

# 평균 곡률과 가우시안 곡률의 상호 협동 이완 알고리즘을 이용한 거리 영상의 분할과 분류

## (Range Image Segmentation and Classification Using Cooperative Relaxational Algorithm Between H-K Curvatures)

鄭麟甲\*, 金容奭\*\*, 玄基浩\*\*\*, 李應柱\*\*\*\*, 河永浩\*\*

(In Gab Jeong, Yong Suk Kim, Ki Ho Hyun, Eung Joo Lee,  
and Yeong Ho Ha)

### 요 약

거리 영상을 본질적인 성질에 의해 동질한 영역으로 나눈다. 본 논문에서는 국부 최소로부터 벗어나기 위해 곡률간의 상호 협동 이완 알고리즘을 제안하고 경계선을 보존하기 위해 최적 가능성도 값을 선택하였다. 상호 협동 이완 알고리즘은 중심화소와 주변 화소들의 가중치를 곡률값의 편차를 이용하여 적응적으로 선택하는 이완처리이다. 실험결과는 제안한 방법이 다른 이완처리에 비해 보다 정확하게 거리영상을 분할 및 분류하였다.

### Abstract

The range image is divided into surface regions which are homogeneous in their intrinsic properties. In this paper, we use cooperative relaxational algorithm between curvatures to escape local minima and choose optimal possibility to reserve edge. Cooperative relaxational algorithm between curvatures is relaxation process in which weights of center pixel's and neighbor pixels' possibility are determined adaptively by using deviation of curvatures. Experimental results show that the proposed method segments and classifies the range images more accurately compared to the other relaxational algorithms.

### I. 서 론

거리 영상(Range image)은 명암도 영상에 비해 물체의 회전, 무늬(texture), 조도의 변화, 그림자(shadow) 및 반사(reflectance) 등에 무관하게 인식할 수 있는 장점이 있으므로 3차원 물체 인식에 많이 연구되고 있다.<sup>[1]</sup> 거리 영상은 물체의 기하학적 구조를 나타내며 영상 획득에는 수동적인(passive)방법<sup>[2]</sup>과 능동적인(active) 방법<sup>[3]</sup>이 있다. 거리 영상을 획득한 후 3차원 물체를 인식하는 과정은 먼저 영상을 기하학적 구조가 비슷한 영역으로 분할(segmentation)하고 분할된 면을 구분하는 분류(classification)를 한다. 분류된 면은 표현(representation)을 하

\* 正會員, 慶北道立 醴泉專門大學 電子科

(Yecheon Junior College)

\*\* 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部

(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

\*\*\* 正會員, 靈山 國際産業大學校 컴퓨터工學科

(Dept. of Computer Eng., Youngsan University of International Affairs)

\*\*\*\* 正會員, 東明情報大學校 情報通信工學科

(Dept. of Information/Communication Eng., Tongmyong Univ. of Information Technology)

接受日子: 1996年10月8日, 수정완료일: 1997年7月23日

여 컴퓨터에 미리 저장된 모델과 정합(matching)함으로써 거리 영상을 인식하게 된다. 거리 영상의 분할 및 분류는 영상의 입력 잡음이나 물체의 이동, 회전 등 위치의 변화에 관계없이 물체의 구조적 특성에 따라 동질 영역으로 나누어야 하는데, 분할 및 분류를 하기 위한 면의 특징들은 거리 영상에 포함된 잡음에 민감하여 결과에 영향을 주어 인식 효율에 큰 영향을 미친다.

거리 영상을 분할하는 데는 두 인접 영역의 경계선을 검출하여 분할하는 경계선 기반 방법(edge-based approach)<sup>[3,4]</sup>과 이웃하는 화소 성질의 유사성을 이용하여 영역을 병합하는 영역 기반 방법(region based approach)<sup>[5,6]</sup> 및 이 두 가지의 혼합 방법(hybrid approach)<sup>[7]</sup> 등이 있다. 한편 Li등은 물체의 곡률값을 이용하여 에너지 함수를 최소화 하는 신경회로망을 구현하여 잡음 문제를 해결하고자 하였고<sup>[8,9]</sup>. 최근에는 피라미드 구조를 이용하여 거리영상을 분할한 연구가 있지만 경계선 부분을 처리하지 못하는 단점이 있다.

