

論文 90-27-5-14

방향 정보를 이용한 3차원 물체 인식시스템의 구축에 관한 연구

(A Study on Building 3-D Object Recognition System Using the Orientation Information)

朴 鍾 勛*, 李 相 勳**, 崔 然 成***, 崔 宗 秀*

(Jong Hoon Park, Sang Hoon Lee, Yeon Sung Choi, and Jong Soo Choi)

要 約

본 논문에서는 3차원 물체의 각 면에 대한 방향 정보를 이용하는 새로운 지식기반형 물체 인식 시스템에 관해 논하고 있다.

각 면에 대한 방향 성분의 계측에는 조도차 입체시 방식을 채택하였으며, 이때 얻게 되는 방향 성분들은 가우스 곡률 및 평균 곡률을 이용하여 영상 분할이 이루어진다. 3차원 물체의 인식을 위해, 본 논문에서는 면의 특성, 모양, 넓이 및 길이를 기본 골격으로 하는 계층적 지식 베이스를 구축하고, 가설 설정과 가설 검증을 번갈아 수행 함으로써 추론이 이루어진다. 그 결과, 인식 과정에 면을 단위로 하는 특성과 형태를 모두 사용하기 때문에 좀 더 용이하고 정확한 인식 시스템이 구현될 수 있다.

Abstract

In this paper a new knowledge based vision system using orientation information on each surface of the 3-dimensional object is discussed.

The measurement of the orientation information is performed by photometric stereo method. And then the obtained orientations are segmented using Gaussian curvature and mean curvature. A hierarchical knowledge base which is based on the characteristics, shape, area and length of the surface is built up, and then the knowledge based system infers by the condition interpret system (CIS). As the results, an easier and more accurate 3-D object recognition system is implemented, because it uses the characteristics and shapes as units of the surface in the recognition process.

I. 서 론

컴퓨터에 의한 형상계측과 인식에 관한 많은 연구가 이루어져왔다. 실제로 산업용 로봇에 사용되고 있는 시각장치들은 꽤 훌륭한 기능을 수행하여 공장 자동화에 큰 도움을 주고 있는 것도 사실이다. 그러나 실세계의 영상을 특히 3차원의 형상을 완벽히 인식해낼 수 있다는 연구결과를 찾아볼 수 없다는 것은 실세계의 영상이 너무나도 복잡 다양하여 우리가 무의식적으로 행하는 그 자연스러운 인식과정을 컴

*正會員, 中央大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Chungang Univ.)

**正會員, 신도리코 技術研究所

(Technology Research Center of Sindoricoh)

***正會員, 濟州大學校 情報工學科

(Dept. of Inform. Eng., Cheju Nat'l Univ.)

接受日字: 1989年 10月 11日

(※本 研究는 韓國科學財團 課題番號 860202 研究로 이루어진 것임.)

퓨터에 이식함이 그만큼 어렵다는 단적인 증거인 듯하다.

3차원 물체의 인식을 위해서는 먼저 정확한 형상 계측이 필요하다. 형상계측에서 얻게 되는 3차원 정보는 서로 비슷한 특성을 가지는 영역들로 분할처리되며, 그 분할된 영역들은 다시 어떤 의미있는 구조의 형태로 병합된다. 이들 정보는 다시 인식을 위한 형태로 표현된다. 그 다음 시스템이 가진 여러물체의 지식을 이용하여 최종적으로 그 물체를 인식해내는 것이다.

본 논문에서는 면 방향 정보로부터 물체의 각 면에 대한 특성을 추출하여, 그 특성과 그 면이 이루는 모양 등을 서로 병합 이용함으로써 매우 용이하게 물체를 인식해 내는 새로운 인식 기법을 제안한다.

인식에 있어 면의 특성(구면, 곡면, 평면 등)을 이용할 수 있음은 매우 큰 잇점을 가지게 되는 것이며, 기존의 꼭지점의 분포 형태나 면의 모양 만을 가지고 인식하는 방법들에 비해 훨씬 용이한 인식이 가능하다.

한편, 본 논문에서는 정확한 면 방향 정보를 얻기 위해 조도차 입체시(Photometric Stereo) 방법^[1]을 사용하였으며, 얻어진 면 방향 정보의 가우스 곡률과 평균 곡률을 이용하여 영상 분할을 하였다. 또한 분할된 영상의 인식이 가능한 명제적 지식의 형태로 변환하기 위한 간단한 3차원 확장 Chain Code를 아울러 제안, 설명한다.

본 논문은 먼저 II장에서 시스템에 이용된 형상계측 기법인 조도차 입체시 방법과 그에 의한 영상분할 기법, 그리고 3차원 확장 Chain Code를 설명하고, III장에서는 본 논문에서 제안하는 지식표현과 인식 기법, IV장은 모의실험 결과 및 검토, 마지막으로 V장에서 결론에 대해 논해 보기로 한다.

II. 조도차 입체시와 영상 분할 기법

1. 조도차 입체시(Photometric stereo)

명암(shading)이 있는 2차원 영상으로부터 원래의 3차원 형상을 복구하는 “명암분포에서 형상복구(shape from shading)” 문제는 열화된 영상이나 광원의 위치가 많이 벗어난 영상에서는 해를 제대로 구하기가 어렵다.^[2] 그래서 정확한 면 방향 정보를 구하기 위해, Woodham이 제안한 조도차 입체시^[3] 방법을 사용하기로 한다. 이 방법은 기존의 입체시가 관찰자의 위치를 변화시키는데 반하여 관찰자의 위치는 고정시키고 조명을 변화시켜 얻어진 3개의 영상을 이용한다.

