

복잡한 2 차원 물체 인식용 로봇트 시각장치의 구현에 관한 연구

(A Study on Implementation of a Robot Vision System for Recognition of Complex 2-D Objects)

金 浩 聖*, 金 永 錫**, 卞 增 男***

(Ho Sung Kim, Young Seog Kim and Zeungnam Bien)

要 約

잡음이 존재하는 화면상의 여러 가지 복잡한 2 차원 물체를 인식할 수 있는 로봇트용 시각 장치를 개발하였다. 본 시스템은 로봇트의 작업을 돕기위해 물체의 위치와 회전각을 결정한다. 비전 시스템의 하드웨어가 개발되었고 새로운 들레 추적 기법이 제안되었다. 연결된 들레들은 분할 병합 알고리즘에 의해 간단한 직선도로 근사화되고 이로부터 많은 특징들을 추출하여 물체의 요철에 의해 상관적 구조를 형성한다. 추출된 입력 물체의 특징들은 학습 능력에 의해 형성된 물체의 데이터베이스와 비교되어 인식된다. 학습과정이 간단하므로 시스템의 유연성은 매우 높다. 본 시스템의 유용성을 보이기 위해 몇 가지 예를 첨가하였다.

Abstract

A computer vision system for robot is developed which can recognize a variety of two dimensional complex objects in gray level noisy scenes. The system is also capable of determining the position and orientation of the objects for robotic manipulation.

The hardware of the vision system is developed and a new edge tracking technique is also proposed. The linked edges are approximated to simple line drawing by split and merge algorithm. The system extracts many features from line drawing and constructs relational structure by the concave and convex hull of objects.

In matching process, the input objects are compared with the objects database which is formed by learning ability. The learning process is so simple that the system is very flexible. Several examples are shown to demonstrate the usefulness of this system.

I. 序 論

컴퓨터 비전을 로봇트에 적용하는 것은 매우 중요한 의미를 갖는다. 비전의 채택은 로봇트의 유연성을 증가시켜서 다양한 작업 환경에서 다양한 작업을 수행할 수 있도록 한다. 컴퓨터 비전의 모든 기법은 잠정적으로 로봇트의 시각장치에도 적용할 수 있다. 그러나 로봇트 비전에서는 신뢰도, 명료성, 처리속도 그리고 조명의 용이성이 요구되어 이러한 요구조건을 충족하

***正會員 韓國科學技術院 電氣 및 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., KAIST)

**正會員, 韓國科學技術院 機械工學科
(Dept. of Mechanical Eng., KAIST)

接受日字: 1984年 9月 21日

기 위해 많은 방법이⁽¹⁾ 연구되었으나 낮은 화상도의 binary image processing, 구조적 조명, back lighting 과 같은 개발 초기의 방법들은 현재의 복잡한 산업계에 적용하기에는 그 한계점에 이르렀다. 복잡한 작업을 수행할 수 있는 다목적 로봇비전은 다음과 같은 능력을 지녀야 한다.⁽²⁾

- 1) 먼지와 기름으로 오염된 복잡한 부품의 화상으로부터 유용한 정보를 추출할 수 있는 효과적인 방법
- 2) 수 많은 종류의 부품들로 이루어진 복잡한 생산품을 처리하기 위해 많은 종류의 부품을 분류할 수 있는 효율적인 알고리즘
- 3) 새로운 작업에 신속히 대처할 수 있는 유연성(학습 능력)

이러한 요구조건에 부응하기 위해 많은 시스템들이 모델에 기초를 둔 방법들을 개발하였다.^(3,4) 이들 방법들은 먼저 사람에 의해 인식하려고 하는 물체의 상세한 정보를 컴퓨터에 입력하여 이 정보를 low level processing부터 high level processing까지 이용하여 물체를 인식하는 것으로 신뢰성이 높은 반면에 사람이 일일이 물체의 정보를 입력하여야 하므로 유연성이 감소된다. 따라서 유연성을 증가시키기 위해서는 인식하려는 물체에 대한 특정한 정보없이 낮은 단계에서 높은 단계로 처리할 수 있는 bottom-up 방법이 필요하다. 본 논문에서는 bottom-up 방법을 이용하여 복잡한 2 차원 물체를 식별하고 물체의 위치와 회전방향을 인식할 수 있는 비전 시스템을 개발하였다.