본 논문에서는 곡률의 잡음 문제를 해결하기 위하여 한 화소가 속하는 부호 영역이 초기 상태를 유지하려는 지속성과 영역 내에서 화소들은 비슷한 특성을 가진다는 동질성, 곡률 부호 층에서 화소가 하나의 부호 층에 속할 가능성이 높으면 다른 두 층에 속할 가능성이 작아야 되는 유일성 조건을 이용하여 이완화 알고리즘을 사용하였다. 그러나 가우시안 곡률과 평균 곡률의 이완 모델을 분리하여 반복 이완처리할 경우 에너지 함수는 잡음의 영향을 받은 잘못된 초기 가능도에 의해 잘못된 결과값을 가지게 된다. 이는 에너지 함수가 국부 최소에 수렴하여 전역 최소점을 찾지 못하는 결과로 나타난다. 본 논문에서는 평균곡률에서 어떤 부호 영역이 될 가능성도 값의 편차가 적으면 가우시안 곡률에서의 창에서는 한 부호영역이 될 가능성이 높기 때문에 주위 가능도의 평균값에 가중치를 주고 편차가 크다면 원래 화소의 가능도 값을 유지하여 반복 이완처리한다. 또한 평활화 때문에 발생하는 경계선 왜곡문제를 해결하기 위하여 경계선 부분에서는 최적 가능도 값을 선택하였다.

실험을 통하여 제안한 상호 협동 이완 알고리즘으로 국부 최소에 수렴하는 기존의 이완 모델을 극복하였고 경계선 부근에서 최적 가능도 값을 선택함으로써 평활화 때문에 생기는 경계선 부분이 왜곡되는 것을 방지

하였다.

## II. 이완 모델을 이용한 거리 영상 분류

면 곡률은 물체 인식을 위해 면의 국부적인 모양을 1차 미분과 2차 미분의 조합으로 표현할 수 있다. 평균 곡률과 가우시안 곡률의 부호에 따라 표면 영역을 8가지의 면으로 분류할 수 있어 일반적으로 많이 이용되고 있다. 평균 곡률과 가우시안 곡률을 나타내면 다음과 같다.

$$H = \frac{k_1 + k_2}{2}, \quad K = k_1 \times k_2. \quad (1)$$

여기서,  $k_1$ 은 최대 주곡률이고  $k_2$ 는 최소 주곡률이다. 가우시안 곡률과 평균 곡률의 부호를 조합하여 8가지의 가능한 면 모양을 표 1과 같이 구성할 수 있다.

표 1. 평균곡률과 가우시안 곡률의 부호에 따른 면의 모양

Table 1. Surface segmentation and classification using signs of curvatures.

H \ K	-	0	+
-	saddle ridge	ridge	peak
0	minimal	flat	×
+	saddle valley	valley	pit

일반적으로 곡률은 잡음에 민감하여 분할 후 병합등 후처리를 하여야 면을 보다 정확하게 분할할 수 있는데, 최근에 가우시안 곡률과 평균 곡률을 이용하여 이완 모델의 에너지 함수를 최소화하는 방향으로 반복 처리함으로써 거리영상을 분류하였다.<sup>[8,9]</sup> 이러한 방법들에서 면 분류를 위한 이완모델은 곡률값을 이용하는 구조를 가지며 이완 모델의 구조는 상호 연결된 노드들로 이루어져 있으며, 가우시안 곡률과 평균 곡률에 대한 각각 2개의 모델로 구성된다. 각 노드의 상태는 화소가 곡률의 부호를 가질 가능도를 말하며 노드의 상태값이 크면 한 화소  $(i, j)$ 가  $k(0, +$  또는  $-)$  부호가 될 가능성이 높음을 나타낸다. 이 시스템에서 만일 노드들이 모두 연결되어 있다면 3차원 모델의 총 에너지 함수는 다음과 같다.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j \sum_k \sum_l \sum_m \sum_n T_{(i,j,k-l,m,n)} \cdot v_{(i,j,k)} \cdot v_{(l,m,n)} - \sum_i \sum_j \sum_k I_{(i,j,k)} \cdot v_{(i,j,k)} \quad (2)$$

여기서  $N$ ,과  $N_c$ 는 영상의 행과 열을 나타내며  $L$ 은 곡률 부호  $(-), (0), (+)$  영역으로 분류되는 세개의 경우를 가진다.  $T_{(i,j,k:l,m,n)}$ 은 위치  $(l,m,n)$ 의 노드에서  $(i,j,k)$  노드 사이를 연결하는 연결강도(interconnection strength)이다.  $v_{(i,j,k)}$ 는 노드의 상태인 화소가 곡률의 부호를 가질 가능도들을 나타내고,  $I_{(i,j,k)}$ 는 위치  $(i,j,k)$ 노드로 입력되는 외부 바이어스이다. 이 모델에서 임의의 지점  $(i,j,k)$ 의 노드는 모든 노드들로부터 연결 강도를 통한

$$\sum_j \sum_m \sum_n T_{(i,j,k:l,m,n)} \cdot v_{(l,m,n)}$$
와 입력  $I_{(i,j,k)}$ 를 임의적이며 비동기적으로 받아들인다. 따라서 한 노드에 들어오는 순 입력(net-input)은

$$u_{(i,j,k)} = \sum_j \sum_m \sum_n T_{(i,j,k:l,m,n)} \cdot v_{(l,m,n)} + I_{(i,j,k)} \quad (3)$$

