

부품 기반한 수퍼쿼드릭 모델을 이용한 기계부품 인식에 관한 연구

정회원 이 선 호*, 홍 현 기*, 최 종 수*

A Study on Assembly Part Recognition Using Part-Based Superquadric Model

Sun-Ho Lee*, Hyun-Ki Hong*, Jong-Soo Choi* *Regular Members*

요 약

기존의 거리영상을 이용한 모델베이스기반 3차원 물체인식에서는 주로 거리영상 분할과정을 통한 면정합이나 그래프매칭 등의 방법을 이용하였으나, 이러한 방법은 인간의 인식체계와는 동떨어져 있는 경우가 대부분이다. 본 논문에서는 인간의 인식체계와 유사한 체적기반의 수퍼쿼드릭(superquadric) 물체표현과 이를 확장한 물체인식과정을 보인다. 먼저 3차원 물체에 대한 체적특성을 수퍼쿼드릭 계수를 이용한 부품기반 수퍼쿼드릭 모델(PBSM : part-based superquadric model)로 기술하며, 면 특성 및 체적소간의 접합관계 등을 함께 이용하여 물체의 일부 가려짐이나 시점에 의한 비선형적인 형상변화(nonlinear shape change)에도 강건하도록 한다. 입력되는 물체로부터 추출된 수퍼쿼드릭 계수와 모델물체의 계수들간의 매칭을 거쳐 인식에 이른다. 본 논문에서는 실험결과를 통하여 이러한 병합된 방법이 임의의 기계조립 부품의 위치와 자세를 판정하고 인식하는데 유용함을 입증하였다.

ABSTRACT

This paper presents a new volumetric approach to 3D object recognition by using PBSM (part-based superquadric model). The assembly part object can be constructed with the set of volumetric primitives and the relationships between them. We describe volumetric characteristics of the model object with superquadric parameters. In addition, our model base has the relationships between volumetric primitives as well as the surface information: the surface type, the junction type between neighboring surfaces. These surface properties and relationships between parts are effectively used in recognition process. Our integrated method is robust to recognition of the identity, position, and orientation of randomly oriented assembly parts. Furthermore, we can reduce the effects of self-occlusion and non-linear shape changes according to viewpoint. In this paper, we show that our integrated method is robust to recognition of the identity, position, and orientation of randomly oriented assembly parts through experimental results.

1. 서 론

컴퓨터비전 분야에 있어서 3차원 물체인식은 보는 시각에 따라 물체의 형상이 다양하게 변화하

로, 형상에 대한 정확한 기술(description)과 정교한 인식 기법이 필요하다. 일반적으로 인간의 시각시스템은 3차원 체적의 물체를 단순한 육면체, 구, 원추, 원통 등의 기하학적 기본 체적소(volumetric primitives)들로 쪼개어 보는 특성이 있으며, 이를 RBC

* 중앙대학교 첨단영상전문대학원 영상공학과(jschoi@candy.ee.cau.ac.kr)

논문번호 : 99147-0413, 접수일자 : 2000년 4월 13일

(Recognition-By-Components)라 한다^{[1][9]}. 이러한 관점에서 3차원 물체 형상의 체적표현에 가장 알맞은 방법 중에 하나가 바로 기하학적 계수표현법인 수퍼쿼드릭 모델 표현법이다. 수퍼쿼드릭 모델은 원래 컴퓨터 그래픽스 분야^[2]에서 3차원 형상을 기술하는 방법으로 널리 이용되어 오다가, 1986년 Pentland^[3]에 의해서 처음으로 컴퓨터비전 분야에 응용되기 시작했다. 기존의 3차원 형상을 기술하는 많은 방법들이면 방향이나 면 곡률 등의 국소적인 특징들을 추출하는데 비해, 수퍼쿼드릭은 직관적으로 물체를 인지하려는 인간의 인지체계와 유사한 특성 때문에 많은 주목을 끌고 있다.

또한 수퍼쿼드릭은 크기(size)인자, 위치(position)인자, 방향(orientation)인자, 변형(deformation)인자 등 몇 개의 계수들만으로 실세계에 존재하는 다양하고 복잡한 형태의 물체들을 효과적으로 기술하는데 유용하다^[4]. 3차원 물체를 모델링하기 위해 제안된 일반화 원통(GC:Generalized Cylinder)기법은 다양한 물체를 모델링할 수 있는 반면, 많은 계수들과 계산량 및 구속조건을 필요로 하는 등, 실제 입력 거리영상으로부터 계수들을 추출하는데 어려움이 있다.

