

면 법선 영상을 이용한 3차원 물체 인식

(3-D Object Recognition Using Surface Normal Images)

朴 鍾 勛*, 張 泰 奎**, 崔 宗 秀*

(Jong Hoon Park, Tae Gyu Chang, and Jong Soo Choi)

要 約

본 논문은 3차원 물체 인식(Model-based 3-D object recognition)에서 가장 큰 문제점 중의 하나인 모델과 입력 영상간의 정합(Correspondence)에서 나타나는 어려움을 줄이기 위하여, 모델의 기술(Description) 및 인식(Recognition) 과정에 면법선 영상(Surface normal image)을 이용하는 새로운 접근 방식을 제안하였다. 면법선 영상은 3차원 물체의 각 면에 대해 그 면의 법선 방향이 관찰자의 방향과 일치하도록 회전시켰을 때, 관찰자에 비추어 지는 물체의 형상을 의미한다. 또한 입력 영상의 물체와 모델간의 매칭과정에서, 모델을 회전하는 기존의 방법들과는 달리 입력 물체(scene object)의 각 면의 법선 방향을 기준으로 입력영상을 회전 시킴으로써, 양자간의 정합(Correspondence)에서 나타나는 어려움을 크게 줄여준다. 본 논문에서는, 제안된 접근 방식을 적용하여 3차원 물체인식 시스템을 구성하고, 5개의 물체로 이루어진 인공 영상에 대하여 인식 실험을 행하였다. 그 결과 대상으로 했던 물체들에 대해서는 만족스런 인식 결과를 얻을 수 있었다.

Abstract

This paper presents a new approach to explicitly use surface normal images(SNIs) in 3-D object model description and recognition procedure. The surface normal images of an object are defined as the projected images obtained from view angles facing normal to each surface of the object. The proposed approach can significantly alleviate the difficulty of obtaining correspondence between models and scene objects by explicitly providing a transform for the matching. The proposed approach is applied to the construction of a model-based 3-D object recognition system for the selected five objects. Synthetic images are used in the experiment to show the operation of the overall recognition system.

I. 서 론

*正會員, 中央大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Chungang Univ.)

**正會員, 中央大學校 制御計測工學科
(Dept. of Cont. & Ins. Eng., Chungang Univ.)

接受日字: 1991年 7月 8日

(※ 本研究는 韓國科學財團 課題番號 890113 研究로 이루어진 것임.)

최근 3차원 물체의 인식에 대한 많은 연구가 이루어졌다. 특히 모델을 근거로 하는 모델기반형 인식(model-based recognition)은 현재까지 기계 지각(computer vision) 분야의 가장 큰 연구 대상이 되어왔다.^{[1][2]} 근본적으로 3차원 물체의 인식은 매우 어려운 과제이기 때문에, 현재의 기계 지각이 전반적인 실제계의 장면들을 인간과 같이 효율적으로 인식해

내기는 아직 힘겨운 일인 듯 하다. 그러므로 특정한 분야의 소수 특정한 물체에 대한 인식에 알맞은 방법인 모델기반형 인식 방법이 널리 사용되고 있다.

모델을 기반으로 한 물체 인식은 물체들에 대한 특징들을 이용하여 모델 베이스를 구성해 둔 다음, 인식하고자 하는 입력 영상으로부터 각 물체들에 대한 특징을 추출하고, 그 물체의 특징들을 모델의 특징들과 맞추어 봄(Matching)에 의해 인식을 해 내는 방법으로, 모델의 기술 방법에 따라 크게 두 가지 부류로 나누어 볼 수 있다. 그 첫째 형태는 물체중심 모델기술 방법(Object-Oriented Model Description)이고, 또 하나는 관찰자중심 모델기술 방법(Viewer-Oriented Model Description) 방법이다.³⁾⁴⁾⁵⁾ 관찰자중심 모델기술 방법은 관찰자를 기준으로 한 물체의 형상들을 2차원 혹은 2½ 차원 형태의 모델로써 기술하는 방법이다.³⁾⁴⁾⁵⁾

한편, 물체중심 모델기술 방법은 관찰자의 입장에서 본 물체의 형상이 아닌, 물체가 가진 고유의 형상을 기초로 모델을 구성한다. 그러므로 이 방법으로 기술된 모델들은 관찰 위치와 관계없이 일정하게 보이게 된다. 물체중심 모델기술 방법은 다시 두 가지 형태로 나눌 수 있다. 그 첫째로, 단일좌표 모델기술 방법(Exact Model Descripton)은 하나의 물체를, 하나의 좌표상에, 하나의 모델로써 기술해 주는 방법으로, 작은 체적소(Small Volume Element)들을 쌓아 올리거나 조합해서 기술하는 방법(Spatial Occupancy, Voxel Representation, Constructive Solid Geometry, Octree 등)과, 물체의 표면(Boundary)만을 면 조각(Surface Patch)들에 의해 조합 표현하는 방법, 그리고 일반화 원통(Generalized Cylinder) 방법 등이 있다.³⁾⁴⁾⁶⁾⁷⁾⁸⁾ 두 번째로, 다중 관찰 방향 모델기술 방법(Multi-View Feature Representation)은 여러 관찰자 방향에서 본 물체의 형상들을 2차원 혹은 2½ 차원의 형태로 기술하고, 그것들을 하나의 그래프 모델(Asspect Graph)로 결합하여 표현하는 방법으로, 한 물체에 대해 모든 관찰자 방향(All Possible View)에서 본 물체의 형상들을 모두 모델베이스에 저장하는 방법(Discrete View-Sphere Representation)과, 한 물체의 존재할 수 있는 모든 형상, 즉 독립적으로 물체의 형상이 다르게 나타나는 물체 특성 관찰자 방향(Characteristic View)에서 본 물체 형상들만을 저장하는 방법이 있다.³⁾⁴⁾⁹⁾¹⁰⁾

모델기반형 인식은 모델과 입력 물체의 매칭에 의해 인식을 하기 때문에, 양자간의 정합(correspondence) 문제가 가장 큰 난제로 여겨진다.³⁾⁴⁾¹¹⁾¹⁶⁾ 즉, 모델은 물체 중심 좌표계에 의해 기술되어 있

고, 입력 영상의 물체는 관찰자 중심 좌표계에 의해 나타나므로, 그 사이의 정합이 필요하게 된다. 입력 영상이 2차원 영상인 경우에는 이 문제가 더욱 심각해져서, 2차원에서 3차원, 혹은 3차원에서 2차원으로의 투영(projection)이 매우 어렵다. 입력 영상이 3차원 영상, 즉 거리영상(range image)인 경우라도 양 좌표간에 정확한 변환(Transformation-Rotation & Translation)을 찾기는 쉬운 일이 아니다. 결국, 모델과 입력 영상의 물체중 어느 하나를 변환하여 같은 형상을 갖도록 해 주어야 하겠으나, 그를 해결하기 위해서는 입력물체(scene object)의 자세(location)에 대한 가설의 설정(hypothesis generation)과 가설검증(hypothesis verification)이 행하여져야 하므로 그래프 탐색(graph search)이나, 반복적 혹은 비 반복적인 최소화(Minimization) 과정이 필요하게 된다. 그러므로 정확한 투영 혹은 변환을 찾기 위해 너무 많은 시간과 노력이 요구된다. 만약, 입력 영상에서 물체들의 겹침현상(Occluding)에 의해 형상의 왜곡이 일어난다면, 그 물체들의 인식은 더욱 더 힘들어진다.