II. 비전 시스템의 구성

비전 시스템은 화상을 얻는 video digitizer, 영상자료를 전송하는 통신부분, 처리결과를 보여 줄 디스플레이 시스템 그리고 모든 처리과정을 관장하는 main 컴퓨터로 이루어진다. Digitizer와 통신 및 인터페이스 부분은 제작하였고 디스플레이 시스템은 LEXIDATA, 마이크로컴퓨터는 CROMEMCO의 SCC, 카메라와 controller는 victor, 로봇트는 Rhino 그리고 main 컴퓨터는 VAX11/780을 사용하였다. 그림 1에 본 시스템의 하드웨어 block diagram을 도시하였다. 입력 화상 신호는 A/D converter와 sampling 제어회로에 의해 256×256의 해상도를 갖는 8bit gray level의 화상으로 변환된다. 디지털 신호로 변환된 화상은 Z80 SCC의 도움을 받아 VAX 11/780으로 전송된 후 소프트웨어로 처리되어 그 결과를 LEXI 디스플레이 시스템에 나타낸다. 비전 시스템의 소프트웨어 구조는 그림 2에 도시하였고 각 모듈의 기능을 다음에 상세히 기술한다.

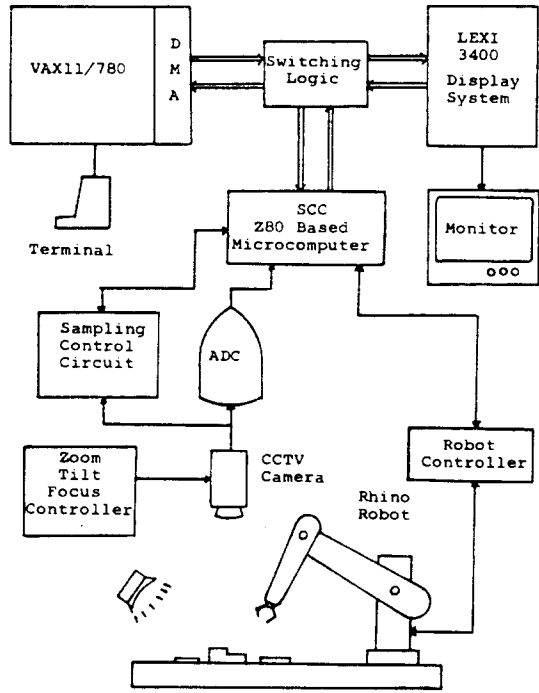


그림 1. 비전 시스템의 구성도
Fig 1. Block diagram of vision system.

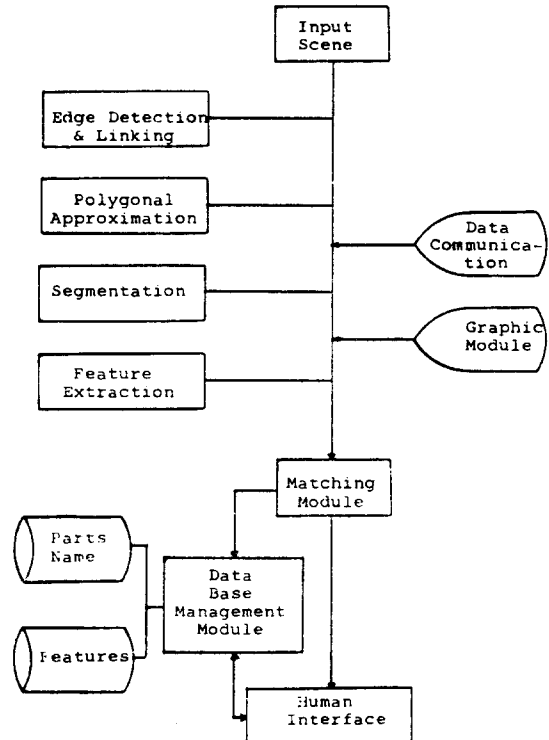


그림 2. 시스템 소프트웨어의 구성도
Fig 2. Block diagram of system software.

VI. 다각 근사화

물체의 edge를 다각형에 의해 근사화하는 것은 복잡한 모양을 단순화시킴으로써 물체에 관한 정보량을 줄일수 있고 잡음제거의 효과도 있어 매우 중요한 의미를 갖는다. 다각 근사화(polygonal approximation)에는 여러 가지 방법⁷⁾이 있으나 본 논문에서는 물체의 둘레에 따른 곡률의 변화를 조사하여 주어진 threshold보다 작은 곡률을 갖는 연속적인 직선의 segment로 근사화하는 방법을 사용하였다.

