 자세를 알 수 있다. Fig. 3과 같이 마크 안의 왼쪽위의 점은 물체의 방향을 나타낼 수 있으며 숫자는 물체에 ID를 부여함을 의미한다. 따라서 비전 센서를 통해 캡처된 이미지와 프로그램 내에서 CAD 모델과 정합하여 물체를 ID에 맞게 구별할 수 있도록 한다.

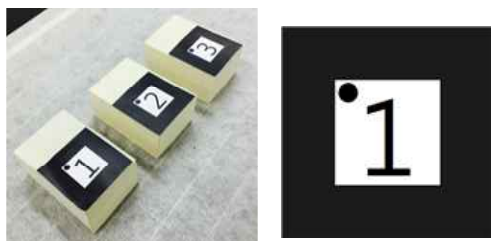
빈 피킹 작업에서 형상적 특징이 뚜렷하지 않은 물체의 인식은 매우 어렵다. 보다 쉽고 실용적으로 작업을 수행하기 위해서는 랜드 마크를 붙여서 사용하는 것이 여러 측면에서 유리하다. 본 연구에서는 3개 카메라를 이용한 효율성을 강조하기 위해서 물체는 직육면체로 단순화 하였다.

3. Trinocular Vision을 이용한 물체 자세 인식

3.1 스테레오 비전에 의한 3차원 거리 측정

일반적으로 스테레오 카메라의 기하학적인 모델은 두 대의 카메라가 하나의 물체를 바라보고 있는 구조를 가지며 응용분야에 따라 다양한 형태를 나타낸다.

두 대의 카메라 초점거리 f 는 서로 같고 두 카메라의 광축인 Z_L ,



(a) Object with markers (b) Land marker

Fig. 3 Land marker on object

Z_R 는 서로 평행하게 되도록 한다. 좌측 렌즈와 우측 렌즈 중심 사이의 거리를 b 라고 하고, 이 두 중심위치를 연결하는 선분을 베이스라인(base line)이라고 한다. $x_L - x_R$ 은 좌우 영상에서 서로 대응하는 픽셀의 위치 차이로써 거리를 결정하는 중요한 값이다. 기본 원리는 Fig. 4로부터 삼각형 $PO_L O_R$ 과 삼각형 Ppp' 의 닮음관계로부터 카메라와 물체와의 거리 z 에 대한 식을 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다. 본 논문에서는 랜드 마크의 모서리, 또는 점까지의 거리를 측정하여, 3차원 CAD 모델과 정합하고자 한다.

$$z = \frac{b \cdot f}{x_L - x_R} \tag{3}$$

3.2 랜드 마커 인식

랜드 마커 인식 및 CAD 모델과의 정합 프로그램 순서도는 Fig. 5에 나타내었다. 우선 마커가 부착된 물체의 엣지(edge)를 검출하고 3D 자세(pose)정보를 획득하는 것이 목적이다. 이때 프로그램에 사용된 영상처리 알고리즘은 카메라의 위치 및 방향을 알아낼 때 사용하는 함수(solvePnP)와 3차원 회전변환을 표현하는 한 방법인 Rodrigues's rotation formula 등을 사용하였다.

OpenCV내 solvePnP 함수는 마커의 꼭지점 4점으로부터 2차원 상에서의 3차원 자세를 추정하는 함수이다. 3차원 공간에서는 데이터베이스(data base)의 이미지의 벡터를 v_1 이라 하고 캡처된 이미지의 벡터를 v_2 라 하였을 때, 두 벡터 $v_1 = (x_1, y_1, z_1)$, $v_2 = (x_2, y_2, z_2)$ 의 절대적인 사이 각(θ)은 식 (4)와 같이 내적을 이용하여 구할 수 있다. 이를 이용하여 물체의 CAD 모델과 정합이 가능하다.

$$\theta = \cos^{-1}\left(\frac{v_1 \cdot v_2}{\|v_1\| \|v_2\|}\right) \tag{4}$$

$$= \cos^{-1}\left(\frac{x_1x_2 + y_1y_2 + z_1z_2}{\sqrt{x_1^2 + y_1^2 + z_1^2} \sqrt{x_2^2 + y_2^2 + z_2^2}}\right)$$