본 논문은 물체의 각 면에 대한 법선 방향에 관찰 방향을 일치시켰을 때의 영상, 즉 면 법선 영상(Surface Normal Image)들을 이용하여 모델 베이스를 구축하고, 입력으로 들어오는 영상의 각 물체의 좌표계를 모델의 좌표계와 일치하도록, 즉 각 면의 법선 방향이 관찰 방향인 Z축 방향에 일치하도록 회전시켜 모델들과 매칭을 행한다. 그러므로, 모델 좌표계(Surface Normal Image)와 회전이 된 입력 영상의 좌표계(Rotated Input Image)는 이론상 완전히 일치한다. 또한 모델을 회전하는 기존의 매칭 방법들은 그 정확한 변환(Transformation)을 찾기 위해 많은 어려움이 따르는 반면, 입력영상의 물체를 직접 회전하면, 물체의 면 법선 방향이 바로 변환 값이 되므로 모델과 입력 영상의 정합에서 나타나는 어려움이 적어진다. 결국 입력 영상에 나타난 물체의 면 수 만큼의 회전을 행함에 의해, 모델과 입력 영상의 정합 문제는 소수의 면 법선영상들 중에서 회전된 입력영상과 매칭될 후보를 선정하여 매칭하는 과정으로 축소된다. 그러한 이유로 본 논문의 접근 방식은 모델기반형 인식의 정합에 있어서의 어려움을 줄여주는 흥미로운 특징을 가진다.

본 논문은 II장에서 논문의 인식에 있어 그 근본이 되는 면 법선 영상에 대해 설명하고, III 장에서는 면 법선 영상에 의한 모델 베이스 구축 방법을, 그리고 IV장에서는 입력 영상의 인식을 위한 매칭 방법을 설명한다. 마지막으로 V장에서는 본 모델 기술

방법의 가능성을 타진하기 위한 모의 실험 및 그 결과를 밝히며, VI장에서 결론을 맺고자 한다.

II. 면 법선 영상(Surface Normal Image)

물체를 이루는 한 면의 고유 형상은 그 면을 정면에서 바라다 보았을 때 정확히 나타난다. 본 논문에서 물체 인식에 이용하는 면 법선 영상(Surface Normal Image)은 이러한 관점에 착안한 것이다. 본 논문에서는 물체의 각 면에 대해 그 면을 정면으로 바라보는 관찰 방향을 면 법선 관찰 방향(Surface Normal View)이라 하며, 면 법선 관찰 방향에서 보이는 물체의 형상을 면 법선 영상이라고 정의한다. 그림1에 면 법선 관찰 방향과 면 법선 영상을 설명한다.

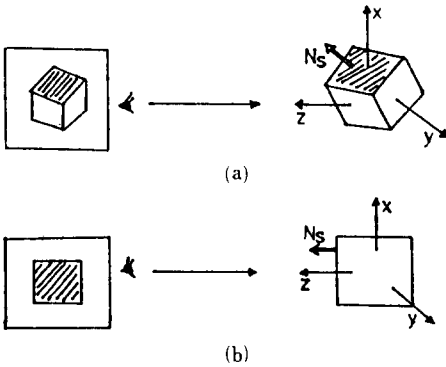


그림 1. 면 법선 영상
 (a) 일반 관찰 방향
 (b) 면 법선 관찰 방향
 Fig. 1. Surface normal view.
 (a) general viewer direction,
 (b) surface normal viewer direction.

그림에서 물체의 한 면에 대한 법선 방향(Surface Normal)을 $N_s = (n_x, n_y, n_z)$ 라 하면, 관찰자의 관찰 방향을 N_s 방향에 일치시켰을 때, 관찰자의 관찰 방향이 바로 면 법선 관찰 방향이 된다. 이 때, 관찰자에 비추어지는 물체의 형상이 면법선 영상이며, 정면으로 바라다 보이는 면을 그 면 법선 영상의 기준면(Basis Surface)이라 한다. 즉, 면 법선 영상은 기준면을 중심으로 그 인접면들이 주위에 나타나며, 일반적인 관찰 방향에서의 물체 형상과 비교해 매우 단순화되는 경향을 보인다. 그림2는 하나의 간단한 다면체의 각 면들에 대한 면 법선 영상이다.

그림에서 *표시는 각 면 법선 영상의 기준면(basis surface)를 나타낸다.

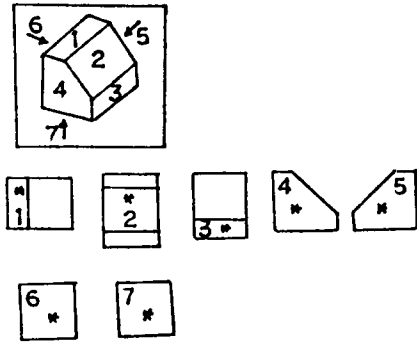


그림 2. 면 법선 영상
 Fig. 2. Surface normal images.

기준면이 평면(Plane)일 때, 그 면의 법선 방향(Surface Normal)은 어느 곳에서나 일정하다. 그러나 기준면이 곡면(Curved Surface) 일 때에는, 기준면의 법선 방향은 일정하지 않고 물체의 회전 축을 따라 점차적으로 변화되어 가는 양상을 보인다. 그러므로 엄밀한 의미로 곡면을 기준면으로 한 면 법선 영상은 존재하지 않는다. 기준면이 평면이 아닌 경우, 본 논문에서는 그 면을 기준으로 일정한 각도씩 관찰 방향을 변화시켜 가며 얻어지는 형상들의 조합을 그 면에 대한 면 법선 영상으로 한다. 그림3에 곡면을 기준면으로 한 면 법선 영상들을 보인다. 이 때, 그림3의 예는 원통형의 회전축을 기준으로 45도씩 회전하며 얻은 면 법선 영상이다. 3개의 면 법선 영상은 조합되어 곡면 5의 면 법선 영상으로 모델 베이스에게 기억된다.

원통형(Cylinder)의 곡면인 경우, 전체 곡면은 최대 8개의 면 법선 관찰 방향에 의해 근사시키는 결과를 가지며, 구면(Sphere)의 경우는 최대 26개의 면 법선

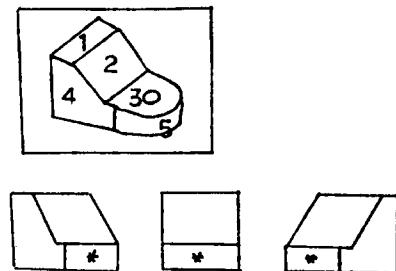


그림 3. 곡면을 기준으로 하는 면 법선 영상
 Fig. 3. Surface normal images whose basis surface is curved surface.

관찰 방향으로 근사시켜 그 조합을 모델 베이스에 저장한다. 결국 면 법선 영상은 그 기준면이 평면인 경우, 단 하나의 면 법선 관찰 방향을 가지게 되나, 원통면의 경우에는 최대8개, 구면의 경우는 최대 26개의 면 법선 관찰 방향을 가진다. 그러므로 평면의 경우에는 모델과 매칭을 위해 회전된 입력 영상의 물체는 좌표가 정확히 일치하나, 곡면 혹은 구면인 경우에는 면 법선 영상이 근사된 형태이므로, 그 좌표가 정확히 일치하지는 않는다. 결국, 본 기법은 인식할 물체가 평면이 많은 물체, 특히 다면체인 경우에 좀 더 효율적이다. 그러나 곡면체인 경우라 하더라도, 단지 회전된 입력영상과 매칭될 면 법선영상을 찾는 문제가 그 면의 복잡도 만큼 복잡해 지는 것에 불과하므로, 인식에 큰 어려움을 가져오는 것은 아니다. 또한, 입력 영상에서 하나 이상의 평면이 포함된 물체는 그 평면을 기준으로 한 면 법선 영상의 좌표를 이용하여 별도의 보정없이 물체의 위치 및 자세 관정이 이루어질 수 있다.