1. 절단점(Break Point)의 검출

Freeman은 곡률과 cornerity를 이용하여 사슬부호에 의한 corner finding 알고리즘을 제안하였다.¹¹⁾ 본 논문에서는 on line으로 절단점을 검출할 수 있는 빠른 방법을 제시하였다. 곡선의 처음 방향을 알기 위해서는 처음 k개의 샘플코드를 검사하고 majority 코드를 정한다. Majority 코드란 k개의 사슬부호가 이루는 곡선의 방향을 대표할 수 있는 사슬부호를 말한다. 사슬부호화된 이상적인 직선은 2개 이상의 사슬부호를 포함하지 않으며 두 부호의 값은 하나의 차이를 갖고 두 부호중 하나는 계속하여 나타나지 않고 균등하게 분포하는 성질을 갖고 있다. 이로부터 곡선을 직선화 시키기 위해서는 단순히 사슬부호가 majority 코드와 하나(modular8) 이상 차이가 지는 지를 검사하고 k개의 부호의 합과 majority 코드의 k배와의 차이가 둘 이상되면 절단점이라 간주하고 그 다음부터 다시 majority 코드를 찾아서 이 과정을 반복한다.

Algorithm split

Comments : m_j = majority chain code
 a_i = chain code
 n = number of chain code in curve

$i = j = 1$

While ($i < n$) do

Step1. find m_j

Step2. While ($m_j - 2 < a_i < m_j + 2$) do

If ($k * m_j - 2 < \sum_{i=1}^{k+j-1} a_i < k * m_j + 2$) then

continue tracking

Else

find breakpoint

update m_j

End while

Step3. If (length > threshold OR previous line is connected) then break the line

Else

continue tracking

End while

End of split

2. Line Segments의 연결

물체가 곡선화되어 있거나 입력화상에 잡음이 많으면 split 알고리즘에 의해 많은 절단점들이 나타나므로 짧은 line segment들을 합병하여 polyline¹⁰⁾으로 만들 필요가 있다. Line segment를 연결하는 방법으로는 다음과 같은 3가지 원칙에 의해 실시하였다. 첫번째로, 만약 2개의 짧은 선분사이의 각도(junction angle)가 180도에 근접하면($\pm 10^\circ$) 두개의 선분은 하나의 선분으로 통합된다. 두번째로, 실제 영상의 양자화 효과와 split 알고리즘의 smothing 영향때문에 날카로운 모서리가 둥글게 된다. 모서리를 재현하기 위해서는 이웃하고 연결되지 않은 두개의 선분에 의해 모서리를 날카롭게 만든다. 세번째로, 접합 각도가 너무 날카로워서 새로운 모서리를 만들기엔 부적당할 때는 (즉 새로운 꼭지점이 20Pixel 이상 벌어질 때) 끊어진 선분의 끝을 서로 연결하여 새로운 link를 만든다.

V. Representation

Representation은 인식을 목적으로 물체로부터 특징을 추출하는 문제를 다루는 것으로, 이상적으로는 추출된 특징은 물체의 위치, 회전방향과 무관하여야 하고, 한 물체와 다른 물체를 구분하기 충분할 만큼의 정보를 갖고 있어야 한다. 특징 추출의 주된 전략은 잡음과 변화의 영향을 최소화 하는데 있다. 이들 특징들은 그 성격에 따라 다음과 같이 분류할 수 있다. 첫째는 면적, 둘레의 길이, 신장도(elongation) 등과 같은 정량적 기하 특성에 기초를 둔 것이고, 둘째는 요철과 같은 겉 모양의 특징에 따른 것이다. 셋째는 구멍의 개수, 함축도(compactness)와 같은 내부 특징들이다.