먼저 대상 물체는 무광택면(matte surface)을 갖고 있으며 광원은 먼점광원이라고 가정한다. 면의 법선을 \mathbf{n} , 광원의 방향을 \mathbf{s} 라하면 (x, y) 위치에서 영상 휘도(image irradiance)는

$$I(x, y) = \rho \gamma (\mathbf{n} \cdot \mathbf{s}) \quad (1)$$

ρ : 알베도(albedo), γ : 입사광의 세기

의 Lambert 법칙을 만족한다. 만약에 영상에서 작고 균일한 영역을 처리의 기본 단위로 놓을 경우, 광량과 알베도의 변화는 아주 작다고 볼 수 있으므로 \mathbf{s} , ρ , γ 를 상수로 놓을 수 있다.

그래서 식(1)을 그래디언트 공간(gradient space)에서 표현하면

$$E(x, y) = \mathbf{n} \cdot \mathbf{s} \quad (2)$$

람베르트면(lambert surface)에서 빛의 조사방향이 3개인 경우의 각 영상휘도는

$$E1 = \rho (\mathbf{s}1 \cdot \mathbf{n}), E2 = \rho (\mathbf{s}2 \cdot \mathbf{n}), E3 = \rho (\mathbf{s}3 \cdot \mathbf{n}) \quad (3)$$

$\mathbf{s}1, \mathbf{s}2, \mathbf{s}3$, : 빛의 조사 방향

로 되고

위 식을 풀면

$$\mathbf{n} = \frac{(E1(\mathbf{s}2 \times \mathbf{s}3) + E2(\mathbf{s}3 \times \mathbf{s}1) + E3(\mathbf{s}1 \times \mathbf{s}2))}{[\mathbf{s}1 \cdot (\mathbf{s}2 \times \mathbf{s}3)]} \quad (4)$$

로 되어 위의(4)식으로 부터 정확한 면소의 방향을 구할 수 있다.

2. 영상 분할 기법

우리가 인식을 위해서 얻은 정보는 surface orientation 즉, 방향 정보이다. 그러므로 그 방향 성분으로부터 영상을 분할하고 그 면의 특성을 추출해야 한다. 그래서 본 시스템에서는 조도차 입체시로부터 얻은 면소의 방향 분포(surface orientation distribution)로부터 면의 특성 분포(surface characteristic distribution)를 이용하여 영상분할을 하였다. 그 결과로 면소는 평면(planar), 원통면(cylindrical), 볼록한 타원면(convex elliptic), 오목한 타원면(concave elliptic), 쌍곡면(hyperbolic)과 같은 특성으로 나타낼 수 있었다. 또한 이 면소는 관찰자의 방향과 회전과는 무관한 가우스 곡률(gaussian curvature)과 평균 곡률(mean curvature)로서 정의할 수 있다.^[4]

먼저 면소의 방향을 3차원 (x, y, z) 에서 2차원 p, q 공간으로 옮기면

$$F(x, y, z) = 0, \quad z = f(x, y)$$

- 가) 면의 특성(곡면, 구면, 평면)
:면 방향 정보의 분포로부터 얻어진다.
- 나) 면의 모양(원형, 다각형)
:경계선의 꼭지점의 수에 의해 결정된다. 꼭지점의 수를 n이라 할 때 $n(3인\ 경우\ 원, n) = 3$ 인 경우 n 각형으로 한다.
- 다) 면적 넓이와 길이
:각 면의 상대적 넓이와 길이로서 표현한다.
- 라) 면의 연결 상태
:Chain Code로부터 Line code들의 공유 상태, 연결 상태 등에 의해 결정된다.

(2) 지식베이스 구축(일반적 지식 표현)

3차원 물체는 복잡 다양하므로 그에 대한 지식 베이스를 구성함은 매우 어려운 작업이다. 이러한 작업에 있어 인간의 지식 베이스 모델을 적용함이 가장 바람직한 것으로 보인다.

우리 인간은 기본적으로 모든 지식을 계층적 구조로서 기억해두고 있는 듯하다. 간단한 예로 우리가 의자라는 물체를 생각할 때 먼저 큰 의미로 가구를 생각해 내고 그 다음에 세분된 의미로서 안락의자, 회전 의자 등을 생각하는 것이다. 그래서 이러한 생각들을 물체에 대한 지식 베이스 구축이라는 측면에서 이용한다. 먼저 실세계에 있어 가장 기본적인 3차원 물체로서 구, 기둥, 뿔의 형태를 들 수 있으며 실제로 이 세가지 물체의 형태 조합에 의해 모든 복잡한 3차원 물체의 표현이 가능해진다. 그러므로 이 세가지 기본물체의 인식이 가능해진다, 그의 조합에 의해 실세계 모든 물체의 인식도 가능하리라는 생각이다.

그림2는 기본적인 3차원 물체인 구, 기둥, 뿔을 계층적 구조로서 표현을 한 예이다.