III. 모델 베이스 구축

본 논문의 인식을 위한 모델 베이스는 기본적으로 제층적 구조를 가지는 특징 블록(Feature Block) 들로써 구성된다. 전체 모델 베이스는 여러개의 물체 특징 블록(Object Feature Block)들을 보유하며, 물체 특징블럭은 다시 여러개의SNI 특징블럭(Surface Normal Image Feature Block)들을 가진다. SNI 특징블럭은 매칭의 후보를 선택하기 위한 몇가지 특징(Feature)들과 면 특징 블럭(Surface Feature Block) 들로써 구성된다. 또한 면 특징블럭은 여러가지

면의 특징들과 그 면을 이루는 선들의 선 특징블럭(Line Feature Block)들을 보유한다. 그림4는 전체 모델 베이스의 구성을 보여준다.

이와 같이 전체 모델 베이스는 최 상위 블럭인 물체 특징블럭으로부터 최 하위 블럭인 선 특징블럭까지의 계층적인 구조를 이루고 있으며, 각 블럭들은 매칭을 위한 특징들과 그 하위 특징블럭들로써 구성 된다.

1. 물체 특징블럭(Object Feature Block)

물체 특징블럭은 하나의 물체에 대한 모델이 된다. 본 논문에서 하나의 물체에 대한 모든 정보는 하나의 물체 특징블럭안에 기술된다. 즉, 물체 특징 블럭에는 그 물체에 대한 시스템의 기본 좌표가 존재하며, 그 물체가 보유하는 모든 면 법선 영상에 대한 특징블럭(SNI Feature Block)들이 저장된다. 물체 특징블럭의 기본 좌표계는 입력영상에 나타난 물체의 위치 및 자세를 결정하기 위한 기준이 된다.

2. 면 법선영상 특징블럭(SNI Feature Block)

면 법선영상 특징블럭은 한 물체의 면 법선영상들에 대한 각종 정보들을 포함한다. 각 면 법선영상은 물체 특징블럭의 기본 좌표계로부터 얼마나 회전되어 있는 형상인가를 나타내는 변환 각도를 가지며, 그 면 법선영상을 이루고 있는 면의 갯수, 그리고 각 면의 표면특성과 각 면들간의 접합각도들을 기억하고 있다. 이 각 면에 대한 표면특성과 접합각도는 매칭 과정에서 그 후보를 선정하기 위한 기준으로 사용된다. 또한 면 법선영상들은 각 면에 대한 정보를 가진 면 특징블럭들을 가진다. 본 논문에서는 인식의 기본 단위로 이 면 법선영상 특징블럭을 사용한다.

3. 면 특징블럭(Surface Feature Block)

면 특징블럭은 면 법선영상내에 존재하는 각 면들에 대한 특징(Feature)들과 그 면을 이루고 있는 각 선분들의 선 특징블럭들로써 구성된다. 다음에 면 특징블럭에 기술되는 각 특징들을 소개한다.

*BASISP : BASISP는 그 면이 면 법선영상에 있어 기준면인가·아닌가를 알려준다.

*법선방향 : 면의 법선 방향은 그 면의 방향(Orientation)을 알려준다.

*상대넓이 : 면의 상대넓이는 전체 면 법선영상의 넓이를 1로 했을 때, 그 면이 차지하는 상대적인 넓이를 말한다.

*표면특성 : 면의 표면특성은 각 면의 표면이 평면인가, 아니면 곡면인가를 알려준다. 면의 표면특성

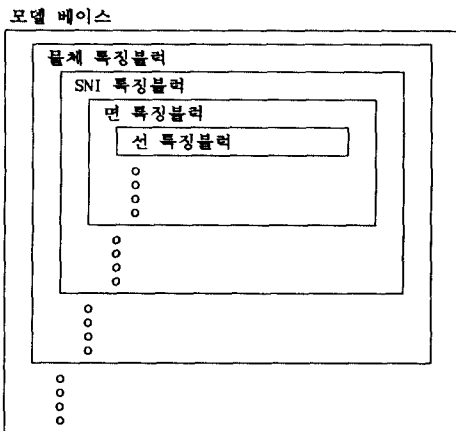


그림 4. 모델 베이스 구성
Fig. 4. Construction of model base.

은 그 값이 0이면 평면(Plane)을, 1이면 원통면(Cylinder), 2이면 기타 곡면임을 나타낸다.

*이심률(Eccentricity) : 이심률은 한 면을 관통하는 최대의 선분의 길이와 그 선분과 직각이 되는 최대 선분의 길이에 대한 비(Ratio)이다.

*압축도(Compactness) : 압축도는 한 면에 대한 둘레의 제곱과 전체 면적의 비이다.

*구멍의 갯수 : 그 면에 존재하는 구멍의 갯수를 알려준다.

*선의 갯수 : 그 면의 외곽선을 이루는 선분의 갯수를 알려준다.

4. 선 특징블럭(Line Feature Block)

선 특징블럭은 모델 베이스의 최 하위 블럭으로써 그 밑에 하위 블럭을 가지지 않으며, 면의 외곽을 이루는 각 선분들의 특성 및 그 접합각도 등을 기술한다. 다음에 선 특징블럭에 기술되는 각 특징들을 보인다.

*선의 특성 : 이는 선분의 특성, 즉 그 선분이 직선인가, 아니면 곡선인가를 알려준다.

*상대길이 : 선의 상대길이는 그 면의 외곽선(Contour)의 전체 길이에 대한 각 선분의 상대적 길이를 표시한다.

*접합각도 : 접합각도는 각 선분에 대해 그 선분과 인접한 선분과의 접합각도를 나타낸다. 이때, 그 각도는 시계방향으로 측정된다.

IV. 물체 인식

본 논문의 물체 인식 과정은 모델 베이스의 각 물체에 대한 면 법선 영상(SNI-surface normal image)들과, 입력영상의 물체들을 각 면을 기준으로 면 법선 관찰 방향에 일치하도록 회전한 영상(RII-rotated input image)들과의 매칭 과정에 의해 이루어진다. 매칭의 기본 단위는 면 법선 영상이며, 입력 영상에 나타난 모든 면을 기준으로 한 회전 영상들이 모델 베이스의 면 법선영상들과 모두 매칭이 이루어질 때까지 계속된다. 그림5는 모델 베이스의 면 법선 영상들과 회전된 입력 영상들이다.