일반적으로 수퍼쿼드릭 모델을 이용한 모델 기반한 3차원 물체인식시스템을 구축하기 위해서는 데이터 베이스 구축, 장면물체 모델의 형상복구 그리고 모델 매칭과정과 같은 3단계를 거치게 된다. 첫 번째로 데이터베이스내의 많은 모델 물체들을 효율적으로 접근하기 위해서 수퍼쿼드릭 데이터베이스를 구축할 필요가 있다. 둘째로 거리데이터로부터 인식하고자 하는 대상물체 모델이 정확하게 형상복구되어야 한다. 수퍼쿼드릭에 관한 대부분의 기존 연구는 3차원 거리영상으로부터 다양한 방법을 통하여 수퍼쿼드릭 계수들을 추출하고 형상복구(shape recovery)나 영상분할(segmentation)등의 적용에 한정되어 있으며, 수퍼쿼드릭 모델에 기반한 인식에 대한 연구는 아직 미흡한 실정이다. 이러한 연구 중, Bajcsy와 Solina^[4]는 거리 영상으로부터 비선형 최적화 방법의 일종인 Levenberg-Marquadt를 사용하여 반복적으로 에러함수가 최소가 될 때의 계수 값들을 추출함으로써 형상복구 하는 방법을 제안하였다. 그들은 하나의 단일 물체에 대한 수퍼쿼드릭 모델의 적용을 전제로 하였다. Gupta^[10]는 어떤 사전지식 없이 복잡한 3차원 물체의 거리영상을 면(biquadric surface)과 체적소들로 분할하는 방법을 제안하였다. Leonardi^{[5][7]}등도 거리영상을 연속적인 면조각으로 분할한 후 기본요소들로 만들어 이를

수퍼쿼드릭 모델로 분할하는 방법을 제안하였다. 이들은 체적분할을 전제로 하고 있으나, 물체를 이루는 체적소들간의 구조적인 관계를 규명하지 못하고 분할과정까지의 연구가 진행되었다. 특히 L형이나 T형 같은 물체의 경우 복잡한 결과로 인해 일관성 있는 적용이 힘들게 된다. 따라서 좀더 직관적이고 일관성 있는 표현 방법이 요구 되게 되었다. 이러한 수퍼쿼드릭 모델을 인식에 직접 적용하기 어려운 원인은 수퍼쿼드릭 모델이 가지는 대칭성의 제약조건으로 인해 모든 대상물체를 정확히 기술하기 힘들다는 모델의 제한성, 계수추출 과정에서의 계산의 복잡성, 그리고 적절한 모델베이스 구성의 어려움 등으로 인해 3차원 물체인식에 적용되기 어렵기 때문이다. 마지막으로 세번째는 형상복구된 수퍼쿼드릭 모델과 모델 데이터 베이스내의 수퍼쿼드릭 집합과 정확하고도 효율적인 매칭을 통한 인식과정이 필요하다. 기존의 연구로는 수퍼쿼드릭 모델과 CSG(Constructive Solid Geometry)나 geons (geometric ions)등의 결합을 통해 제한된 모델링의 문제를 극복하기 위한 연구가 제안되었다^{[4][6][9][11]}. 비록 일반화 원통(GC)기법이 더 많은 물체를 모델링할 수 있다고 하지만, 보다 많은 계수들과 계산량과 구속조건을 요구한다. 따라서 실제 입력 거리영상으로부터 계수들을 추출하는데 어려움이 있다.

본 논문에서는 부품기반 수퍼쿼드릭 모델을 이용하여 입력되는 거리영상으로부터 대상물체의 3차원 형상을 기술하는 모델베이스의 구축과정과 모델물체와의 매칭을 통한 인식과정을 제시한다. 단순한 3차원 형상을 가진 기계부품을 대상으로 하였으며, 부품기반한 수퍼쿼드릭 모델매칭을 이용한 인식 결과를 제시하였다.

본 논문의 구성은 서론에 이어, II장에서는 수퍼쿼드릭을 이용한 기하학적 계수 모델의 수학적 정의 및 성질과 이를 이용한 3차원 물체표현법과 모델링 방법을 소개하고, III장에서는 PBSM을 이용한 기계부품의 매칭과 인식과정을 보인다. 그리고 IV장에서는 합성거리영상에 대한 실험결과를 보이며, 끝으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 수퍼쿼드릭을 이용한 기하학적 계수 모델 표현법

2.1 수퍼쿼드릭 모델의 수학적 정의 및 형상복구 수퍼쿼드릭의 면은 다음 (1)식과 같은 3차원 벡터 형태로 주어진다^{[4][6][12]}.

$$\mathbf{x}(\eta, \omega) = \begin{bmatrix} x(\eta, \omega) \\ y(\eta, \omega) \\ z(\eta, \omega) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \cos^{\epsilon_1} \eta \cos^{\epsilon_2} \omega \\ a_2 \cos^{\epsilon_1} \eta \sin^{\epsilon_2} \omega \\ a_3 \sin^{\epsilon_1} \eta \end{bmatrix} \quad (1)$$

$(-\frac{\pi}{2} \leq \eta \leq \frac{\pi}{2}, -\pi \leq \omega \leq \pi)$

식 (1)에서 η 는 좌표계에서 위도(latitude)와 같은 north-south 계수이고, ϵ_1 은 이 방향으로의 형상인자(squareness parameter) 이다. 마찬가지로 ω 는 경도(longitude)와 같은 east-west 계수이고, ϵ_2 는 이 방향으로의 형상인자이다. a_1, a_2, a_3 는 각각 x, y, z 축 방향으로의 크기인자다. 수퍼쿼드릭은 이와 같이 형상인자인 ϵ_1, ϵ_2 의 값의 변화에 따라 그림 1과 같은 다양한 형상을 만들어 낸다^[6].

