

3차원 화상을 이용한 곡면물체의 자동인식에 관한 연구

正會員 梁 雨 錫* 正會員 張 鍾 煥**

A Study on the Recognition of Curved Objects Using Range Data

Woo Suk Yang*, Jong Whan Jang**

이 연구는 1992년도 한국과학재단 연구비지원에 의한 결과임.(KOSEF 923-0700-002-2)

ABSTRACT

Curved 3D objects represented by range data contain large amounts of information compared with planar objects, but do not have distinct features for matching to those of object models. This makes it difficult to represent and identify a general 3D curved object. This paper introduces a new view-point independent approach to recognizing general 3D curved objects using range data. Our approach makes use of the relative geometric differences between particular points on the object surface and some model points. The model points are prespecified arbitrarily and keeping the task in mind so that the following task can be easily described using the model points.

Our approach has several advantages. Since model points are specified arbitrarily and task dependently, further processing can be reduced in application by locating the model points at places which are useful for further operations in the task. The knowledge base is simple with less storage requirement. And, it is easy to compensate the uncertainties of positions estimation caused by noise and quantization error.

개 요

평면으로 이루어진 물체에 비하여 3차원 곡면물체는 물체의 표현에 많은양의 데이터를 요구하며 일반적으로 물체의 특성을 명확하게 정의하기가 어려워 인식이 어렵다. 본 논문은 3차원화상을 이용하여 인식하고자 하는 물체에 대한 실용적인 표현법을 개발하고 물체를 보는 방향에 무관하게 인식할 수 있는 알고리즘을 고안하여 여러가지의 다른 곡면물체를 자동으로 인식할 수 있는 방법을 제시한다.

* 홍익대학교 전기공학과
Dept. of Electrical Eng., Hong-Ik University.

** 배재대학교 정보통신공학과
Dept. of Information & Communication Eng., Pai Chai University.

論文番號 : 9490

接受日字 : 1994年 3月 21日

본 논문에서는 수행하고자 하는 작업을 고려하여 설정된 몇개의 가상점과 물체 표면점들의 상대적인 기하학적 성질을 이용하여 물체를 인식한다. 몇개의 가상점으로 표현된 물체를 일반화된 Hough 변환으로 인식하는 본 알고리즘은 적절한 가상점의 설정으로 다음에 계속되는 작업을 줄일 수가 있으며 일반적인 3차원곡면물체를 비교적 노이즈에 큰 영향없이 인식하게 한다.

I. 서론

인간의 시각기능을 대체하고자 하는 화상처리 시스템(Computer Vision)의 개발은 산업계에서 작업자의 손과 발을 대체할 수 있는 로봇의 개발과 함께 생산현장의 무인화를 위한 CIM으로 가기 위한 필수 연구대상중의 하나이다. 특히 물체의 자동인식은 유연생산시스템(FMS)이나 다품종 소량생산을 위한 혼류생산시스템개발에 필요한 핵심기술의 하나이다. 화상을 이용한 물체의 자동인식은 그 중요성 때문에 1970년대 이후부터 많은 연구가 진행되어 물체가 평면으로 된 면으로 이루어지거나 모서리(edge), 혹은 꼭지점(vertex)을 가지고 있을 경우에는 2차원화상을 이용하여 쉽게 인식할 수 있게 되었다.

1960년대에 화상처리 시스템이 소개된 이래, 2차원 화상(grey level image, 혹은 intensity image)은 산업계에서의 화상처리 시스템 응용에 있어서 중요한 역할을 하여 왔다. 빛의 반사에 의한 명암으로 표현되는 2차원 화상은 단순한 각형 물체(planar object)의 자동인식이나 고정밀도가 요구되지 않는 단순한 작업을 자동화하기에는 어느정도 충분한 정보를 제공하여 주었다. 그러나 최근 대상물이 점점 복잡해짐에 따라 2차원 화상은 물체의 자동인식을 위한 정보원(data source)으로서의 한계에 도달하게 되고 3차원 화상의 필요성이 대두하게 되었다. 특히 곡면물체는 2차원 화상으로는 다른 물체와 구분할 수 있는 명백한 특징을 찾기가 힘들어 인식하기가 힘이 든다.

물체에 대한 3차원 표면데이터는 금형업계 등에서 일찍이 사용되어 왔으나 3차원 측정에 과다한 시간이 소요되는 까닭에 그 이용이 한계가 있어 설계데이터에 대한 제작된 금형의 검사에만 주로 사용되었다. 그러나 1980년대 후반에 들어와 값싸고 실시간처리(real time processing)가 가능한 고속의 3차원 측정기(range finder)가 나타남에 따라 물체 표면의 3차원정보(3차원 화상)는 점차 산업계, 특히 공장자동화를 위한 화상처

리 시스템의 개발에 있어서 없어서는 안될 중요한 정보원이 되어가고 있다. 3차원 화상(실지로는 2.5차원 화상, 즉 depth map)은 2차원 화상과 동일한 데이터 포맷(image format)을 가지나, 2차원 화상이 물체의 보이는 면에 대한 단순한 명암을 나타내는 것에 비하여 3차원 화상은 물체표면점에 대한 명백한 위치정보를 제공하여 준다. 이러한 3차원 표면정보는 곡면을 가진 물체(curved object)표면의 특징을 쉽게 설명할(represent) 수 있게 하여준다[3]. 그러나 3차원 화상을 이용한 곡면물체의 자동인식은 선진 각국에서도 많은 연구가 진행되고 있으나 아직까지는 그 결과가 만족스럽지 못한 상태이다.

물체의 인식은 인식하고자 하는 여러가지 물체에 대한 모델을 만들어 그 특성을 데이터 베이스에 저장(object model)한 후 인식하고자 하는 대상으로부터 추출한 특성을 데이터 베이스의 모델과 비교하여 이루어진다(model based recognition)[3]. 3차원 물체는 일반적으로 표면분할(surface segmentation)에 의하여 생기는 면들(surface patches, planar, cylindrical 그리고 quadric patch 등으로 표시된다.)과 면 사이의 기하학적 상대 위치로서 표현될 수 있다(represent)[4,5,6,14]. 그러나 평면물체(planar object)와 달리 곡면물체의 면사이에 비교할 수 있는 명백한 특징이 없고, 더우기 표면분할에 의한 면을 이용한 물체의 표현법은 물체가 곡면을 가진 경우에는 주변선찾기(boundary detection)에 따라 여러가지 다른 표면 특성이 나올 수 있으므로 [8,15] 물체의 인식에는 사용하기가 힘이 든다. 3차원 물체는 또한 부피를 이용하거나(volumn representation)[11] 물체의 축과 단면을 이용하여(generalized cylinder)[19] 표현할 수도 있으나 이 방법들은 물체의 뒷면에 대한 3차원 화상도 필요로 하기 때문에 산업계에서 일반적으로 사용하기에는 문제가 있다.

일반적으로 표현이 쉽고 간단한 물체일수록 인식하

기가 쉬워진다. 또한 물체란 보는 방향에 따라서 달리 표현될 수가 있는 바 표현결과가 보는 방향에 불변 (view point independent)하다면 더욱 쉽게 인식할 수가 있게 된다. GHT(generalized Hough transformation)[18,20,21]란 물체에 가상적으로 설정한 임의의 점들을 이용하여 보는 방향과 무관하게 3차원 곡면물체를 인식하는 방법이다. 물체표면에 대한 모델링(surface modeling)에 중점을 두어 기하학적인 parameter와 같은 물체표면의 특정 성질을 추출하는 기존의 GHT 방법들과는 달리 본 논문에서 개발하는 GHT는 별도의 모서리찾기나 영역분할과 같은 중간처리를 거치지 않고도 물체모델을 토대로 영상에서 물체를 바로 인식하게 한다. 이는 물체의 표면점(surface point)으로부터 관찰할 수 있는 보는 방향에 불변하는 특성들을 이용한 것이다. 기본원리는 물체에 가상적으로 설정한 임의의 점들과 물체의 표면점들간의 상대위치를 이용하여 3차원 화상으로부터 물체에 설정한 가상점들을 역으로 구하여 물체를 인식하는 것이다.