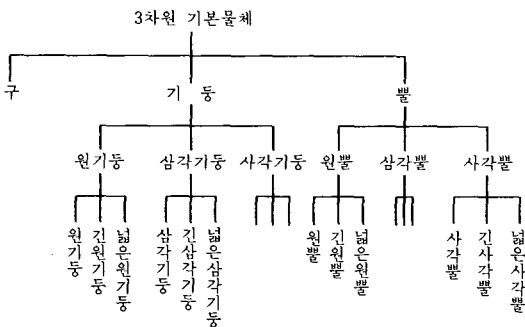


그림 2. 기본 물체의 계층 구조
Fig. 2. The hierachical structure of elementary objects.

이러한 계층 구조의 표현을 종속 관계로 하자, 이때 각 node에 해당되는 것들은 각각 특성을 가지고 있게 되는데, 그 특성은 종속관계의 상위로 갈수록 일반적인 특성을, 하위로 내려오면 좀더 구체적인 특성들로 나타난다.

본 논문에서의 지식 베이스는 이와 같은 형태로 물체를 표현하고 있으며 그 지식 표현의 가장 기본적인 단위는 “면”이다. 각 면이 어떠한 특성이 있는지 그리고 그 면들은 어떻게 연결되어 있는지 하는 지식으로서 인식이 가능해 지는 것이다.

(3) 면의 지식표현

본 시스템의 지식 표현에 있어서의 가장 기본단위인 한 면을(면의 번호, 면의 모양, 면의 특성, 면의 넓이와 길이), 와 같이 기술한다. 예를들어 그림3과 같이 표현할 수 있다.

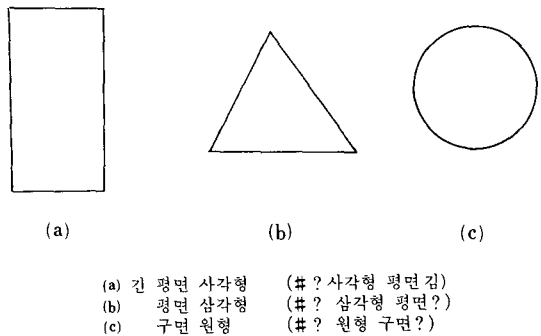


그림 3. 면의 지식 표현 예
Fig. 3. Several examples of the knowledge representation of surfaces.

이는 추론에 있어 가장 기본이 되는 지식(Semantic Primitive)이 된다.

(4) 면의 연관 관계

각 면의 지식 표현과 함께 물체 인식에 꼭 필요한 지식이 각 면이 연결된 상태에 대한 지식표현이다. 본 시스템에서는 AND와 OR 그리고 연결상태를 나타내는 “+”기호를 사용하여 그림 4와 같이 표현한다.

2) 인식 기법

(1) 지식 베이스에서 각 노드의 연결 개략도

본 시스템에서 구성된 지식 베이스의 각 노드 연결 개략도를 그림 5에 보인다. 그림 5에서 화살표로써 각 노드의 연결 상태를 보였는데, 이는 방향성이 있음을 의미한다. 또한 ㉠ 노드와 ㉡ 노드는 각각 종속 관계와 특성 관계를 표시한다. 그 외에 ㉢ 노드는 두 면이 연결되어 있음을 나타낸다.

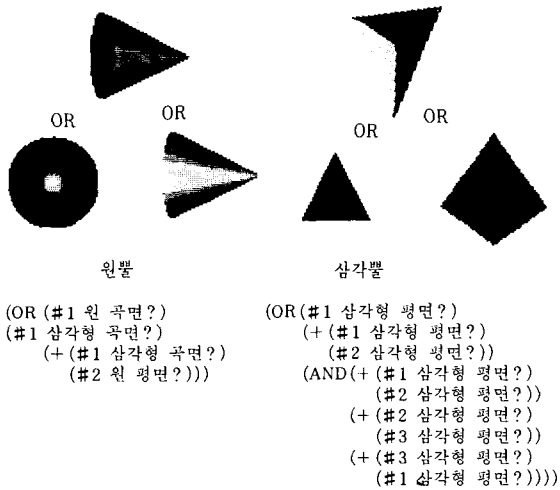


그림 4. 면의 연관 관계 기술 예
 Fig. 4. Examples of relation description of surfaces.

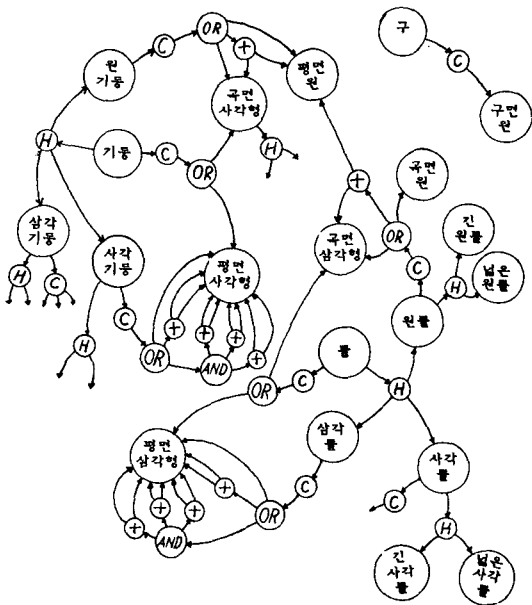


그림 5. 지식 베이스 노드 연결 개략도
 Fig. 5. The brief diagram of nodes in knowledge base.