이다. 그리고 이완 처리 모델이 안정한 상태로 수렴하기 위해서는 노드들 간의 연결 강도가 대칭이고 자기 제한이 없어야 한다.

### III. 상호 협동 이완 알고리즘

#### 1. 거리 영상의 분류를 위한 에너지 함수

화소가 한 부호 영역에 속할 경우 H와 K의 가능도 값으로 노드를 구성하고 주변의 영향과 다른 층의 부호를 고려하면서 반복 처리함으로써 영역을 분류한다. 이를 위해 화소가 속하는 부호 영역의 값이 초기 상태를 유지하려는 지속성, 물체의 표면은 이웃이 서로 비슷한 성질을 가진다는 동질성 및 화소가 하나의 부호 영역에만 속하게 하는 유일성이 에너지 함수에 포함되어야 한다. 이를 만족하는 최소의 에너지를 갖는 에너지 함수로 모델링하면 다음과 같다.

$$E = -w_a \sum_j \sum_m \sum_n P_{(i,j,k)} \cdot v_{(i,j,k)} - w_b \sum_j \sum_m \sum_n \sum_s v_{(i,j,k)} \cdot v_{(i,j)+s,k} + w_c \sum_j \sum_m \sum_n v_{(i,j,k)} \left( \sum_{n \neq k} v_{(i,j,n)} + 1 \right) . \quad (4)$$

여기서  $P_{(i,j,k)}$ 는 노드의 초기 입력값이다. 에너지 함수의 첫째 항은  $v_{(i,j,k)}$ 값에 의해  $(i,j)$ 위치의 화소가  $k$  부호에 배정되는 항으로 가능도값에 따라 결정되며, 둘째 항은 분할된 영역이 그 영역 내에서 비슷

한 특성을 갖도록 여기서시켜 주는 에너지 항이다. 이때 S는 노드  $(i,j)$ 위치의 노드를 중심으로 하는 이차원 창내에서  $(i,j)$ 를 제외한 모든 노드를 포함하며 임의의  $(i,j,k)$  노드에서 출력  $v_{(i,j,k)}$ 가 1이면 창내의 모든 출력이 1일 때 에너지가 최소로 되며,  $v_{(i,j,k)}$ 가 -1일 때도 모든 출력이 -1이 되어야 최소가 된다. 셋째 항은  $v_{(i,j,k)}$ 가 1의 값을 갖고 나머지 층 노드들의 출력값  $v_{(i,j,n)} (n \neq k)$ 이 -1의 값을 가질 경우 에너지가 최소가 되게 하는 억제항이다. 식 (4)에서  $w_a$ 는 영역 할당 가중치,  $w_b$ 는 동질성 조건의 가중치이고  $w_c$ 는 유일성 조건의 가중치다. 식(2)에서 연결강도  $T_{(i,j,k:l,m,n)}$ 와 입력  $I_{(i,j,k)}$ 를 식(4)의 에너지 함수로부터 구하면 다음과 같다.

$$T_{(i,j,k:l,m,n)} = 2w_b \cdot \sum_{s \in S} \delta_{((i,j),(l,m)+s)} \cdot \delta_{(k,n)} - 2w_c \cdot \sum_n \delta_{((i,j),(l,m))} \cdot (1 - \delta_{(k,n)}) , \quad (5)$$

$$I_{(i,j,k)} = w_a \cdot P_{(i,j,k)} - w_c . \quad (6)$$

여기서  $\delta_{(i,j)}$ 는 디락 델타(dirac delta)함수이다. 연결 강도를 나타내는 식 (5)는 같은 층으로부터는 여기 연결 강도와 각 층 사이에는 억제 연결 강도로 이루어져 있고, 입력을 나타내는 식(6)은 초기 가능도 값과 자신의 억제 입력 항으로 연결되어 있다. 거리 영상에서 구한 곡률 값의 초기 분류는 문턱치 값으로 각각  $(-, 0$ 또는  $+)의 부호 영역으로 분류된다. 그러나 곡률에 의한 초기 분류는 곡률이 미분값을 포함하고 있으므로 잡음에 민감하여 영역 분류에 오차가 크다. 따라서 초기분류된 영역에서 에너지 함수를 최소화하는 방향으로 반복 처리한다. 이를 위해 초기에 구한 H와 K가 한 부호의 영역에 속할 가능도를 다음 식과 같이 -1~1사이의 값으로 나타낸다.$