GHT를 이용한 물체의 인식은 (1) 물체에 대한 데이터 베이스의 작성과, (2) 이를 이용한 물체의 자동인식으로 크게 두부분으로 나뉘어진다. 데이터 베이스의 작성은 각 물체에 대한 가상점의 설정과, 이를 기준으로 하는 보는 방향에 불변하는 물체표면점에 대한 특성들을 구조화(structurize)함으로써 이루어진다. 물체의 자동인식은 만들어진 데이터 베이스에 Hough 변환을 일반화하여 곡면물체를 인식하고자 한 것이다. 현재까지 GHT는 기본적인 연구가 진행되어 그 결과가 국외 여러 학술지에 발표되었으나[18,20,21] 산업체에서 실시간으로 바로 이용하기에는 아직 해결하여야 하는 몇가지 과제가 산재한 상태이다.

II. 3차원 물체의 자동 인식

본 자동인식방법의 기본원리는 물체에 가상적으로 설정한 임의의 점들과 물체의 표면점들간의 보는 방향에 불변하는 상대위치를 이용하여 3차원 화상으로부터 물체에 기설정된 가상점들을 역으로 구하여 물체를 인식하는 것이다. 본 연구는 (1) 물체를 가상점들을 이용하여 표시하는 방법과 (2) 미분기하학에 의거한 물체의 보는 방향에 불변하는 특성들, 그리고 (3) 보는 방향에 무관한 물체의 자동인식방법 개발의 세부분으로 이루어진다.

2.1. 가상점에 의한 물체의 표현

화상처리를 이용한 물체의 자동인식은 주로, 인식하고자 하는 물체의 화상을 처리하여 특이한 형상(feature)들을 추출한 후, 이들을 사전에 미리 분석한 여러 가지 물체(object model)의 형상(feature)들과 비교 분석함으로써 이루어진다. 3차원 곡면물체는 그 모양을 설명하기 위하여 많은 양의 데이터가 요구되나, 불행히도 수학적으로 명백한 특별한 형상(distinct feature)이 없어 지금까지의 많은 연구에도 불구하고 만족할 만한 자동인식 방법이 개발되지 않고 있다. 일반적으로, 물체의 인식은 물체의 표현방법이 단순할수록 또한, 그 표현방법이 보는 방향에 불변할수록 쉬워지는 경향이 있다. 본 연구에서는 3차원 곡면물체를 사전에 물체표면이나 내부, 혹은 물체외부에 설정한 서너개의 가상점을 이용하여 물체를 인식한다.

임의의 물체에 대하여 물체의 표면, 혹은 내부나 외부에 위치한 서너개의 가상점을 가정해 보자. 이들 가상점들은 물체의 일부로 간주되어 물체 모델에 명확하게 정의된다. 이들 가상점들은 보이지 않는 실로 물체에 고정되어 있다고 가정하여 물체의 인식에 이용한다. 즉, 물체의 인식은 물체 그 자체를 인식하는 것이 아니라 물체로부터 이들 가상점을 인지하여 모델에 정해진 가상점들의 위치와 분석하여 물체를 인식한다. 만약에 물체에 세개의 가상점을 가정하였을 경우, 물체의 인식은 영상에서 얻어진 가상점들의 상대위치와 모델에 정의된 가상점간의 상대위치, 즉 영상에서 얻은 삼각형과 모델에 정의된 삼각형과의 비교분석함으로써 가능하게 된다. 또한 가상점들은 단지 소수의 점들로 이루어져 있기에 모델베이스 물체인식(Model Based Object Recognition)에 필요한 Correspondence 문제해결도 용이하게 된다. 가상점들의 위치설정은 하고자하는 작업에 가장 편하게(task dependently) 설정한다. 임의의 물체의 위치 및 놓인 상태는 3개의 표면점으로부터 구할 수 있다.

2.2. 물체의 보는 방향에 불변하는 특성

일반적인 곡면물체는 외관상 명백한 특징(distinct feature)이 없기 때문에 설명하기에(represent) 힘이 든다. 그렇다고 모든 표면점에 대한 3차원 위치정보로 물체를 표현하기에는 너무도 많은 양의 정보를 필요로 하며 더욱이 이 정보는 보는 위치에 따라 다른 값을 갖게 되어 물체를 인식하고자 할 경우에는 사용하기에 무리가 있다. 본 연구에서는 미분기하학(differential

geometry)을 이용하여 물체로부터 보는 방향에 무관한 간단한 특성들을 추출하여 물체를 표현한다.

물체는 3차원 Euclidean 공간에서 정의가 된다.

$r = r(u(t), v(t))$ 를 3차원 공간에 정의된 작은 면으로 가정하고 $x = x(u(t), v(t))$ 를 γ 상의 한점 P 를 지나는 곡선(혹은 직선, 즉 regular curve) C 라고 가정한다. X_u 와 X_v 가 $\sigma x / \sigma u$ 와 $\sigma x / \sigma v$ 를 의미한다고 하자. X_u 와 X_v 는 서로 독립적(linearly independent)이므로 P 점에서의 면에 대한 접선은 X_u 와 X_v 로 이루어진 평면(tangent plane)상에 있게 된다. 이 평면은 surface normal n 에 수직하게 된다. Surface normal n 은 아래식에서 구하여 진다.

$$n = \pm \frac{X_u \times X_v}{\|X_u \times X_v\|} = \text{Unit Normal Vector} \quad (1)$$

P 점에서의 normal curvature K_n 은 다음과 같이 정의된다.

$$K_n = \frac{\text{II}(du, dv)}{\text{I}(du, dv)} \quad (2)$$

여기서 $\text{I}(du, dv)$ 와 $\text{II}(du, dv)$ 는 x 에 대한 일차, 이차 기본형(fundamental form)으로서 E, F, L, M, N
 $E = X_u \cdot X_u, F = X_u \cdot X_v, L = X_{uu} \cdot n, M = X_{uv} \cdot n$ 그리고 $N = X_{vv} \cdot n$ 라고 가정하면

$$\text{I}(du, dv) = dx \cdot dx = E du^2 + F dudv + G dv^2 \quad (3)$$

$$\text{II}(du, dv) = -dx \cdot dx = L du^2 + M dudv + N dv^2 \quad (4)$$

가 된다. X_{uu} 는 $\partial^2 x / \partial u \partial u$ 이다.

접선평면 위의 모든 방향에 대한 K_n 이 같은 점을 umbilical point라고 한다. 모든 umbilical point는 다음의 필요충분조건을 만족한다.

$$K = \frac{L}{E} = \frac{M}{F} = \frac{N}{G} \quad (5)$$

umbilical point가 아닌 모든점에서는 K_n 에 대하여 접선평면에서 서로 수직인 두 방향으로 최대값 K_1 과

최소값 K_2 이 존재한다. 이때의 두방향과 normal curvature을 각각 principal direction과 principal curvature라고 한다. Principal curvature K_1 과 K_2 는 보는 방향에 불변하는 값으로 임의의 표면점에서 고유한 값을 갖는다.(Gaussian curvature란 두 principal curvature의 곱이고 mean curvature는 두 principal curvature의 평균값으로서 다음의 식에서 구할 수 있다.

$$K = k_1 k_2 = \frac{LN - M^2}{EG - F^2}$$

$$H = \frac{k_1 + k_2}{2} = \frac{EN + GL - 2FM}{2(EG - F^2)}$$

물체의 한 표면점에서 Gaussian curvature K 와 mean curvature H 의 절대값도 보는 방향과는 무관한 항상 일정한 값을 갖는다.)