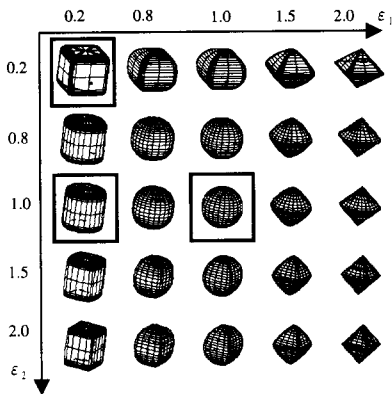


그림 1. 수퍼쿼드릭 형상인자 ϵ_1, ϵ_2 의 값에 변화에 따른 형상변화.

그러나 연속적으로 변화하는 선형적인 형상변화로는 입력되는 대상물체의 인식에 어려움이 있으며, 따라서 본 논문에서는 인식단계에 일관성을 가지도록 연속적인 형상변화를 다음과 같이 대표적인 형상변화를 가지는 것으로 제한한다. 즉 대상물체인 기계부품을 확률적으로 가장 입력가능성이 큰 체적소인 구($\epsilon_1=1.0, \epsilon_2=1.0$), 육면체($\epsilon_1=0.1, \epsilon_2=0.1$), 원통형($\epsilon_1=0.1, \epsilon_2=1.0$) 등의 3가지 대표형상(RSP: Representative Shape Primitives)으로 가정하고, 이를 이용하여 대상물체를 모델링한다.

이때 모델링에 필요한 계수는 모두 11개로 각각 x, y, z 방향으로의 크기 인자 a_1, a_2, a_3 방향(orientation)을 나타내는 Euler angle (ϕ, θ, ψ), 중심이동(translation)을 나타내는 p_x, p_y, p_z 그리고 형상변화를 나타내는 ϵ_1, ϵ_2 가 있다.

식 (1)로부터 식 (2)와 같은 수퍼쿼드릭의 inside-outside 함수를 얻을 수 있다. 이는 물체 중심좌표계상에서 기술되어, 임의의 점 $[x, y, z]^T$ 가 주어지면 이 식에 의해 수퍼쿼드릭 표면으로부터 상대적인 위치를 판별할 수 있게 된다.

$$F(x, y, z) = \left(\left(\frac{x}{a_1} \right)^{2/\epsilon_2} + \left(\frac{y}{a_2} \right)^{2/\epsilon_2} \right)^{\epsilon_2/\epsilon_1} + \left(\frac{z}{a_3} \right)^{2/\epsilon_1} \quad (2)$$

즉, $F(x, y, z)=1$ 이라면 점(x, y, z)는 수퍼쿼드릭 표면 바로 위에 있는 점이고, $F(x, y, z) > 1$ 과 $F(x, y, z) < 1$ 인 경우의 점(x, y, z)는 각각 면 외부와 내부의 점에 해당하게 된다^[4].

일반좌표계상에서 계수추출과정을 통해 부품기반 수퍼쿼드릭 모델을 복구해내기 위해서는 수퍼쿼드릭 표면의 inside-outside함수 (2)를 이용한 적합도 측정함수(objective function)의 최소화승법(least squares minimization)을 사용한다^{[4][8]}.

2.2 부품기반 수퍼쿼드릭 모델(PBSM) 구축

모델물체에 대해 11개의 수퍼쿼드릭 모델계수를 추출하기 위해서는 CAD모델링에 근거한 보이는 면의 3차원 정보를 이용한다. 각 모델물체는 구, 원통, 그리고 육면체인 단일 체적소와 그들간의 집합관계로 구성한다. 그리고 각 모델물체는 단일 체적소별로 수퍼쿼드릭 계수추출과정을 거쳐서 하나의 모델물체를 다음과 같이 N 개의 수퍼쿼드릭 대표형상들의 집합인 식 (3)으로 표현한다.

$$MO = RSP\{SqMO_1, SqMO_2, \dots, SqMO_{N-1}, SqMO_N\} \quad (3)$$

그림 2에서는 두개의 원통으로 이루어진 하나의 모델물체를 CAD모델로 구성하고 각각의 보이는 원통면에 해당하는 수퍼쿼드릭모델 계수를 추출하여

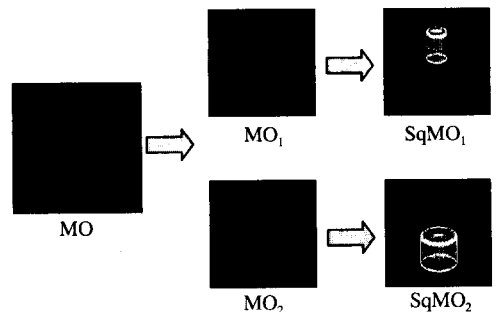


그림 2. 모델물체의 부품 기반 수퍼쿼드릭 모델

형상복구한 결과를 보인다. 그림 2에서 하나의 모델 물체(MO)는 두개의 원통이 서로 접합되어 있다. 보이는 면에 대한 각각의 원통을 분리해내어 수퍼쿼드릭계수를 추출한 것이 바로 $SqMO_1$ 과 $SqMO_2$ 이다. 두 원통면에 대해 체적의 크기 순으로 각각 11개의 수퍼쿼드릭 계수와 고유벡터를 모델베이스로 기술한다.

