

다항식 함수 근사화에 근거한 거리 영상 분할

(Range Image Segmentation Based on Polynomial Function Approximation)

林 榮 洙* 趙 澤 一* 朴 圭 浩*

(Young Soo Lim, Taeg Il Cho, and Kyu Ho Park)

要 約

본 논문에서는 거리 영상을 분할하는 방법을 제시하였다. 이 방법은 크게 불연속 경계선 추출과 주목률의 부호를 이용하여 표면 유형 레이블링을 하는 초기 분할 단계와 영역 병합 단계로 구성된다. 초기 분할된 레이블링 영상은 과도한 분할이 이루어진 상태 이므로, 이를 다항식 함수 근사화에 기초하여 단계별 최적 영역 병합을 수행한다. 제안된 방법은 잡음이 첨가된 합성 거리 영상과 실제 환경에서 얻은 ERIM 거리 영상에 잘 적용되었다.

Abstract

In this paper, a range image segmentation method is proposed. This method consists of an initial segmentation stage by discontinuous edge detection and surface type labeling based on the sign of the principal curvatures. Initially type labeled image is oversegmented, this image is merged via stepwise optimal region merging stage based on polynomial function approximation. The successful segmentation results are presented for two synthetic range images with noise and a real-world ERIM range image.

I. 서 론

거리(또는 깊이)정보는 물체의 3차원 기하학적인 특성을 제공해주기 때문에 밝기 영상(intensity image)으로부터 형상(shape), 이동(motion), 스테레오(stereo), 명암 변화(shading) 등 깊이 단서(depth cue)를 이용하여 거리 정보를 얻어내려는 수많은 시도가 있었다.¹⁾ 그러나 이런 간접적인 방법들은 많은

계산량을 필요로 할 뿐만 아니라 밝기 영상 형성과 정에서 보통 유입되는 반사, 그림자, highlight 등의 요인들 때문에 조밀하고(dense)민을만한 거리 데이터를 얻기 힘들다. 근래에 빠르고 정밀한 거리 측정기(range finder)들이 개발됨으로써,²⁾ 거리 정보를 이용한 3차원 머신 비전이 공장자동화, 자동 항법(autonomous navigation), 로보틱스 등의 분야에서 상당한 주목을 받아왔다. 특히 ERIM 거리 측정기²⁾는 밝기 영상 만큼이나 조밀하고 규칙적으로 배열된 거리 정보 아래이 즉 거리 영상을 제공한다. 밝기 영상 이해(understanding)과정의 하위 단계 처리에서와 같이 거리 영상의 경우도 그 속에 포함되어 있는 3

*正會員, 韓國科學技術院 電氣및 電子工學科
(Dept. of Electrical Eng., KAIST)
接受日字: 1990年 4月 20日

차원 물체를 인식하기 위해 일차적으로 거리 영상이 물체나 그의 표면에 대응되는 의미있는 영역들(regions)로 나뉘어져야 하며 이를 거리 영상 분할 또는 거리영상 영역화라 한다. 지금까지 거리정보를 분할하는 많은 시도가 있었으며³⁾ 그중 상당수는 표면 곡률(surface curvature^{4,5)}과 2차 방정식(quadric)계수(coefficients^{6,7)}같은 표면 특징들의 추출에 근거를 두고 있다. 그러나 표면 곡률이나 2차 방정식 계수는 잡음에 매우 민감하다는 것은 널리 알려진 사실이다. 그럼에도 불구하고 잡음 문제만 해결된다면 표면 곡률은 물체 표면을 특징짓는 귀중한 정보가 될 수 있다.

이 논문에서는 위에서 언급한 표면 특징들을 추출하기 위한 방법들을 체계적으로 통합하여 잡음에 강한 영역 분할 방법을 제시하였다. 제안된 거리 영상 분할 방법의 흐름도는 그림 1 과 같다. 잡음이 있는 거리 영상으로부터 d-edge(discontinuous edge)라고 불리는 불연속 경계선을 검출하고 Gaussian 평활화를 거쳐 다항식 함수 근사화에 수학적 근거를 둔 표면 유형 레이블링과 영역병합을 행한다.

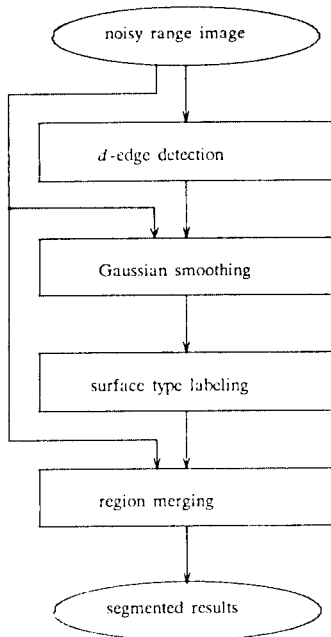


그림 1. 제안된 거리 영상 분할 방법의 흐름도
 Fig. 1. Block diagram of the proposed range image segmentation method.

