

# Range 정보로 부터 3차원 물체 분할 및 식별

## (Segmentation and Classification of 3-D Object from Range Information)

黃秉坤\*\*, 趙奭濟\*, 河永浩\*, 金秀重\*

(Byung Kon Hwang, Seok Je Cho, Yeong Ho Ha, and Soo Joong Kim)

### 要 約

본 논문에서는 3차원 물체의 분할 및 식별 방법을 제안하였다. 평면으로 구성된 물체는 외부 경계 및 내부 경계에 의해 분할하였고, 곡면으로 구성된 물체는 maximin 집단 분류법에 의해 면을 분할하였다. 분할된 면은 심도 흐름과 법선 벡터의 각 측정에 의해 식별하였다. 식별된 면은 인접 면의 특성에 따라 병합 과정을 취하였고 병합된 면은 가우스 및 평균 곡률의 부호에 의한 방법과 비교하였다. 제안한 방법들은 짐음이 첨가된 합성 range 영상에서 잘 적용되었다.

### Abstract

In this paper, 3-dimensional object segmentation and classification are proposed. Planar object is segmented surfaces using jump boundary and internal boundary. Curved object is segmented surfaces by maximin clustering method. Segmented surfaces are classified by depth trends and angle measurement of normal vectors. Classified surfaces are merged according to adjacent surfaces and compared to Gaussian curvature and mean curvature method.

The proposed methods have been successfully applied to the synthetic range images and shows good classification.

### I. 서 론

컴퓨터 시각은 2차원적인 특성을 갖는 패턴을 인식하는 분야와 3차원 물체를 인식하는 분야로서 문자 인식, 목표물 추적, 원격 감지, 공장 자동화 그리고 로봇틱스에 응용된다. 지금까지의 대부분 컴퓨터 시각 연구는 2차원 영상의 명암도에 의해 처

리 하였으므로 물체가 놓여있는 상태나 조명, 그림자 등에 따라 물체의 특징을 추출하기가 어렵다. 그래서 3차원 물체를 해석하기 위해서는 기하학적인 특성을 갖는 range 정보에 의한 방법이 더욱 용이하다.<sup>1-4</sup>

Range 정보는 기준면에서 실제 물체면까지의 거리로서 명암도 영상과는 달리 무늬(texture), 그림자(shadow) 및 반사(reflectance)등을 무시할 수 있으며, 폐색(occlusion)은 더욱 용이하게 인식할 수 있다. 이러한 특성을 갖는 3차원 range 영상은 분할 및 식별 과정을 거쳐서 저장된 물체 모델(model)과 결합하여 물체를 인식한다.

3차원 물체를 분할하는 방법으로 Mitiche는 평면으로 구성된 물체에서 각 화소에 대한 이웃점들을

\*正會員, 慶北大學校 電子工學科  
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

\*\*正會員, 大邱大學校 電子計算學科  
(Dept. of Com. Sci. & Eng., Taegu Univ.)

接受日字: 1989年 8月 7日

수직과 수평으로 나누어서 각 면에 대한 법선차에 의해 경계선 검출을 하였고,<sup>[5]</sup> Gil 등은 3×3 창의 중심화소에서 4방향의 법선각의 차가 최대가 되는 방향값을 문턱치에 의해 경계선 검출을 하였으며,<sup>[6]</sup> Vemuri 등은 외부 경계 추출후 1차 및 2차 미분을 포함한 주곡률을 이용하여 내부 경계선을 추출하였다.<sup>[7]</sup> 그러나 이 방법들은 국부적 처리 방법으로서 잡음이 첨가된 영상에는 경계선 추출이 불완전 하였다.

Oshima 등은 영역증가를 이용하여 물체를 분할하여 그 분할된 영역의 특성과 그 영역들 간의 상호관계로 전체 영상을 나타내었으며,<sup>[8]</sup> Hall 등은 quadric 함수에 의해 면을 분할하여 식별하였다.<sup>[9]</sup> 그러나 이 방법들은 quadric 함수에 의해 곡면을 식별하였으므로 곡면의 크기가 작거나 잡음이 첨가된 경우는 식별이 용이하지 않다. 한편 Besl 등은 2차면 곡률의 부호의 조합에 의해 8개의 기본면들에 의한 분할할 수 있는 방법을 제시하였으나 잡음에 민감하고 병합에 대한 제시가 확실치 않았다.<sup>[10]</sup>

본 논문에서는 물체를 분할하기 위해 평면으로 구성된 물체의 경우 계산시간을 줄이기 위한 경계선 추출 방법으로 연속 방향성 연산자의 평균편차의 최대치에 의해 외부경계, 선형근사 반복적 경계점 추출방법<sup>[11]</sup>에 의한 내부 경계 추출 방법을 제안하였다. 그리고 곡면을 포함한 복잡한 물체는 영역 분할 방법으로 화소의 공간 좌표 성분과 단위 법선 성분들을 특징으로 하여 이 특징들간의 Maximin Euclid 거리 측정<sup>[12]</sup>에 의해 유사한 성질을 갖는 면을 집단화 하였다.

분할된 각 영역들의 형태를 식별하기 위해서 심도차의 흐름 변화에 의한 식별, 법선 방향각에 의한 식별 방법을 제안하였다. 심도차의 흐름 변화에 의한 식별은 주어진 방향의 최대 직경을 갖는 Euclid 직선 거리와 화소와의 수지거리를 Cox와 stuart의 흐름(trend) 검증<sup>[14]</sup>에 의해 평면, 볼록면 및 오목면으로 식별하였고 이를 곡률의 부호 의한 식별 방법과 비교하였다. 실험을 통하여 제안된 방법이 기존의 방법보다 잡음을 수반하는 range 영상에도 더 강함을 알 수 있다.