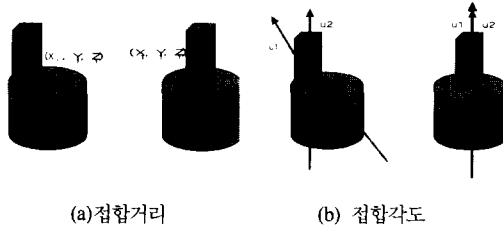


그림 3. 접합거리와 접합각도

이때 위치인자를 이용하여 그림 3에서처럼 단위 접합 벡터(unit junction vector)를 유도하고, 이로부터 새로이 접합된 체적소간의 접합거리(junction distance)와 접합각(junction angle)을 기술한다. 여기서 접합거리는 접합된 각 체적소 무게중심간의 3차원 Euclidean 거리를, 접합각은 상대적으로 부피가 큰 체적소의 중심회전축과, 접합된 체적소의 무게중심으로의 벡터와 이루는 내적을 의미한다.

2.3 입력 거리영상으로부터 부품기반한 수퍼쿼드릭 모델 형상복구

입력 거리영상으로부터 수퍼쿼드릭 모델 계수를 추출하기 위하여 먼저 입력된 물체의 면정보가 필요하다. 입력된 3차원 물체가 여러 개의 단일부품이 결합된 복합 형상인 경우, 하나의 수퍼쿼드릭 모델로는 복합 형상을 복구할 수 없기 때문에 면정보를 바탕으로 체적분할(volume decomposition)과정이 필요하다. 따라서 면정보를 얻기 위해서 면법선벡터를 이용하여 평균곡률(mean curvature)과 가우스곡률(Gaussian curvature)을 계산한 다음 각각의 부호 변화에 따라 평면과 원통면 그리고 구면으로 면분할(surface segmentation)을 행한다^[13]. 체적분할과정은 장면물체 내부에 일어나는 계단경계(jump edge)와 오목한 접합면(concave junction)을 기준으로 이웃하는 면과의 분할(splitting)로 이루어진다. 다음에 물체를 이루는 각 면들간의 관계를 면형상 그래프(SAG : Surface Adjacency Graph)로 정의한다. 이때 각 물체의 분할된 각 면들이 노드가 되고 각 이웃하는 면들간의 접합관계를 링크로 구성한다. 그림

4에 면분할과 면형상 그래프를 이용한 체적분할의 결과를 보이고 있다.

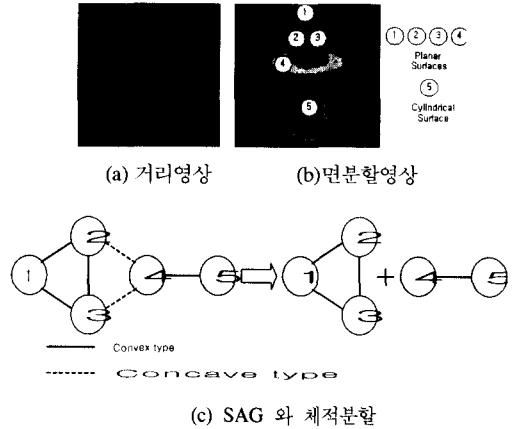


그림 4. 거리영상의 면분할과 체적분할

이렇게 면분할과 체적분할에 의해 얻어진 각각의 체적소들은 어느 정도 면분할과정에서 발생한 오류를 포함한 상태이지만, 수퍼쿼드릭 계수 추출에 의한 형상 복구과정은 이러한 분할오류에 강건한 장점이 있다. 최종적으로 하나의 입력물체를 M 개의 수퍼쿼드릭 대표형상들의 집합으로 식 (4)처럼 나타낸다.

$$SO = RSP\{SqSO_1, SqSO_2, \dots, SqSO_{M-1}, SqSO_M\} \quad (4)$$

입력물체 SO 에 대한 거리영상의 면분할과 체적분할과정을 거쳐서 수퍼쿼드릭 모델로 복구된 $SqSO_1$ 과 $SqSO_2$ 를 그림 5에 나타내었다. 복구된 2개의 원통에 대해 각각 체적소의 크기순으로 11개의 수퍼쿼드릭 계수와 고유벡터를 기술한다. 이와 같은 과정을 통해서, 모델물체의 기술에 필요한 대표형상과 입력물체의 형상이 일치하게 될 뿐만 아니라 모델물체와 장면물체간의 기준좌표계가 물체중심좌표계로 통일되어 인식의 일관성을 가지게 된다.