$$v_{(i,j,-)}^{(0)} = \begin{cases} -2 \exp(-\lambda^2(i,j)/\tau_-) + 1 & \lambda(i,j) < 0 \\ -1 & \lambda(i,j) \geq 0 , \end{cases} \quad v_{(i,j,0)}^{(0)} = \begin{cases} 2 \exp(-\lambda^2(i,j)/\tau_-) - 1 & \lambda(i,j) < 0 \\ 2 \exp(-\lambda^2(i,j)/\tau_+) - 1 & \lambda(i,j) \geq 0 , \end{cases} \quad (7)$$

$$v_{(i,j,+)}^{(0)} = \begin{cases} -1 & \lambda(i,j) < 0 \\ -2 \exp(-\lambda^2(i,j)/\tau_+) + 1 & \lambda(i,j) \geq 0 . \end{cases}$$

여기서  $\lambda(i,j)$ 는 화소  $(i,j)$ 에서 H나 K의 곡률값이

고,  $\tau_-$ 와  $\tau_+$ 는  $\lambda(i, j)$ 가 문턱값이 될 때 초기 가능도 값을 0으로 하기 위하여 각각  $\frac{-T_-^2}{\ln(0.5)}$ ,  $\frac{-T_+^2}{\ln(0.5)}$ 로 정했다. 노드의 초기 입력값은 수정된 값으로부터 -1~1사이의 값으로 다음 식과 같이 결정된다.

$$P_{(i, j, k)} = v_{(i, j, k)}^{(0)}. \quad (8)$$

여기서  $k$ 는 평균 곡률과 가우시안곡률의 (-), (0) 또는 (+)의 영역을 의미하는 변수이고  $v_{(i, j, k)}^{(0)}$ 는 곡률을 가지고 초기 분류했을때의  $k$ 부호에 속하는 가능도 값이다. 이완 처리의 H와 K의 각 모델에서 임의의 지점  $(i, j, k)$ 의 노드의 순입력  $u_{(i, j, k)}$ 는 연결강도  $(T_{(i, j, k:l, m, n)})$ 를 통해 들어온 신호  $(T_{(i, j, k:l, m, n)} \cdot v_{(i, j, k)})$ 와 입력단자를 통해 들어온 신호  $I_{(i, j, k)}$ 의 합으로 임의적이며 비동기적으로 받아들인다. 식(3)으로부터 노드의 다음 상태 출력은 다음식과 같다.

$$u_{(i, j, k)}^{(t+1)} = (w_a P_{(i, j, k)} - w_c) + w_b \sum_{s \in S} v_{(i, j, s, k)}^{(t)} - w_c \sum_{n \in k} v_{(i, j, n)}^{(t)}. \quad (9)$$

각 노드에서 출력은 -1~1사이의 값을 가지도록 다음 식과 같은 sigmoid 함수로 나타 낼 수 있다.

$$v_{(i, j, k)}^{(t+1)} = \tanh\left(\frac{u_{(i, j, k)}^{(t+1)}}{u_0}\right). \quad (10)$$

그러나 곡률 하나의 정보만을 이용하였을 경우 잡음 때문에 생긴 잘못된 초기 가능도 값이 너무 크면 주위 곡률 값을 고려하여도 가능도가 변하기가 어렵다. 즉 에너지가 감소 하나 국부 최소값에 수렴하기 쉽다. 또한 전처리 과정에서 잡음 제거 목적으로 평활화 하였기 때문에 경계선 부분이 왜곡되어 하나의 영역으로 나타난다. 본 논문에서는 이와 같이 국부 최소값에 빠지는 것을 방지하기 위해 가우시안 곡률과 평균곡률을 상호 협력하여 이완처리 함으로써 국부 최소값에 수렴할 가능성을 줄여 준다. 또한 평활화 때문에 나타나는 경계선 부분에서 주변의 최적 가능도 값을 찾음으로서 경계선을 보존하는 효과를 나타내었다.

