

## Labeling 방법을 이용한 Bin-Picking용 시각 기능 연구

최재완\*, 박경택\*, 정광조\*

A study on vision algorithm for bin-picking using labeling method

J. W. Choi\*, K. T. Park\*, G. J. Chung\*

### ABSTRACT

This paper proposes the labeling method for solving bin-picking problem in robot vision. It has the processing steps such as image thresholding, region labeling, and moment computation. To determine a target object from object, the modified labeling method is used to. The moment concept applied to determine the position and orientation of target object. Finally, some experiment result are illustrated and compared with the results of conventional shrinking algorithm and collision fronts algorithm. The proposed labeling method has reduced processing time.

**Key Words :** bin picking, robot vision, labeling, image sensor

### 1. 서 론

오늘날 산업용 로봇을 응용한 공장 자동화에 대한 관심은 생산성 향상 및 노동 환경 개선의 필요등 산업 구조적 여건에 변화에 따라 점차 증가하고 있다. 그 결과 산업용 로봇은 물체를 집어 옮기는 단순한 작업 뿐 아니라 연속된 경로를 추적하고 작업하는 아크용접이나 고도의 정밀도를 요구하는 조립작업 등에도 많이 쓰이고 있다. 그러나 아직도 공정환경에서 대다수 부품이나 공구는 상자에 정렬되지 않은 상태로 담겨 공급되고 있고 이때문에 이들 부품의 적절한 공급 방법을 갖추는 데 상당한 어려움이 있다. (4, 5, 6, 7, 9)

주로 인간의 노동에 의존하던 이 문제를 해결하는 방안으로 기계적인 공급 장치(mechanical feeder)가 이용되고 있는데 대상부품의 형상이나 재질, 크기등의 변화에 능동적으로 대처하기 위한 구조와 기능을 갖추는

것은 쉽지않다. 또한 기계적인 공급 장치는 상당히 소음도 크고 가격과 설계, 결합 제거 시간등을 고려할 때 개선의 여지를 다분히 가지고 있다.

Bin-picking이란 정렬되지 않은 부품군으로부터 작업 대상물체를 찾아 집어내는 일련의 지능 작업을 말한다. 시각 기능이 없는 bin-picking 시스템은 대상물체를 찾는 방법은 간단하지만 근본적으로 시행착오적인 방법으로 진행되므로 성공률이 낮고 대상 물체의 형상에 따라 적합한 그리퍼(gripper)를 설계하기도 매우 어렵기 때문에 산업용으로는 부적절하다. 이러한 문제는 시각 기능을 부여함으로써 해결 될 수 있는데 여기에는 원거리(remote) 센서와 근거리(local) 센서의 두가지 형태의 센서 정보가 필요하다. 본 논문에서는 원거리 센서로서 현대의 CCD 카메라를 이용하고 물체까지 거리 정보를 찾기 위한 근거리 센서로는 근접센서를 부착하여 로봇이 상자안에 정렬되지 않은 부품군으로부터 잡는 위치

\* 한국기계연구원 자동화연구부 자동제어실

(holdsite)와 방향(orientation)을 결정하는 2차원 robot vision 알고리즘을 구한다. 본 논문에서는 기존에 발표된 shrinking 알고리즘, collision fronts 알고리즘, matched filter 알고리즘등(1-5)에서 제시한 방법에 비해 수행 속도가 빠르고 알고리즘의 하드웨어(hardware)화가 용이한 즉, 실용화의 가능성이 가장 높다고 생각되는 labeling과 모우먼트 방법을 이용한 bin-picking을 위한 실용적인 robot vision 알고리즘을 개발하는데 초점을 맞추었다.