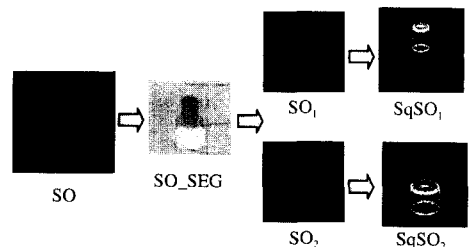


그림 5. 입력 거리영상분할과 수퍼쿼드릭 모델복구

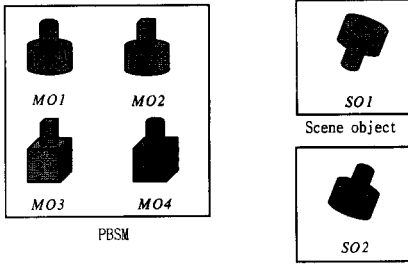


그림 6. PBMS기반한 모델베이스와 장면물체의 예

III. PBMS를 이용한 기계부품 인식과정

본 장에서는 수퍼쿼드릭을 이용한 대상물체의 인식 과정을 기술한다. 그림 6에는 모델물체 4개에 대한 PBMS와 입력으로 2가지 경우의 장면물체에 대한 예를 보인다. 장면물체 SO1은 모델물체 MO1과 같은 형상을 유지하면서 회전되어 있는 경우로 MO1과 같은 물체로 인식되어야 한다. 또한 장면물체 SO2는 모델물체 MO1이 형상변화를 일으켜서, 보이던 면이 보이지 않게 되는 비선형 형상변화에 의한 가려짐(self-occlusion)이 일어난 경우이지만 여전히 MO1과 같다고 인식되어야 한다. 분할된 보이는 면들에 대한 속성만을 이용하는 기존의 면기반형 인식(surface-based recognition)과정에서는 SO2를 MO1으로 인식하지 않는다. 그러나 장면물체 SO1와 SO2는 모두 두개의 원통이 접합된 물체라는 것과 두 물체간의 접합 관계를 이용하는 체적기반형 인식(volume-based recognition) 접근 방법으로 이러한 문제를 쉽게 해결할 수 있다.

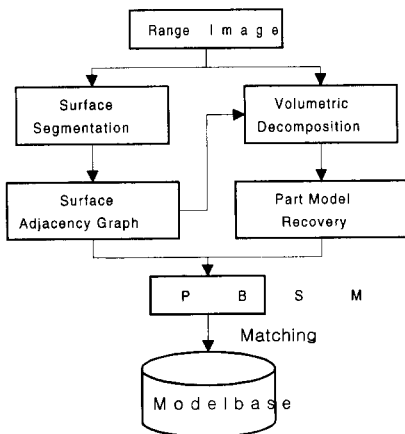


그림 7. 제안된 PBMS기반형 인식과정 흐름도

제안된 인식기법은 입력물체에 대한 면정보와 체

적정보를 함께 사용하는 하이브리드(hybrid)방식으로 입력물체를 단위 체적소로 나누어 각 체적소를 PBMS으로 수퍼쿼드릭 계수들을 추출하여 형상복구한다. 이렇게 얻어진 PBMS과 모델물체들의 PBMS를 서로 매칭하여 최종적인 인식을 하게된다. 수퍼쿼드릭만을 사용한 인식 방법에 비해 효율적이고 강건한 인식결과를 보인다. 그림 7은 이러한 전체적인 인식과정을 보이고 있다. 그림 8은 PBMS으로 표현된 모델물체와 장면물체간의 매칭과정을 보이고 있다. 먼저 입력물체가 몇 개의 체적소로 이루어져 있는가와 자기자신에 의한 가려짐이 발생하였는가에 따라 서로 다른 매칭 알고리즘을 거치게 된다.

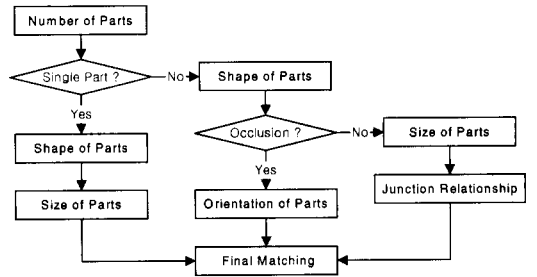


그림 8. PBMS를 이용한 체적기반 인식도

만약 입력물체가 하나의 체적소로만 이루어져 있다면, 모델물체와의 체적소 각각의 형상인자와 크기인자를 가지고 매칭 유사도를 결정한다. 그리고 입력물체가 여래개의 체적소로 이루어져 있다면, 모델물체와의 각 체적소의 형상인자를 비교한 뒤, SAG 정보를 이용하여 자기 자신에 의한 가려짐이 포함된 경우라면, 이웃하는 각 체적소와 방향인자를 사용한 유사도결정을 통해 매칭한다. 자기자신에 의한 가려짐이 없는 경우에는 해당하는 후보 모델물체 각 체적소간의 크기인자 매칭과 이어서 체적소간의 접합 관계를 통한 매칭을 통해 최종적인 인식에 이른다.

IV. 실험 결과

본 실험에서는 입력영상으로 컴퓨터 상에서 합성한 해상도 200×200×256인 합성 거리영상을 이용하였다. 모델물체는 PBMS으로 모델링할 수 있도록 대표형상을 포함하는 것으로 제한하였다. 본 논문에서는 대표형상(RSP)으로 모델링되어 있는 모델물체와 입력으로 들어온 기계부품의 3차원 거리영상간의 수퍼쿼드릭 계수와 면 분할정보 및 체적소간의 접합관계(junction relation)를 이용하여 대상물체를

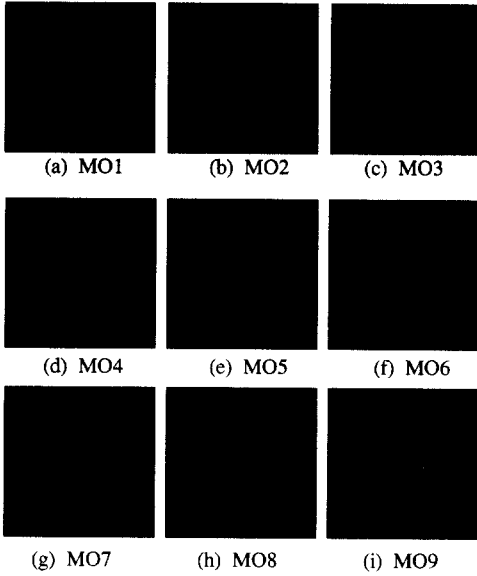


그림 9. 실험에 이용된 입력 모델물체

인식한다.