Principal direction vector는 접선평면에 있기 때문에 surface normal n 과 수직하게 된다. 따라서 n 을 n_1 이라고, n_2 과 n_3 을 두개의 수직한 principal direction vector라고 할 때 우리는 umbilical point가 아닌 모든 점에서 오른손 법칙(즉, $n_1 \times n_2 = n_3, n_2 \times n_3 = n_1, n_3 \times n_1 = n_2$)에 근거한 좌표축(right-handed coordinate system)을 세울 수 있게 된다. 이 좌표축을 표면점에 근거한 좌표축(SOCS surface oriented coordinate system)이라고 정의하자. SOCS를 구하는 방법은 부록에서 상세히 설명하기로 한다. SOCS와는 별도로, 하나의 물체의 위치를 표시할 경우 관찰자를 기준으로 하는 좌표축이 항상 존재한다. 이를 VOCS(viewer oriented coordinate system 또는, world coordinate system)라고 정의한다.

Q 를 한물체에 대하여 설정한 가상점(virtual point)이라 할 때 Q 는 SOCS에 근거한 좌표 $q^o = (q_x^o, q_y^o, q_z^o)$ 와 VOCS에 근거한 $q^v = (q_x^v, q_y^v, q_z^v)$ 좌표를 갖는다. 그림 1에서 볼 수 있는 것과 같이 Q^v 는 보는 위치에 따라 다른 값을 갖을 수 있으나 Q^o 는 항상 일정한 값을 갖는다. P 를 SOCS의 점이라면 P 는 OCS에 대하여 $P^o = (P_x^o, P_y^o, P_z^o)$ 의 좌표값을 갖는다. 여기서 Q^v 와 Q^o 는 다음의 관계가 있다.

$$Q^v = [n_1; n_2; n_3]^T (Q^o - P^o) \quad (6)$$

표면점이 umbilical point 라면 SOCS는 무수하게 존재한다.

보는 위치와 무관한 특성을 한가지 더 살펴보기로 하자. 그림 1에서 볼 수 있는 것과 같이 Q 는 P 의 normal방향으로 높이가 $d = n \cdot p$ 이고 밑면의 반지름이 $d \tan \theta$ 인 원뿔의 모서리 상에 존재하게 된다. θ 는 $\cos \theta = \cos \theta = \|p\|/d$ 에서 구하여 진다. d 와 θ 도 보는 위치와 무관한 값을 갖는다.

현재까지 관찰한 보는 위치와 무관한 특성들을 정리 하면 아래와 같다.

물체의 표면점 P 에서

- (1) Gaussian curvature와 mean curvature는 보는 위치와 무관한 값을 갖는다.
- (2) P 가 umbilical하다면 SOCS를 세울 수 있으며 임의의 가상점 Q 의 SOCS에 근거한 좌표값 Q^p 는 항상 일정하다.
- (3) 그림 1에 보이는 (d, θ) 값은 P 가 umbilical하거나 않거나 항상 같은 값을 가진다.

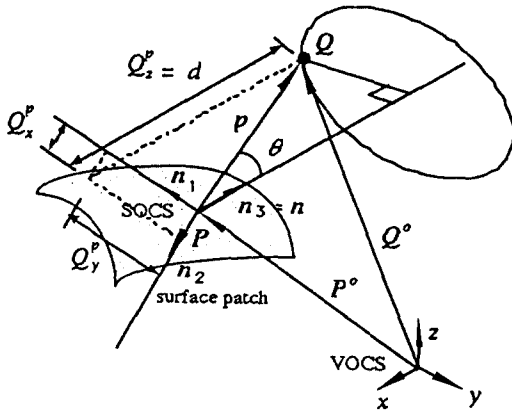


그림 1. 물체의 보는 방향에 불변하는 특성

2.3. 물체의 자동인식

2.3.1. 모델 데이터 베이스의 작성

데이터베이스는 앞에서 나타난 물체의 보는 방향에 불변하는 여러가지 특성들을 효율적으로 저장한다. 이 정보들은 보는 방향과 무관하기 때문에 임의의 위치에 있는 물체를 인식하고자 할 때 별다른 데이터변환이 없이 바로 사용할 수가 있게 된다. 데이터 베이스는 또

한 물체의 보는 방향에 불변하는 여러가지 특성들의 기준이 되는 가상점에 대한 VOCS상의 좌표값도 저장한다.

앞에서 설명한 바와 같이 Principal curvature k_1 과 k_2 는 보는 방향에 변하는 값이다. 또한, umbilical 하지 않은 표면점에서 SOCS에 근거한 좌표값 $Q^p = (Q_x^p, Q_y^p, Q_z^p)$, 그리고 일반 표면점에서의 (d, θ) 값도 보는 방향에 불변하는 값이다. 데이터 베이스는 umbilical하지 않은 표면점에 대하여는 $Q^p = (Q_x^p, Q_y^p, Q_z^p)$ 값은, umbilical한 표면점에 대하여는 (d, θ) 값을 저장한다. 이때 저장하는 곳의 주소는 (k_1, k_2) 로 한다.

각각 데이터베이스는 물체의 한표면점과 가상점 사이의 가능한 상대위치를 저장한다. 다시 말하면, (k_1, k_2) 의 curvature값을 갖는 표면점 P 가 umbilical하지 않으면 그때의 가상점은 SOCS상에서 좌표 $Q^p = (Q_x^p, Q_y^p, Q_z^p)$ 에 존재하며 umbilical한 표면점이라면 가상점은 P 의 normal방향으로 높이가 d 이고 밑면의 반지름이 $d \tan \theta$ 인 원뿔의 모서리 상에 존재하게 된다.

데이터베이스를 만들기 위하여서는 우선 물체의 각 표면점에서 curvature값 (k_1, k_2) 을 구하고 같은 (k_1, k_2) 을 갖는 모든 표면점에 대한 Q^p 와 (d, θ) 값을 모아서 그림 2에서 보는 것과 같은 구조를 가진 데이터 구조체를 만든다.

2.3.2. 3D Hough 변환

Hough 변환[2,10]이란 변수로 된 함수(parametric curve)로 표시할 수 있는 2차원 물체를 인식하기 위하여 사용되는 일반적인 방법이다. Hough 변환은 물체의 일부가 보이지 않을 경우나 화상이 노이즈에 오염되었을 때에도 잘 동작을 하는 장점이 있다.

Hough 변환의 기본원리는 변수공간(parameter space)에서 화상에 따른 변수값의 궤적(locus of the set of possible parameter values)을 구하여 분석하는 것이다. 변수공간은 셀(quantized cell)로 이루어져 있고 각 셀에는 누적기(accumulator)가 있어 AA(accumulator array)라고 불리운다. 변수값의 궤적에 따라 AA의 각 셀의 값은 누적이 되고 최대치를 갖는 셀에 해당하는 변수값이 주어진 화상에 대한 변수값(parameter

value)이 된다. 일반적으로 Hough 변환이란 원이나 직선같은 간단한 2차원 물체를 인식하는 방법이다. 본 연구 제안에서는 Hough 변환을 확장함으로써 앞에서 소개한 데이터 베이스를 이용하여 3차원 곡면물체를 인식하고자 한다.