## 2. Labeling을 위한 대상물체 분리

### 2.1 겹쳐진 물체의 경계를 분리시킬 수 있는 요소

Image sensor는 물체의 반사된 빛의 세기(intensity)를 감지한다. 임의의 형상을 가진 물체의 미소 영역에서 반사되는 빛의 세기는 아래 식으로 표현할 수 있다. (4)

$$I_r = I_i \cdot c \cdot \cos^2 \alpha \quad (1)$$

$$\bar{I}_r = I_{i0} \cdot (1 - \exp^{-3d/cw}) \quad (2)$$

- $I_r$  : 반사된 빛의 밀도
- $I_r$  : 깊이에 따른 반사된 빛의 밀도
- $I_i$  : 입사된 빛의 밀도
- $I_{i0}$  : 원래 입사된 빛의 밀도
- $\alpha$  : image sensor 광축과 표면의 법선과 수직축이 이루는 각
- $c$  : 표면의 반사 상수
- $d$  : bin 내부의 깊이
- $cw$  : bin 내부에서의 그림자와 반사 factor

일반적으로 조명은 image sensor의 광축과 평행하다고 가정한다. 이때 식(1)은 물체의 임의의 미소 영역에서 반사되는 빛의 세기는 입사되는 빛의 세기, 물체를 이루는 물성 및 표면 거칠 정도에 따라 달라지는 표면 상수, 그리고 광축이 그 점의 접선(normal vector)과 이루는 각  $\alpha$ 의 cosine제곱 함수임을 알 수 있다. 식(2)는 표면의 미소 영역에서 반사되는 빛의 세기가 상자안에 여러 층(layer)으로 쌓인 물체들 중 아래층에 위치한 물체일수록 위층에 위치한 물체들의 부분적인 그림자와 반사 요소들로 인하여 반사되는 빛의 세기에 영향을 미친다.

위의 식들은 이진화시 겹쳐진 물체를 각기 다른 영역으로 분리시키는 역치(threshold) 결정에 관련된 파라

메타들을 제공한다. 식(1)은 상자속의 대상물체가 균일한 표면 반사 상수를 갖는다고 가정했을때, 대상 물체 미소 영역의 빛 반사 세기는  $\alpha$ 의 함수로 표현되는 것을 나타낸다. 여기서 표면 경사각( $\alpha$ )은 그림1과 같이 나타낸다. 만일 어떤 일정한 거침을 가진 물체의 기하학적 단면 곡선에서 얻어진 표면 경사각  $\alpha$ 가 정규분포를 가진다고 가정하면, 그 분포 함수  $f(\alpha)$ 는 (3) 식으로 나타낼 수 있다.

$$f(\alpha) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_\alpha} \exp^{-\left(\frac{1}{2}\right)\left(\frac{\alpha}{\delta_\alpha}\right)^2} \quad (3)$$

또 표면경사각( $\alpha$ )에의한 총적분량, 즉 축정를 표면에서 총반사광량  $\phi$ 은 (4) 식으로 나타낼 수 있다.

$$\phi = \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha) d\alpha \quad (4)$$

그러나, image sensor를 이용할 경우 렌즈의 굴절율로 결정되는 고유의 검출 유효 수광각에 의해 제한된다. 따라서, 수광되는 유효반사광량  $\phi$ 은 (5) 식으로 나타낸다. 여기서 a, b 유효 수광각이다.

$$\phi = \int_a^b f(\alpha) d\alpha \quad (5)$$

그림 2는 표시된 표면 거침을 가진 피측정면에 있어서 산란을 받은 확산 반사광의 분포 특성을 나타낸다.