2. 곡률을 동시에 고려한 이완 알고리즘

이완처리 알고리즘은 초기 가능도 값에 크게 의존한

다. 곡률을 분리하여 이완처리하는 모델은 잡음의 영향을 받은 초기 가능도 값에 의존하므로 주위 가능도 값을 고려하여도 이완처리가 어렵다. 이는 H와 K의 에너지 함수를 각각 고려할 경우 H와 K의 에너지 함수중 국부 최소가 존재하면 면의 분류 상태는 잘못된 결과를 가져온다. 본 논문에서는 그림 1과 같이 가우시안 곡률과 평균 곡률을 동시에 고려하여 H와 K의 에너지 함수중 하나에서 국부 최소가 존재하더라도 다른 에너지 함수에서 그 부분이 국부 최소가 아니라면 영역으로부터 벗어나 전역 최소점을 찾아 이동할 수 있도록 해준다.

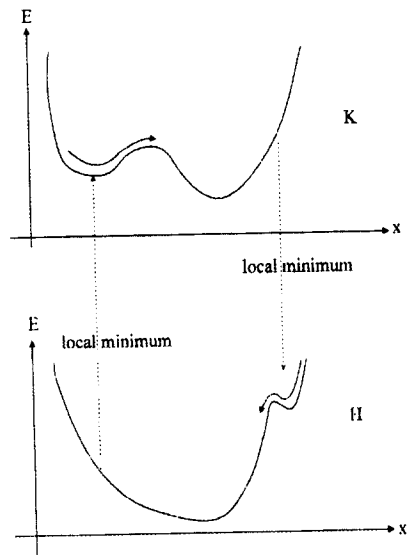


그림 1. 국부 최소를 다른 곡률값에 의해 해결할수 있는 예

Fig. 1. The example of resolving local minimum.

본 논문에서 두 곡률 사이를 연결하는 함수를 포함시켜 두개의 곡률중 한 곡률에서 어떤 부호영역이 될 가능도 값의 편차가 적으면 같은 영역일 가능성이 크므로, 다른 곡률에 대해서도 그 위치에서의 곡률값을 주변과 유사하게 바꾸어 줌으로써 국부 최소점으로부터 벗어날 수 있도록 도와준다. 이는 한 곡률 분포의 표준 편차에 따라 다음 식과 같다.

$$\begin{cases} v_{H(i, j, k)}^{(t+1)} = \sigma_{K(i, j, k)} \cdot v_{H(i, j, k)}^{(t)} + (1 - \sigma_{K(i, j, k)}) \cdot \frac{v_{H(i, j, k)}^{(t)}}{\sigma_{K(i, j, k)}} \\ v_{K(i, j, k)}^{(t+1)} = \sigma_{H(i, j, k)} \cdot v_{K(i, j, k)}^{(t)} + (1 - \sigma_{H(i, j, k)}) \cdot \frac{v_{K(i, j, k)}^{(t)}}{\sigma_{H(i, j, k)}} \end{cases} \quad (11)$$

여기서  $\sigma_{H(i, j, k)}$ 와  $\sigma_{K(i, j, k)}$ 는 각각 평균곡률과 가우

시안 곡률의 창내에서  $k$ 라는 곡률 부호 가능도값인 노드 출력들의 표준 편차로서 노드의 출력값이 -1에서 1사이의 값을 가진다.  $\overline{v_{H(i,j,k)}^{(t)}}$ 와  $\overline{v_{K(i,j,k)}^{(t)}}$ 는 H와 K 모델에서  $k$  부호층 창내에 있는 노드 출력값의 평균이다. 그림 2는 H 모델과 K 모델을 상호 연결한 이완 모델로써 K 모델에서 화소를 고려할 경우 H 곡률에서 편차를 구하여 주변 가능도 값과 현재화소의 가능도 값의 가중치를 결정한다. 가우시안 곡률은  $k_1$ 과  $k_2$ 의 곱이므로 평균곡률보다 쉽게 잡음의 영향을 받는다. 잡음의 영향 때문에 H와 K를 분리한 모델로 이완처리 했을 경우 H모델 보다 K 모델이 국부최소에 빠지기 쉽다. 그래서 상호 협동 이완 알고리즘은 H보다는 K가 수정되는 경우가 많다.

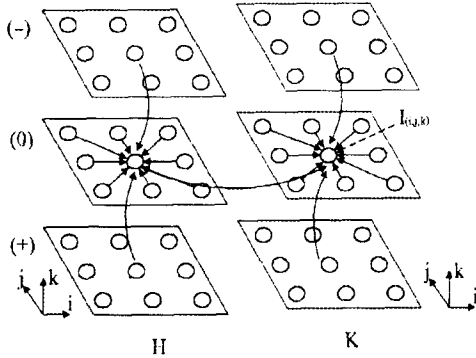


그림 2. 상호 협동 이완모델  
Fig. 2. Cooperative relaxation model.