## II. Range 영상의 분할

### 1. 평면 물체의 경계선 추출

#### 1) 외부 경계(Jump edge)추출

외부 경계는 공간상에서 심도가 불연속인 면과 면 사이에 존재한다. 물체의 모양을 식별하기 위해 먼저 배경과 물체를 분리시켜야 한다. 한 화소가 외부

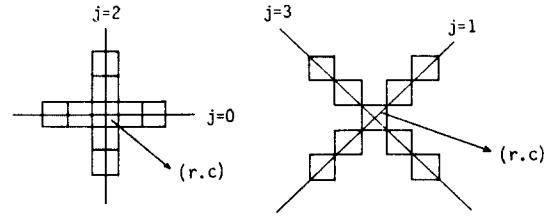


그림 1. 4방향의 1차원 연산자

Fig. 1. The 1-D operator for chosen 4 directions.

경계선인지를 결정하기 위해서 그림 1과 같이 한 화소를 중심으로 각 4방향 j=0, 1, 2, 3에 놓인 2n+1창에 따르는 화소의 심도 평균편차는 식(1)과 같다.

$$D_j = [ \sum_{k=-n}^n |z(r+ka_j, c+kb_j) - \bar{z}_j| ] / (2n+1) \quad (1)$$

여기서 z(r, c)는 (r, c) 점에서의 심도이다.  $\bar{z}_j$ 는 j방향 연산자에 적용되는 심도의 평균치이며, j=0, 1, 2, 3에 따라 (a, b) 값은 각각 다음과 같다.

$$\bar{z}_j = \sum_{k=-n}^n [ z(r+ka_j, c+kb_j) ] / (2n+1)$$

$$(a_j, b_j) = [ (0, 1), (1, 1), (1, 0), (1, -1) ]$$

이 4방향에 의한 식(1)의 최대값은 식(2)와 같다.

$$\Delta = \max_{j=1}^4 [ D_j ] \quad (2)$$

여기서 최대값을 갖는 방향 j가 결정되면 그점이 명확한 외부 경계점인가를 판단하기 위해 j방향에 따르는 각 화소의 평균편차 배열인  $D_j(i)$ 를 구한다.

$$D_j(i) = [ \sum_{k=-n}^n |z(r+(k+i)a_j, c+(k+i)b_j) - \bar{z}_j(i)| ] / (2n+1)$$

여기서 (3)

$$\bar{z}_j(i) = \sum_{k=-n}^n [ z(r+(k+i)a_j, c+(k+i)b_j) ] / (2n+1)$$

이다.

한 화소가 외부 경계가 되기 위해서는 1차원 창의 심도 평균편차가 방향에 따르는 주위 1차원 창의 심도 평균편차 보다 더욱 커야한다. 그래서 주의 창의 심도 평균 편차에 가중치 w를 주어 식(4)와 같이 조건을 만족하면 외부경계로 한다.

$$\Delta \geq w \cdot \max [ D_j(i), i = -s, \dots, s, i \neq 0, 1 ] \quad (4)$$

여기서 2n+1은 1차원 창의 크기를 나타낸 것으로서 n을 1로 했을때 w는 3, s는 4정도이며 n을 크게

하면 w와 s는 줄어든다. 이 방법은 기존의 명암도 영상에서 명암도의 공간적 기울기를 이용한 Roberts, sobel 등의 방법보다 경계선이 세선화 된다.

2) 내부 경계 (Internal edge) 추출

물체의 내부 경계는 면의 법선이 불연속적인 면과 면사이에 존재한다. 기존의 방법들에서 물체의 내부 경계는 국부면의 법선차로 경계선을 추출하나 이는 국부적인 법선 성분만 고려하므로 잡음에 약하다. 그래서 본 논문에서는 전체적인 심도차의 정도를 이용하기 위해 2차원 면상의 곡선에 대한 Ramer의 선형 근사 반복법<sup>[11]</sup>을 3차원 영상에 이용했다. 내부 경계를 추출하기 위한 과정은 물체의 외부 경계의 모든 좌표를 얻은 후, 같은 행과 열을 연결하는  $m \times n$  개의 Euclid 직선을 얻는다. 각 직선상에 있는 물체의 모든 내부점에 대해 직선과의 수직인 거리를 구한다. Euclid 직선의 양 끝점의 3차원 좌표를 A, B라 하면 이 직선상에 놓여있는 물체의 한 점의 3차원 좌표를  $P_i$ 라 할 때 그 수직거리는 식(5)과 같이 나타낼 수 있다.

$$D_i = \left[ \frac{(P_i - A)^2 (P_i - B)^2 - ((P_i - A) \cdot (P_i - A))^2}{(B - A)^2 \cdot (B - A)} \right]^{1/2} \quad (5)$$

이 수직거리 중 최대치는 식(6)과 같다.

$$D_{max} = \max_{i=1}^1 (D_i) \quad (6)$$

여기서 1은 한 Euclid 직선상에 존재하는 화소수이다. 이 최대거리가 문턱치보다 크면 그림 2에서와 같이 한점 C에서 두 부분으로 나누어지고, 나누어진 Euclid 직선들에 그 직선상에 있는 물체의 내부점들에 대한 최대 직선거리를 구하여 그것이 또 문턱치보다 크면 그림 2의 D, E 점에서 나누어지고 그렇지 않으면 정지한다. 이때 나누어진 점들 C, D, E가 내부 경계점이 된다.