1. 정량적 기하특성

면적과 둘레의 길이는 사슬부호로부터 쉽게 구할 수 있다.¹¹⁾ 위치, 회전각도와 신장도(elongation)는 계산상의 시간을 줄이기 위해서 convex hull의 corner point들에 대해 다음과 같이 계산하였다.¹⁰⁾ 즉 물체의 위치를 (x_0, y_0) , 회전각도를 θ , 근사화된 신장도를 e 라 하면 다음과 같이 표시된다.

$$x_0 = \frac{1}{n} \sum_{x \in H} x, \quad y_0 = \frac{1}{n} \sum_{y \in H} y$$

$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{2M_{11}}{M_{20} - M_{02}} \right)$$

$$e = \frac{(M_{20} - M_{02})^2 + 3M_{11}}{\text{area}}$$

여기서 H는 convex hull, M_{ij} 는 ij th 모멘트를 나타낸다.

$$M_{ij} = \sum_{x, y \in H} (x_0 - x)^i (y_0 - y)^j$$

2. 걸 모양의 특징

물체의 요철은 물체를 구조적으로 표현하는데 적절한 특징이 된다. 물체 O의 다각형을 P라 표시하고 P의 convex hull을 H라 하면 P의 concavity는 H-P의 성분으로 정의할 수 있다. Sklansky는 concavity를 측정하고 convex hull을 찾는 알고리즘을 제시하였다.¹²⁾ 면적지수는 concavity의 면적에 관한 정보를 요약한 지표로 concavity의 면적과 convex hull의 면적비로써 정의된다. 깊이지수는 concavity의 깊이를 나타낸 지표로 가중치가 concavity의 면적에 비례하는 상대적 깊이의 가중합으로 정의된다.

3. 내부특징 추출

물체는 그 내부에 구멍이나 선 혹은 다른 형태의 모양을 포함할 수 있다. 하나의 line drawing이 어떤 물체에 속하는지를 알기 위해서는, line drawing의 출발점이 화면에서 그 보다 위쪽에 위치한 출발점을 갖는 폐곡선에 포함되는지를 검사하면 된다. 만약 한 점이 폐곡선에 포함되면, 폐곡선을 따라 회전하여 생긴 회전각은 360도가 되고 그렇지 않으면 0도가 된다. 이렇게 하여 line drawing간의 포함성(enclosure)를 나타내는 list를 작성하면 이것으로 부터 물체가 포함하고 있는 구멍의 갯수, 구멍의 면적, 함축성(compactness) 등과 같은 물체의 내부특징을 추출할 수 있으며 또한 입력화상에 존재하는 물체의 갯수를 알 수 있다. 즉 화상을 물체에 따라 영역화하여 물체를 식별하게 된다.

IV. Matching과 학습

인식은 미리 존재하는 표현과 현재의 입력화상의 정보를 종합하고 내부적 표현(internal representation)들간의 관계를 찾아내고 형성하는 과정이다. 궁극적으로 matching은 컴퓨터 내부에 표현된 모델과 외부 세계에 존재하는 물체와의 일치성(correspondence)의 해석을 정립하는 것이다.

1. Matching과 Database

영상의 이해는 보통 영상특징의 어떤 지식과 특징들간의 관계를 암시하므로, 물체 데이터베이스의 선택은 종종 상관적(relational) 데이터베이스가 된다. 상관적 데이터베이스란 데이터베이스의 한 형태로서 데이터 항목들간의 관계가 표현한 한 부분을 이루며 모델은 특징

들간의 관계를 통해 데이터로 형성된다. 물체의 데이터 베이스는 m 개의 attributes(m 개의 column은 F_1, F_2, \dots, F_m 으로 표시된다)로 이루어진 서로 다른 n 개의 entry (n rows)에 의하여 구성된 table T로써 정의할 수 있다. Column들의 집합, $KC \{F_1, \dots, F_m\}$ 은 데이터베이스 T의 non-redundant key로 사용된다. Key attribute의 부분집합 S는 (즉 SCK) S가 entry를 구별할 수 있는 능력에 따라 n 개의 row들을 partition 한다.