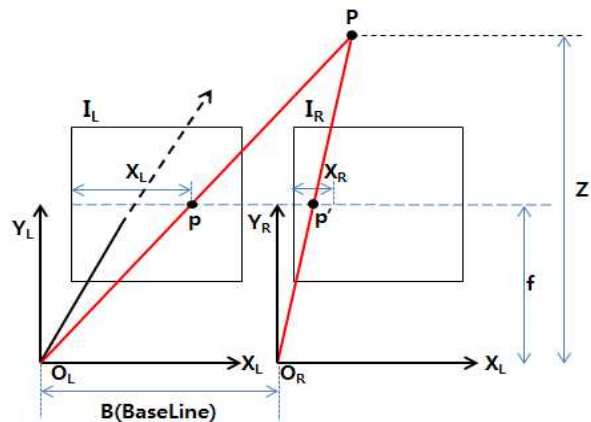


Fig. 4 Description of stereo vision

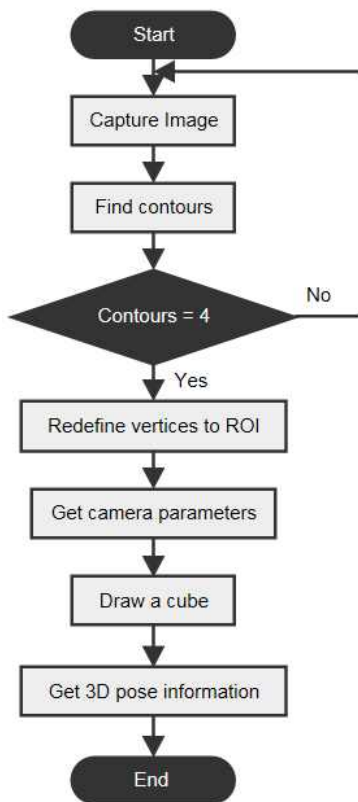


Fig. 5 Program flow chart for land mark

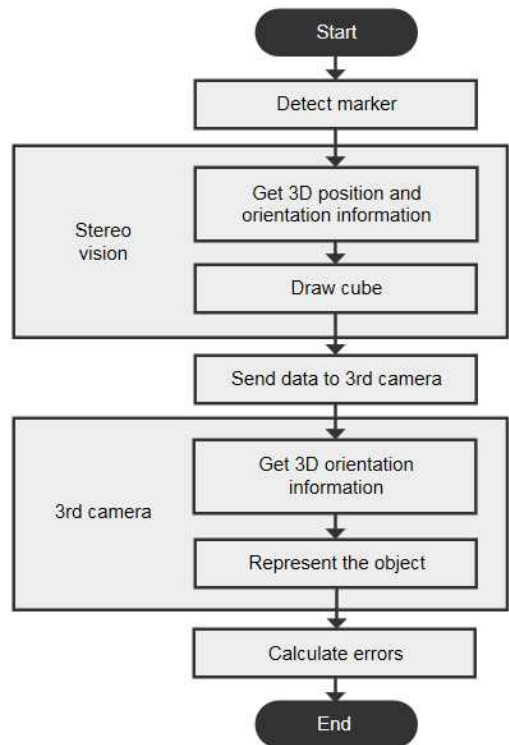


Fig. 6 Algorithm for calculating errors

3.3 핸드-아이 카메라에서의 오차 보정

스테레오 좌표계에서 1차로 랜드 마커를 인식하고, CAD 모델과 정합한 후에, 인식된 물체에 대하여 CAD 모델의 3차원 위치와 자세 정보를 핸드-아이 좌표계로 넘겨준다. 핸드-아이 카메라에서 본 영상과 넘겨온 CAD 모델과 비교하면 핸드-아이 카메라에서의 오차를 계산할 수 있으며, 자세한 과정은 Fig. 6과 같다.

먼저 스테레오 비전 시스템은 랜드 마커를 인식한 후 물체까지의 거리 및 3차원 자세정보를 얻는다. 이를 기반으로 CAD 모델을 정합시키고, 이에 정보를 저장한다.

식 (2)에서 보는 바와같이 T_s^H 변환 행렬을 이용하여 스테레오 비전 시스템 좌표계에서의 CAD 모델을 세 번째 핸드-아이 카메라 좌표계 $\{H\}$ 로 변환하여 핸드-아이 카메라에 표시한다.

한편 스테레오 비전시스템에서 구한 물체의 위치 및 자세 정보를 로봇이 받아서 핸드-아이 카메라를 물체 앞으로 움직이고, 자체적으로 물체의 랜드 마크 또는 물체의 에지를 인식하여 CAD 모델과 매칭시킨다.