그림5에서 볼 수 있듯이 한장의 입력 거리영상에서 얻게되는 영상들은, 각 면의 평균 법선방향(Mean Normal Vector)을 모델의 면 법선영상의 관찰 방향과 일치하도록 회전된 영상이다. 즉 한장의 입력 거리영상으로부터 입력영상에 나타나는 면의 갯수만큼의 회전 영상이 얻어진다. 입력 영상의 회전에 의해, 면 법선영상들과 회전된 입력영상들은 그 좌표계가 일치하게 되며 똑같은 형상을 이루게 된다. 그러므

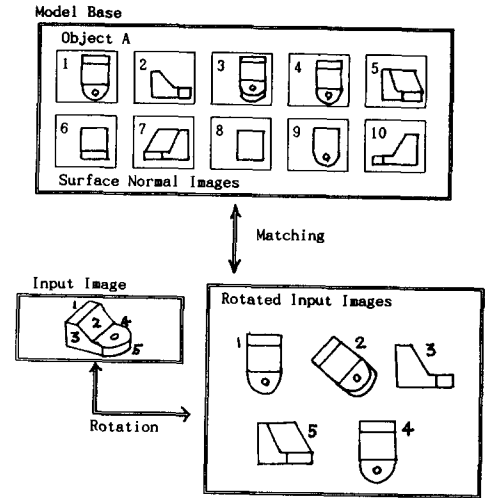


그림 5. 면 법선 영상과 회전 입력영상

Fig. 5. Matching between surface normal images and rotated input images.

로 이 회전된 영상은 모델 베이스의 면 법선영상들의 일부와 매칭될 수 있다. 회전 입력영상(RII)은 입력 영상에 보여진 면의 갯수만큼 얻어지므로 모델 베이스의 물체에 대한 면 법선영상의 (SNI)의 갯수보다는 항상 적은 갯수를 가진다. 본 논문에서는 얻어진 회전영상이 모델의 면 법선영상의 일부와 모두 매칭이 되면 그 물체가 인식된 것으로 간주한다.

1. 회전과 겹침현상에 의한 면의 손실 및 왜곡

현재 모델기반형 물체인식 분야에서 물체의 관찰 방향과 겹침에 의한 물체 형상의 손실 및 왜곡 문제는 매칭의 매우 큰 장애 요소가 되고 있다. 일단 인식하고자 하는 물체에 왜곡이 생기게 되면 모델과 입력된 물체의 형상이 다르게 나타나므로 (왜냐하면 모델은 왜곡된 상태가 아니기 때문이다.) 매칭은 그만큼 어려워진다.

이러한 문제의 해결을 위해 가장 알기쉬운 해결 방안은 겹침이나 회전에 의한 물체 일부의 손실이나 왜곡에 덜 민감한 물체특징(Feature)를 찾아내는 것이다. 물체의 왜곡에 대한 원인이 발생한다 해도, 변하지 않는 물체 특징으로 물체의 각 면에 대한 법선 방향(Surface Normal)과 각 면의 표면 특성, 그리고 각 면과 면이 이루는 접합각도등을 들 수 있겠다. 이와 같은 안정된 물체특징을 충분히 이용하는 것이 물체에 생기는 왜곡에 의한 잘못된 인식을 막는 한 가지 방법이 될 수 있을 것이다. 그래서 본 논문에서는 이러한 특징들을 매칭의 후보 선정과 검증에

큰 비중을 두고 사용하였다. 또한, 본 논문에서의 매칭기법에서는 회전입력 영상 중 일부가 형상 왜곡에 의해 잘못 매칭된다 하더라도 나머지 회전 입력영상들의 매칭에 의해 보완될 수 있기 때문에 형상 왜곡의 영향을 적게 받는다.

2. 매칭 기법

물체의 인식에 있어서, 모델 베이스가 보유한 각 물체의 특징들 중 어떠한 특징을 어떻게 이용할 것인가 하는 것이 효율적 인식의 가장 중요한 문제이다. 본 논문에서는 모델의 기술에 있어 앞장에서 설명한 바와 같은 여러가지 물체특징들을 사용한다. 모델에 기술된 여러 특징들은 매칭에 있어서 고유한 기능을 가지게 된다. 본 논문의 인식 기법에 있어서 가장 먼저 행하여지는 일은 회전된 입력 영상과 매칭될, 후보 SNI 특징블럭을 찾아내는 일이다.

가) 매칭 후보 선정

매칭될 후보 특징블럭의 선정을 위해 본 논문에서는 물체의 왜곡에 의해 영향을 받지않는 특징인 각 면의 표면특성과 면과 면 사이의 접합각도를 이용한다. 회전된 입력 영상으로부터 추출된 각 면의 표면특성과 접합각도는 모델 베이스의 각 SNI 특징블럭에 기억된 표면특성과 접합각도 정보들과 비교되며, 다음과 같은 조건이 만족되면 그 SNI는 매칭 후보로써 선정된다.

* 후보 선정 조건

- 회전된 입력 영상에 나타난 모든 면의 표면특성이 모델의 일부와 일치한다.
- 회전된 입력영상의 각 면들 사이의 접합각도들이 모델의 일부와 일치한다.

나) 기준면 매칭

매칭은 후보로 선정된 SNI 특징블럭들을 가장 많이 보유한 물체 특징블럭으로부터 시작한다. 각 후보 SNI 특징블럭들의 기준면이 먼저 비교되며, 기준면은 그 면의 고유 형상을 지니고 있게 되므로 매칭에 있어 가장 중요한 요소가 된다. 기준면에 대한 매칭 과정은 면 특징블럭의 각 특징들을 회전된 입력 영상에서 추출된 특징들과 비교함에 의해 이루어진다. 이때 매칭의 가부를 결정하기 위한 결정함수(Decision Function)는

$$dp = \sum_{i=1}^{Np} Wp \cdot h(Mpf_i, Ipf_i) \quad (1)$$

이다. 여기서 Np는 특징의 갯수이며, h(Mpf, Ipf)는 각 특징들에 대한 유사성 함수 (Similarity Function)로써 각 특징들이 얼마나 잘 매칭이 되었는가를 보여준다. 즉, Mpf(모델의 특징값)과 Ipf (입력영상의

특징값)을 비교하여, 그 차이가 각 특징에 지정된 문턱치(Threshold Value)를 넘지 않으면 매칭된 것으로 간주되어 1의 값을 가지며, 그렇지 않으면 0의 값을 가진다. 각 특징들의 유사성 함수 값들은 각 특징에 부여된 가중치(Weight)와 곱해져 모두 더해진다. 이때, 면 특징블럭의 각 특징들에 대한 가중치 값은 다음과 같이 지정하였다.

- * 인접면과의 각도.....0.2
- * 면의 법선방향0.2
- * 면의 표면특성0.2
- * 면의 상대넓이0.1
- * 이심률0.1
- * 압축도0.1
- * 구멍의 갯수0.1

면의 매칭에 있어서 가장 중요한 대상의 하나는 각 면을 이루는 외곽선들의 정보이다. 외곽선들의 정보는 선 특징블럭에 특징으로 기술되며, 회전된 입력 영상으로부터 추출된 정보들과 매칭된다. 선의 매칭에서의 결정함수와 선 특징블럭의 각 특징들에 대한 가중치는 다음과 같다.

$$dl = \sum_{i=1}^{NI} Wl_i \cdot h(Mlf_i, Ilf_i) \quad (2)$$

- * 선의 특성0.5
- * 선의 상대길이0.2
- * 인접선과의 접합각도.....0.3

여기서 NI은 선 특징블럭에서 특징의 갯수이며, Mlf_i와 Ilf_i는 각각 모델과 입력 영상의 선분들에 대한 특징값이다. 하나의 선분에 대한 모든 특징들이 완전히 매칭되면 결정함수 dl의 값은 1의 값을 가진다. 반면에 모든 특징이 매칭되지 않는다면 0값을 가지며, 일부만 매칭이 된다면 0와 1사이의 값으로 나타날 것이다. 면이 보유한 모든 선분들에 대한 매칭이 이루어지면, 다음과 같은 결정함수에 의해 그 면의 매칭 여부를 결정한다.

$$ds = 0.8 \cdot dp + 0.2 \cdot \sum_{j=1}^{MI} L_j \cdot dl, \quad (3)$$

여기서 MI은 그 면이 보유한 선분의 갯수이며, L_j는 j번째 선분의 상대길이를 나타낸다. 이는 상대적으로 길이가 긴 선분 쪽에 매칭의 중요도를 더하기 위해 가중치로써 사용된 것이다. 위 식의 가중치 0.2는 전체 면에 대한 정보중, 그 면을 이루는 선분들의 정보가 어느 정도 중요한가 하는 것을 알려준다. 면의 모든 특징들과 면을 이루는 선분의 특징들이 모두 성공적으로 매칭이 되면 ds(면의 결정함수) 값은

1이 된다.