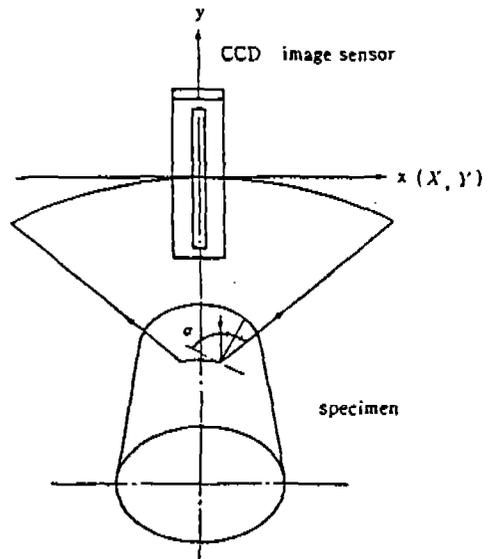


Fig.1 CCD image sensor를 이용한 표면경사각 측정

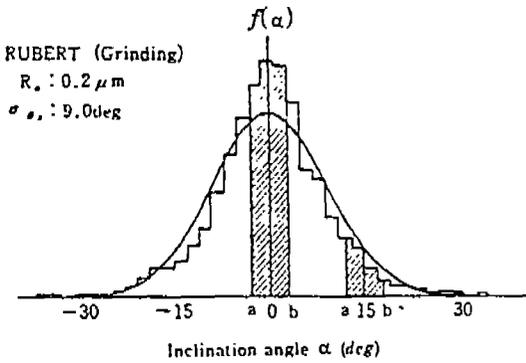


Fig. 2 표면 경사각에 따른 빛의 반사 세기 분포 특성

### 2.2 역치 값의 결정

이 절에서는 본 논문의 주요 관심이 되는 겹쳐진 물체의 경계 분할을 위한 이진화 역치 결정 방법에 대해서 나타내었다. 보통 robot vision에서 이진화를 위한 역치를 정하는데 가장 많이 사용되는 방법은 히스토그램(histogram)을 이용하는 것이다. 특히, Otsu의 역치 결정 방법은 물체가 배경과 쉽게 분할되는 bimodal 형태의 히스토그램에서 훌륭한 결과를 보인다. 그러나 물체들이 겹쳐져 쌓인 상자안의 히스토그램은 bimodal과 유사하거나 혹은 피크(peak)가 여러개 존재하는 멀티레벨(multilevel)로 나타내는데 그 형태가 일정하지 않다. 따라서, 히스토그램으로는 겹쳐진 물체들을 분할시킬 수 있는 적절한 역치를 찾을 수 없다.

따라서 본 논문에서는 겹쳐진 물체의 표면에서 반사되어 image sensor로 수광되는 빛의 세기가 표면 경사각의 함수라는 점에 착안하여 역치를 구하고자 한다. 우선 표면 경사각은 그림 1과 같은 방법으로 계측하였다. 이때 시편(specimen)은 표면 경사각의 변화에 따른 빛의 반사 세기를 정량적으로 해석하기 쉬운 원통형의 시편을 사용하였다. 그 결과 표면 반사 상수가 균일한 물체에서 표면 경사각은  $\pm 10$ 도 정도까지는 빛의 반사 세기가 크지만 표면 경사각이 그것보다 크면 반사 세기는 현저히 작아진다. 물론 대상물체의 표면 거칠기에 따라 그림 2의 표준편차가 달라진다. 본 논문에서 역치를 구하는 방법은 그림 3과 같이 대상 물체가 평행하게 붙은 경우와 수직으로 교차 했을 경우에 각각의 직선 부분에서 추출된 빛의 반사 세기를 비교하여 정하였다.