인식방법은 다음과 같다. 우선 인식하고자 하는 물체에 대한 3차원 화상을 구한 후 각 표면점 P 에서 Principal curvature k_1 과 k_2 를 계산한다. P 에서의 가상점에 대한 가능한 상대위치는 데이터 베이스의 (k_1, k_2) 번지에 저장되어 있다. 그림 1과 2를 참조하자. P 가 umbilical하지 않다면 그림 2에서와 같이 $Q^i = (q_x^i, q_y^i, Q_z^i)$ 값들을 얻을 수 있다.

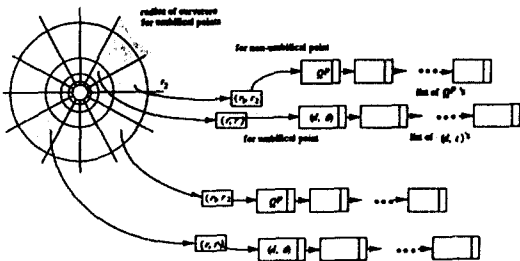


Fig. 2. Format of a Constraint Table

Q_v 값들은 물체의 표면점 P 에서의 SOCS에 근거한 가능한 가상점에 대한 상대위치들이다. 이 값들은 P 에서 SOCS를 세운 후에 식 (6)를 이용하여 초기화된 AA에 누적이 된다. 누적을 하여야 하는 셀의 정확한 위치 X_r 는 아래와 같다.

$$X_r = Q^o = R_p^o q^v + P^o \quad (7)$$

P^o 는 P 의 VOCS에 근거한 좌표값이고 R_p^o 는 VOCS의 SOCS를 기준한 아래와 같은 변환(rotation matrix)을 나타낸다.

$$R_p^o = [\pm n_1; \pm n_2; n_2] \quad (8)$$

n_1, n_2 와 n_3 는 SOCS의 베이스 벡터(basis vector)이다.

표면점 P 가 umbilical하다면 (d, θ) 값들을 데이터 베이스로부터 얻게 된다. 이때의 가상점은 P 의 normal 방향으로 높이가 d 이고 밀면의 반지름이 $d \tan \theta$ 인 원뿔의 모서리상에 존재하게 되므로 여기에 해당하는 AA의 셀들을 누적한다.

모든 누적이 끝이 난 후 최대치를 갖는 셀에 해당하는 위치가 찾고자하는 가상점이다. 각 가상점들은 가상점마다 설정된 별도의 데이터 베이스를 이용하여 추출된다. 이 가상점들과 데이터 베이스에 저장된 가상점들을 비교함으로써 물체가 인식이 된다. 물체가 인식이 되면 물체의 위치와 자세(location and orientation)에 대한 값이 구하여져야 한다. 이것은 3차원 영상에서 얻은 가상점들의 위치와 데이터 베이스에 저장되어 있는 물체에 대한 가상점들의 초기위치의 비교에 의하여 이루어진다. 이러한 비교는 단순한 점들간의 위치비교이므로 LMSE법(Least Mean Square Error Estimation)이나[1,12] quaternion을 사용하면[8,17] 간단히 할 수가 있다.

2.3.3. 물체의 위치결정 알고리즘

물체가 인식이 되면 물체의 위치와 자세(location and orientation)에 대한 값이 구하여져야 한다. 이것은 3차원 영상에서 얻은 가상점들의 위치와 데이터 베이스에 저장되어있는 물체에 대한 가상점들의 초기위치의 비교에 의하여 이루어진다. 물체의 위치와 자세는 3×3 rotational matrix 과 3×1 translational vector 에 의하여 결정이 된다. 영상에서 얻은 가상점들의 위치를 $v_i, i=1, 2, \dots, N$, 이라하고 V_i 에 대응하는 데이터 베이스에 저장되어 있는 물체에 대한 가상점들을 U_i 라 하면 v_i 와 u_i 사이에는 아래와 같은 관계가 성립한다.

$$v_i = R u_i + T + \epsilon_i \quad (9)$$

ϵ_i 는 noise vector를 의미한다. 물체의 위치와 자세는 위의 식을 이용하여 R 과 T 를 구함으로써 결정이

된다. 위식과 같이 대응하는 점들의 비교에 의하여 위치결정을 하는 방법에는 LMSE법(Least Mean Square Error Estimation)[1,12,8,17]등이 주로 이용된다. 본 연구에서는 quaterion을 이용한 LMSE법을 사용한다. Mean Square Error, E 는 아래와 같이 정의된다.

$$E = \sum_{i=1}^N \|v_i - (Ru_i + T)\|^2 \quad (10)$$

LMSE법은 E 를 최소로 하는 R 과 T 를 물체의 위치와 자세로 사용하는 방법이다. v_o 와 u_o 를 아래와 같이 정의하고 \bar{v}_i 와 \bar{u}_i 를 $\bar{v}_i = v_i - v_o$, $\bar{u}_i = u_i - u_o$ 라 하면 위식은 아래식과 같이 된다.

$$u_o = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_i \quad v_o = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i \quad (11)$$

$$E = \sum_{i=1}^N \|\bar{v}_i - R\bar{u}_i\|^2 \quad (12)$$

R 이 구하여지면 물체의 위치 T 는 R 를 이용하여 아래식에서 구한다. 식을 만족시키는 \hat{R} 과 \hat{T} 에 대하여 $(\hat{R}v_i + \hat{T})$ 의 mean과 $\{v_i\}$ 의 mean은 일치하게 된다[1]

$$\hat{T} = v_o - \hat{R}u_o \quad (13)$$

위식을 최소로 하는 R 을 구하는 LMSE법에는 여러가지가 있다. Iterative Algorithm은 Lin, Huang 등 [12]에 의하여, Noniterative algorithm은 Arun 등에 [1] 의하여 singular value decomposition을 이용한 방법이 연구되었고 Faugeras에 의하여서는 quaterion을 이용한 방법[8]이 소개되었다. 현재까지의 연구결과들을 보면 비교하여야 하는 점들의 수가 적을 때에는 quaterion을 이용한 방법이 계산시간을 고려할때 가장 좋은 결과가 나타난다. 본 연구에서도 quaterion을 응용한 방법을 사용한다.

물체의 자세를 표현하는 매트릭스 R 은 orthogonal 하며 1과 $e^{i\omega}$, 3개의 eigenvalue를 갖는다. 1에 대응하는 eigenvector p 는 물체의 회전축(axis of rotation)

을 나타내며 φ 는 P 를 주위로 회전하는 회전각(rotation angle)을 나타낸다. q 를 4×1 quaterion, $q = (\sin(\varphi/2)p', \cos(\varphi/2)'$ 라 할 때 물체의 회전은 quaterion의 곱으로 나타나게되어 위식은 아래와 같이 표현될 수 있다.

$$E = \sum_{i=1}^N \|q * \bar{v}_i - \bar{u}_i * \bar{q}\|^2 \quad (14)$$

본 연구에서는 위의 식을 최소로 하는 R 을 eigenvalue problem을 사용하여 구한다. 위식은 간단한 선개에 의하여 아래와 같이 정리할 수 있다.

$$E = q^T G q \quad (15)$$

G 는 4×4 symmetric positive semidefinite matrix이다. 따라서 위의 식을 최소로 하는 q 는 G 의 minimum eigenvalue에 대응하는 eigenvector가 된다. R 과 q 는 아래와 같은 관계를 가지고 있다.

$$R = pp^T + \cos(\varphi/2)(I - pp^T) + \sin(\varphi/2) \begin{pmatrix} 0 & -p_3 & p_2 \\ p_3 & 0 & -p_1 \\ -p_2 & p_1 & 0 \end{pmatrix} \quad (16)$$

R 이 구하여지면 물체의 위치 T 는 R 을 이용하여 식 (9)에서 구한다.