다) 인접면 매칭

기준면이 매칭되면 기준면과 인접면 각 면들에 대한 매칭을 행한다. 그 매칭 방법은 기준면의 매칭의 경우와 마찬가지로이다.

라) SNI의 매칭

후보로 선정된 SNI에 대한 모든 면들의 비교가 끝나면, 다음과 같은 결정함수에 의해 전체 SNI의 매칭여부를 결정한다.

$$dn = 0.5 \cdot dbs + 0.5 \cdot \sum_{j=1}^{Ms} s_j \cdot ds_j \quad (4)$$

여기서 dbs는 기준면에 대한 ds(결정함수) 값이며, s_j 는 각 면의 상대 넓이다. 기준면은 그 면 법선 영상(SNI)에 있어 면의 고유한 형상을 지니는 중요한 요소이므로 그만큼 많은 가중치(0.5)를 부여한다. 하나의 SNI를 이루는 모든 면이 성공적으로 매칭되면 결정함수 dn은 1의 값을 가지게 된다. 면과 선들에 대한 모든 특징들이 정확히 매칭된다는 것은 어려운 일이므로 dn값이 1이 되는 경우는 극히 드물 것이다. 그러므로 dn값이 일정한 문턱치를 넘을 경우, 그 면 법선영상은 성공적으로 매칭된 것이라고 간주한다.

마) 물체의 매칭

한 물체에 대해서 입력영상 물체의 모든 면을 기준으로 회전한 모든 회전영상이 모델 베이스의 면 법선영상(SNI)들과 성공적으로 매칭이 되면 비로소 그 물체가 매칭된 것으로 간주한다. 그러나 모든 회전영상이 성공적으로 매칭되지 않는다고 하더라도, 모델 베이스의 물체들 중 가장 잘 매칭이 된 것(즉 매칭된 SNI가 가장 많은 것)을 선택할 수 있다. 모든 매칭 과정이 끝나면 물체 특징블럭의 기본 좌표계로부터 입력영상이 얼마나 회전되어 있는가를 결정하고 인식 과정을 모두 마친다.

V. 모의 실험 및 결과

본 논문에서는 제안한 모델기술 방법을 인식에 적용해 보기 위해 3차원 물체 인식 시스템을 구성하고, 간단한 기계부품 및 장난감들로 이루어진 인공 거리 영상들을 이용하여 모의 실험을 행하였다. 모의 실험은 256*256*256의 데이터를 사용하였고, IBM PS/2 System 80상에서 C언어에 의해 수행하였다. 본 시스템은 CAD 정보를 이용하여 5개의 기계부품과 장난감들에 대한 모델 베이스를 구축하였다. 그림 6은 5개의 모델들을 보여준다. 표1은 각 모델들에 대한 면 법선영상(SNI)의 개수와 면의 개수 그리고

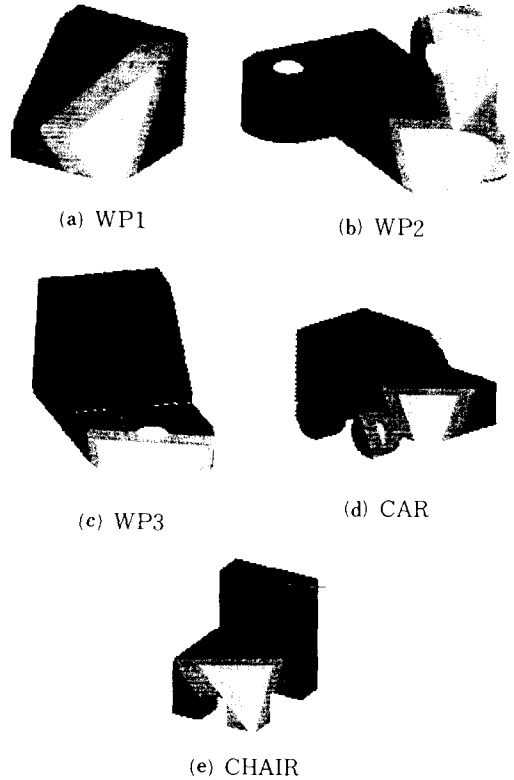


그림 6. 실험에 사용한 모델
Fig. 6. Models used in experiments.

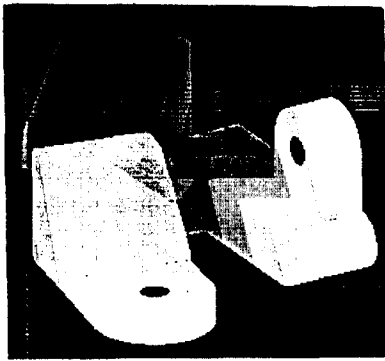
표 1. 실험에 사용된 모델
Table 1. The models used for the experiment.

	SNI	평면	곡면	구멍
WP1	7	7	0	0
WP2	12	7	3	2
WP3	10	7	1	1
CAR	10	12	4	0
CHAIR	6	16	0	0

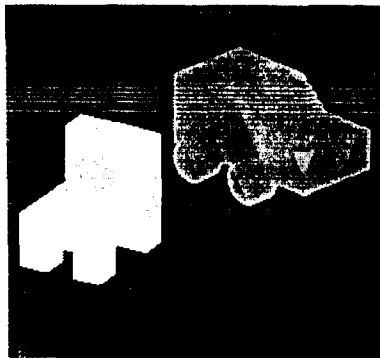
구멍의 갯수를 보여준다.

본 논문에서는 모의 실험에 사용한 거리영상들 중 WORKPIECE 영상과 TOY 영상의 실험과정과 그 결과를 보여줄 것이다. 그림7은 모의 실험에 사용한 입력 거리 영상이다. WORKPIECE 영상의 경우, 3개의 물체가 서로 겹쳐져 나타나고 있음을 알 수 있다.

그림8은 전체 인식 시스템의 흐름도를 보여준다.



(a)



(b)

그림 7. 입력 거리 영상
Fig. 7. Input range images.

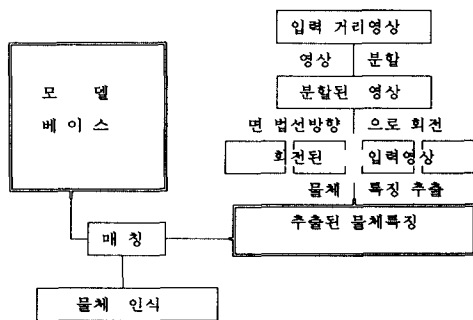
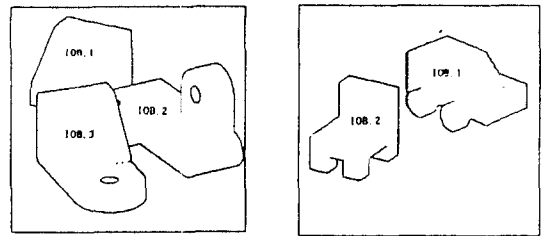


그림 8. 물체 인식 시스템의 흐름도
Fig. 8. Block diagram of object recognition system.