2. Maximin 거리 측정을 이용한 집단화에 의한 영역분할

곡면을 포함하는 일반적인 물체를 분할하기 위해, 본 논문에서는 제곱 오차를 최소화하는 집단화 방법으로 원점의 이동과 패턴 공간의 회전에도 불변인 Eudid거리 개념에 기초를 둔 maximin (maximum-minimum) clustering 알고리즘을 3차원 range 영상에 적용했다.

n개의 패턴을 갖는 물체에서 i번째 패턴은 식(7)과 같다.

$$x_i = [x_{ij}, j = 1, \dots, N]^T \quad (7)$$

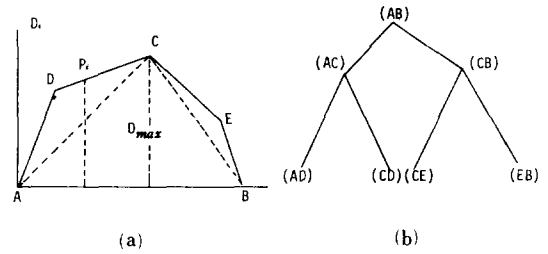


그림 2. 내부경계선 검출 방법

(a) 경계점 추출

(b) Euclid 직선 분할을 위한 나무

Fig. 2. Internal edge detection method.

(a) Iterative edge points finding.

(b) Tree for Euclidian line segments.

여기서  $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}$ 는 i번째 패턴의 N개의 특징들이다. 한 물체가 K개의 집단으로 나누어 질때 k번째 집단에서 중심 패턴은 식(8)과 같다.

$$C_k = [C_{kj}, j = 1, \dots, N]^T \quad (8)$$

여기서

$$C_{kj} = (1/M_k) \sum_{i \in C_k} x_{ij} \quad (9)$$

이며, 여기서 C는 k번째 집단이고,  $M_k$ 는  $C_k$ 의 패턴의 수이다. 집단 k에 대한 Euclid 거리 오차는 식(10)과 같다.

$$e_k = \left[ \sum_{i=1}^M (x_i - C_k)^2 \right]^{1/2} \quad (10)$$

Range 영상으로 부터 얻을 수 있는 특징 패턴들은 한 화소에 대해 공간정보인 2차원 좌표 위치 및 그 위치의 심도값, 그리고 방향 정보인 단위 법선 벡터 3성분으로서 6개이다. 이 6개의 특징을 사용하여 다음 과정에 의해 면을 분할하며 그 흐름도는 그림 3과 같다.

(1) 물체의 모든 화소에 대해 6개의 패턴 특징을 얻은 후 각 특징이 더 큰 비중을 차지하지 않도록 하기 위해서 특징 분포의 평균이 0, 분산이 1이 되도록 정규화 시킨다.

(2) 초기 첫 2개의 집단에서 각 집단의 중심은 모 집단의 중심 패턴과 이 중심 패턴으로 부터 가장 멀리 떨어진 패턴이다.

(3) 식(10)에 의해 모든 패턴들에 대해서 최소값을 갖는 집단에 소속 시킨 후 새로운 집단의 중심 패턴을 식(9)에 의해 얻는다.

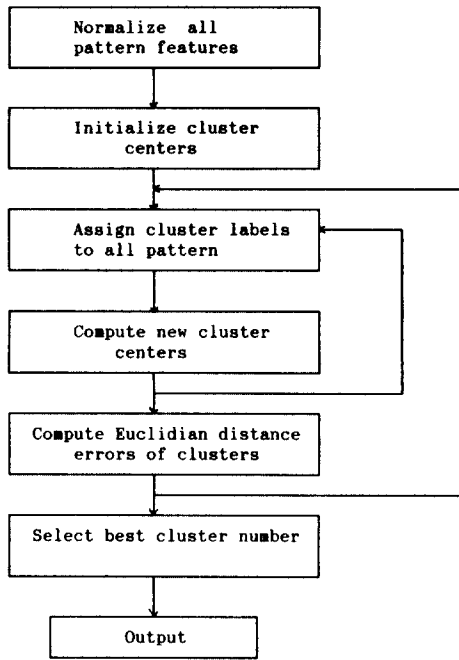


그림 3. Maximin 집단화에 대한 흐름도  
Fig. 3. Flow chart for maximin clustering.

(4) 모든 특징 패턴에 대해 각 집단의 중심 패턴과의 최소거리를 갖는 패턴을 기억시킨 후, 그 기억된 패턴 중 최대값을 갖는 패턴이 새로운 집단의 중심 패턴으로 식(11)과 같다.

$$C = \max_{j=1}^k [\min_{i=1}^n (x_i - c_j)^2] \quad (11)$$

여기서 n은 패턴의 수이고 k는 집단의 수이다.

(5) 가장 적당한 수의 집단이 결정 될때까지 (3)과 정 이하를 반복한다

적당한 집단의 수를 결정하기 위해서 한 집단의 Euclid 거리 오차로서 k번째 집단의 내부 평균거리 (average within-cluster distance)는

$$S(k) = \left[ \sum_{i=1}^{N(k)} \sum_{j=1}^k (x(i, j) - c(k, j))^2 / N(k) \right]^{1/2} \quad (12)$$

이다. 여기서 N(k)는 집단 k에서 화소수이고 c(k, j)는 집단 k의 j특징의 평균이며, x(i, j)는 i번째 화소에 대한 j번째 패턴 특징 값이다. k번째 집단이 분리될 수 있는 통계량으로서 식(13)과 같이 나타낼 수 있다.<sup>[15]</sup>

$$T(k) = \min_{1 \leq k \leq K} \sum_{j=1}^k [c(k, j) - c(i, j)]^2 / S(k) \quad (13)$$

T(k)의 값이 더 클수록 집단 분할수를 선택하는데 우선적이 된다.