그림 9와 그림 10에 각각 실험에 사용된 모델물체와 모델물체에 대한 PBSM으로 모델링된 결과를 보이고 있다. 모델물체는 보이는 면만을 대상으로 하고, 기준 모델 좌표계는 물체중심 좌표계(object-centered coordinate)상으로 하였다. 모델물체는 구, 육면체, 원통과 같은 대표형상만으로 구성되도록 추출된 수퍼쿼드릭의 형상계수를 치환한다.

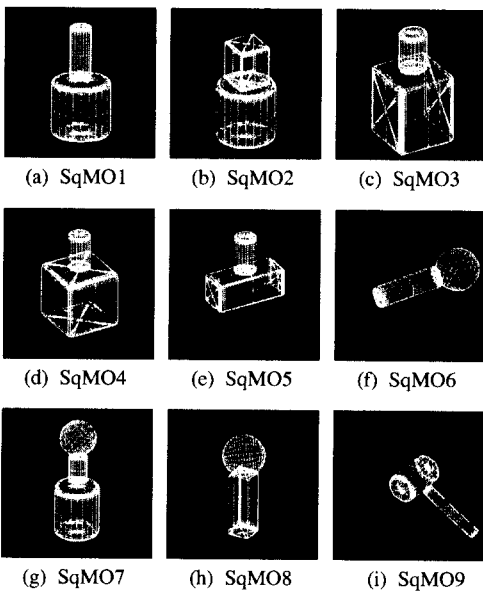


그림 10. PBSM에 의해 모델링된 모델물체

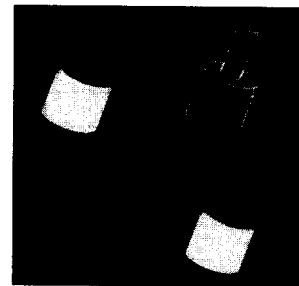


그림 11. 인식하고자 하는 장면물체.

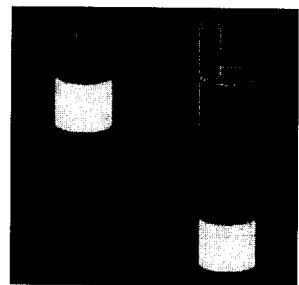
모델물체에 대한 면정보는 면형상 그래프형태로 CAD모델링 단계에서 기술된다.

본 논문에서 인식대상이 되는 장면물체는 모델물체와 같은 형상과 크기의 체적소를 가지고 임의의 회전만 일어난 경우 SO1과 같은 형상과 크기의 체적소가 서로 다른 접합형태를 가지는 경우 SO2, 그리고 비선형적 형상변화에 의한 가려짐(self occlusion)에 의해 형상이 변한 경우 SO3, 세 경우로 나누어 실험한다. 그림 11과 그림 12에 이와 같은 세 가지 경우의 입력 장면물체와 그들의 면 분할결과와 체적분할 결과를 보이고 있다. 그림 13에서는 각각의 분할된 결과에 대한 형상복구한 PBSM결과를 보인다.

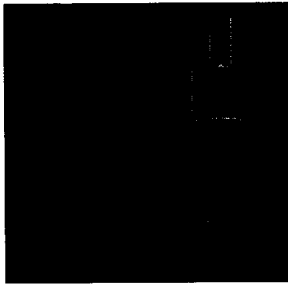
따라서 최종적인 인식결과에서는 모델물체MO1과 시선방향으로 약간의 회전만 일어난 입력물체SO1, 그리고 자기자신에 의한 가려짐이 있는 입력물체 SO3가 같은 물체로 인식되어야 하고, 나머지 서로 다른 접합관계를 가지고 있는 입력물체 SO2는 다른 물체로 인식되어야 한다.



(a) SegSO1

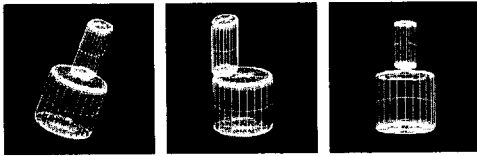


(b) SegSO2



(c) SegSO3

그림 12. 장면물체의 면분할과 체적분할



(a) SqSO1 (b) SqSO2 (c) SqSO3

그림 13. PBSM을 이용한 장면물체의 형상복구

만약 추출된 각각의 체적소에 대한 슈퍼쿼드릭 계수만을 가지고 매칭을 하는 경우라면 이와 같은 원하는 인식결과를 얻을 수 없게 된다. 아래 표1에서는 모델물체 MO1과 입력물체 SO1, SO2, 그리고 SO3에서 각각의 체적소별로 구축된 PBSM내의 추출된 슈퍼쿼드릭 계수들을 보이고 있다.