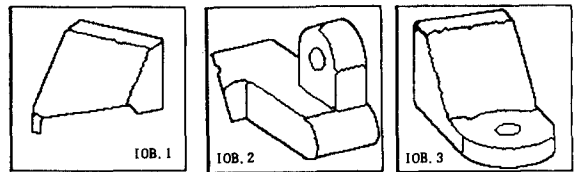
1. 거리 영상 분할(Range Image Segmentation)
거리 영상(Range Image)의 영상분할 작업은 보통의 명암영상(Intensity Image)의 영상분할과는 다소

차이가 있으며, 좀 더 정교한 작업이 필요하다.^{12,13,14} 영상분할을 위해 본 논문에서는 거리영상의 거리 불연속(Depth Discontinuity)을 이용하여 입력영상의 물체를 분리하고, 방향 불연속(Drientation Discontinuity)을 이용하여 분리된 물체들의 내부 윤곽선을 추출하였다. 그리고, 영상분할의 마지막 보정단계에서 침음성의 소 영역을 인근 영역에 병합하는 방식을 취하였다.¹⁵ 그림9는 분리된 각각의 물체 영상을 보여주고 있으며, 그림10은 추출된 윤곽선 영상을 보여준다.

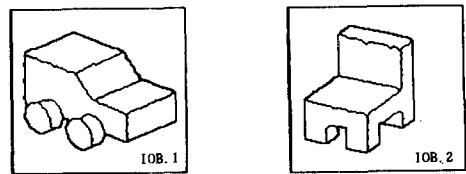


(a) Work-Piece Image (b) Toy Image

그림 9. 분리된 입력 영상의 윤곽선
Fig. 9. Edges of separated input images.



(a) Work-piece Image



(b) Toy Image

그림 10. 물체의 윤곽선 영상
Fig. 10. Edges of objects.

윤곽선이 모두 추출되면 윤곽선 내부의 각 영역들에 대한 표면특성 추출을 행한다. 표면 특성 추출 과정에서, 본 시스템은 면들의 평균 곡률(Mean Curvature) H와 가우시안 곡률(Gaussian Curvature) K를 이용

한다. 평균 곡률과 가우시안 곡률은 물체의 면들에 대한 방향성분과 관계되는 파라미터로서, 그 값 K와 H에 의해 각 면의 면소(Pixel)들에 대한 표면특성을 추출할 수 있다. 그러나, 평균 곡률과 가우시안 곡률은 급격한 경사가 있는 부분에서 잡음에 매우 민감하므로 본 시스템에서는 경사가 급한 부분인, 면과 면이 만나는 윤곽선 부분에서는 그 값들을 사용하지 않고 인접한 영역들에 병합시킨다. 또한 본 논문에서는 윤곽선이 이미 추출되어 있으므로, 윤곽선 내부의 폐곡면을 이루는 모든 면들은 단일 표면특성을 가진다는 가정하에, 윤곽선 내부 면소들의 표면특성 분포에서 소영역들을 대 영역에 병합시키도록 하였다. 그림11은 영상분할의 최종 결과인 분할된 영상들을 보여준다.

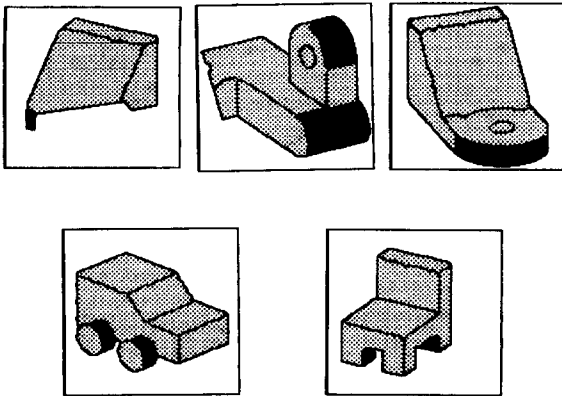


그림11. 영상 분할된 입력 거리영상
Fig. 11. Segmented input range images.

2. 분할된 입력영상의 회전

입력 거리영상의 분할이 모두 끝나면, 분할된 영상들을 모델과 매칭할 수 있는 형태로 회전시켜야 한다. 회전의 기준은 기준면의 평균 법선방향(Mean Normal Vector)를 관찰자의 방향과 일치하도록 하는 것이다. 관찰자가 Z축 상에 위치한다고 가정하고, 물체의 기준면 S의 평균 법선방향을 $N_s = [n_x, n_y, n_z]^T$ 라 하자.

물체 상의 임의의 한 점 P(x, y, z)의 벡터 P를 생각하면,

$$P = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad N_s = \begin{bmatrix} n_x \\ n_y \\ n_z \end{bmatrix} \quad (5)$$

이다.

N_s 를 $N_r = [0 \ 0 \ 1]^T$ 와 일치하도록 X축과 Y축을 중심으로 β 와 γ 만큼 회전을 시킨다. 이때,

$$R \cdot N_s = N_r = [0 \ 0 \ 1]^T \quad (6)$$

가 되고, 여기서 회전 행렬(Rotation Matrix)

$$R = \begin{bmatrix} \cos\beta & \sin\beta \sin\gamma & -\sin\beta \cos\gamma \\ 0 & \cos\gamma & \sin\gamma \\ \sin\beta & -\cos\beta \sin\gamma & \cos\beta \cos\gamma \end{bmatrix} \quad (7)$$

이다. 이때 관찰자가 Z축 상에 위치하므로 결과적으로, N_r 의 방향은 관찰자의 방향과 일치한다.

이때의 회전각도 β 와 γ 를 구하면,

$$R^{-1} \cdot N_r = R^{-1} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin\beta \\ -\cos\beta \sin\gamma \\ \cos\beta \cos\gamma \end{bmatrix} \quad (8)$$

와 같이 되고,

$$N_s = R^{-1} \cdot N_r = [n_x \ n_y \ n_z]^T \quad (9)$$

이므로 식(8)과 (9)에 의해

$$\begin{aligned} \sin\beta &= n_x \\ \cos\beta &= \cos(\sin^{-1} n_x) \\ -\cos\beta \sin\gamma &= n_y \\ \cos\beta \cos\gamma &= n_z \end{aligned} \quad (10)$$

가 된다. 한편 X축과 Y축을 중심으로 각각 β 와 γ 만큼 회전된 후의 P벡터를 $P_r = [x' \ y' \ z']^T$ 라 하면,

$$P_r = \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = R \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (11)$$

이므로

$$\begin{aligned} x' &= \cos\beta x + \sin\beta \sin\gamma y - \sin\beta \cos\gamma z \\ y' &= \cos\gamma y + \sin\gamma z \\ z' &= \sin\beta x - \cos\beta \sin\gamma y + \cos\beta \cos\gamma z \end{aligned} \quad (12)$$

가 된다. 그러므로 식(10)을 식(12)에 대입하면,

$$\begin{aligned} x' &= A \cdot x - n_x \cdot n_y \cdot y / A - n_x \cdot n_z \cdot z / A \\ y' &= n_z \cdot y / A - n_y \cdot z / A \\ z' &= n_x \cdot x + n_y \cdot y + n_z \cdot z \end{aligned} \quad (13)$$

와 같이 회전후의 좌표를 구할 수 있다.