위의 그림에서 알 수 있듯이 각 노드(면, 물체, 연관관계 노드)들은 특성 관계와 종속 계통에 의해서 복잡하게 얽혀있게 된다. 그리하여 이 연결관계들은 추론 과정에 있어서 중요한 실마리가 된다.

예를 들면, "원 기둥"이라는 노드를 검증하는데 이

어, 그 특성이 되는 "꼭면삼각형," "평면 원" 등, 그리고 그와 종속 관계가 이루어지는 "기둥" 등이 검증의 단서가 되는 것이다. 또한 만약, "평면 삼각형" 노드가 사실이라고 판명이 된다면, 그와 상당히 큰 연관성을 가진 "사각 기둥"과 "삼각 기둥" 등이 사실일 가능성이 커지게 되며, 반대로 그와 연관성이 없는 "원뿔" 혹은 "구" 등은 사실일 가능성이 희박해지게 되는 것이다.

(2) 추론

본 시스템의 물체 인식 과정은 다음과 같이 이루어지며 범용 전문가 시스템 (Expert system)인 CIS (condition interpret system)에서의 추론 알고리즘을 수정 사용한다.^[5] 본 논문에서 사용한 CIS는 지식 표현과 인식 기법상 Frame과 Production system의 혼합된 형태로 볼 수 있으며 각각의 장점을 가지고 있다. 그림6에 추론과정의 개략적 흐름도를 보인다.

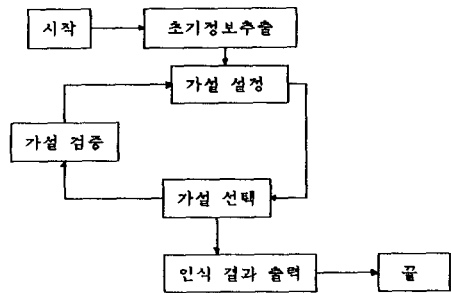


그림 6. 물체 인식 추론 과정 개략도
 Fig. 6. The brief diagram of inference procedure for 3-D object recognition.

i) 초기 정보 추출

추론에 필요한 기본적인 지식을 습득하는 단계로서 입력된 영상 데이터, 즉 방향성분들을 영역 분할한후 확장 Chain Code로 변환하여 각 면들의 특성, 모양에 대한 정보를 방향 성분의 변화, 꼭지점의 수 등에 의해 수집하고 그를 명제적 지식으로 표현한다.

ii) 가설 설정

입력 영상에서 수집된 기본 지식들로부터 지식 베이스내의 그것들과 연관(종속 관계, 특성 관계)된 물체들을 가설로서 설정한다. 이는 수집된 정보로부터 인식을 시작하는 첫 단계로, 예를 들면 수집된 정보 중 "꼭면인 삼각형"이 있었다면 이는 원뿔형의 물체임을 암시하는 증거이므로 "물체가 원뿔임"이라는 사실을 가설로 설정해 놓는 것이다.

iii) 가설 선택

가설로 선택된 각 가설들 중 한 가설을 선택하여

실제 검증할 가설로 한다. 즉 각 가설들 중 그것이 사실일 것이라는 증거를 많이 갖춘 가설이 먼저 검증된다는 것을 의미한다.

iv) 가설 검증

선택된 가설의 좀더 자세한 세부적 특징들을 추출 검증하고, 그 물체가 확실한 것으로 판명되면 그 결과를 출력하고, 그렇지 않으면 또 다른 가설을 선택하고 검증한다. 선택된 가설에 대해 지식 베이스에는 그에 해당하는 특성 관계가 기술되어 있으며 그 특성들을 모두 검증하여 그에 의해 그 가설의 사실 여부를 판명하는 것이다.

v) 인식 결과 출력

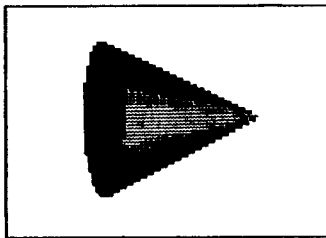
가설 검증이 성공리에 끝나면 그 결과를 출력한다. 입력 영상의 모든 물체에 대해 각각 위의 추론 과정을 거치게 되며, 모든 물체의 인식 과정이 끝나면 비로소 추론을 끝내는 것이다.

본 시스템에서의 추론과정은 지식베이스에 저장된 일반적 지식과 영상으로 입력된 물체의 특수한 정보간의 매칭과정으로 볼 수 있으며 가설을 검증하는 과정에 의해 좀더 정확한 출력을 낼 수 있게 될 것이다.

(3) 추론시 지식 베이스의 개략적 흐름

추론이 이루어질때 지식 베이스의 각 노드들은 그 연결 상태에 따라 가설 검증과 가설 설정의 단서를 제공하게 된다.

예를 들어



와 같은 영상이 입력되었을 때, 이 영상은 영상 분할(segmentation)과 윤곽선 추출, 세선화를 거쳐 각 면이 번호 붙여지고, 추론을 위해 명제적 지식으로 표현된다. 만약, 그 결과가(#1 삼각형 곡면)(#2원 평면)과 같이 표현되었다고 가정하면, “곡면 삼각형과 “평면 원”은 사실로 확정되며, 그에 따라 그 노드와 연결된 각 노드들은 활성화되어 가설로 설정된다. 즉 “평면 원”과 연결된 “원기둥,” “기둥” 그리고 “원뿔”과 “뿔”이 가설이 되며, 또한 “곡면 삼각형”과 연결된 “원뿔,” “뿔”이 가설로 등록된다.