III. 시뮬레이션

본 상에서는 여러가지 3차원 화상 데이터를 이용한 시뮬레이션 결과를 소개하고 본 연구결과를 분석한다. 앞절에서 논의된 보는 방향에 불변하는 특성들은 3차원 곡면에서의 1차 및 2차 directional partial derivative의 함수들이다. 따라서 이들을 구하기 위하여서는 우선 3차원곡면에서의 1차 및 2차 partial derivative를 3차원 영상으로부터 얻는 방법이 모색되어야 한다. 그러나 3차원 영상이란 3차원 곡면에 대한 discrete한 sampling data의 집합으로서 여러가지 형태의 외란(noise)이 포함되어 있는 바 정확한 값의 partial

derivative를 구하기란 매우 힘이 든다. 더우기 도함수 (derivative)란 외란에 매우 민감하다. 본 장에서는 우선 모의실험에서 사용된 편도함수의 계산방법에 대한 설명을 한 후 모의실험결과를 분석하기로 한다.

3.1. 편도함수의 계산

wXw크기의 작은 window W에 대응하는 surface patch $z = f(x, y)$ 를 가정하자. (x, y) 는 image plane내의 화소위치를 나타내며 $z = f(x, y)$ 는 (x, y) 점에 대응하는 range값이다. $f(x, y)$ 를 아래 식을 최소로 만족시키는 최적함수라 하자.

$$\begin{aligned} \epsilon^2 &= \sum_{(x,y) \in W} \epsilon^2(x,y) \\ &= \sum_{(x,y) \in W} [f(x,y) - \hat{f}(x,y)]^2 \end{aligned} \quad (17)$$

위식은 대응점간의 mean square error를 나타낸다. $\hat{f}(x, y)$ 는 다음과 같이 다항식으로 표현된다.

$$\hat{f}(x, y) = \sum_{\substack{i,j=0 \\ i+j \leq N}}^N a_{i,j} x^i y^j \quad (18)$$

$x^i y^j$ 는 다항식의 basis라 불린다. 위식을 최소로 만족하는 계수 a_{ij} 는 위식을 a_{ij} 에 대하여 아래와 같이 미분함으로써 쉽게 구할 수 있다.

$$\sum_{(x,y) \in W} f(x,y) x^n y^m = \sum_{\substack{i,j=0 \\ i+j \leq N}}^N a_{i,j} \sum_{(x,y) \in W} x^{i+n} y^{j+m} \quad (19)$$

화소점 (x, y) 를 window W상의 점 (x_i, y_j) 로 대체하면 위의 식은 아래와 같이 간단하게 나타낼 수 있다.

$$V^T V a = V^T f \quad (20)$$

V는 $w^2 x(n+1)(n+2)/2$ 크기의 matrix이고 a 와 f는 $(n+1)(n+2)/2 \times 1$ 크기의 column vector로써 아래식으로 나타난다.

$$V = \begin{bmatrix} 1 & x_0 & y_0 & x_0^2 & x_0 y_0 & y_0^2 & \dots & y_0^N \\ 1 & x_0 & y_1 & x_0^2 & x_0 y_1 & y_1^2 & \dots & y_1^N \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & x_0 & y_{w-1} & x_0^2 & x_0 y_{w-1} & y_{w-1}^2 & \dots & y_{w-1}^N \\ 1 & x_1 & y_0 & x_1^2 & x_1 y_0 & y_0^2 & \dots & y_0^N \\ 1 & x_1 & y_1 & x_1^2 & x_1 y_1 & y_1^2 & \dots & y_1^N \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & x_{w-1} & y_{w-1} & x_{w-1}^2 & x_{w-1} y_{w-1} & y_{w-1}^2 & \dots & y_{w-1}^N \end{bmatrix}$$

및

$$a = \begin{bmatrix} a_{00} \\ a_{10} \\ a_{01} \\ a_{20} \\ a_{11} \\ a_{02} \\ \vdots \\ a_{0N} \end{bmatrix} \quad f = \begin{bmatrix} f_{00} \\ f_{01} \\ f_{02} \\ \vdots \\ f_{0, w-1} \\ f_{10} \\ \vdots \\ f_{w-1, w-1} \end{bmatrix}$$

f_{ij} 는 window내의 화소점 (x_i, x_j) 에 대응하는 range값 $f(x_i, x_j)$ 를 의미한다. f 는 window내의 range 값에 대한 벡터화한 형태이다. $V^T V$ 가 non-singular 이면 식을 최소로 하는 계수 a는 $a = (V^T V)^{-1} V^T f$ 로 구하여진다.

Window는 local개념이다. 따라서 우리는 아무런 문제점을 야기하지 않고, $i = 0, 1, \dots, w-1$ 에 대하여 $x_i = y_i = -(x-1)/2 + i$ 라 정의할 수 있다. w는 window의 크기이다. 이렇게하면 $(V^T V)^{-1} V^T$ 는 off-line상태에서 미리 구할 수 있게 된다. W를 미리 구한 $(V^T V)^{-1} V^T$ 이고 W_{nm} 은 W의 nm번째 원라 하자. 그리고 $(W)_{ij}$ 를 a의 a_{ij} 에 대응하는 W의 row vector라 가정하면 계수 a_{ij} 는 아래와 같이 구하여진다.

$$a_{ij} = (W)_{ij} \cdot f = \sum_{m=0}^{(n+1)(n+2)/2} W_{mj} f_m \quad (21)$$

f_m 는 f의 m번째 원소이다. $(W)_{ij}$ 란 미리 구하

여기는 convolution operator라고 할 수 있다. 따라서 wXw 크기의 작은 surface patch $z=f(x, y)$ 에 최적으로 대응하는 함수 $f(x, y)$ 는 다음의 식으로 나타난다.

$$f(x, y) = \sum_{i,j=0}^N (W)_{ij} x^i y^j \cdot f(bW) \cdot f \quad (22)$$

여기서 $b = b(x, y) = [1, x, y, x^2, xy, y^2, \dots, y^N]$ 이다. 위 식을 사용하면 directional partial derivatives는 다음의 식으로 표현된다.

$$\frac{\partial^{n+m} f(x, y)}{\partial^n x \partial^m y} = \left\{ \frac{\partial^{n+m} b(x, y)}{\partial^n x \partial^m y} W \right\} \cdot f = W^{nm} \cdot f \quad (23)$$

W^{nm} 는 영상으로부터 nm 차 도함수를 구할 수 있는 convolution operator이다.