### III. 면의 식별

물체 인식을 위해 분할된 물체의 면을 평면, 오목면, 볼록면 등으로 식별해야 한다. 기존의 면식별은 여러 방법이 있으나 곡률에 의한 방법이 가장 대표적이라 할 수 있다. Jain 등은 미분 가능면에 근거를 둔 가우스 곡률 (gaussian curvature)과 평균 곡률 (mean curvature)의 부호의 조합에 의해 8가지의 면 유형으로 구분했다.<sup>[10]</sup> 그러나 분할된 면조각은 완전히 연속적인 것이 아니라 잡음 및 양자화 오차에 따라 정확한 곡률을 계산할 수 없어 분할된 영상을 식별하기가 용이하지 않다.

본 논문에서는 심도차의 흐름 변화에 의한 식별 및 법선 방향각에 의한 식별을 하였다. 특히 심도차의 흐름 변화에 의한 식별은 통계학적인 개념을 도입하여 전체적인 심도차 변화의 흐름을 사용하므로 잡음이 첨가된 영상에서도 평면, 오목면, 볼록면을 잘 식별할 수 있다.

#### 1. 곡률에 의한 면 식별의 기존 방법

3차원 좌표계에 대한 면의 파라미터 표현은  $X(u, v) = [x(u, v), y(u, v), z(u, v)]$ 이다. 여기서는  $x(u, v) = u, y(u, v) = v$ 인 graph surface를 이용하고 물체의 좌표계 성분 중 x, y 성분을 영상 좌표계에 일치시켰다. 물체의 창내 중심점에 대한 법선 벡터는 식(14)와 같다.

$$\bar{N} = \frac{X_u \times X_v}{|X_u \times X_v|} \quad (14)$$

여기서  $X_u = (x_u, y_u, z_u), X_v = (x_v, y_v, z_v)$ 으로 표현할 수 있으며, 면조각에서는 식(15)와 같다.

$$N = \frac{1}{\sqrt{1 + z_u^2 + z_v^2}} (-z_u, -z_v, 1)^t \quad (15)$$

면의 제1기분량 I는 u v 평면상의 한점 (u, v)에서 변화량 (du, dv)의 제곱으로서 식(16)과 같다.

$$\begin{aligned} I(du, dv) &= dX \times dX \quad (16) \\ &= (X_u du + X_v dv) \times (X_u du + X_v dv) \\ &= Edu^2 + 2Fdudv + Gdv^2 \end{aligned}$$

여기서  $E = X_u \times X_u, F = X_u \times X_v, G = X_v \times X_v$ 이다. 제2기분량 II는 한 점 (u, v)에서 법선 벡터의 변화량과 면의 위치 변화량 관계로서 식(17)과 같다.

$$\begin{aligned} \text{II} (du, dv) &= -dX \times d\bar{N} & (17) \\ &= -(X_u du + X_v dv) \times (\bar{N}_u du + \bar{N}_v dv) \\ &= Ldu^2 + 2Mdu dv + Ndv^2 \end{aligned}$$

여기서  $L=X_{uu} \times \bar{N}$ ,  $M=X_{uv} \times \bar{N}$ ,  $N=X_{vv} \times \bar{N}$ 이다.  
 가우스 곡률 (gaussian curvature)  $K$ 와 평균 곡률 (mean curvature)  $H$ 는 식(18) 및 식(19)와 같다.

$$K = \frac{LN - M^2}{EG - F^2} \quad (18)$$

$$H = \frac{EN + GL - 2FM}{2(EG - F)^2} \quad (19)$$

가우스 곡률과 평균 곡률을 range 영상에 적용하기 전에 영상이 2차 미분 가능하도록 2차 근사 방정식 또는 B-spline 등에 의해 면 fitting을 한다. Fitting된 영상에 두 곡률을 적용하면 그림 4와 같이 8가지의 면을 구분할 수 있다. 그러나 이 방법은 잡음 및 양자화 오차에 따라 전체적으로 정확한 곡률을 계산할 수 없어 물체를 식별하기가 용이하지 않다.

K	H	Type	Drawing
+	-	Peak	
+	+	Pit	
-	+	Saddle valley	
-	-	Saddle ridge	
-	0	Minimal	
0	-	Ridge	
0	+	Valley	
0	0	Flat	

그림 4. 곡률 부호의 조합에 의한 면조각 식별  
 Fig. 4. Patch classification by curvature sign.

2. 법선 방향각에 의한 식별

법선 방향각에 의한 면 식별법은 분할된 range 영상의 면에서 수평, 수직 방향에 대해 최대 직경을 갖는 직선을 선택하여 그 직선에 투영되는 법선 벡터들이 이루는 각의 흐름으로서 물체의 면을 식별한다. 예를 들면 그림 5 (a)의 면조각에서 최대 직경을 갖는 수평방향의 직선을 선택하여 이 직선상에 놓여 있는 점들의 법선 벡터를 구한다. 직선의 중앙점 P에서 서로 대응하는 방향으로 이동할때 서로 대응하는 두점 A와 B의 법선 벡터  $N_a = (a_1, a_2, a_3)$ 와  $N_b = (b_1, b_2, b_3)$ 에 의해 수직 성분값을 무시한 법선 벡터에 의한 두 벡터의 외적과 내적으로 부터 두 법선 벡터가 이루는 방향의 각을 구하면 다음과 같다.

$$N_a \times N_b = (a_3 b_1 - a_1 b_3) \quad (20)$$

$$\sin \theta = \frac{N_a \times N_b}{|N_a| |N_b|} \quad \cos \theta = \frac{N_a \cdot N_b}{|N_a| |N_b|} \quad (21)$$

$$D_r = \tan^{-1} \left( \frac{N_a \times N_b}{N_a \cdot N_b} \right) \quad (22)$$

$$D_l = \tan^{-1} \left( \frac{N_a \times N_b}{N_a \cdot N_b} \right) \quad (22)$$