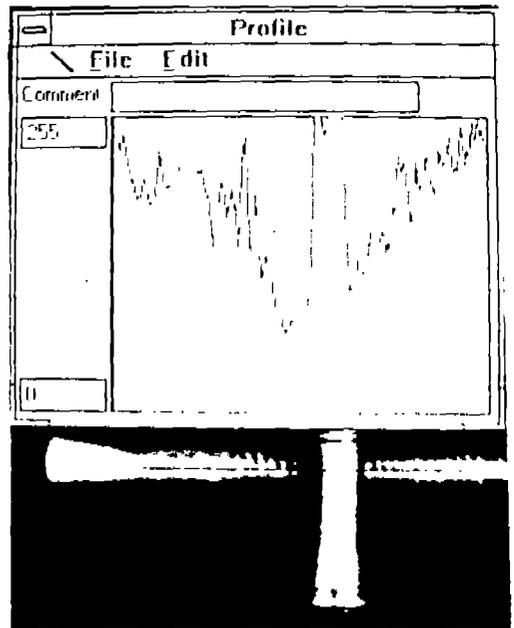
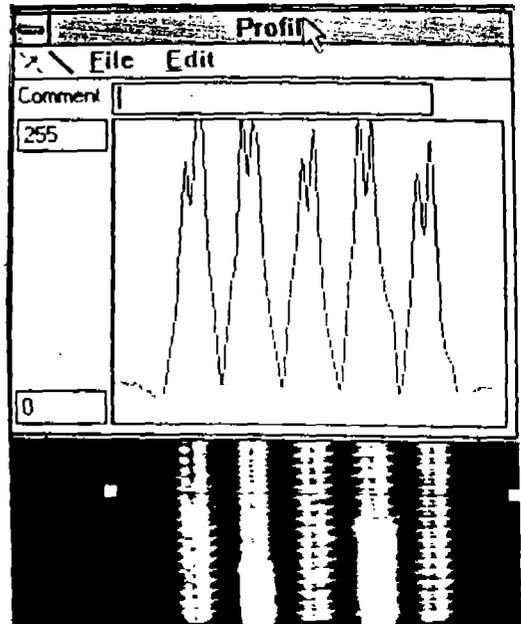


Fig. 3 역치 결정을 위한 빛의 반사 세기 추출 영역

### 3. 목표 물체를 결정하는 labeling 알고리즘

상자안에 쌓인 대상물체중 아마도 가장 상위층(top layer)에 있는 물체가 이진화 됐을 때 가장 큰 영역을

이루게 될 것이다. 따라서 이진화된 분할 영역중 크기가 가장 큰 영역을 찾는 것이 중요하다. 이진화된 영상은 물체라고 판단되는 영역과 그 외의 영역으로 나누어진다. labeling이란 한 물체를 이루는 화소(pixel)들의 집합을 같은 영역으로 인식 할 수 있도록 동일한 색인(index) 혹은 이름(label)을 부여하는 것을 말한다. 이때 동일 영역임을 판단하는 화소 연결은 주로 4-(4 connected) 방향 연결과 4-(4 connected) 방향 연결 형태가 쓰인다.

일반적으로 blob coloring라고 불리는 labeling은 이미 여러 종류의 알고리즘이 개발되어 있다. 우선 반복 알고리즘(iterative algorithm)은 다른 기억 공간이 필요하지만 수행 속도가 늦다. 고전적인 알고리즘(classical algorithm)은 처리시 global table이라는 큰 기억공간을 필요로 한다. 따라서 이 알고리즘은 처리할 영역이 커지면 기억공간도 비례해서 커지는 문제가 있지만 수행 속도는 빠르다.

일반적으로 labeling 알고리즘은 하드웨어의 기억 공간 크기가 크면 알고리즘 수행 속도를 크게 개선시킬 수 있다. 따라서 본 논문에 사용된 labeling 알고리즘은 기본 골격은 고전적인 알고리즘과 비슷하지만, 동일 영역이면서 다르게 부여된 label을 부분집합으로 하는 집합을 만들어 기억시켰다가 나중에 이 정보를 사용해 동일 영역을 검색하는 union find 알고리즘<sup>(10)</sup>을 사용하였다. 이것의 장점은 많은 기억 공간 필요로 하지 않고 또 영역 병합시 반복되는 과정을 줄여주는 것이다.

3.1 Labeling 알고리즘의 전제조건 및 분할 마스크

Labeling 알고리즘<sup>(9)</sup>은 다음 몇가지 전제조건을 바탕으로 구성하였다.