$M = (M_1, \dots, M_u)$ 를 key S에 의해 retrieve된 entry의 집합으로 표시하고 $O = (O_1, \dots, O_v)$ 를 입력된 영상에 존재하는 물체들의 집합으로 나타내자. 여기서 U는 집합 M이 포함하는 모델의 갯수이고, v는 집합 O의 물체의 갯수이다. 따라서 물체를 인식한다는 것은 retrieve된 모델의 집합 M과 관찰된 물체의 집합 O를 비교하여 일치된 쌍을 검출하는 것이다. 이들을 비교하는 측정도로서 유사성(similarity) L를 다음과 같이 정의 하자. 모델, M_i 와 물체 O_j 사이의 유사성 L은 feature F를 비교하여 가중치 W를 곱한 합으로 나타낼 수 있다.

$$L(M_i, O_j) = \sum_{k=1}^m W_k |F_{mk} - F_{ok}|$$

where F_{mk} = k_{th} feature value of the model M_i

F_{ok} = k_{th} feature value of object O_j

W_k = weighting factor for k_{th} feature

Feature의 가중치는 feature의 상대적 중요성과 값의 범위를 고려하기 위해 필요하다. 또한 이들 가중치를 통해 물체의 변형과 같은 priori knowledge도 고려할 수 있다.

2. 인식과정(Recognition Process)

입력영상에서 얻어진 물체의 집합 가운데에서 화면의 위쪽에 위치한 물체 O_1 부터 matching시킨다. 물체의 특징들중에서 concave 갯수를 key로 하여 데이터 베이스로부터 모델들을 retrieve 한다. 이들 가운데에서 물체안에 있는 hole의 갯수를 secondary key로 하여 모델의 부분집합 M을 구한다. 집합 M에 속하는 모델들과 물체 O_j 와 유사성들을 계산하여 이들의 최소값이 similarity threshold T_L 보다 작으면 이 물체는 인식된 것으로 간주하고 모니터상에서 일치된 모델의 명칭을 이 물체의 위치에 display하게 된다.

$$L_{min} = \min \{L(M_i, O_j)\}$$

if $L_{min} < T_L$, O_j is known

else O_j is unknown.

3. 학습시스템(Learning System)

인식과정에서 similarity threshold 보다 작은 similarity를 갖는 모델 M_i 가 존재하지 않으면 이 물체는

학습되지 않은 물체로 간주된다. 따라서 학습과정을 특별히 따로 실시할 필요가 없이 단순히 좋은 조명 조건아래에서 물체를 보여줌으로서 새로운 물체를 학습할 수 있다. 입력영상에 학습된 물체와 그렇지 않은 물체가 혼합되어 있어도 본 시스템은 학습된 물체는 인식하게 되고 그렇지 않은 물체는 unknown object로 분류하여 operator에게 그 명칭의 입력을 요청하고 추출된 물체의 특징과 함께 명칭을 데이터베이스에 저장하게 된다.

Ⅷ. 실험결과 및 고찰

광학 sensor의 감지능력은 물체 표면의 광학적 특성에 의해 좌우되는데 불행히도 대부분의 산업계에서

사용되는 부품들은 좋지 못한 반사특성을 갖기 때문에 물체의 contour를 검출하는데 어려움이 많다. 본문에서는 이러한 문제위에서 세심한 조명을 하여 실험하였다. 실험 대상의 물체는 생산 line에서 쓰이는 부품들과 공구들을 사용하였으며 프로그램의 중요한 parameter는 다음과 같다.

$$T_s=100, T_o=400, T_l=1$$

where T_s : threshold of Sobel
 T_o : object threshold
 T_l : similarity threshold

실험에 사용된 특징들은 concave의 갯수, 구멍의 갯수, concave의 면적지수, 깊이 지수, 면적, 둘레의 길이, 함축도, 신장도이고 이들의 가중치는 다음과 같이

표 1. 데이터 베이스와 spanner(그림 4)의 matching 결과

Table 1. The results of matching spanner(in Fig. 4) with database.

Name	No. of Concave	No. of hole	Concave Area Index	Concave Depth Index	Area	Perimeter	Hole Area	Elong-gation	Similarity
Input object	3	1	0.365	0.267	3426	402	192	3291	
Spanner L	3 (0.0)	0 (1.0)	0.275 (0.08)	0.143 (0.12)	7685 (1.12)	590 (0.47)	0 (0.8)	4372 (0.26)	3.85
Spanner	3 (0.0)	1 (0.0)	0.372 (0.01)	0.250 (0.02)	3269 (0.04)	405 (0.01)	181 (0.06)	3542 (0.06)	0.2
Spanner 2	4 (1.0)	0 (1.0)	0.498 (0.12)	0.261 (0.01)	3242 (0.05)	471 (0.17)	0 (0.8)	3309 (0.004)	3.154
Gear	4 (1.0)	1 (0.0)	0.168 (0.18)	0.178 (0.09)	1940 (0.39)	211 (0.48)	40 (0.63)	3 (0.8)	2.57
Key	2 (1.0)	1 (0.0)	0.189 (0.16)	0.184 (0.08)	823 (0.68)	151 (0.62)	87 (0.44)	162 (0.76)	3.74

Robot: This is the "Half-circle".
 Position(x, y) = (153, 148), Orientation=9°

표 2. 데이터베이스와 반원(그림 4)의 matching 결과

Table 2. The result of matching half-circle(in Fig. 4) with database.