그림 5 (b)와 5(c)는 경계선 사이의 직선거리와 실제 물체 위치의 거리차를 나타낸 것이다. 직선 LM 상의 모든 대응점에 대해서  $D_r$ 를 구한후 그 가운데

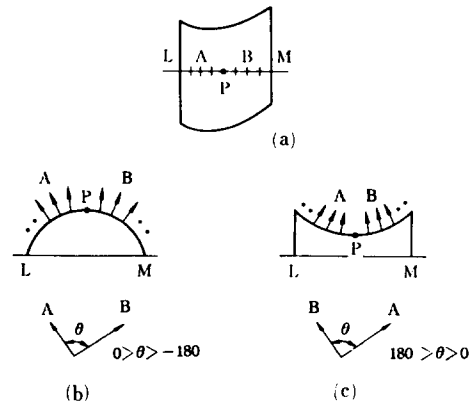


그림 5. 법선 벡터의 각도 측정  
 (a) 면 조각  
 (b) 볼록면  
 (c) 오목면

Fig. 5. Angle measurement of normal vector.  
 (a) Surface patch.  
 (b) Convex.  
 (c) Concave.

서 중위수  $\theta$ 가  $|\theta| < Th$ 이면 평면,  $-180 < \theta < Th$ 이면 볼록면이며, 그리고  $Th < \theta < 180^\circ$ 이면 오목면이다. 여기서  $Th$ 는 평면이 될 수 있는 임계값으로 양수이다. 이와 같은 과정을 수직성분에 대해서도 실행하여 식별할 수 있다.

3. 심도차 흐름 측정에 의한 식별

제안된 심도차 흐름측정에 의한 식별은 면의 주어진 한 점에서 서로 대응하는 방향으로 이동할때 심도차의 흐름이 존재하는지를 조사한다. 그림 6은 분할된 한 면에서 4방향들과 각 방향에 대해 최대 직경을 나타낸 것으로서 그 방향의 최대값은 식(23)과 같다.

$$S_j = \max(s_{j1}, \dots, s_{jn}) \quad (23)$$

여기서  $n$ 은  $j$ 방향으로 나타나는 직경의 수이다. 그림 7에서와 같이  $j$ 방향에서 최대 직경을 갖는 직선의 중심 위치에서 한점  $P_0$ 와 서로 대응하는 방향으로 이동할때 서로 대응하는 두점을  $P_i, P_i'$  라하면  $P_i$ 와  $P_i'$ 의 Euclid 직선 거리와 중심점  $P_0$ 와의 수직거리  $d_i$ 는 식(24)에 의해서 구할 수 있다.

$$d_i = \left[ \frac{(P_0 - P_i)^2 (P_0 - P_i')^2 (P_i' - P_i) - ((P_0 - P_i')^2 (P_0 - P_i))^2}{(P_i' - P_i)^2 (P_i' - P_i)} \right]^{1/2} \quad (24)$$

이때 중심점  $P_0$ 의 심도를  $z(r_0, c_0)$ ,  $P_i$ 점의 심도를  $z(r_i, c_i)$ , 그리고  $P_0$ 점의 심도를  $z(r_i', c_i')$ 라 할때 오목면과 볼록면을 구별하기 위해  $d_i$ 가 식(25)와 같으면 오목면이므로 (-)를 곱한다.

$$z(r_0, c_0) < [z(r_i, c_i) + z(r_i', c_i')] / 2 \quad (25)$$

중심점을 기준으로 한 화소씩 양 방향으로 이동할 때 얻을 수 있는 수직거리의 나열  $\{d_i\}_{i=1}^n$ 일때 Cox와 Stuart trend 비모수 검정에 의해 이들의 중간위치값  $d_c$ 를 중심으로  $(d_1, d_{1+c}), (d_2, d_{2+c}), \dots, (d_{n-c}, d_n)$ 와 같은 쌍을 형성할 수 있다.

$$\text{여기서 } c = \begin{cases} n/2 & \text{if } n \text{ is even} \\ (n+1)/2 & \text{if } n \text{ is odd} \end{cases}$$

면 조각을 측정하기 위한 가설을

- $H_0$  : no trend exists (planar)
- $H_1$  : There is either concave or convex

로 할때  $j$ 방향의 측정 통계량  $T_j$ 는  $d_{i+c} > d_i$ 인 쌍들의 수이다. 이때  $d_{i+c} = d_i$ 인 쌍들은 제외시킨다.

$j$ 방향의 검증 통계량  $T_j$ 는  $d_{i+c} > d_i$ 인 쌍들의 수가 된다. 유의 수준  $\alpha$ 를 0.05로 할때  $H_0$ 를 기각하고  $H_1$ 을 채택하는 기각 영역은  $T_j < t_1$ 이거나  $T_j > t_u$ 가

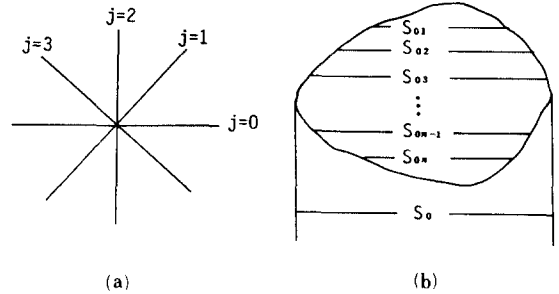


그림 6. 면 조각의 방향과 최대 간격  
 (a) 흐름 검증을 위한 방향  
 (b)  $j=0$  방향에서의 최대 간격  
**Fig. 6.** Direction and span of surface patch.  
 (a) Directions.  
 (b) Greatest span of direction  $j=0$ .