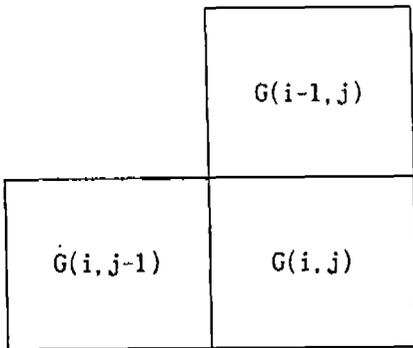


Fig. 4 Labeling mask

- (1) 처리할 화상은 원화상을 역치화 시켜 만든 이진 화상이다.
- (2) 구현이 간단하도록 화상 주사순서에 따라 분할해 간다.
- (3) 화소 연결 정보가 4-(4 connected) 방향으로 추출되도록 한다.

화소의 연결 정보를 4-(4 connected) 방향으로 추출하고자 그림4의 마스크를 사용하였으며, 중심화소의 8-(8 connected) 방향 화소들은 포함시키지 않았다.

3.2 Labeling 처리단계

Labeling은 그림 5의 흐름도와 같은 처리단계를 거친다. 우선 필요한 것은 기억 공간의 정의이다. 처리할 이진화 영역을 나타내는  $G(i, j)$ 와 이영역을 그림5의 마스크가 주사 순서로 진행하며 부여한 region\_number를 저장할 영역  $R(i, j)$ 을 설정한다. 그리고 region\_number를 부여할 때 동일 영역 이지만 다르게 부여된

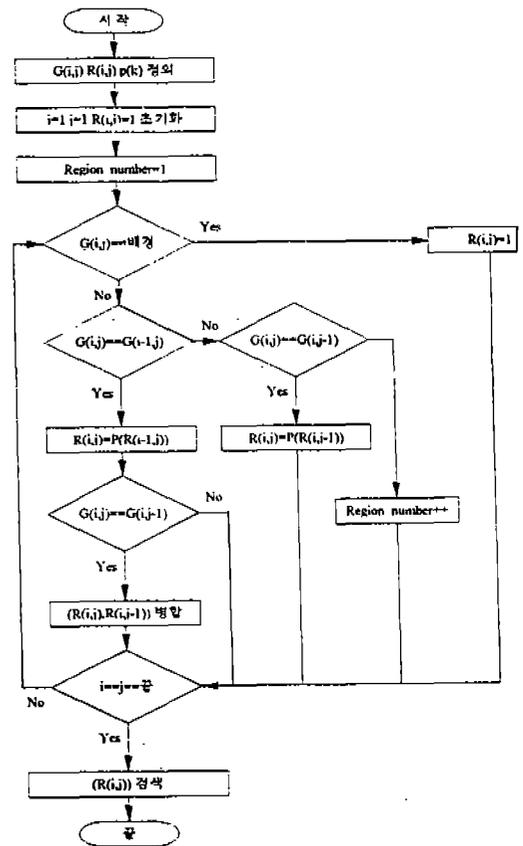


Fig. 5 Labeling 흐름도

region\_number를 각 부분 집합(subset)으로 하나의 집합(set)을 만들어 기억시키는 1차원 배열 P(k)를 설정한다. 또한 R(i, j)의 i=1, j=1 영역에 region\_number를 1로 초기화 한다. 그렇게 한 다음 첫번째 top down 과정으로 G(i, j)에서 마스크가 배경에 이르면 대응하는 R(i, j)에는 영역 초기화때와 같이 region\_number를 1로 부여하고, 또 마스크가 물체에 이르면 그림 6에서 나타난 판단 절차에 따라 결정된 region\_number를 대응하는 R(i, j)에 부여한다. 이때 위에서 설명한 P(k) 배열에 동일 영역이면서 다르게 부여된 region\_number를 병합(union)시킨다. 두번째 top down 과정으로 R(i, j)에 저장된 region\_number들중 배열 P(k)를 이용해 병합된 부분집합들의 조상(parent)을 찾는 작업(find)과 필요가 없어진 부분 집합들을 지우고 순서대로 정리하는 작업(ordering)을 행하여 각 화소에 최종 region\_number를 부여한다.