표 1. 슈퍼쿼드릭 계수를 이용한 매칭결과

Object	MO1		SO1		SO2		SO3	
	1	2	1	2	1	2	1	2
ϵ_1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
ϵ_2	1.0	1.0	0.8	1.0	0.8	1.0	0.9	1.0
a_1	14.5	39.3	15.4	39.3	15.7	39.4	13.9	39.3
a_2	13.3	37.6	15.3	37.4	15.6	37.8	15.7	37.2
a_3	36.9	37.6	37.2	37.6	37.2	37.1	30.3	37.7
ϕ	4.7	4.7	5.0	5.0	4.7	4.7	4.7	4.7
θ	-1.9	-1.9	-1.9	-1.9	-1.9	-1.9	-1.4	-1.4
φ	1.5	1.5	1.3	1.5	1.3	1.7	1.3	1.5

인식결과로 그림 8의 장면물체 중 SO2를 제외한 SO1과 SO3는 모델물체 MO1과 일치하도록 인식되어야 하며, 장면물체들은 같은 형상인자 ($\epsilon_1=0.1$, $\epsilon_2=1.0$)를 가지는 원통으로 이루어져 있다. 표 1에서 모든 장면물체를 구성하는 두 체적소는 약간의 오차 범위 내에서 같은 방향인자 (ϕ, θ, φ)를 가지며, 이를 통해 체적소끼리 모두 같은 방향으로 회

표 2. 체적소들간 접합관계를 이용한 최종 매칭결과

(a) 모델물체와 장면물체의 위치계수

	px		py		pz	
	1	2	1	2	1	2
SO1	116.0	88.8	60.4	130.3	107.5	91.0
SO3	100.7	99.9	57.9	133.8	92.5	108.1

(b) 무계중심간 단위벡터와 접합관계

	Unit junction vector			Junction distance (pixels)	Junction angle (degrees)
	x	y	z		
SO1	0.36	-0.90	0.21	76.81	10.09
SO3	0.00	-0.98	-0.20	77.53	19.36

전되어 있음을 알 수 있다. 그리고 SO3는 MO1과 SAG의 비교를 통해서 비선형 형상변화에 의한 가려짐이 일어났음을 확인할 수 있으며, 실제로 표 1에서 SO1과 SO2에 비해 모델물체와의 크기 인자의 차이가 가장 크다. SO1과 SO2의 크기인자 (a_1, a_2, a_3)는 모델물체 MO1의 그것과 별다른 차이를 보이지 않으며, 따라서 매칭의 다음 단계로 각 체적소들간의 접합관계를 비교한다. 그 결과가 표 2에 나타나 있다.

크기 인자의 비교 과정 이후, 대상 물체를 이루고 있는 체적소들간의 접합관계를 통한 매칭결과를 표 2에 보이고 있다. 표 2에서 비선형적 형상 변화에 의한 가려짐의 영향으로 인해, SO3과 SO1의 접합 각도와 거리는 약간의 차이가 있음을 확인하였다. 그리고 SO2로부터 얻어진 접합관계는 SO1에 비해 모델물체와 큰 차이를 보이고 있고, 결국 SO2는 모델물체와 다르다고 판정된다. 본 논문에서 제안된 일련의 매칭 과정을 통해 최종적으로 SO2를 제외한 SO1과 SO3는 MO1과 같은 물체로 인식 된다.

다음 그림 14에서는 실제 거리영상에 대한 면분할 과정과 체적분할과정의 결과를 보이고 있다. 실제 거리영상은 레인지파인더(range finder)를 이용한 취득단계에서부터 많은 잡음으로 인해 왜곡되어져 있게 된다. 이 경우 가우시안 평활화(Gaussian smoothing)와 같은 전처리 과정을 거치고 다음 면분할과정에서 발생한 분할된 영역에 대한 분할 오차를 영역병합의 후처리 과정을 통해서 제거한다.

그림 15에서는 실제 거리영상에 대한 최종적인

형상복구된 PBSM의 결과를 보이고 있다. 결과에서도 알 수 있듯이 계측오차와 분할 오차에 대한 원인때문에 합성거리영상의 경우 보다 다소 왜곡된 슈퍼쿼드릭 계수들이 추출되어진 것을 볼 수 있다. 이것은 기계부품을 이루는 체적소들을 단순한 원통, 구, 육면체로 제한하고 있으므로 분할단계에서 이 정보를 이용한다면, 보다 강건한 결과를 보일 것이다.