Name	No. of Concave	No. of hole	Concave Area Index	Concave Depth Index	Area	Perimeter	Hole area	Elong-gation	Similarity
Input object	0	1	0	0	1177	132	154	7	
Circle-H5	0 (0.0)	5 (4.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	5545 (3.34)	275 (1.08)	592 (2.28)	5 (0.23)	10.93
TR	0 (0.0)	4 (3.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	2690 (1.16)	200 (0.52)	197 (0.23)	239 (26.5)	31.42
Half-circle	0 (0.0)	1 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	1197 (0.02)	134 (0.02)	147 (0.04)	7 (0.0)	0.11
Rec-H2	0 (0.0)	2 (1.2)	0 (0.0)	0 (0.0)	2144 (0.74)	207 (0.57)	50 (0.54)	158 (17.26)	20.11
Rec-H1	0 (0.0)	1 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	716 (0.35)	105 (0.20)	270 (0.6)	0 (0.8)	1.96

Robot: This is the "Spanner".
 Position(x, y) = (176, 174), Orientation=28°

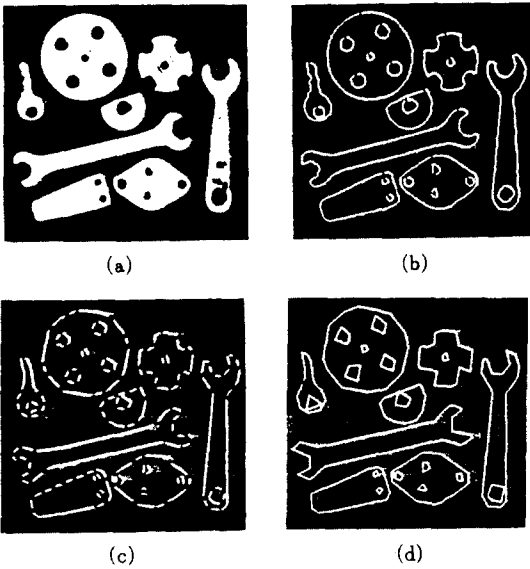


그림 5. (a) 입력화상 (b) 연결된 둘레
(c) 분할된 선분 (d) 다각 근사화된 선도
Fig. 5. (a) Input image (b) Linked edges
(c) Split line segments
(d) Polygonal approximated line drawing.

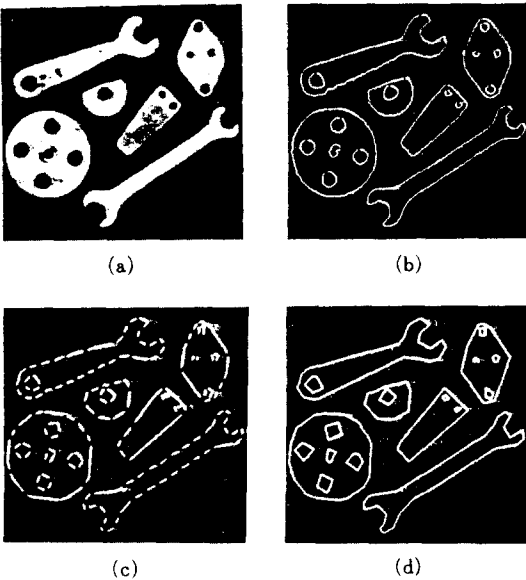


그림 6. (a) 입력화상 (b) 연결된 둘레
(c) 분할된 선분 (d) 다각 근사화된 선도
Fig. 6. (a) Input image (b) Linked edges
(c) Split line segments
(d) Polygonal approximated line drawing.