한편 설정된 가설들중 가장 사실일 가능성이 높은 가설이 검증되기 위해 선택되는데, 이 때는 “평면 원,” “곡면 삼각형”과 동시에 연결되어 있는 “원

뿔”과 “뿔”이 그 가능성이 크므로 검증될 가설로 선택될 것이다.

선택된 가설은 중속 계통의 최 상위 노드로부터 하위 노드로 차례대로 검증되며, 그 결과 발생하는 확정 노드는 다시 그와 연결된 노드들을 활성화 시키게 된다. 이와 같이 복잡하게 얽힌 지식 베이스에서 가설 설정, 선택, 검증의 과정을 반복함에 의해 추론이 이루어지며, 검증될 가설이 완전히 없어질 때까지 추론은 계속된다.

IV. 모의실험 결과 및 검토

본 논문에서 구성된 시스템의 전체 처리 흐름도는 그림7과 같다.

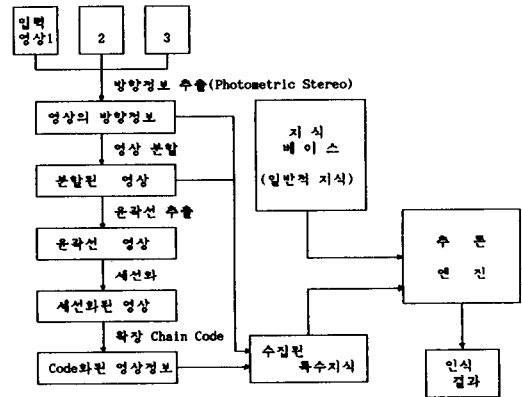


그림 7. 시스템의 전체 처리 흐름도

Fig. 7. The flowchart of entire processing of system.

실험은 먼 점광원으로부터 무광택면(matte surface)인 재질을 갖는 블록월드(block world)의 기본적인 3차원 물체들에 대해 적용을 하였다. 먼저 입력된 데이터는 조도차 입체시 방법을 사용하여 3개의 임의의 조사방향(1. tilt 35°, slant 40°), (2. tilt 5°, slant 3°) (3. tilt 60°, slant 30°)을 이용해서 얻은 면소의 방향을 면의 특성으로 영상 분할하였고, 또한 영상의 각 물체의 명제적 지식 표현(propositional description)을 위해 chain code을 개선, 도입하였다.

그리고 3차원 물체가 갖고 있는 기본적인 정보를 이용해서 지식 베이스를 구성하고 앞절에서 설명한 추론 인식 시스템을 구동하여 블록 월드(block world)에 적용하였다. 모의실험 결과 기본적인 물체들을 인식하는 경우에는 좋은 인식결과를 얻을 수 있었다. 그림 8은 모의 실험에 사용한 3개의 입력 영상이

며 그림 9는 조도차 입체시 방법에 의해 얻어진 방향성분을 바늘지도로 표현한 것이다. 그림 10은 그를 영상 분할한 영상이며, 그림 11은 영상분할된 영상을 윤곽선 추출과 세선화한 결과이다. 또한 그림12는 위로부터 지식 표현과 인식 과정을 거쳐 인식한 결과이다. 한편 그림 13-17는 또 다른 입력 영상에 대한 영상 처리와 인식 결과이다.

실험결과 1에서 PLANE CHARACTER는 물체의 각 면에 대한 정보이며 INFERENCE RESULT 는 그 정보들과 그 면들의 연관 관계에 따라 추론된 인식 결과이다. 결과에서 100,75와 같이 표현된 숫자는 확실성 지수 (certainty factor)이며, 결과의 경우는 사용된 물체들이 모두 완벽한 정보를 가진 물체들이기 때문에 100이라는 지수 값을 얻을 수 있었다. 그

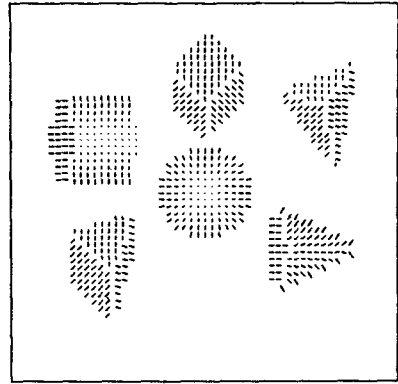
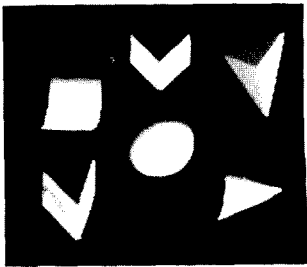
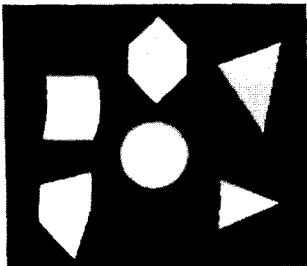


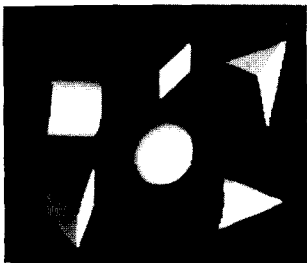
그림 9. 바늘 지도 1.
Fig. 9. Needle diagram 1.



(a) tilt 35°, slant 40°



(b) tilt 5°, slant 3°



(c) tilt 60°, slant 30°

그림 8. 입력 영상 1.
Fig. 8. Input image 1.