현재까지 우리는 영상으로부터 nm 차 도함수를 구할 수 있는 단순한 convolution operator을 2차원 영상 처리에서 많이 사용되는 방법을 사용하여 도출하였다. 그러나 3차원 영상은 많은 noise를 포함하고 있는 바, 이들 operator를 그대로 사용하기에는 무리가 있다. 보다 정확한 도함수를 구하기 위하여 본 연구에서는 dynamic moving window를 개발하였다. Dynamic moving window는 식 위에서 구한 $W^{nm}(x, y)$ 를 $0 \leq u, v \leq w$ 의 범위에서 dynamic하게 이동시키며 아래의 index를 최소로 만족하게 만드는 최적의 window $W^{nm}(x-u, y-v)$ 를 구하는 것이다.

$$I(x, y) = \text{Min} \left\{ \sum_{(s,t) \in W(x-u, y-v)} \varepsilon^2(s, t) + \lambda |\varepsilon(x, y)| \right\} \quad (24)$$

여기서 λ 는 관심 화소(point of interest)에 대한 weighting factor이고 ε 는 점 (x, y) 에서의 대응에러 $\varepsilon(x, y) = f(x, y) - f(x, y)$ 로서 아래의 식으로부터

쉽게 구할 수 있다.

$$\varepsilon(x, y) = (I_{xy} - bW) \cdot f \quad (25)$$

I_{xy} 는 (x, y) 에 대응하는 원소값이 1이고 타원소는 0을 갖는 $1 \times (N+1)(N+2)/2$ row vector를 의미한다. 또한,

$$\varepsilon^2(x, y) = f^T(A+I-2B)f \quad (26)$$

이고, 여기서

$$A = \sum_{i,j} \sum_{n,m} (W)_{ij}^T (W)_{nm} \sum_{x,y} x^{i+j} y^{n+m}$$

$$B = \sum_{i,j} (W)_{ij} \sum_{x,y} I_{xy} x^i y^j$$

를 나타낸다. 앞에서와 같이 이들도 모두 off-line 상태에서 미리 구할 수 있어 실시간으로 사용할 수 있다.

3.2 모의실험

곡면물체는 반경이 다른 여러가지 구면 조각들의 집합으로 이루어진다고 할 수 있다. 구는 표현하기가 용이하며 또한, 시뮬레이션을 하였을 때 분석이 용이하다. 이러한 이유로 우리도 다양한 크기의 구를 대상으로 하여 모의실험을 하기로 한다. 대상 물체를 반경이 각각 30, 50, 70, 100, 그리고 150 pixel인 구를 가정하자.(편의를 위하여 화상안의 물체크기를 pixel로 표시하기로 한다.) 이들 구의 영상에는 많은 노이즈가 포함되어 있다고 가정한다. 노이즈의 density는 variance가 각 화소의 range값에 대하여 상대적으로 2%, 4%, 6%, 8%, 10%의 값을 갖는 5가지의 종류의 Gaussian을 가정한다. 각 구는 구의 중심에 위치한 하나의 가상점으로 대변될 수 있다. 이점들을 image plane의 원점으로 한다. 이들 구의 영상에서는 앞에서와 같이 2%, 4%, 6%, 8%, 10%의 값을 갖는 5가지의 종류의 Gaussian 노이즈가 포함되어 있다고 가정한다.

Hough parameter space의 cell 크기는 X, Y, Z방향 모두 1 pixel로 한다. 표 1-5는 각각의 구에 대한 시뮬레이션을 다양한 크기의 윈도우를 사용하여 실험한 것이다. 표에 표시된 바와 같이 화상내에서 물체에 해당하는 화소수는 각각 반경 30인 구는 2809개, 반경 50인 구는 7825개, 반경 70인 구는 15361개, 반경 100인 구

는 31397개, 반경 150인 구는 70661개이다. B/A에서 보는 바와 같이 많은 물체 표면점중 일부만이 데이터 베이스(Constraint Table)의 번지, 즉 curvature pair와 일치하여 AA를 누적시키게 된다. C는 누적이 완료된 AA의 cell중에서 상위 5%에 해당하는 cell의 위치와 누적된 vote의 값을 나타낸 것이다. 누적된 vote의 수와 데이터 베이스를 consulting한 수의 비 C/B는 특이 큰 노이즈를 포함시켰을시 매우 작다.

다섯가지의 표를 보면, 전반적으로 노이즈가 없는 경우에는 매우 좋은 결과를 보이거나 노이즈가 증가할수록 결과가 나빠짐을 볼 수 있다. 그러나, 모든 경우에서 비록 물체전체의 화소수에 비하여서는 작은 비율이나 물체를 인식하기에는 충분한 수의 화소들이 실제의 가상점을 찾아내어 물체인식에 사용되었다. 또한 7×7 윈도우를 사용하였을때 비교적 좋은 결과가 나올 수 있다. 일반적으로 커다란 윈도우를 사용할수록 노이즈에 둔감하게 된다. 그러나 계산시간은 윈도우 크기의 제곱으로 증가하기 때문에 7×7보다 큰 윈도우를 사용하기는 어렵다.(3차원 화상처리에 있어서 3×3 윈도우는 노이즈에 너무 민감하고 커다란 윈도우는 계산시간이 너무 소요되는 바 Besl [3]은 range data를 사용한 curvature의 계산에 7×7 윈도우를 사용할 것을 권장하였다.)

누적된 vote의 수와 데이터베이스를 consulting한 수의 비 C/B는 큰 구 보다는 작은 구로 갈수록 높아진다. 이는 작은 구의 표면점간의 변화가 큰 구에 비하여 크기 때문에 상대적으로 노이즈의 영향을 덜 받기 때문이다.

일반적으로 틀린 principal curvature를 갖고 있는 표면점들에서는 비록 데이터 베이스를 consulting하더라도 흩뿌려진 모양으로 AA를 누적시키고 올바른 principal curvature를 갖고 있는 표면점들만이 가상점 주위의 AA를 누적시켜 물체를 인식하게 된다. 따라서 비록 노이즈에 오염이 된 화상이라도 물체를 인식하게 되는 것이다. 이것이 일반적인 Hough변환의 장점이라고 할 수 있다.

표 6과 7은 그림 3의 가상물체를 대상으로 한 결과이다. 가상물체는 256×256의 크기로 그림 3(a)는 그림 3(b)를 회전시킨 것이다. 그림 3(b)의 (76, 114, 60), (110, 80, 60), (110, 148, 60), (144, 114, 60)을 가상점으로 한다. 그림 3(b)를 기준으로 데이터 베이스를 만들어 각각 영상의 인식에 사용한다. AA는 16백여만개의 cell로 이루어진다. 표 6과 7은 AA의 누적이 완료된 후

cluster내의 최고값을 갖는 점과 누적된 값을 weight로 한 평균점, 그리고 실제의 가상점과의 차이를 나타낸다. 물체의 화소수에 비하여 최고점과 평균점의 누적값은 상대적으로 매우 작은 수이나 가상점을 찾기에는 충분하다. 구의 경우와 마찬가지로 일반적으로 principal curvature가 실제와 다르게 구하여진 표면점들에서는 비록 데이터 베이스를 consulting하더라도 흩뿌려진 모양으로 AA를 누적시키고 principal curvature가 바르게 계산된 표면점들만이 가상점 주위의 AA를 누적시켜 물체를 인식하게 된다.

wind. size	variance of noise	# of a const. table consulted		cells with votes > 95% of max. votes		
		no.(B)	B/A(%)	votes(C)	C/B(%)	location
3	0%	1,414	50.34	427	30.20	(-1, -1, 0)
	2%	1	0.04	1	***	***
	4%	5	0.18	1	***	***
	6%	0	***	0	***	***
	8%	0	***	0	***	***
	10%	0	***	0	***	***
5	0%	817	29.09	199	24.36	(-1, -1, 0)
	2%	17	0.61	2	11.76	(-1, 1, 0)
				2	11.76	(-2, 1, 0)
				2	11.76	(-1, 0, 0)
				2	11.76	(0, -1, 0)
	4%	15	0.53	2	13.33	(0, -1, 0)
	6%	10	0.36	2	20.00	(0, 1, 0)
	8%	13	0.46	1	***	***
10%	5	0.18	1	***	***	
7	0%	633	22.53	126	19.91	(-1, 1, -1)
	2%	73	2.60	14	19.18	(-1, 1, 0)
				13	17.81	(-1, 0, 0)
	4%	55	1.96	10	18.18	(-1, 0, 0)
	6%	32	1.14	19	59.38	(-1, -1, 0)
	8%	22	0.78	4	18.18	(-1, 0, 0)
				4	18.18	(0, -2, 0)
				4	18.18	(0, -2, -1)
10%	47	1.67	2	4.26	(-1, 0, 0)	
			2	4.26	(-1, -2, 0)	