또한 물체의 경계선 부분에서는 곡률을 구할 때 사용되는 창 때문에 경계선이 아닌 하나의 영역으로 나타나므로 주변의 오차가 작은 가능도 값을 이용하여 보다 정확한 경계선을 찾을 수 있다. 이를 위해 면 방정식의 계수를 구하고, 계수로부터 거리영상을 복원하여 원 영상과의 근사화 오차를 다음 식과 같이 구할 수가 있다.

$$D^2(i, j) = \sum_x \sum_{y=-m}^m \{ax^2 + by^2 + cxy + dx + ey + f - z(i+x, j+y)\}^2 \quad (12)$$

여기서  $x, y$ 는  $(i, j)$ 화소에서 창내의 좌표이고  $a, b, c, d, e$  그리고  $f$ 는  $(i, j)$ 화소에서 면방정식의 계수이다. 창의크기는  $(2m+1) \times (2m+1)$ 이고  $z$ 는 원 영상의 거리값이다. 면 방정식의 근사화는 창의 크기에 따라 평활화 정도가 결정되므로 경계선 주변이 경

계선이 아닌 새로운 하나의 영역으로 나타나 이 영역에서는 오차가 크게 나타난다. 근사화 오차가 문턱값보다 큰 화소에서는 창내의 근사화 오차가 작은 화소의 가능도 값을 가지게 한다. 한 화소에서 최소 근사화 오차는 다음 식과 같다.

$$D^2(i+u, j+v) = \min \{D^2(k, l) : (k, l) \in W(i, j)\} \quad (13)$$

여기서  $(u, v)$ 는  $(i, j)$  화소로 부터 최소 근사화 오차를 가지는 화소까지의 거리이고  $W(i, j)$ 는  $(i, j)$ 화소를 포함하는 창내의 모든 화소를 의미한다.  $(i, j)$ 화소의 곡률에서 근사화 오차가 문턱값보다 크게 되면 각부호의 가능도 값은 다음과 같이 근사화 오차가 작은 화소의 가능도 값을 대입한다. 즉  $D^2 > T_b$ 라면

$$\begin{cases} v_{H(i,j,k)}^{(t+1)} = v_{H(i+u,j+v,k)}^{(t+1)} \\ v_{K(i,j,k)}^{(t+1)} = v_{K(i+u,j+v,k)}^{(t+1)} \end{cases} \quad (14)$$

이를 반복 이완 처리하면 경계선 부분에서 경계선이 보존되는 효과가 나타나게 된다. 이완 처리 후 노드의 출력상태  $v_{(i,j,k)}$ 는 -1에서 1까지의 연속적인 값을 가지며 노드의 부호 결정은 다음 식과 같다.

$$h_{(i,j)}^{(t+1)} = \begin{cases} - & v_{(i,j,-)}^{(t+1)} > 0 \\ 0 & v_{(i,j,0)}^{(t+1)} > 0 \\ + & v_{(i,j,+)}^{(t+1)} > 0 \end{cases} \quad (15)$$

반복 처리는  $h_{(i,j)}^{(t+1)} = h_{(i,j)}^{(t)}$  일 때까지 수행한다. 이와 같이 H와 K의 이완처리 모델에서 구한 결과값을 조합하여 거리영상의 8가지 모양을 구별해 낼 수 있다. 또한 초기에 경계선을 찾지 못하는 완만한 경계선을 찾아 낼 수 있다.

#### IV. 실험 및 결과

거리 영상의 분할과 분류를 위해 합성 영상과 실영상 2개를 실험하였다. 그림 3은 실험에 사용된 거리영상을 나타낸 것이다. 그림 3(a)는 구(pit)와 원기둥(ridge)으로 구성된  $128 \times 128$  크기의 합성 전구 영상이고 그림 3(b)는 NRCC(National Research Council Canada)의 3차원 영상에서 105번 block 16 실영상으로 크기는  $256 \times 256$ 이다. 그리고 그림 3(c)는

268번 컵 3 실영상으로 크기는  $256 \times 256$ 이다. 전구 영상은 실영상을 고려하기 위해 편차가 2인 가우시안 잡음을 첨가하였다. 먼저 거리 영상으로부터 가우시안 평활화를 하고 심도 정보의 불연속성을 이용한 외부 경계선과 면의 법선 벡터의 불연속성을 이용한 내부 경계를 기반으로 물체를 먼저 분할한다. 그리고 1차 미분과 2차 미분으로부터 H와 K값을 구하였다. 면 곡률의 초기 분할시 전구 영상과 bloc 16에서 0의부호의 문턱값으로 H는  $\pm 0.005$ 이고 K에서는  $\pm 0.0001$ 을 사용하였고, 컵 영상은 H, K 각각  $\pm 0.002$ 와  $\pm 0.0005$ 를 사용하였다. 이완 처리시 영역 할당성 가중치  $w_a$ 는 1, 동질성 가중치  $w_b$ 는 0.5, 유일성 가중치  $w_c$ 는 0.5,  $u_0$ 는 1을 사용하였고 근사화 오차의 문턱값인  $th$ 는 0.05를 사용하였다.