핸드-아이 카메라 좌표계에는 스테레오 비전 시스템에서 넘어온 CAD 모델과 핸드-아이 카메라에서 정합된 CAD 모델 2개를 가진다. 결국, 두 CAD 모델의 사이에는 3차원 상의 오차가 생기게 되며 이 오차를 로봇이 보정하여 대상물을 잡는다.

물체의 형상을 직육면체라고 하면, Fig. 7에서처럼 (a)는 스테레

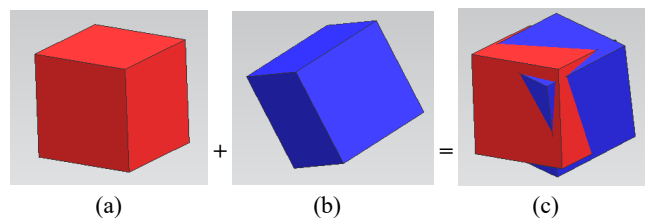


Fig. 7 Define CAD matching errors

오 비전시스템에서 넘어온 CAD 모델이고, (b)는 핸드-아이 카메라에서 정합된 CAD 모델이다. 핸드-아이 카메라 좌표계 상에서 두 개의 CAD 모델의 차이를 Fig. 7(c)와 같이 표현할 수 있고, 3차원 위치변수 $[x, y, z]$ 와 3차원 자세변수 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 의 차이를 구할 수 있다.

Fig. 7(a)의 스테레오 비전 시스템에서 정합된 CAD 모델은 그 부품의 대략적인 위치 및 자세 정보를 가지고 있으므로, 로봇이 1차적으로 이 정보를 사용하여 로봇 핸드를 물체에 접근시킨다. 이 CAD 모델을 핸드-아이 좌표계로 변환하여 가장 가까운 대상물을 쉽게 찾을 수 있어서 스테레오 비전 시스템과 핸드-아이 카메라에서의 대응 문제를 쉽게 해결할 수 있다.

Fig. 7(c)에서처럼 스테레오 비전 시스템의 공간상의 CAD 모델과 핸드-아이 카메라의 CAD 모델과의 오차는 로봇관련 기하학적 변수들의 오차, 스테레오 카메라 캘리브레이션 오차 등에 기인하며 필연적으로 생길 수밖에 없다. 핸드-아이 카메라에서 정합된 CAD 모델은 월드 좌표계 상에서의 위치 정보를 이미 알고 있으므로 이

오차를 로봇이 보정하여 대상 물체를 보다 정확히 잡을 수 있다.

4. 실험 및 결과

첫 번째는 스테레오 비전 카메라의 정확도를 확인하기 위하여 랜드 마크의 점과 점간의 거리를 기준으로 측정하였다. 오차를 측정하기 위해 3개 물체를 Fig. 8~10과 같이 각각 다른 자세에 대하여 정밀도 실험을 진행하였다. 대상 물체의 점과 점간의 실제 절대적인 위치를 정확히 측정하는 것은 매우 어려우므로, 이미 알고 있는 랜드 마크의 점과 점간의 거리를 기준으로 측정하였다.

Table 1~3에서 보면, 대체로 큰 오차 없이 정확히 인식됨을 확인할 수 있었다. 세 번째 물체의 비스듬히 놓인 모서리(point 1-2)가 6.79%로 제일 오차가 컸다. 이 오차는 CAD 모델을 정합시켰을 때 크기의 차이를 의미하기도 한다. 스테레오 카메라 영상에서 보면 비스듬한 모서리(point 1-2)의 각도 10°변화는 영상에서 1 또는 2개의 화소 이내에 들어오는 값이다. 물체의 놓인 방향에 따라서 측정의 민감도가 떨어지는 부분이다.