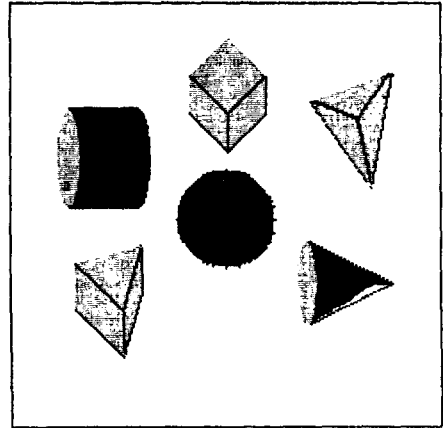


그림 10. 영상 분할된 결과 1.
Fig. 10. Segmented image 1.

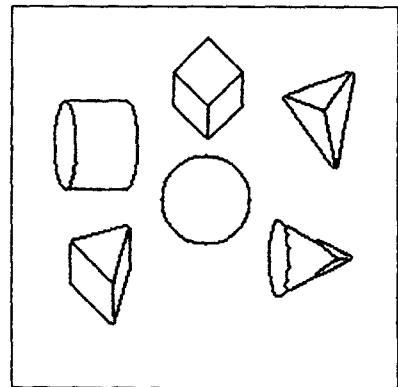


그림 11. 세선화된 윤곽선 영상 1.
Fig. 11. The result of edge detection and thinning 1

```

OBJECT NUMBER : 1          OBJECT NUMBER : 4
PLANE CHARACTER OF OBJECT 1  PLANE CHARACTER OF OBJECT 4
XP1 SQUARE PLANE) : 100    (XP1 CIRCLE SPHERICAL-SURFACE) : 100
XP2 SQUARE PLANE) : 100    INFERENCE RESULT OF OBJECT 4
XP3 SQUARE PLANE) : 100    (XOBJECT SPHERICAL-FORM) : 100.0

INFERENCE RESULT OF OBJECT 1
(XOBJECT PILLAR-FORM) : 100.0
(XOBJECT SQUARE-PILLAR) : 100.0

OBJECT NUMBER : 2          OBJECT NUMBER : 5
PLANE CHARACTER OF OBJECT 2  PLANE CHARACTER OF OBJECT 5
(XP1 TRI-ANGLE PLANE) : 100  (XP1 TRI-ANGLE CURVED-SURFACE) : 100
(XP2 TRI-ANGLE PLANE) : 100  (XP2 CIRCLE PLANE) : 100
(XP3 TRI-ANGLE PLANE) : 100  INFERENCE RESULT OF OBJECT 5
(XOBJECT CONICAL-FORM) : 100.0
(XOBJECT CONE) : 100.0

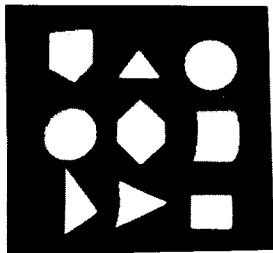
INFERENCE RESULT OF OBJECT 2
(XOBJECT CONICAL-FORM) : 100.0
(XOBJECT TRIGONAL-PYRAMID) : 100.0

OBJECT NUMBER : 3          OBJECT NUMBER : 8
PLANE CHARACTER OF OBJECT 3  PLANE CHARACTER OF OBJECT 8
(XP1 TRI-ANGLE PLANE) : 100  (XP2 TRI-ANGLE PLANE) : 100
(XP2 SQUARE CURVED-SURFACE) : 100  (XP3 SQUARE PLANE) : 100
INFERENCE RESULT OF OBJECT 8
(XOBJECT PILLAR-FORM) : 100.0
(XOBJECT TRIGONAL-PRISM) : 75.0

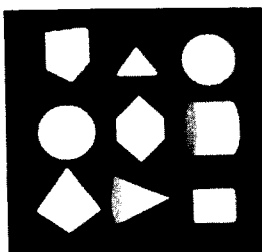
(XOBJECT PILLAR-FORM) : 100.0
(XOBJECT CYLINDER) : 100.0

```

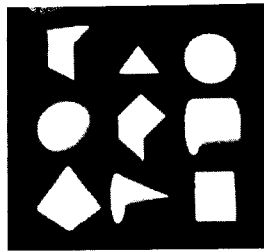
그림 12. 인식 결과 1. Fig. 12. The result of recognition 1.



(a) tilt 35°, slant 40°



(b) tilt 5°, slant 3°



(c) tilt 60°, slant 30°

그림 13. 입력 영상 2. Fig. 13. Input image 2.

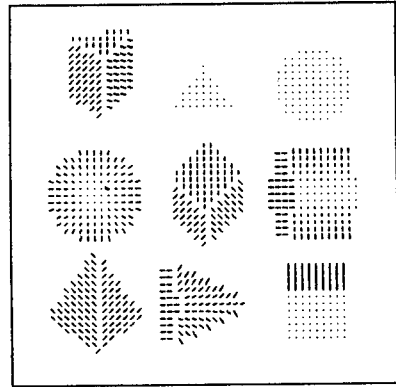


그림 14. 바늘 지도 2. Fig. 14. Needle diagram 2.