4. 모멘트를 이용한 잡는 위치 선정과 방향 결정

Labeling을 통해 같은 region\_number의 수가 큰 물체를 목표물체(target object)로 선정하고 그 물체의 잡는 위치와 방향을 계산한다. 목표물체로 부터 잡는 위치와 방향을 찾기 위해 역학에서 사용되는 모멘트 개념을 도입하여 중심(centroid)과 주축(principal axes)을 구한다.

4.1 1차 모멘트를 이용한 잡는 위치 선정

2차원 화상면에서 기준좌표계 XY를 고려할 때, 목표물체에 대한 각 축의 1차 모멘트  $M_x$ ,  $M_y$ 는 식(6-a, b)와 같이 정의된다.

$$M_x = \int_A y \, dA \tag{6-a}$$

$$M_y = \int_A x \, dA \tag{6-b}$$

여기서 A는 목표물체의 전면적이고 식(6)은 목표물체에 대한 모양, 크기, 자세등의 정보를 갖는다. 목표물체의 중심(centroid) 좌표를 ( $x_c$ ,  $y_c$ )는 식(7-a, b)와 같이 주어진다.

$$x_c = \frac{\int_A x \, dA}{A} \tag{7-a}$$

$$y_c = \frac{\int_A y \, dA}{A} \tag{7-b}$$

4.2 2차 모멘트를 이용한 방향 결정

기준좌표계에서 목표물체에 대해 각 축의 2차 모멘트  $I_{xx}$ ,  $I_{yy}$ 는 식(8-a, b)와 같이 정의되고, 관성적(moment product)  $I_{xy}$ 는 식(8-c)와 같이 정의된다.

$$I_{xx} = \int_A y^2 \, dA \tag{8-a}$$

$$I_{yy} = \int_A x^2 \, dA \tag{8-b}$$

$$I_{xy} = \int_A xy \, dA \tag{8-c}$$

목표물체의 방향(orientation)를 찾기 위해, 식(8-a, b, c)로 부터 기준좌표계에 대한  $I_{xx}$ ,  $I_{yy}$ ,  $I_{xy}$ 을 구한 다음 최대 2차 모멘트를 갖는 주축들(principal axes)을 찾는다. 이 주축들을 따라 목표물체의 화소들이 최대(major axis) 혹은 최소(minor axis)로 분포되어 있다. 기준좌표계에 대해 주축들이 이루는 좌표계를 주축 좌표계 X'Y'라 할때  $I_{x'x'}$ ,  $I_{y'y'}$ ,  $I_{x'y'}$ 를 구할 수 있다. 주축 좌표계의  $I_{x'x'}$ 를 회전각  $\alpha$  대해 편미분을 취한 다음 이것을 영으로 놓으므로서  $I_{x'x'}$ 가 최대값을 갖는 회전각 $\alpha$ 를 구할 수 있다. 기준좌표계에 대한 최대 2차 모멘트를 갖는 주축 좌표계 사이의 회전각, 즉, 주축각은 식(9)와 같이 주어진다.

$$\alpha = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{2I_{xy}}{I_{yy} - I_{xx}}\right) \tag{9}$$

이식에서 구한 주축각으로부터 대상 물체의 방향을 알 수 있고 이것은 목표물체를 잡는 그리퍼의 방향 결정에 이용된다.

5. 실험 및 고찰

5.1 Bin-picking 실험 환경

실험은 아래 표 1과 같은 제원으로 하였다. 상자는 카메라가 1m 떨어져 있을 때 FOV(field of view)를 고려해 제작하였고 크기는 480mm×370mm(H×V)이다. 그리고 상자의 측면은 그리퍼 충돌을 방지하기 위해 45도 기울어지게 하였고 바닥면의 반사 영향을 줄이기 위해 검은 천을 각 면에 부착하였다.