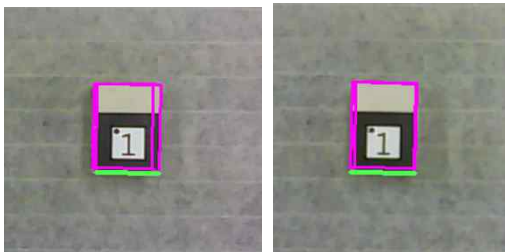


Fig. 8 Stereo accuracy test of 1st object

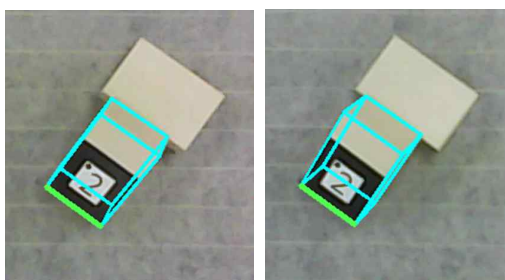


Fig. 9 Stereo accuracy test of 2nd object

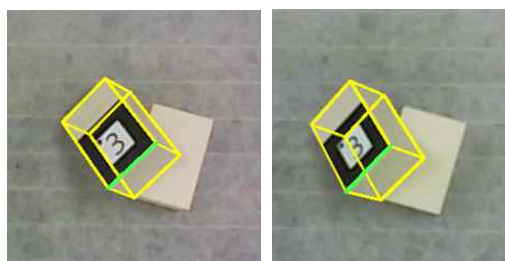


Fig. 10 Stereo accuracy test of 3rd object

두 번째 실험은 스테레오 비전 카메라에서 본 대상 물체의 위치 및 자세 측정 오차를 알기 위해서, 대상 물체의 3개를 각각 다른 자세에 대하여 월드 좌표계에서 알고 있는 한 개의 점을 기준으로 각 물체의 위치 및 방향을 측정하였다.

대상 물체 기준 점에서 가장 멀리 있는 세 번째 꼭지점(point 3)에 대해서 위치와 방향을 측정하였다. Table 4에서 보면, x-y 위치 표현 좌표 값은 오차율 6% 미만의 비교적 정확한 반면에 z 좌표값 즉 거리는 18% 정도의 오차가 많이 남을 알 수 있다. Table 5에서 방향이 크게 오차를 나타내는 것은 대상 물체가 비스듬히 놓여있기 때문이다.

Table 1 Stereo accuracy result of 1st object

| | Obtained result | Error |
|-----------|-----------------|-------|
| Point 0-1 | 3.99 cm | 0.36% |
| Point 1-2 | 5.83 cm | 2.77% |
| Point 2-3 | 3.97 cm | 0.78% |
| Point 3-0 | 5.84 cm | 2.61% |

Table 2 Stereo accuracy result of 2nd object

| | Obtained result | Error |
|-----------|-----------------|-------|
| Point 0-1 | 3.95 cm | 1.22% |
| Point 1-2 | 5.84 cm | 2.73% |
| Point 2-3 | 3.96 cm | 1.14% |
| Point 3-0 | 5.80 cm | 3.34% |

Table 3 Stereo accuracy result of 3rd object

| | Obtained result | Error |
|-----------|-----------------|-------|
| Point 0-1 | 4.02 cm | 0.60% |
| Point 1-2 | 5.59 cm | 6.79% |
| Point 2-3 | 4.07 cm | 1.64% |
| Point 3-0 | 5.63 cm | 6.20% |

Table 4 Position error (%)

| | 1 st object | 2 nd object | 3 rd object |
|----------|------------------------|------------------------|------------------------|
| Point3.X | 5.38 | 5.70 | 4.82 |
| Point3.Y | 0.73 | 0.67 | 0.47 |
| Point3.Z | 23.73 | 18.91 | 15.04 |

Table 5 Orientation error (%)

| | 1 st object | 2 nd object | 3 rd object |
|----------|------------------------|------------------------|------------------------|
| Point3.α | 5.93 | 5.18 | 29.71 |
| Point3.β | 15.30 | 44.98 | 4.93 |
| Point3.γ | 1.70 | 7.45 | 3.24 |

본 실험을 통해서 보면, 스테레오 카메라는 대상 물체의 크기는 잘 측정할 수 있으나, 거리는 비교적 오차가 크고 방향에서도 비스듬한 면에서는 방향 측정 오차가 큼을 알 수 있다. 이는 로봇 핸드 가 대상 물체를 잡을 때 일부 큰 오차로 인하여 문제가 된다.

오차율은 식 (5)와 같이 월드좌표계 상에서 실제 물체의 위치 $[x, y, z]$ 와 방향 $[\alpha, \beta, \gamma]$ 를 측정된 결과와 스테레오 비전을 이용해 측정된 결과를 백분율로 측정하였다.

$$Error = (1 - \frac{measured\ value}{actual\ value}) \times 100 (\%) \quad (5)$$

세 번째 실험은 두 번째 실험과 동일한 조건에서 핸드-아이 카메라에서 정합된 CAD 모델이 얼마나 오차를 보정할 수 있는지를 실험하였다.