정하였다.

$$\omega_1 = 0.9, \omega_2 = 1$$

$\omega_3 = 0.9$ / 물체의 면적
 $\omega_4 = 1$ / 둘레길이 $\omega_5 = 0.8$
 $\omega_6 = 0.8$ / 산장도
 여기서
 ω_1 : concave 면적지수의 가중치
 ω_2 : 깊이 지수의 가중치
 ω_3 : 면적의 가중치
 ω_4 : 둘레길이의 가중치
 ω_5 : 함축도의 가중치

그림 5와 그림 6에 여러 가지 물체의 입력화상이 앞에서 언급한 알고리즘을 통해 처리되는 과정을 나타내었고, 표 1과 표 2에 그림 5와 그림 6의 물체로 형성된 데이터베이스와 입력화상 그림 4의 물체 Spanner와 half-circle을 matching시킨 결과를 수록하였으며, 표의 괄호에 가중치로 정규화된 숫자를 나타내었다. 표 1은 hole의 갯수가 0인 경우, 표 2는 concave의 갯수가 0인 경우에 match된 결과를 나타낸다.

표의 결과를 보면 match된 spanner와 half-circle의 유사도가 0.2, 0.11로 다른 물체의 유사도와는 10배 이상의 차이가 지는 것을 알 수 있어 쉽게 주어진 물체를 인식 할 수 있음을 보여 준다. 또한 그림 4, 5, 6의 입력화상 같이 입력물체가 오염되어 있고 화상에 noise가 많은 경우에도 물체의 둘레를 잘 검출함을 알 수 있다.

Ⅷ. 結 論

본 논문에서는 로봇트 시각장치에 사용할 수 있는 컴퓨터 비전 시스템이 개발되었다. 범용 영상처리를 연구할 수 있는 하드웨어가 완성되었고, 컴퓨터 비전의 기본적인 소프트웨어가 개발되었다. 본 시스템은 학습과정을 간단하게 하여 시스템의 유연성을 높이는 방향으로 연구되어 일반 사용자도 쉽게 학습 시킬 수 있어서 산업용 로봇트 뿐만 아니라 가정용 로봇트에도 사용될 수 있다. 사물을 인식하는데 소요되는 시간은 물체의 복잡성과 얼마나 많은 물체가 입력영상에 존재하는가에 따라 변화하는데, 총 CPU time은 VAX 11/780으로 6~9초가 소요된다. 표 1, 2에 예들 든 경우 약 7초가 소요되고 입력 물체가 보다 복잡하고 많은 경우 9초 정도 소요된다. 프로그램을 좀더 개선하면 2~3초 정도 줄일 수 있을 것으로 생각된다.

參 考 文 獻

[1] R.P. Kruger and W.B. Thompson, "Technical and economic assessment of computer vision for industrial inspection and assembly," *IEE Proc.*, vol. 69, no. 12, pp.

- 1524-1538, 1981.
- [2] M. Yochida and S. Tsuji, "A versatile machine vision system for complex industrial parts," *IEEE Trans. Computer*, vol. C-26, no. 9, pp. 882-894, Sept., 1977.
 - [3] W.A. Perkins, "Model based vision system for industrial parts," *IEEE Trans. Computer*, vol. C-27, no. 2, pp. 126-143, Feb., 1978.
 - [4] G.J. Agin, "Computer vision systems for industrial inspection and assembly." *IEEE Computer*, pp. 11-20, May, 1980.
 - [5] R.O. Duda and P.E. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*, Wiley New York, 1973.
 - [6] A. Rosenfeld and A.C. Kak, *Digital Picture Processing*, Academic Press, 1976.
 - [7] C.C. Lee, "Elimination of redundant operations for a fast sobel operator," *IEEE Trans. Sys. Man Cybern.*, vol. SMC-7, pp. 242-245, April, 1983.
 - [8] H. Freeman and L.S. Davis, "A corner finding algorithm for chain-coded curves," *IEEE Trans. Computer*, vol. C-25, pp. 197-203, Mar., 1977.
 - [9] Y. Kuyozumi and W.A. Davis, "Polygonal approximation by the minimax method," *CGIP*, vol. 19, pp. 248-264, 1982.
 - [10] D.H. Ballard and C.M. Brown, *Computer Vision*. Prentice Hall, 1982.
 - [11] H. Freeman, "Computer processing of line-drawing images," *Computer Surveys*, vol. 6, no. 1, pp.57-97, Mar., 1974.
 - [12] J. Sklansky, "Measuring concavity on a rectangular mosaic," *IEEE Trans. Computer*, vol. 21, no.12, Dec., 1972.
-