여기서 $A = \cos(\sin^{-1} n_x)$ 이다. 본 논문에서는 Z축을 중심으로 한 회전은 고려하지 않는다. 그것은 관찰자가 Z축상에 존재하므로, Z축을 중심으로 한 회전은 물체의 형상에 전혀 영향을 미치지 않기 때문

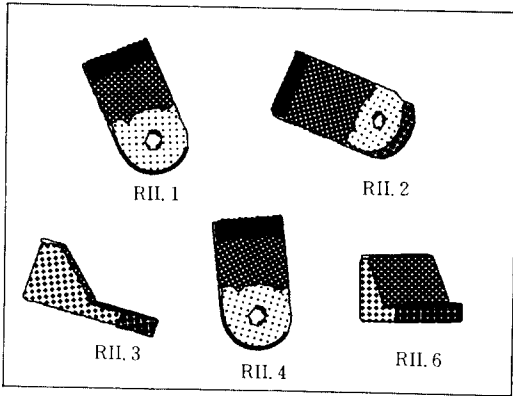
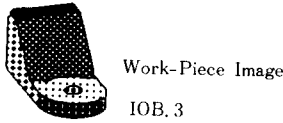


그림 12. 회전된 입력영상(RII)
Fig. 12. Rotated input images.(RIIs)

```

surn = 2

surfnorx[1] = -0.00001
surfnory[1] = -0.000000
surfnorz[1] = 1.000000
basisp [1] = 1
surfch [1] = 0
s-area [1] = 0.264496
eccent [1] = 5
compact[1] = 23.544
hollp [1] = 0
neisurn[1] = 1
neisurnf[1][1] = 0 neisurfa[1][1] = 0
neisurnf[1][2] = 1 neisurfa[1][2] = 0.754452
neisurnf[1][3] = 0 neisurfa[1][3] = 0
neisurnf[1][4] = 0 neisurfa[1][4] = 0
linen [1] = 4
linech [1][0] = 0
rellen [1][0] = 0.407201
conjangl[1][0][0] = 3 conjanga[1][0][0] = 1.59207
conjangl[1][0][1] = 1 conjanga[1][0][1] = 1.50194
linech [1][1] = 0
rellen [1][1] = 0.109264
conjangl[1][1][0] = 0 conjanga[1][1][0] = 1.50194
conjangl[1][1][1] = 2 conjanga[1][1][1] = 1.58822
linech [1][2] = 0
rellen [1][2] = 0.402095
conjangl[1][2][0] = 1 conjanga[1][2][0] = 1.58822
conjangl[1][2][1] = 3 conjanga[1][2][1] = 1.62223
linech [1][3] = 0
rellen [1][3] = 0.0814403
conjangl[1][3][0] = 2 conjanga[1][3][0] = 1.60096
conjangl[1][3][1] = 0 conjanga[1][3][1] = 1.59207
    
```

SURFACE NO. 1
ROTATED INPUT IMAGE NO. 1
INPUT IMAGE NO.1
WORK-PIECE IMAGE

그림 13. 추출된 특징
Fig. 13. Extracted features of a surface of a input object.

surn:하나의 RII 중에 존재하는 면의 갯수,
surfnor:면의 법선 방향, basisp:기준면 여부,
surfch:면의 특성(그 값이 0이면 평면, 1이면 원통면, 2이면 구면), s-area:그 면의 상대 넓이,
eccent:이심률, compact:압축도, hollp:구멍의 갯수, neisurn:인접면 갯수, neisurnf:인접면 번호,
neisurfa:인접면과의 접합각도, linen:각 면에서 선의 수, linech:선의 특성(0=직선, 1=곡선),
rellen:각 선의 상대 길이, conjangl:인접선 번호,
conjanga:인접선과의 접합각도.

이다. 그림12는 입력 영상에 대해 각 면을 기준으로, 그 평균 법선방향이 관찰자 방향과 일치하도록 회전한 결과 영상이다.

3. 물체의 특징 추출 (Feature Extraction)

입력 영상의 각 면에 대한 회전영상이 얻어지면 그 영상들에서 모델 베이스의 면 법선영상과 매칭하기 위한 특징들을 추출한다. 회전영상은 각 면 들의 분리와 각 선분들의 분리 과정을 거쳐, 면과 선들에 대한 특징들을 가지고 매칭이 가능한 형태로 변형된다. 그림13은 입력 영상의 한 면에서 추출된 특징들이다.

4. 매칭 결과

회전된 입력영상에서 추출된 특징들은 모델베이스의 모델들과 매칭되며, 매칭의 기본 단위는 면 법선 영상이다. 그림14는 인식의 최종 결과인 매칭결과이다. 또한 표2는 매칭 결과의 분석표이다.

그림14와 표2의 매칭 결과에서 겹침과 회전에 의한 왜곡과 특징추출 과정에서의 오류에 의해 몇몇 면법선영상들이 매칭되지 않았음을 알 수 있는데, 이는 그 물체들의 타 면 법선영상들의 매칭에 의해 보완되고 있다. 결과에서 dn은 면 법선영상들의 매칭 결과를 수치로 보여주는 결정함수의 값이다. 본 시스템에서 문턱치는 0.7로 하였다.

표 2. 매칭결과 분석표
Table 2. The result of maching.

		추출된	추출된	추출된	매칭된	오매칭된	매칭안된
		면 수	구멍수	RII수	RII수	RII수	RII수
Work-Piece Image	WP1	4	0	4	2	1	1
	WP2	8	1	7	5	1	1
Toy Image	WP3	6	1	5	5	0	0
	CAR	9	0	9	6	1	2
Image	CHAIR	7	0	7	4	0	3

RESULT OF WORKPIECE IMAGE

IOB.1 RII.1 <--> MOB.2 SNI.1 (dn = 0.924130)
 IOB.1 RII.2 <--> MOB.2 SNI.2 (dn = 0.989924)
 IOB.1 RII.3 <--> MOB.2 SNI.2 (dn = 0.834897)
 IOB.2 RII.1 <--> MOB.1 SNI.2 (dn = 0.917775)
 IOB.2 RII.2 <--> MOB.5 SNI.1 (dn = 0.792247)
 IOB.2 RII.5 <--> MOB.1 SNI.7 (dn = 0.947850)
 IOB.2 RII.6 <--> MOB.1 SNI.6 (dn = 0.762872)
 IOB.2 RII.7 <--> MOB.1 SNI.8 (dn = 0.775386)
 IOB.2 RII.8 <--> MOB.1 SNI.9 (dn = 0.886509)
 IOB.3 RII.1 <--> MOB.3 SNI.1 (dn = 0.930991)
 IOB.3 RII.2 <--> MOB.3 SNI.2 (dn = 0.858674)
 IOB.3 RII.3 <--> MOB.3 SNI.3 (dn = 0.805727)
 IOB.3 RII.4 <--> MOB.3 SNI.4 (dn = 0.973405)
 IOB.3 RII.6 <--> MOB.3 SNI.5 (dn = 0.988295)

INPUT OBJECT 1 IS MATCHED TO MODEL OBJECT 2
 INPUT OBJECT 2 IS MATCHED TO MODEL OBJECT 1
 INPUT OBJECT 3 IS MATCHED TO MODEL OBJECT 3