Table 6~8은 세 번째 기준점(point 3)에 대해서 스테레오 비전 시스템과 핸드-아이 비전 시스템에서 구한 위치와 자세의 평균오차이다. Table 8과 Table 3의 결과를 비교해 보면, Table 3의 오차는 절반 이상 줄었다. 스테레오 비전시스템의 시야 각도와 핸드-아이 비전 시스템의 시야 각도가 다르므로 각각의 기하학적 값을 일대일로 비교하기는 어려우나 전반적으로 개선된 것을 알 수 있다.

Fig. 11에서 ①은 실제 모델이며 ②의 검은색 박스는 앞에서 구

한 파라미터들을 이용해 OpenGL로 표현한 결과이다. ③은 스테레오 오차를 핸드-아이 카메라로 수정한 파라미터들을 OpenGL로 다시 표현한 결과이다. (a)는 스테레오 비전을 통해 얻은 파라미터와 실제물체와 비교한 결과이며, (b)는 핸드-아이 비전 시스템을 통해 오차 값을 수정한 결과이다. 핸드-아이 시스템에서는 훨씬 오차가 감소된 것을 볼 수 있다.

실제 모델과 비교해본 결과 Table 6~8에서 보듯이 핸드-아이 비전 시스템을 사용하였을 때 스테레오 비전 시스템만 사용하였을 때보다 오차율이 평균 5.24% 감소함을 확인할 수 있었다.

타 연구의 경우 400 mm 떨어진 물체는 스테레오 카메라 측정 시 373 mm로 약 6.75% 오차가 발생하였으며 이러한 오차는 거리가 늘어남에 따라 증가하였다^[11].

본 연구에서는 스테레오로만 측정된 결과 실제 물체의 위치와 약 9.5 mm정도 차이가 났으며 오차가 보정된 결과는 실제 물체와 약 5.2 mm정도 차이가 발생하는 것을 확인할 수 있었다. 이 정도의 오차는 로봇의 그리퍼에서 해결할 수 있을 것으로 예상된다. 이러한 트리나쿨라 비전 시스템의 개념은 비주얼 서보잉(visual servoing) 개념으로 쉽게 확대될 수 있으며 핸드-아이 시스템이 물체에 접근할수록 더 정확히 측정이 가능하다.

5. 결론

본 논문에서는 로봇 빈-피킹 작업을 위한, 고정형 스테레오 비전 시스템과 로봇 팔에 장착된 핸드-아이 카메라를 합친 트리나쿨라 비전 시스템을 제안하였다.

스테레오 비전 시스템은 대시야를 가지고 넓게 작업 대상물을 보지만, 거리가 멀고 비스듬히 있는 물체에 대해서는 평균 10.76% 정도의 많은 측정 오차를 가지고 있지만, 핸드-아이 비전 시스템이 가까이 접근하여 다시 물체를 인식함으로써 오차율이 평균 5.24%로 감소함을 확인할 수 있었다. 또한, 스테레오 카메라의 경우 작업실의 조명환경이나 물체의 놓인 위치에 따라 안정되지 못한 성능을 보였지만, 핸드-아이 비전 시스템의 경우 이를 정확히 인식할 수 있었다.

여러 대의 카메라를 사용할 경우, 물체의 인식도는 높아지지만 카메라 간의 대응 문제(corresponding problem)가 심각해진다. 본 논문에서는 스테레오 비전 시스템과 핸드-아이 비전 시스템에서 다시 계산함으로써 정보의 정밀도를 향상시켰고, CAD 모델과 랜드 마크를 이용하여 대응 문제를 해결하고, 쉽고 빠르게 정보를 추출함으로써 보다 빈-피킹 문제를 보다 쉽게 풀 수 있게 하였다. 결과적으로 로봇 빈-피킹에 있어 고정된 스테레오 비전 시스템과 핸드-아이 비전 시스템을 이용한 비주얼 서보잉의 개념을 도입하면 더 정확한 측정 결과를 기대할 수 있음을 알 수 있었다. 향후

Table 6 Error of parameters of 1st object (%)