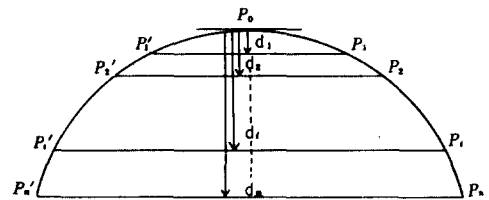


그림 7.  $j=0$  방향에서의 거리  
**Fig. 7.** Distance of direction  $j=0$ .

된다. 여기서  $t_1, t_u$ 는 양측 검증에서의 하한 임계치, 상한 임계치이다. 그리고  $T_j < t_1$ 일 경우에는 오목면이고,  $T_j > t_u$ 일 경우에는 볼록면을 의미한다.

4. 면 방향

면 분할 방법에 의해 지나치게 분할된 면 조각들은 면 조각의 특성과 인접 경계의 특성에 따라 면 조각의 병합 과정이 필요하다. 서로 인접한 면 조각의 경계선이 인접면의 심도차 불연속에 의한 것이라면 면의 특성에 따라 병합할 것인가 하지 않을 것인가를 결정한다. 심도차가 연속인 경우 그림 8과 같이 두 면 조각의 경계선에서 얼마만큼의 영역을 정한 후 그 영역에 속하는 평균 단위 법선 벡터는 식(26)과 같다.

$$N_i = \sum_{p \in R_i} n_p / K_i \quad (26)$$

여기서  $n_p$ 는 화소  $p$ 에서 단위 법선 벡터이고  $K_i$ 는 영역에 속하는 화소수이다. 인접하는 영역  $R_1$ 와  $R_2$

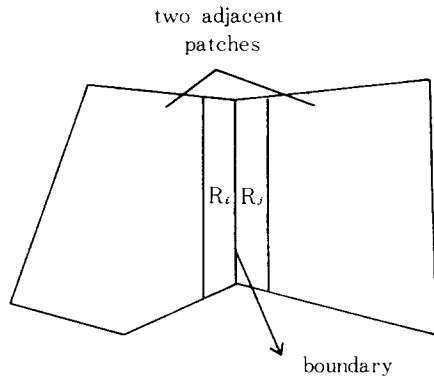


그림 8. 인접 면 조각과 경계선  
Fig. 8. Two adjacent patches and boundary.

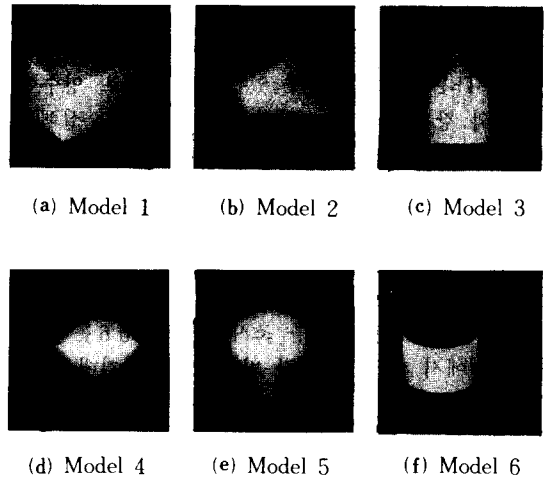


그림 9. 여러가지 range 영상  
Fig. 9. Various range images.

에 대한 내적각은 식(27)과 같다.

$$N(i, j) = \cos^{-1} \left[ \frac{N_i \cdot N_j}{|N_i| \cdot |N_j|} \right] \quad (27)$$

평면과 평면, 평면과 곡면으로 인접한 경우에는 이 내적각이 문턱치보다 적으면 서로 병합하게 되고 그렇지 않은 경우는 분리된다. 같은 곡면 특성을 갖는 인접면은 내적각의 문턱치에 의해 분리시키고 다른 곡면 특성을 갖는 인접면은 다른 특성을 갖는 면이므로 분리시킨다.

IV. 실험 및 고찰

평면 및 곡면으로 구성된 다양한 모양의 range 영상을 합성하여 실험을 입력 자료로 사용하였다. 평면, 원통, 원추, 오목면, 볼록면, 포물면, 구 등에서 분할 특성을 검토하기 위해 여러 모양으로 이루어진 물체의 심도값을 255명암도에 선형 일치시켜 합성하였다. 그림 9는 여러가지 모델의 range 영상을 나타내었다. 합성된 range 영상에서 밝은 점의 range 값이 어두운 점의 range 값에 비해 상대적으로 크다.

평면으로 이루어진 다면체 range 영상의 경계선을 추출하기 위해 Model 1과 Model 2를 사용하였다. 그림10(a)는 심도차 변화에 의한 경계 추출 알고리즘을 적용시켜 물체와 배경의 경계인 외부경계를 추출한 영상이다. 이때 경계선 부분이 잘 세션화 되었음을 알 수 있다. 그림10(b)는 제안한 내부 경계 추출 알고리즘을 적용한 결과이다. 내부의 crease 경계가 잘 추출 되었음을 알 수 있다.

잡음이 첨가된 range 영상에서 경계선 추출 결과

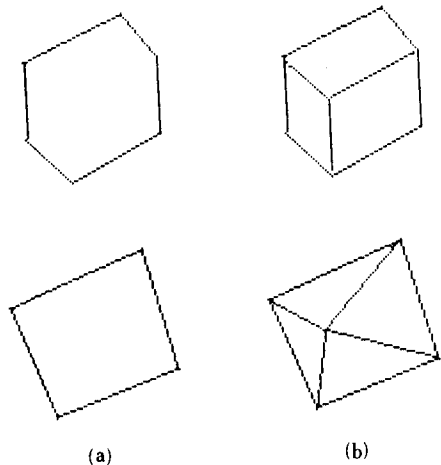


그림10. 추출된 경계선  
(a) 외부 경계  
(b) 내부 경계  
Fig. 10. Extracted edge images.  
(a) Jump boundary.  
(b) Internal edge.