total number of pixels belonging to an object(A):2,809

표 1. 반경 30인 구에 대한 시뮬레이션

wind. size	variance of noise	# of a const. table consulted		cells with votes > 95% of max. votes		
		no.(B)	B/A(%)	votes(C)	C/B(%)	location
3	0%	334	38.77	1258	41.46	(-1, -1, 0)
	2%	1	0.01	1	***	***
	4%	0	***	0	***	***
	6%	0	***	0	***	***
	8%	0	***	0	***	***
	10%	0	***	0	***	***
5	0%	233	32.37	170	18.12	(-1, -1, 0)
	2%	20	0.26	5	25.00	(-1, 0, 0)
	4%	9	0.12	2	22.22	(-2, 0, 0)
				2	22.22	(-1, 1, 0)
	6%	8	0.10	3	37.50	(-1, 1, 0)
	8%	4	0.05	2	50.00	(-1, 1, 0)
	10%	5	0.06	2	40.00	(-1, 1, 0)
7	0%	275	29.07	38	14.18	(-2, 1, -1)
				354	15.56	(-1, -1, 0)
				321	14.11	(-1, 1, -1)
	2%	191	2.41	35	18.32	(-1, -1, 0)
				34	17.80	(-1, 1, 0)
	4%	99	1.27	23	23.23	(-1, 0, 0)
	6%	92	1.18	19	20.65	(-1, 1, 0)
	8%	59	0.75	8	13.56	(-1, 0, 0)
				8	13.56	(-1, 1, 0)
	10%	48	0.61	19	18.75	(-1, 1, 0)

total number of pixels belonging to an objece(A):7,825

표 2. 반경 50인 구에 대한 시뮬레이션

wind. size	variance of noise	# of a const. table consulted		cells with votes > 95% of max. votes			
		no. (B)	B/A (%)	votes (C)	C/B (%)	location	
3	0%	12,402	80.74	3,913	31.55	(-1, -1, 0)	
	2%	2	0.01	1	***	***	
	4%	1	***	1	***	***	
	6%	0	***	0	***	***	
	8%	1	***	1	***	***	
	10%	0	***	0	***	***	
5	0%	7,458	48.55	1,979	26.54	(-1, -1, 0)	
	2%	33	0.21	7	21.21	(-1, 0, 0)	
	4%	19	0.12	4	21.05	(-1, -1, 0)	
	6%	11	0.07	2	18.18	(-1, -1, 1)	
				2	10.00	(-1, 1, 1)	
	8%	20	0.12	2	10.00	(-1, 1, 1)	
				2	10.00	(-1, 0, 0)	
	10%	4	0.03	2	50.00	(-1, 0, 0)	
	7	0%	5,581	36.33	1,294	23.19	(-1, -1, 0)
		2%	279	1.82	44	15.77	(-1, -1, 0)
42					15.11	(-1, 0, 0)	
4%		136	0.89	18	13.24	(-1, 0, 0)	
6%		79	0.51	14	17.72	(-1, 0, 0)	
8%		57	0.37	7	12.28	(-1, 0, 0)	
10%		47	0.31	5	10.64	(-1, 0, 0)	

total number of pixels belonging to an objece(A):15,361

표 3. 반경 70인 구에 대한 시뮬레이션

o

wind. size	variance of noise	# of a const. table consulted		cells with votes >95% of max. votes		
		no.(B)	B/A(%)	votes(C)	C/B(%)	location
3	0%	27,441	87.40	7,938	28.90	(-1, -1, 0)
	2%	4	0.01	1	25.00	(1, -3, -3)
				1	25.00	(1, -1, -3)
	4%	1	0.00	1	100.00	(2, -2, -1)
	6%	0	***	0	***	***
	8%	0	***	0	***	***
	10%	0	***	0	***	***
5	0%	19,610	62.46	4,880	24.89	(-1, -1, 0)
	2%	133	0.42	7	5.26	(-3, 0, -1)
	4%	48	0.15	5	10.42	(-2, 1, 0)
	6%	47	0.15	5	10.64	(1, -6, -1)
	8%	34	0.11	7	20.59	(1, -9, 1)
	10%	17	0.05	1	5.88	***
	7	0%	15,400	49.05	2,447	15.89
2%		758	2.41	54	7.12	(-1, 1, 0)
				50	6.60	(-1, -1, 0)
4%		359	1.14	28	7.80	(-2, 1, 0)
6%		281	0.89	13	4.63	(2, 1, 0)
				12	4.27	(-1, 1, 0)
8%		160	0.51	9	5.63	(-3, 1, 0)
10%		101	0.32	6	5.94	(-1, 1, 0)

total number of pixels belonging to an object(A):31,397

표 4. 반경 100인 구에 대한 시뮬레이션

wind. size	variance of noise	# of a const. table consulted		cell with votes >95% of max. votes		
		no.(B)	B/A(%)	votes(C)	C/B(%)	location
3	0%	59,132	83.68	17,311	29.28	(-1, -1, 0)
	2%	9	1.01		***	***
	4%	0	***	0	***	***
	6%	0	***	0	***	***
	8%	0	***	0	***	***
	10%	0	***	0	***	***
	5	0%	39,078	55.30	11,004	28.16
2%		134	0.19	11	8.21	(-1, -1, 0)
4%		44	0.06	6	13.64	(-1, 1, 0)
6%		27	0.04	10	37.04	(-4, 2, -1)
8%		4	0.00	1	25.00	***
10%		11	0.02	1	9.09	***
7		0%	26,983	38.19	6,336	23.48
	2%	1,166	1.57	64	5.79	(-1, 1, 0)
				61	5.52	(-1, 0, 0)
	4%	546	0.77	29	5.31	(-1, 1, 0)
	6%	301	0.43	18	5.98	(-1, 0, 0)
				17	5.65	(0, 0, -1)
	8%	215	0.30	11	5.12	(-1, -1, 0)
				11	5.12	(0, -1, 0)
10%	168	0.24	10	5.95	(0, 0, 0)	

total number of pixels belonging to an object(A):70,661

표 5. 반경 100인 구에 대한 시뮬레이션

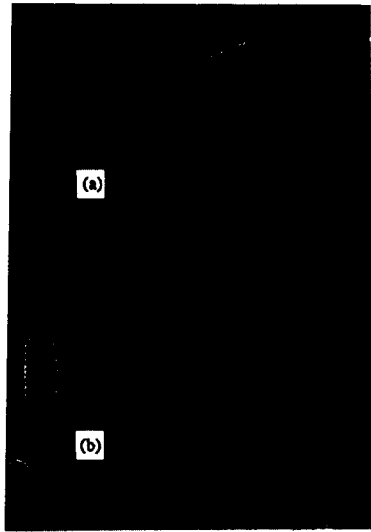


그림 3. 가상물체

cluster NO	NO of cells in cluster	cell w max. votes		weighted mean		dist. of farrest cell from		error	
		position	vote	position	vote	max cell	mean	max cell	mean
1	62	(77.112,70)	106	(73.114,60)	95	7	6	1	0
2	65	(110.146,61)	113	(110,80,60)	103	7	6	1	0
3	60	(111.146,61)	112	(110.148,60)	97	7	5	1	0
4	60	(145.113,61)	112	(144.114,60)	98	6	5	3	0

표 6. 그림 3(b)에 대한 시뮬레이션

cluster NO	NO of cells in cluster	cell w max. votes		weighted mean		dist. of farrest cell from		error	
		position	vote	position	vote	max cell	mean	max cell	mean
1	28	(78,97,44)	25	(80,96,51)	95	7	6	4	0
2	30	(124,89,47)	23	(126,89,47)	103	7	6	1	0
3	29	(93,142,70)	21	(95,140,71)	97	7	5	4	0
4	29	(140,127,64)	21	(140,128,65)	98	6	5	3	0

표 7. 그림 3(a)에 대한 시뮬레이션

IV. 결론 및 향후 연구과제

본 연구는 3차원화상을 이용하여 인식하고자 하는 물체에 대한 실용적인 표현법을 개발하고 물체를 실시간으로 인식할 수 있는 알고리즘을 고안하여 (1) 여러 가지의 다른 표면물체를 (2) 놓여진 상태에 관계없이 (arbitrary orientation) (3) 물체의 일부가 가리워져 보이지 않을 경우(partially occluded)에도 자동으로 인식할 수 있는 화상처리시스템을 개발하고자 하는 것이다.