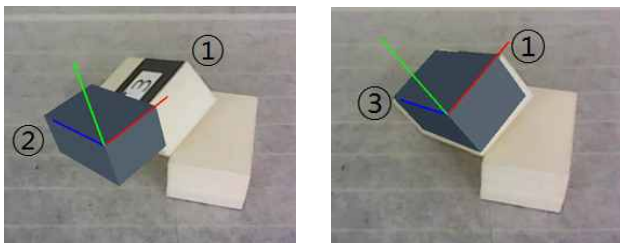
| Vision type | x | y | z | α | β | γ | Average |
|-------------------|------|------|-------|----------|---------|----------|---------|
| Stereo vision | 5.37 | 0.73 | 23.73 | 5.93 | 15.30 | 1.70 | 8.79% |
| Trinocular vision | 3.25 | 0.57 | 23.73 | 5.28 | 3.34 | 1.09 | 6.21% |

Table 7 Error of parameters of 2nd object (%)

| Vision type | x | y | z | α | β | γ | Average |
|-------------------|------|------|-------|----------|---------|----------|---------|
| Stereo vision | 5.70 | 0.67 | 18.91 | 5.18 | 44.98 | 7.45 | 13.82% |
| Trinocular vision | 4.20 | 0.62 | 18.91 | 1.73 | 5.46 | 1.53 | 5.41% |

Table 8 Error of parameters of 3rd object (%)

| Vision type | x | y | z | α | β | γ | Average |
|-------------------|------|------|-------|----------|---------|----------|---------|
| Stereo vision | 4.81 | 0.46 | 15.04 | 29.71 | 4.93 | 3.24 | 9.68% |
| Trinocular vision | 1.27 | 0.23 | 15.04 | 3.74 | 2.49 | 1.88 | 4.11% |



(a) Before compensating errors (b) After compensating errors
Fig. 11 The error compensation result (captured by 3rd camera)

복잡한 물체를 대상으로 본 연구의 결과를 확대 적용이 과제로 남아 있다.

후 기

이 연구는 서울과학기술대학교 교내연구비의 지원으로 수행되었습니다.

References

- [1] Zhao, Y., Xie, W. F., Liu, S., 2013, Image-based Visual Servoing using Improved Image Moments in 6-DOF robot Systems, IJCAS, 11:3 586-596.
- [2] Mohebbi, A., Keshmiri, M., Xie, W. F., 2014, An Acceleration Command Approach to Robotic Stereo Image-based Visual Servoing, The International Federation of Automatic Control, 47:3 7239-7245.
- [3] Oh, J. K., Lee, S. H., Lee, C. H., 2012, Stereo Vision Based Automation for a Bin-Picking Solution, International Journal of Control, Automation, and System, 10:2 362-373.
- [4] Hema, C. R., Paulraj, M. P., Nagarajan, R., Sazali Y., 2006, Object Localization using Stereo Sensors for Adept SCARA robot, 2016 IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechanics, 1-5.
- [5] Kim, K. K., Kim, J. B., Kang, S. S., Kim, J. H., Lee, J. Y., 2012, Vision-Based Bin Picking System for Industrial Robotics Applications, International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence(URAI), 515-516.
- [6] Sumi, Y., Ishiyama, Y., Tomita, F., 2007, Robot-vision Architecture for Real-time 6-DOF Object Localization, Computer Vision and Image Understanding, 105:3 218-230.
- [7] Wijenayake, U., Choi, S. I., Park, S. Y., 2016, Stereo Vision-based 3D Pose Estimation of Product Labels for Bin Picking, Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, 22:1 8-16.
- [8] Xu, J., Pu, S., Z. G., Zhaff, H., 2012, 3D Pose Estimation for Bin-picking Task using Convex Hull, 2012 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 1381-1385.
- [9] Pretto, A., Tonello, S., Menegatti, E., 2013, Flexible 3D Localization of Planar Objects for Industrial Bin-picking with Monocamera Vision System, 2013 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering, 168-175.
- [10] Rodrigues, J. J., Kim, J. S., Furukawa, M., Xavier, J., Aguiar, P., Kanade, T., 2012, 6D Pose Estimation of Textureless Shiny Objects using Random Ferns for Bin-picking, 2012 IEEE/RSJ IROS, 3334-3341.
- [11] Jo, H., Jin, K-S., Lee, Y-J., Yoon, T-S., 1998, A Study for Distance Measurement using the Stereo Camera and a Laser Pointer, 1998 Institute of Control, Robotics and Systems, 668-671.