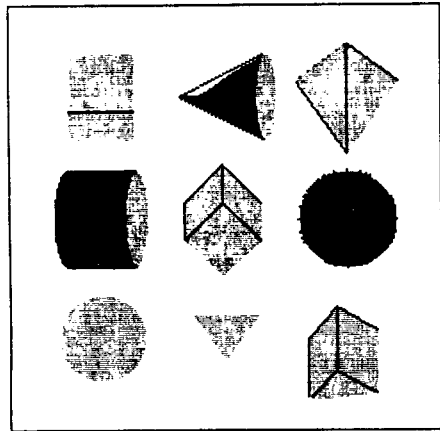


그림 15. 영상 분할된 결과 2. Fig. 15. Segmented image 2.

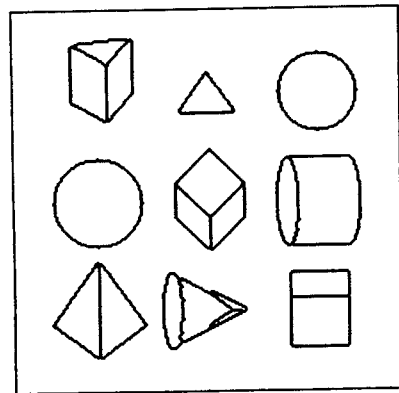


그림 16. 세션화된 윤곽선 영상 2. Fig. 16. The result of edge detection and thinning 2.


```

OBJECT NUMBER : 1          OBJECT NUMBER : 5          OBJECT NUMBER : 8
PLANE CHARACTER OF OBJECT 1  PLANE CHARACTER OF OBJECT 5  PLANE CHARACTER OF OBJECT 8
(XP1 TRI-ANGLE PLANE) : 100 (XP1 CIRCLE SPHERICAL-SURFACE) : 100 (XP1 TRI-ANGLE CURVED-SURFACE) : 100
(XP2 SQUARE PLANE) : 100   (XP2 SQUARE CURVED-SURFACE) : 100   (XP2 CIRCLE PLANE) : 100
(XP3 SQUARE PLANE) : 100   INFERENCE RESULT OF OBJECT 5          INFERENCE RESULT OF OBJECT 8
INFERENC E RESULT OF OBJECT 1 (XOBJECT SPHERICAL-FORM) : 100.0    (XOBJECT CONICAL-FORM) : 100
(XOBJECT PILLAR-FORM) : 100.0    (XOBJECT CONE) : 100
(XOBJECT TRIGONAL-PRISM) : 100.0
OBJECT NUMBER : 2          OBJECT NUMBER : 6          OBJECT NUMBER : 9
PLANE CHARACTER OF OBJECT 2  PLANE CHARACTER OF OBJECT 6  PLANE CHARACTER OF OBJECT 9
(XP1 CIRCLE PLANE) : 100     (XP1 CIRCLE PLANE) : 100          (XP1 SQUARE PLANE) : 100
INFERENC E RESULT OF OBJECT 2 (XP2 SQUARE CURVED-SURFACE) : 100   (XP2 CIRCLE CYLINDER) : 100
(XOBJECT CYLINDER) : 70.0      INFERENCE RESULT OF OBJECT 6          INFERENCE RESULT OF OBJECT 9
(XOBJECT PILLAR-FORM) : 100.0    (XOBJECT PILLAR-FORM) : 100.0      (XOBJECT PILLAR-FORM) : 100.0
(XOBJECT CYLINDER) : 100.0     (XOBJECT CYLINDER) : 100.0        (XOBJECT SQUARE-PILLAR) : 70.0
OBJECT NUMBER : 3          OBJECT NUMBER : 7          (XOBJECT TRIGONAL-PRISM) : 50.0
PLANE CHARACTER OF OBJECT 3  PLANE CHARACTER OF OBJECT 7
(XP1 TRI-ANGLE PLANE) : 100   (XP1 TRI-ANGLE PLANE) : 100
INFERENC E RESULT OF OBJECT 3 (XP2 TRI-ANGLE PLANE) : 100
(XOBJECT TRIGONAL-PRISM) : 50.0 INFERENCE RESULT OF OBJECT 7
(XOBJECT CONICAL-FORM) : 50.0   (XOBJECT CONICAL-FORM) : 100.0
(XOBJECT TRIGONAL-PYRAMID) : 50.0 (XOBJECT TRIGONAL-PYRAMID) : 100.0
OBJECT NUMBER : 4
PLANE CHARACTER OF OBJECT 4
(XP1 SQUARE PLANE) : 100
(XP2 SQUARE PLANE) : 100
(XP3 SQUARE PLANE) : 100
INFERENC E RESULT OF OBJECT 4
(XOBJECT PILLAR-FORM) : 100.0
(XOBJECT SQUARE-PILLAR) : 100.0
    
```

그림17. 인식 결과2
Fig. 17. The result of recognition 2.

러나 보는 각도에 따라 물체의 완전한 정보를 얻을 수 없는 경우이라도 확실성 지수의 값에만 차이가 있을 뿐 인식에는 별다른 어려움이 없었다. 이 또한, 면의 모양만이 아닌 면의 특성(평면, 곡면, 구면)을 함께 이용하는 본 인식 기법의 큰 잇점이라 하겠다.