를 알아보기 위해 표준 편차가 2인 백색 가우스 잡음을 첨가하여 실험하였다. 잡음이 첨가된 경우 법선각의 차에 의해서 내부 경계를 찾는 기존의 방법과 제안한 내부 경계 추출 방법을 비교 하였다. 그림 11(a)는 법선각의 차를 적용하여 얻은 경계선으로 첨가된 잡음에 의해 평면 부분에서도 경계선 성분이

나타났다. 그러나 제안한 방법에 의한 경계선 성분은 전체적인 심도차에 의해 얻어지므로 그림11(b)와 같이 잡음의 영향이 거의 없음을 알 수 있다.

꼭면이 포함된 영상을 일반적인 분할하기 위해 Model 3, Model 4, Model 5 및 Model 6에 표준 편차

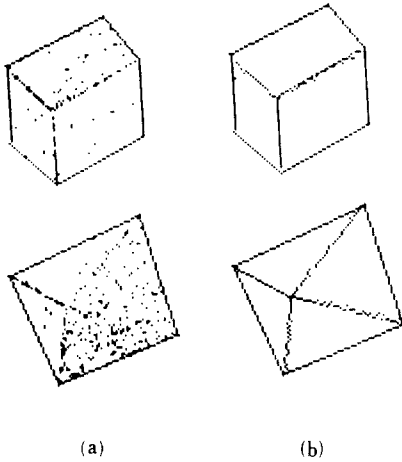


그림 11. 잡음이 있는 영상의 경계선  
(a) 기존의 방법  
(b) 제안된 방법

Fig. 11. Extracted edge in noise images.  
(a) Conventional method.  
(b) Proposed method.

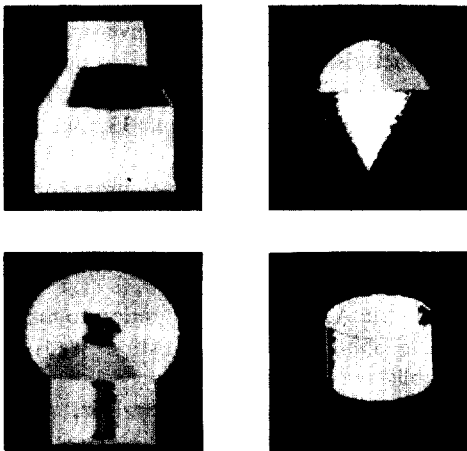


그림 12. Maximin 집단화 방법에 의한 면분할  
Fig. 12. Segmented surfaces by maximin clustering.

1인 백색 가우스 잡음을 첨가하여 실험하였다. 그림 12는 maximin 거리 측정에 의한 집단 분리 방법에 의해 분할된 영상을 나타내었다. Model 3은 6개, Model 4는 5개, Model 5는 7개 Model 6은 4개의 집단으로 분할 되었다. 여기에서 구, 원통, 오목면, 볼록면, 원추형 등이 잘 분리됨을 알 수 있었다.

분할된 면의 식별은 B-spline으로 평활화한 영상에 Jain 등이 제안한 가우스 곡률 및 평균 곡률에 의한 식별과 본 논문에서 제안한 비모수 통계량 검증에 의한 식별 알고리즘을 비교하였다. 그림13(a)는 Model 6의 분할된 영상을 병합한 면조각이다. 이 면조각의 가우스 곡률 그림13(b)와 같고 평균 곡률은 그림13(c)와 같다. 그림 (b) (c)에서 밝은 부분은 (+), 어두운 부분은(-), 중간 밝기 부분은 (0)의 곡률값 부호를 나타낸다. 실제 정확히 식별되기 위해서는 각 면에서 같은 부호의 곡률을 가져야 하나 잡음이 첨가된 range 영상에서 많은 오차가 수반됨을 알 수 있다.

표1은 j=0의 방향에 대해 Model 6의 분할된 두 영역과 잡음이 첨가된 평면 조각에서 비모수 통계에 의해 검증한 결과를 나타내었다. 표1에서 j=0 방향의 경우 그림 13(a)의 윗쪽 면조각은  $P(T_0) < 0.05$  이므로 오목면, 아랫쪽 면조각은  $P(T_0) > 0.95$  이므로

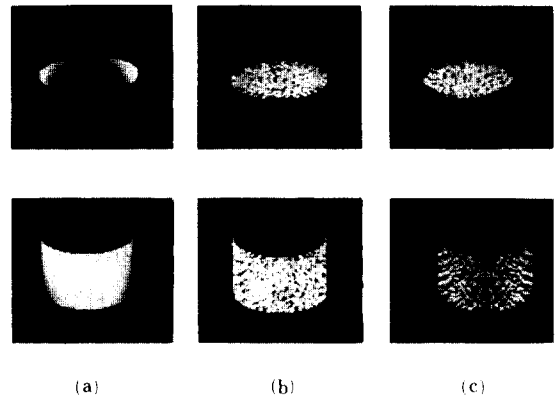


그림 13. 가우스 곡률 및 평균 곡률에 의한 면식별  
(a) 면조각  
(b) 가우스 곡률  
(c) 평균 곡률

Fig. 13. Results of K-H algorithm.  
(a) Surface patches.  
(b) Gaussian curvature.  
(c) Mean curvature.



로 볼록면으로, 검증을 위해 추가된 평면 조각은  $0.05 < P(T_0) < 0.95$ 므로 평면으로 식별되었다. 이 결과 제안한 식별 방법은 곡률과 평면을 확률통계량에 의해 판별하므로 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

표 1. 면 유형의 흐름 측정 예

Table 1. Trend test example of surface type.