물체표면에 대한 모델링(surface modeling)에 중점을 두어 기하학적인 parameter와 같은 물체표면의 특징 정보를 추출하는 기존의 GHT방법들과는 달리 본 논문에서 개발하는 GHT는 별도의 모서리찾거나 영역 분할과 같은 중간처리를 거치지 않고도 물체모델을 토대로 영상에서 물체를 바로 인식하게 한다. 이는 물체의 표면점(surface point)으로부터 관찰할 수 있는 보는 방향에 불변하는 특성들을 이용한 것이다. 본 논문에서는 물체의 임의로 설정된 가상점과 물체의 표면점간의 상대적인 위치를 이용하여 영상으로부터 가상점을 찾아냄으로써 물체를 인식한다. 앞서 설명한 바와 같이 본 논문에서 사용한 상대적인 정보는 물체의 보는 시점과는 무관한 일정한 값을 갖는 것들이나 1차, 2차 편도 함수를 사용하기에 도이츠에 매우 민감하다. 이러한 것들은 Hough변환을 사용함으로써 어느 정도 보상이 가능하다.

모의실험은 본 논문의 실현가능성을 보여준다. 그러나 향후 실용화를 위하여서는 실시간 3차원추정의 개발과 함께 일반적으로 많은 계산시간이 소요되는 Hough변환시 AA의 누적과 누적이 완료된 후 cluster를 찾는 전용 하드웨어의 개발이 따라야 할 것이다. 또한 본 논문에서 제시된 알고리즘은 하나의 대상물을 대상으로 하는 바, 여러개의 물체가 동시에 존재할 경우 찾아낸 가상점들로부터 개개의 물체를 구분하는 AI적인 해결도 향후 연구과제라 할 수 있다.

V. 인 용 문 헌

- [1] K. Arun, T. Hwang, and S. Blostein, "Least-Squares Fitting of Two 3-D point Sets," IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell. Vol. 9, pp.698-700, Sep. 1987.
- [2] D. H. Ballard, "Generalizing the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes," Pattern Recognition 13, 2, pp.111-122, 1981.
- [3] P. J. Besl and R. C. Jain, "Three Dimensional Object Recognitio," ACM Computing Survey 17, No. 1, pp.75-145, 1985.
- [4] P. J. Besl and R. C. Jain, "Segmentation through Variable-order Surface Fitting," IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 10, pp.167-192, March 1988.
- [5] P. J. Besl and R. C. Jain, "Segmentation through Symbolic Surface Description," Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 77-85, Miami Beach, FL., Jun, 1986.
- [6] M. Brady, J. Ponce, A. Yuille, and H. Asada, "Describing Surfaces," 2nd Int. Conf. on Robotics Research, pp.5-16, 1985.
- [7] D. Ballard and D. Sabbah, "Viewer Independent Shape Recognition," IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell., Vol.5, pp.653-659, Nov. 1983.
- [8] O. D. Fauguras and M. Herbert, "The Representation, Recognition, and Locating of 3-D Object," Int. J. Robotic Research, Vol.5, No.3, pp.27-52, Fall, 1986.
- [9] R. M. Haralick, "Digital Step Edges from Zero Crossing of Second Directional Derivatives," IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell., Vol.6, 1, pp.58-68.
- [10] P. V. C. Hough, "Method and Means of Recognizing Complex Patterns," U.S. Patent, 3,069,654:1962.
- [11] C. L. Jackins and S. L. Tanimoto, "Octree and their Use in Representing Three-dimensional Objects," Comput. Graphics Image Processing, pp. 129-147, Vol. 19, 1982.
- [12] Z. Lin, T. Hwang, and S. Blostein, "Motion Estimation from 3-D point Sets with and without Correspondences," Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.194-201, Miami Beach FL, June 1986.
- [13] S. Linnainmaa, D. Harwood, and L. Davis, "Pose Determination of a Three-Dimensional Object using Triangle Pairs," IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell., Vol.10, pp.634-646, Sep. 1988.
- [14] T. Fan, G. Medioni, and R. Nevatia, "Segmented Description of 3-D Surfaces," IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. RA-3, No.6, pp.527-538, Dec., 1987.
- [15] M. Oshima and Y. Shirai, "Object recognition using Three-Dimensional Information," IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell., Vol.5, pp.353-361, July 1983.
- [16] Y. Sato and I. Honda, "Pseudodistance Measures for Recognition of Curved Objects," IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell., pp.362-373, Vol.5, Jul., 1983.
- [17] W. R. Hamilton, Elements of Quaternions, Chelseam N.Y., 1933.
- [18] R. C. Luo and W. S. Yang, "Recognition of 3-D Objects using Modified General Hough Transformation," Proc. IEECON, pp.64-69, Singapole, 1988.
- [19] R. C. Luo, Y.H. Kim and W. S. Yang, "Representation and Recognition of 3D Curved Objects," Proc. IEEE Conf. on Industrial Electronics, pp.70-75, Singapole, 1988.
- [20] W. S. Yang and R. C. Luo, "View-Point Independent 3D Curved Object Recognition using Range Data," Proc. IEEE International Conf. on Robotics and Automation, pp. 2032-2037, 1990.
- [21] W. S. Yang and R. C. Luo, "View-Point Independent Object Recognition," IEEE transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence에 제출, 현재 review 중.



梁雨錫(Woo Suk Yang) 정회원
1979년 2월 : 서울대학교 전기공학과 졸업(공학사)
1986년 6월 : 미국 Univ. of Toledo 전기공학과 졸업(공학석사)
1991년 5월 : 미국 North Carolina State Univ. 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(공학박사)

1978년 11월 ~ 1984년 8월 : (주)대우

1990년 12월 ~ 1991년 8월 : 금성사 책임연구원

1991년 8월 ~ 현재 : 홍익대학교 전기공학과 조교수

※주관심분야 : 로보틱스, 컴퓨터비전, FA(통신학회지 93년 10월호 제 18권 제 10호 참조)



張鍾煥(Jong Whan Jang) 정회원
1979년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 졸업(공학사)
1986년 5월 : 미국 North Carolina State Univ. 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)

1990. 12 : 미국 North Carolina State Univ. 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(공학박사)

1990년 5월 ~ 현재 : 배재대학교 정보통신공학과 조교수

1991년 3월 ~ 현재 : 배재대학교 전자계산소장

※주관심분야 : 영상통신 및 영상처리, 마이크로프로세서 응용(통신학회지 93년 10월호 제18권 제 10호 참조)