OBJECT 1(입력 영상의 중앙 상단)의 인식 결과에서 PILLAR-FORM과 SQUARE-PILLAR와 같이 2가지 결과가 나온 것은 그 물체가 기둥 형태이며 시각 기둥임을 나타내고 있다. OBJECT 6(좌측 하단)의 인식 결과에서 P2 즉 두번째 Plane이 삼각형으로 잘못 판명되었으며 그에 따라 기둥 형태임은 확실(지수 100)하나 삼각 기둥임이 불분명(지수 75)하다는 결과를 보이고 있는데 이는 입력 영상의 세 선화와 Chain Coding을 거쳐 명제적 지식 표현을 하는 과정에서 물체의 최 우측 Line의 꺾어진 각도가

너무 작아 2차 꼭지점으로 추출되지 않았기 때문이다.

본 시스템은 IBM PS/2 System 80 상에서 하위 처리 과정(low-level processing)은 "c" 언어를 이용하였고 상위 처리 과정(high-level processing)은 LISP으로 구성을 하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 면 방향 정보로부터 각 면의 특성과 모양을 추출, 이용하여 정확하고 용이하게 3차원 물체의 인식을 해낼 수 있는 전문가 시각 시스템에 대하여 논해 보았다.

우선 정확한 면 방향정보를 계측하기 위하여 조도 차 입체시 방법에 의해 형상 계측하여 방향 정보를 추출하였다. 그 면 방향 정보로부터 면의 특성 분포

에 의해 영상을 분할하였고, 분할된 영상으로 부터 윤곽선 추출과 세선화를 거쳐 3차원 확장 Chain Code를 작성하였다. 그 다음, 코드화된 영상으로부터 여러면에 대한 정보 즉, 그 면들의 특성과 모양 그리고 연결 관계등을 알아내고, 최종적으로 그 지식들을 이용하여 3차원 물체의 표현과 인식을 하도록 하였다.

지식 표현과 인식을 위해 확장된 3차원 Chain Coding 기법과 3차원 물체의 새로운 지식 표현법과 인식법을 제안하고, 그 이론을 모의 실험해 본 결과 그 기본 골격과 알고리즘은 본 시스템에서 실행한 제한적인 기본물체들에 대해서는 정확한 인식결과를 보였다. 또한 본 논문에서는 인식과정에 면을 단위로한 그 특성과 형태를 모두 사용하기 때문에 좀 더 용이하게 인식이 가능하였으며 더욱더 정확한 인식이 행하여 질 수 있었다. 그렇지만 접쳐진 물체에서의 정보 손실 보상 문제, 또한 기본 물체만이 아닌 다양한 물체의 인식, 즉 물체의 기본 물체에 의한 조합 표현과 인식등에 대하여서는 좀 더 많은 연구가 진행되어야 할 것이다.

參 考 文 獻

[1] K. Ikeuchi, "Determining a depth map using a dual photometric stereo," *Int. J. Robotics Res*, vol. 6, no. 1, pp. 15-31, 1987.
 [2] K. Ikeuchi, B.K.P Horn, "Numerical shape from shading and Occluding boundaries," *Artif, Intelligence* 17, pp. 141-184, 1981.

[3] R.J. Woodham, "Photometric stereo: A Reflectance Map Technique for Determining Surface Characteristic from Image Intensity," *Proceedings of SPIE's 22nd Annual Technical Symposium*, vol. 1, 155, pp. 136-143, 1978.
 [4] K. Ikeuchi, "Generating an Interpretation Tree from a CAD Model for 3-D object Recognition in Bin Picking Tasks," *in international journal of computer vision*, pp. 145-165, 1987.
 [5] 박종훈, 최종수, "전문가시스템을 위한 범용 추론시스템 CIS," 대한전자공학회 논문지, 제23권 제5호, pp.68-75, 1986. 9
 [6] B.K.P Horn, R.W. Sojoberg, "Calculating the Reflectance Map," *Applied Optics*, pp. 1770-1779, 1979.
 [7] M. Oshima, Y. Shirai, "A model based Vision for Scenes with stacked Polyhedra using 3D data," *in proc. 85 int. conf. advanced robot, Robotics Society of Japan*, pp. 191-198, 1985.
 [8] 최연성, 최종수, "스플라인 범함수에 의한 명암에서 형상 복구 문제의 정칙화," 대한전자공학회 논문지, 제25권 제12호, pp. 30-37, 12, 1988
 [9] 이상훈, 박종훈, 차국찬, 최연성, 최종수, "방향 정보를 이용한 3차원 물체인식 시스템에 대한 연구," 대한 전자공학회, 한국 통신학회, 신호처리합동 학술 발표대회 논문집, 제2권, 제1호, pp.264-269, 9. 1989

著 者 紹 介



朴 鍾 勳 (正會員)
 1961年 8月 15日生. 1984年 2月 중앙대학교 전자공학과 졸업. 1986年 2月 중앙대학교 대학원 전자공학과 석사학위 취득. 1989年 2月~현재 중앙대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학중. 주관심분야는 컴퓨터시각, 인공지능 등임.

李 相 勳 (正會員)
 1964年 1月 28日生. 1988年 2月 중앙대학교 전자공학과 졸업. 1990年 2月 중앙대학교 대학원 전자공학과 석사학위 취득. 현재 신도리코 기술연구소 연구원 재직중. 주관심분야는 컴퓨터 시각 등임.

崔 宗 秀 (正會員) 第26卷 第9號 參照
 현재 중앙대학교 전자공학과 부교수

崔 然 成 (正會員) 第26卷 第9號 參照
 현재 제주대학교 정보공학과 조교수