표 1 Bin-picking 실험 체인

Remote sensor	SONY XC-77 CCD
Frame grabber	Monochrome camera ITI OFG (overlay frame grabber)
Robot	PUMA 760 로봇트
Local sensor	광변조형 photo IC S3599
Host computer	IBM PC-386 25Mhz

5.2 처리시간 비교 실험

Robot vision을 실제 적용하는 문제에서 가장 어려운 점은 많은 계산과 반복 과정을 줄여 처리시간을 단축시키는 것이다. 이미 발표된 기존의 2차원 bin-picking 알고리즘들중 shrinking 알고리즘과 collision fronts 알고리즘은 shrinking level과 양쪽 경계(edge)가 만날 때까지 전파시키는 반복과정에서 많은 처리시간이 걸린다. 본 논문에서는 labeling을 이용하므로써 반복과정을 두번으로 줄일 수 있었고 계산이 아닌 비교하는 과정만을 가지기 때문에 처리 시간을 훨씬 줄일 수 있다. 이를 확인하기 위하여 C언어로 코딩하여 소프트웨어 시뮬레이션을 하였다. 표 2는 그 결과이다. 결과적으로 labeling 알고리즘이 shrinking 알고리즘에 비해 4배 정도 처리시간이 빠르게 나타났다.

표 2 알고리즘에 따른 처리시간 비교

알 고 리 즘	처 리 시 간
Shrinking 알고리즘	34.16(Second)
Labeling 알고리즘	8.46(Second)

5.3 그리퍼 실험

Bin-picking 알고리즘은 대상물체의 형상에 따라 사용 그리퍼가 달라진다. 그림6(a)는 parallel-jaw 그리퍼의 사용을 전제로한 실험이고 대상물체는 볼트이다. 그리고 그림 6(b)는 vacumm-cup 그리퍼의 사용을 전제로 한 실험이고 대상물체는 베어링 형태(원형)이다. 상단 좌측 그림은 정렬되지 않은 상자안에 잡는 위치를 나타낸 것이고, 상단 우측 그림은 역치로 이진화 된 결과, 하단 좌측 그림은 labeling 결과 각 물체마다 고유한 region-number를 가지게 됨을 가진 것을 나타내고 있고, 그리고 하단 우측 그림은 결정된 목표 물체를 보여주고 있다.

5.4 실제 PUMA 로봇트에 적용한 실험

Labeling을 이용한 2차원 bin-picking 알고리즘을 PUMA 로봇트에 실제로 적용해 보았다. 그림6(a)를 보면 상자안에 볼트의 실제크기는 10.99mm이고 CCD 카메라의 단위 화소는 1.8mm×1.6mm이다. 그리고 PUMA 로봇트의 반복정도(repeatability)는 0.2mm이다. 실험 결과 캘리브레이션(calibration) 오차가 적다면 계산된 잡는 위치로 로봇트를 움직였을 때 그리퍼의 위치 정도는 매우 정확하다. 그러나 방향은 x-y 평면에 대한 정보만을 제공하기 때문에 실제 상자안에서 3차원 공간상의 임의의 자세(pose)를 가진 물체를 잡을 확률은 떨어진다. 향후 이 분야에 대한 보완 연구가 필요하다.

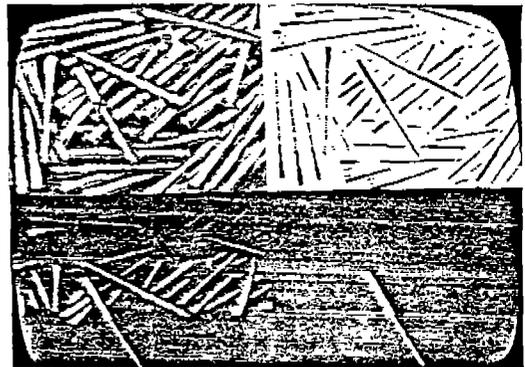


Fig. 6 (a) Bin-picking 실험 결과(막대형)