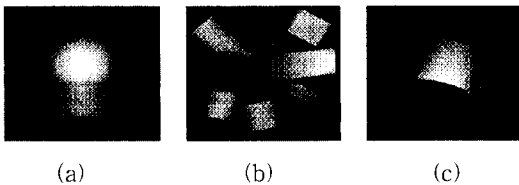


그림 3. 입력 거리 영상

(a) 전구 영상 (b) block 영상 (c) 컵 영상

Fig. 3. Input range image.

(a) Bulb image, (b) block image and (c) cup image.

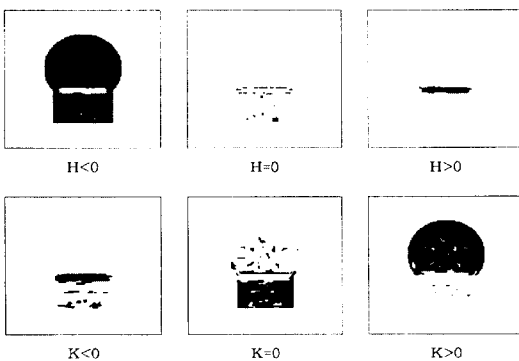


그림 4. 전구의 곡률부호를 분리이완 처리한 분할 영상

Fig. 4. Segmentation results of bulb using separative relaxation algorithm.

그림 4는 전구 영상에서 H와 K 곡률 이완 모델을 분리하여 이완 처리하였을 경우의 부호 영상으로 곡률 최소에 수렴하고 구와 원기둥이 만나는 경계선 부분이

경계선이 아닌 saddle valley로 나타나는 것을 볼 수 있다. 그리고 H 곡률보다는 K 곡률이 잡음 때문에 곡률 최소에 빠질 가능성이 많음을 보여준다.

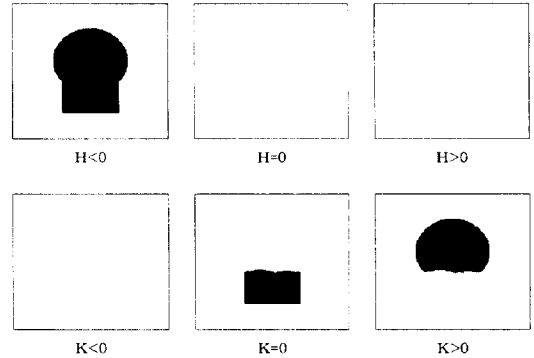


그림 5. 상호 협동 이완 알고리즘을 이용한 전구 영상의 분할

Fig. 5. Segmentation results of bulb using cooperative relaxation algorithm.

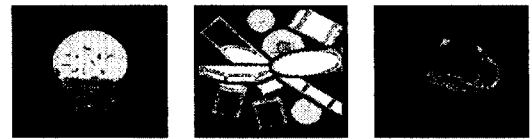


그림 6. H, K 모델을 분리하여 이완처리한 분류결과  
Fig. 6. The results of separative relaxation algorithm.

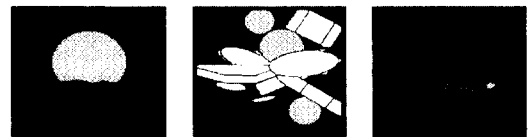


그림 7. 상호협동알고리즘을 이용한 분류결과  
Fig. 7. The results of cooperative relaxation algorithm.

saddle ridge	ridge	peak
minimal	flat	none
saddle valley	valley	pit

그림 5는 곡률의 상호 협동 이완 알고리즘과 최적 가능성도 값을 취하여 이완처리 했을 경우 부호 영상이다. 그림 6은 H와 K 곡률 이완 모델을 각각 이완처리한 부호영상을 조합하여 면을 분류한 결과이고 그림 7은 상호 협동 이완 알고리즘을 사용하여 얻은 부호영상을 조합하여 면을 분류한 결과이다. H와 K 곡률 이완 모

델을 H와 K 곡률 이완모델을 분리하여 이완처리 했을 때 나타나는 경계선부분이 영역으로 나타나는 것을 방지하였고 국부최소에 수렴하는 것을 방지하였다. 또한 구와 원기둥사이의 경계는 법선이 완만하여 내부경계 추출시 찾지 못했으나 곡률을 이용하여 서로 다른 영역으로 분류되었다. 컵 영상에서 컵의 몸체부분의 곡률은 작고 손잡이 부분이 곡률이 크기 때문에 초기 분할시 문턱값을 작게하면 손잡이와 같은 작은 영역이 잘못 분류되는 경향이 있다.