Direction of  $j=0$

test surface patch	pairs	statistic $T_0$	probability $P(T_0)$	surface type
patch 1	( 0.00, -29.49) (- 2.68, -38.55) (- 6.92, -50.55) (-12.61, -66.08) (-18.86, -83.84)	0	0	concave
patch 2	( 0.49, 19.93) ( 1.49, 23.54) ( 3.23, 34.93) ( 7.49, 44.74) (11.14, 55.63)	5	1	convex
patch 3	(-0.49, -1.00) (-1.00, -1.00) (-0.99, 1.00) ( 0.49, -0.50) (-1.50, 0.00)	2	0.5	planar

## V. 결 론

본 논문은 range 정보를 갖는 3차원 물체를 경계선 분할, 면분할 그리고 분할된 면을 식별하는데 중점을 두었다.

본 논문에서 제시한 경계선 추출방법으로서 심도차 변화에 대한 최대점 검출방법은 국부적 처리 방법이 아닌 전체적 경계선 처리 방법으로서 물체가 다각형으로 구성된 경우에는 처리 속도 및 잡음에 다른 경계선 추출 연산자보다 덜 민감 하였다.

면분할 방법인 집단화 분할 방법은 면의 다양성을 갖는 복잡한 물체의 분할에서는 적합하였다. 분할된 영역의 식별로서 제안한 심도차 흐름의 비모수 통계량 검증은 심도차 변화에 대한 수직거리를 중간 위치에서 쌍으로 형성하여 검증처리 했으므로 K-H 곡률에 의한 방법보다 곡률이 적은 곡면과 잡음이 첨가된 곡면에서도 곡면식별이 우수하였다.

이러한 처리 방법은 range 정보를 갖는 3차원 물체의 인식에서 다각형으로 구성된 물체뿐만 아니라 곡면으로 구성된 물체에서도 널리 사용될 수 있다. 또한 심도차 흐름의 비모수 통계량 검증에 의한 면식

별은 곡률이 적은 곡면과 잡음이 첨가된 곡면에서도 식별이 우수하였다.

## 參 考 文 獻

- [1] Y. Shirai, Three-Dimensional computer Vision, Springer-Verlag, New York, 1987.
- [2] D.H. Ballard and C.M. Brown, Computer Vision, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, Nj, 1982.
- [3] D. Marr, Vision, New York: Freeman, 1982.
- [4] P.J. Besl and R.C. Jain, "Three dimensional object recognition," ACM Computer Surveys vol. 17, no. 1, pp. 75-145, 1985.
- [5] A. Miche and J.K. Aggarwal, "Detection of edges using range information," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-5, pp. 174-178, 1983.
- [6] Gil, B., A. Mitiche, and J.K. Aggarwal, "Experiments in combining intensity and range edge maps," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 21, pp. 395-411, 1983.
- [7] B.C. Vemuri, A. Mitiche, J.K. Aggarwal, "Curvature-based representation of objects from range data," *Image and Vision Computing*, vol. 4, no. 2, 1986.
- [8] M. Oshima and Y. Shirai, "Object reconization using three dimensional information," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-5, pp. 353-361, 1983.
- [9] E.L. Hall and F.A. Sadijdi, "Measuring curved surfaces for robot vision," *Computer*, vol. 15, pp. 43-54, Dec. 1982.
- [10] P.J. Besl and R.C. Jain, "Invariant surface characteristics for 3-D object recognition in range image," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 33, pp. 33-80, 1986.
- [11] U. Ramer, "An iterative procedure for polygonal approximation of plan curves," *Computer Graphics Image Processing*, vol. 1 pp. 244-256, 1972.
- [12] Franklin A. Grabill, *Introduction to matrices with applications in statistics*. Wadsworth Publishing Company, 1969.
- [13] J.T. Tou and R.C. Gonzalez, *Pattern Recognition Principles*. Massachusetts: Addison-Wesley Publishing Company, 1974.
- [14] W.J. Conover, *Practical Nonparametric Statistics*. Massachusetts: Addison-Wesley Publishing Company, 1980.

[15] J. Coggins, "A framework for texture analysis based on spatial filtering," Ph.D. dissertation, Computer science Dept., Michigan State Univ., 1982.

[16] 황병근, 조문형, 하영호, "Range 정보를 가지는 단일시계 영상으로 부터 평면으로 구성된 3차원 물체의 분할," 대한전자공학회 추계종합 학술대회 논문집, pp. 576-581, Nov. 1987.

[17] 황병근, 조석제, 하영호, 김수중, "단일시계 Range 정보를 갖는 3차원 영상 분할 및 식별," 대한전자공학회 추계 종합학술대회 논문집, pp. 397-401, Nov., 1988.

---

著 者 紹 介

---



**黃 秉 坤 (正會員)**  
 1974年 경북대학교 전자공학과 공학사 취득. 1975年 3月~1976年 12月 한국기계금융시험연구소 연구원. 1980年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과 공학석사취득. 1983年 3月~1986年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 1980年 9月~현재 대구대학교 전자계산공학과 부교수 및 동대학교 전자계산소장. 주관심분야는 컴퓨터비전, 인공지능, 컴퓨터 그래픽스 등임.

**趙 爽 濟 (正會員)** 第26卷 第4號 參照  
 현재 경북대학교 전자공학과 박사과정 재학  
 ●  
**河 永 浩 (正會員)** 第25卷 第10號 參照  
 현재 경북대학교 전자공학과 조교수  
 ●  
**金 秀 重 (正會員)** 第25卷 第7號 參照  
 현재 경북대학교 전자공학과 교수