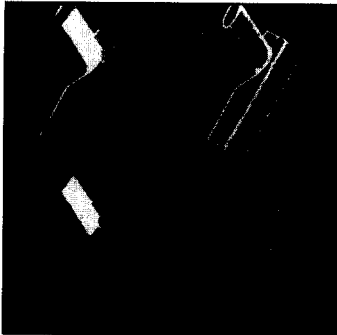


그림 14. 실제거리영상의 전처리 과정을 거친 후 면분할과 체적분할 결과

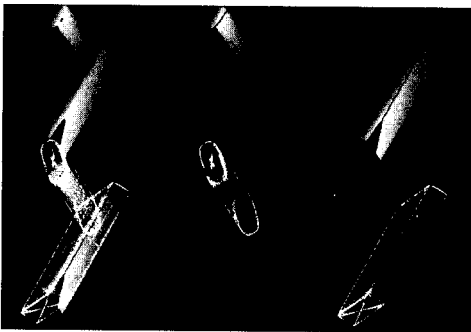


그림 15. 실제거리영상으로 부터의 PBSM 구축

V. 결론

본 논문에서는 체적소 기반 인식기법을 이용하여 기계부품을 인식하는 새로운 방법을 제안하였다. 체적모델을 기술하는 기하학적 계수표현 기법인 슈퍼쿼드릭과 면 분할정보 및 체적소간의 접합관계를 효과적으로 이용하여 대표형상(RSP)으로 구성된 모델물체와 입력 거리영상을 인식한다. 대상 물체는 기본적인 대표형상을 가지는 기계부품으로 제한하였으며, 실험 결과로부터 제안된 방법의 높은 인식 능력을 확인하였다. 제안된 인식 기법에 적합한 매칭 척도를 구성하고, 보다 다양한 대상물체와 실제 거리영상에 대한 인식실험이 계속될 예정이다.

참고 문헌

- [1] I. Biederman, "Human image understanding: recent research and theory," *Comput. Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 32, pp. 29-73, 1985.
- [2] A. H. Barr, "Superquadrics and angle-preserving transformations," *IEEE Comput. Graphics Applicat.*, vol. 1, pp. 11-23, 1981.
- [3] A. P. Pentland, "Perceptual organization and the representation of natural form," *Artif. Intell.*, vol. 28, no. 3, pp. 293-331, 1986.
- [4] F. Solina and R. Bajcsy, "Recovery of parametric models from range images: the case for superquadrics with global deformation," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 2, pp. 131-147, 1990.
- [5] A. Leonardis, A. Gupta, and R. Bajcsy, "Segmentation as the search for the best description of the image in terms of primitives," *In Proceedings of the Third International Conference in Computer Vision*, pp. 121-125, Osaka, Japan, 1990.
- [6] 황삼청, 양현승, Superquadric을 이용한 3차원 물체의 표현과 인식, *한국정보과학회지*, vol. 17, no. 5, pp. 582-591, Sept. 1990.
- [7] A. Leonardis, A. Gupta, and R. Bajacy, "Segmentation of range images as the search for geometric parametric models," *International Journal of Computer Vision*, vol. 14, pp. 253-277, 1995.
- [8] W. H. Press, B. P. Flannery, S. A. Teukolsky, and W. T. Vetterling, *Numerical Recipes in C*. Cambridge, England: Cambridge University Press, 1992.
- [9] N. S. Raja and A. K. Jain, "Recognizing geons from superquadrics fitted to range data," *Image and Vision Computing*, vol. 10, no. 3, pp. 179-190, 1992.
- [10] A. Gupta and R. Bajcsy, "Volumetric segmentation of range images of 3D objects using superquadric models," *Comput. Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 58, pp.

302-326, 1993.

[11] K Wu. and M. D. Levine, "Recovering parametric geons from multiview range data," *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 159-166, Washington, Jun 21-23, 1994.

[12] 이선호, 김태은, 최종수, "기하학적 계수모델을 이용한 3차원 단일 물체 표현 및 형상복구," *제 10회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵*, pp. 369-374, 1998.

[13] 송호근, 최종수, "미분 기하학 특징 정보를 이용한 3차원 거리 영상 분할", *대한 전자공학회 논문지*, 제31권, B편, 제2호, pp.123-134, 1995.

1981년 9월~1999년 9월 : 중앙대학교 전자공학과 교수

1999년 9월~현재 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 교수

<주관심 분야> 적외선 신호처리, 컴퓨터 시각, 기계 시각, 영상처리, 컴퓨터 그래픽스 등

이 선 호(Sun-ho Lee)

정회원



1992년 2월 : 중앙대학교 전자공학과 졸업

1994년 2월 : 중앙대학교 전자공학과 석사

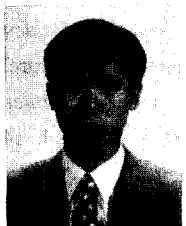
1996년 8월~현재 : 중앙대학교 첨단영상전문대학원

영상공학과 박사과정

<주관심 분야> 컴퓨터 시각, 기계 시각, 영상처리, 컴퓨터 그래픽스 등

홍 현 기(Hyun-ki Hong)

정회원



1993년 2월 : 중앙대학교 전자공학과 졸업

1995년 2월 : 중앙대학교 전자공학과 석사

1998년 8월 : 중앙대학교 전자공학과 박사

2000년 3월~현재 : 중앙대학교 첨단영상전문대학원 영상공학과 전임강사

<주관심 분야> 컴퓨터 시각, 영상처리, 멀티미디어 시스템 등

최 종 수(Jong-soo Choi)

정회원

1975년 2월 : 인하대학교 전기공학과 졸업(학사)

1977년 2월 : 서울대학교 전자공학과 석사

1981년 2월 : 일본 Keio 대학 전기공학과 졸업(박사)

1981년 2월~8월 : Aloka(주) 연구소 연구원