RESULT OF TOY IMAGE

IOB.1 RII.1 <--> MOB.5 SNI.1 (dn = 0.997498)
 IOB.1 RII.2 <--> MOB.5 SNI.2 (dn = 0.963242)
 IOB.1 RII.3 <--> MOB.3 SNI.1 (dn = 0.709939)
 IOB.1 RII.4 <--> MOB.5 SNI.4 (dn = 0.957283)
 IOB.1 RII.5 <--> MOB.5 SNI.5 (dn = 0.840000)
 IOB.1 RII.6 <--> MOB.5 SNI.6 (dn = 0.753394)
 IOB.1 RII.8 <--> MOB.5 SNI.6 (dn = 0.852190)
 IOB.2 RII.1 <--> MOB.4 SNI.1 (dn = 0.923936)
 IOB.2 RII.2 <--> MOB.4 SNI.2 (dn = 0.847066)
 IOB.2 RII.4 <--> MOB.4 SNI.4 (dn = 0.903943)
 IOB.2 RII.5 <--> MOB.4 SNI.5 (dn = 0.832509)

INPUT OBJECT 1 IS MATCHED TO MODEL OBJECT 5
 INPUT OBJECT 2 IS MATCHED TO MODEL OBJECT 4

그림 14. 매칭 결과

Fig. 14. Result of matching.

VI. 결 론

본 논문은 면 법선영상(Surface Normal Image)를 이용하여 모델 베이스를 구축하고 입력으로 들어오는 거리영상을 면 법선방향으로 회전하여 인식을 행하는 모델 기반형 인식의 새로운 접근 방식을 제안하였다. 제안된 접근방식을 적용하여 3차원 물체 인식 시스템을 구성하고 5개의 물체로 이루어진 인공 영상에 대하여 실험을 행하였다. 그 결과, 전 절의 매칭 결과에서 볼 수 있듯이 모든 인공영상에 대해 만족스런 인식 결과를 얻을 수 있었다. 면 법선영상의 특징 기술에 있어서 겹침에 의한 물체의 형상왜곡, 그리고 입력영상의 각 면의 특징기술 과정에서의 오류 등에 의해 오 매칭되는 바람직하지 못한 결과도 나타나고 있으나, 이는 그 물체의 타 면을 기준으로 하는 면 법선영상들의 매칭에 의해 보완될 수 있음을 알 수 있다.

본 논문에서 제안한 접근 방식은 다음과 같은 특징들을 가진다. 첫째로, 본 접근 방식에 의해 모델

기반형 인식의 모델과 입력 영상간의 정합과정의 어려움이 상당히 해소될 수 있다. 둘째로, 각 면 법선영상에서 기준면은 고유한 형상(즉, 그 면의 면적을 최대로 하는 형상)을 가지게 되며, 면 법선영상은 일반적인 관찰 방향에서 본 형상에 비해 매우 단순화된다.

본 방법은 기준면이 곡면인 경우에서, 아직은 기준면이 평면일 때와 같은 모델과 입력영상의 정확한 좌표계 일치율이 이루어지지 못하고 있다는 문제점이 남아 있다. 이러한 문제는 차후 보완되어야 할 사항이라 생각된다. 그리고 본 논문에서는 문제의 단순화를 위해, 깊이 정보의 계측오차와 그 오차에 의한 인식에서의 영향은 고려하지 않았다. 차후에 이와 같은 오차에 관한 분석이 이루어져야 할 것이다.

參 考 文 獻

- [1] D.H. Ballard, C.M. Brown, *Computer Vision*, Prentice-Hall, Inc., 1982.
- [2] B.K. P. Horn, *Robot Vision*, The MIT Press, 1986.
- [3] P.J. Besl, R.C. Jain "Three-Dimensional Object Recognition," *ACM Computing Surveys*, vol. 17, no. 1, pp. 75-145, March, 1985.
- [4] R.T. Chin, C.R. Dyer, "Model-Based Recognition in Robot Vision," *ACM Computing Surveys*, vol. 18, no. 1, pp. 68-108, March, 1986.
- [5] T.O. Binford, "Survey of Model-Based Image Analysis Systems," *Int. Journal of Robotics Research*, vol. 1, no. 1, pp. 18-64, Spring, 1982.
- [6] W. Eric, L. Grimson, T. Lozano-Perez, "Model-Based Recognition and Localization from Sparse Range or Tactile Data," *Int. Journal of Robotics Research*, vol. 3, no. 3, pp. 3-35, Fall, 1984.
- [7] R.C. Bolles, "3DPO: A Three-Dimensional Part Orientation System," *Int. Journal of Robotics Research*, vol. 5, no. 3, pp. 3-26, Fall, 1986.
- [8] O.D. Faugeras, M. Hebert, "The Representation, Recognition, and Locating of 3-D Objects," *Int. Journal of Robotics Research*, vol. 5, no. 3, pp. 27-52, Fall 1985.
- [9] K. Ikeuchi "Generating an Interpretation Tree from a CAD model for 3D-Object Recognition in Bin-Picking Tasks," *Int.*

Journal of Computer Vision, vol. 1, no. 2, pp. 145-165, 1987.

[10] T.J. Fan, G. Medioni, R. Nevatia, "Recognizing 3-D Objects Using Surface Descriptions," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 11, no. 11, pp. 1140-1157, 1989. 11.

[11] D.G. Lowe, "Three-Dimensional Object Recognition from Single Two-Dimensional Images," *Int. Journal of Artificial Intelligence*, vol. 31, pp. 355-395, 1987

[12] P.J. Besl, R.C. Jain, "Invariant Surface Characteristics for 3D Object Recognition in Range Images," *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 33, no. 1, pp. 33-80, 1986.

[13] T.J. Fan, G. Medioni, R. Nevatia, "Segmented Descriptions of 3-D Surfaces," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 3, no. 6, pp. 527-538, December 1987.

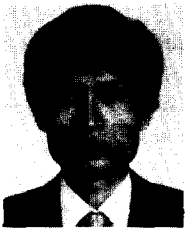
[14] R. Hoffman, A.K. Jain, "Segmentation and Classification of Range Images," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 9, no. 5, pp. 608-620, 1987. 9.

[15] 박중훈, 장태규, 최중수, "면 법선 영상을 이용한 3차원 물체 인식," 제3회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, pp. 42-52, 1991, 2.

[16] C.H. Chen, A.C. Kak, "A Robot Vision System for Recognizing 3-D Objects in Low-Order Polynomial Time," *IEEE Trans. on Syst. Man Cybern*, vol. 19, no. 6, pp. 1535-1563, 11/12, 1989.

[17] G. Stockman, "Object Recognition and Localization via Pose Clustering," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 40, pp. 361-387, 1987.

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 대학
 원 전자공학과 박사과정 재학중
 주관심분야는 컴퓨터 시각, 인공지능 등임.



張 泰 奎 (正會員)
 1955年 11月 13日生. 1979年 2月
 서울공대 전기공학과 졸업. 1981
 年 2月 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 졸업 (공학석사). 1981
 年 3月~1984年 6月 현대 엔지
 니어링(주), 현대산업전자(주) 근
 무. 1987年 8月 플로리다 대학교 전기공학과 졸업
 (공학박사). 1987年 7月~1990年 2月 테네시 주립
 대학교 조교수. 1990年 3月~현재 중앙대학교 제어
 계측공학과 조교수. 주관심분야는 신호처리, 패턴인
 식 등임.

崔 宗 秀 (正會員) 第28卷 B編 第5號 參照
 현재 중앙대학교 교수. 주관
 심분야는 의용 영상처리, 컴
 퓨터 시각, 영상통신 등임.