## V. 결 론

면의 1차 미분과 2차 미분으로부터 구한 곡률은 잡음에 민감하여 영역 분류에 오차가 크다. 이를 보완하기 위해 에너지 함수 최소화를 도입하였으나 H와 K 모델을 분리하여 이완 처리하였을 경우 국부 최소에 수렴할 가능성이 크다. 본 논문에서는 에너지 함수가 국부 최소에 수렴할 가능성을 줄이기 위하여 상호 협동 이완 알고리즘을 제안하였고 이는 가우시안 곡률 이완 모델과 평균 곡률 이완 모델을 동시에 고려함으로써 국부 최소에 수렴하는 기존의 이완 모델을 보완하였다. 또한 경계선 부분에서는 최적 가능도 값을 선택함으로써 평활화로 경계선 부분이 왜곡되는 것을 방지하였다. 상호 협동 이완 알고리즘은 거리 영상을 최적화된 영역으로 분류함으로써 잡음 문제를 해결하고 전 단계에서 분할하지 못한 완만한 물체 경계를 찾고 경계선 부분은 보존하였다. 이는 병렬 처리가 가능하여 많은 양의 3차원 정보를 짧은 시간에 처리할 수 있는 장점이 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] P. J. Besl and R.C. Jain, "Three-dimensional object recognition," *Computing Surveys*, vol.17, no.1, pp.75-145, 1985.
- [2] D. Terzopulos, "The computation of visible-surface representations," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-10, no.4, pp.417-438, 1988.
- [3] R.A. Javis, "A perspective on range finding techniques for computer vision," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-5, pp. 122-139, 1983.
- [4] D.J. Langridge, "Detection of discontinuities in the first derivatives of surfaces," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol.27, no.3, pp.291-308, 1984.
- [5] A. Mitiche and J.K. Aggarwal, "Detection of edges using range information," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-5 no.2, pp. 174-178, 1983.
- [6] P. J. Besel and R. C. Jain, "Segmentation through symbolic surface descriptions," *IEEE*, pp. 77-85, 1986.
- [7] N. Yokoya and M. D. Levine, "Range image segmentation based on differential geometry:a hybrid approach," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 6, pp. 643-649, June 1989.
- [8] S. Z. Li, "Invariant surface segmentation through energy minimization with discontinuities," *International Journal of Computer Vision*, vol. 5:2, pp. 161-194, 1990.
- [9] 정 인갑, 현 기호, 이 준재, 하 영호, "면방정식의 고유치와 신경회로망 모델을 이용한 거리영상의 분할과 분류," *대한 전자공학회 논문지*, 29(7)B pp.70-78, 1992.
- [10] Bikash Sabata, Farshid Arman, and J. K. Aggarwal, "Segmentation of 3D Range Images Using Pyramidal Data Structures," *CVGIP:Image Understanding*, vol. 57, No. 3, May, pp. 373-387, 1993.
- [11] 정 인갑, 현 기호, 이 준재, 하 영호, "계층적 구조의 신경 회로망을 이용한 거리영상의 분할과 분류," *대한 전자공학회 논문지*, 31(10)B pp.123-130, 1994.

## — 저 자 소 개 —



鄭麟甲(正會員)

1992년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1997년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 현재 경북 도립 전문대학 전자과 전임강사. 주관심분야: 디지털 신호처리, 영상처리,

컴퓨터 비전, 인공지능

金容奭(正會員) 第 33卷 B編 第 3號 參照

현재 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

李應柱(正會員)

1992년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1996년 8월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 현재 동명정보대학교 정보공학부 정보통신공학과 전임강사. 관심분야: Image Processing, Color Signal Processing, TV Signal Processing 등

玄基浩(正會員)

1990년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1994년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 1993.3 ~ 1997.2 마산 창신전문대학 전자과 조교수. 현재 영산 국제 산업대학교 컴퓨터 공학과 전임강사

河永浩(正會員) 第 34卷 S編 第 6號 參照

현재 경북대학교 전자전기공학부 교수