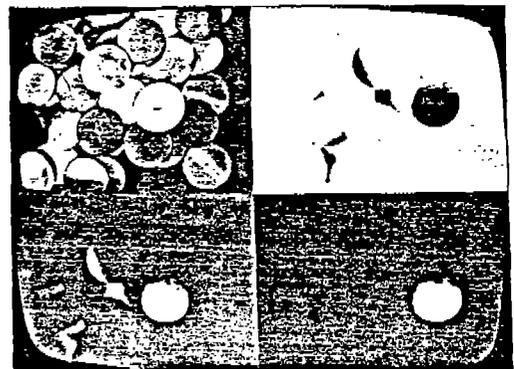


Fig. 6 (b) Bin-picking 실험 결과(원형)

6. 결 론

시각 기능을 갖는 로봇트가 상자안에 임의로 놓여있

는 물체를 잡는 bin-picking 작업에서 기존에 발표된 2차원 robot vision 알고리즘과 다른 형태의 처리 방법으로 labeling 방법을 제시하였다. 이 방법을 이용한 bin-picking은 많은 계산 양과 반복과정에 따른 처리시간을 줄일 수 있고, 향후 전용 영상 처리 하드웨어 구현이 용이하도록 알고리즘을 간단하게 구성하였다. 특히 이진화, labeling 부분은 이미 하드웨어적으로 실용화 되어있다. 또한 영상 처리 결과 선정된 잡는 위치와 방향 정보를 실제 로봇트에 적용해본 결과 만족할 만한 정도를 얻을 수 있었다.

참고문헌

1. S. Leviaaldi "On Shrinking Binary Patterns", Commun. ACM, Vol. 15, No. 1, pp.7~10, 1972
2. U. Montanari, "Continuous Skeleton from Digitized Images", J. ACM, No. 16, pp.534~549, Oct. 1969
3. W. Pratt, Digital Image Processing, New York : Willey Interscience, 1979
4. J. D. Dessimoz, J. R. Birk, R. B. Kelly, H. A. S. Martins, and C. L. I, "Matched Filters for Bin Picking", IEEE Trans. on PAMI, Vol. PAMI-6, No. 6, pp.686~697, Nov. 1984
5. R. B. Kelley, H. A. S. Martins, J. R. Birk, and J. D. Dessimoz "Three Vision Algorithms for Acquiring Workpieces from Bins", Proceedings of IEEE Trans, Vol. 71, No. 7, pp.803-820, July 1983
6. A. Distane, N. Ancona, G. Attolico, L. Caponett, M. Chiaradia, and E. Stella, "A Model-Based 3D Vision System for Bin-Picking", IEEE Trans on Circuits and Systems, Vol. 35, No. 5, pp.545~553, May 1988
7. H. Wechsler and G. L. Zimmerman, "Distributed Associative Memory(DAM) for Bin-Picking", IEEE Trans. on PAMI, Vol. PAMI-11, No. 8, pp.814~822, Aug. 1989
8. E. Al-Hujazi and M. Tistarelli, "Range Image Segmentation with Application to Robot Bin-Picking Using vacuum Gripper", IEEE Trans. on PAMI, Vol. PAMI-20, No. 6, pp.1313~1325, Nov/Dec. 1990
9. 홍원학, "HVS기반 분할법에 의한 영상부호화" 경북대학교 석사 학위 논문, 1990.
10. E. Horowitz, S. Salmi, Fundamental of Computer Algorithm, Computer Science Press, 1978
11. R. J. Schilling, R. B. White, Robotic Manipulation, Prentice-Hall, 1990
12. (社)精機學會, 光菲おを用いた工學表面の性狀評價分科會, "接觸方式による精密加工表面の性狀評價-基礎よ光學方式の應用", 1985.