표면 유형 레이블링 단계에서는 거리 영상에서의 각 화소들이 표면 곡률의 일종인 주곡률(principal curvature)의 부호에 따라 6가지 유형으로 구분되어 레이블링된다. 영역 병합 단계에서는 동일하게 레이블링되고 연결되어 있는 영역들이 검출되고 이 영역들이 더 크고 믿을만한 영역들을 형성하기 위해 반복적으로 병합된다. 이 단계에서는 영상 분할 문제를 영상 근사화 문제로 보고 piecewise 영역 근사화의 오차가 가장 최소가 되는 방향으로 영역 병합이 조절(control)된다. 첫번째 단계에서 얻은 표면 곡률은 표면의 국부(local)성질만을 포함하고 있으므로 전체적인(global)표면 성질은 영역 병합 단계에서 근사화 계수에 통합된다. 따라서 초기 단계에 잡음 때문에 잘못된 국부 성질이 검출되어 표면의 어떤 부분을 잘못 레이블링 했다 하더라도 영역 병합시 근사화 계수는 전체적인 특징을 가지기 때문에 두번째 단계에서 교정될 수 있다.

최근 Besl과 Jain⁸⁾은 표면 곡률을 조합한 평균곡률 및 gaussian 곡률과 표면 근사화를 이용하는 영상 분할 방법을 제안하였다. 이 방법은 표면 곡률을 사용하고 영상 근사화 기법을 이용한다는 점에서 제안된 방법과 유사하나 상세한 것은 크게 다르다. Besl 방법은 8가지로 표면 유형 레이블된 영상으로부터 씨앗(seed)영역을 검출하여 한 화소씩 영역 성장 기법을 적용한 반면, 제안된 방법은 불연속 경계선을 검출한 후 6가지로 표면 유형 레이블링을 하고, 이 초과 분할된 레이블링 영상과 원 영상을 이용하여 상이도를 최소로 하는 반복적 최적 영역 병합(stepwise optimal region merging)기법을 적용한다. 즉 영역병합 단계에서 초기에 분할된 레이블링 결과를 직접 이용하므로 단순히 근사화만으로 분할을 시도하는 것보다 효율적이다. 이 논문에서 다루어지는 영상에 대한 기본적인 가정은 그 영상에 포함된 물체의 표면이 유연하게 변화해야 한다는 것이다. 즉, 이 유연성 가정은 평면이나 곡면으로 이루어지지 않고 표면에 기하학적 변화가 심한 물체에 대해서는 영역분할 오차가 크다는 것을 의미한다.

II. 초기 영상 분할

1. d-edge 검출 및 Gaussian 평활화

d-edge란 거리 영상에서 거리값(range value)의 불연속을 갖는 점프(jump 또는 occluding)경계선과 거리값의 1차미분이 불연속을 갖는 지붕형(roof 또는 internal)경계선으로 정의한다. d-edge 들이 먼저 검출되어야 하는 이유는 다음과 같다. 즉, 2 절에서 설

명할 주곡률을 계산할때 $N \times N$ 창(window)을 사용하여 근사화를 하는데 이 창 내에 d-edge가 있으면 근사화의 오차가 너무 커지고 결국 창 중심 화소에 잘못된 표면 유형 레이블링을 할 가능성이 크기 때문이다. 그림 2는 d-edge 들의 1차원적 모양이다.

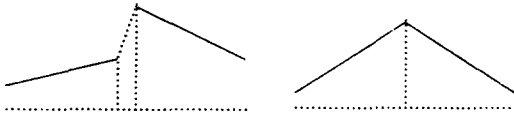


그림 2. d-edge 들의 1차원적 모양
 (a) 점프 경계선 (b) 지붕형 경계선
 Fig. 2. 1D profile of d-edges.
 (a) jump edge, (b) roof edge.

점프 경계선들은 밝기 영상 분석에 통상 사용되는 Marr-Hildreth zero-crossing detector 같은 종래의 경계선 연산자로 쉽게 검출된다. 그러나 지붕형 경계선을 검출하는 것은 쉽지 않다. 표면 법선의 불연속 점들을 검출하는 방법을 생각할 수도 있으나 잡음에 민감하기 때문에 주곡률과 그 방향을 이용하는 Ponce와 Brady의 방법^[10]과 유사한 이래와 같은 방법을 적용한다. 볼록한 지붕형 경계선을 검출하는 순서는 다음과 같다: 1) 아래에서 전개될 식(1)에서 식(5) 까지로 부터 주곡률과 그 방향을 계산한 후, 2) 최대 주방향으로 최대점이 아닌 점들을 없애고, 3) 최소 주방향으로 국부 최대점들을 연결한다. 오목한 지붕형 경계선들도 이와 유사하게 검출될 수 있다.

앞서 말한 바와 같이 잡음이 있는 거리 영상으로부터 주곡률을 계산하는 것은 대단히 잡음에 민감하므로 창의 크기 N 을 크게 하거나 표면 평활화(smoothing)를 하지 않으면 안된다. Computational molecule^[11]에 의한 평활법은 d-edge를 보존하는 gaussian 평활법으로 7×7 창을 1회 또는 2회 적용하였다.^[14]

2. 표면 유형 레이블링

Gaussian 평활법으로 평활화된 거리 영상은 미분기하학 이론^[9]으로부터 얻어지는 주곡률의 부호에 따라 표면 유형 레이블링된다. 다시 말하면, 주곡률의 최대 곡률(k_{max})과 최소 곡률(k_{min})의 부호에 따라 분류 가능한 표면 유형은 표 1에서와 같이 6 가지가 된다. d-edge 들을 제외한 모든 화소에 대해 k_{max} 와 k_{min} 을 구하여 6개의 유형중 하나가 배정된다.

표 1. 주곡률의 부호에 따른 6가지 가능한 표면 유형

Table 1. Six possible surface types according to the sign of principal curvatures.

sign	surface type					
	flat	ridge	valley	peak	pit	saddle
k_{min}	0	0	-	+	-	-
k_{max}	0	+	0	+	-	+

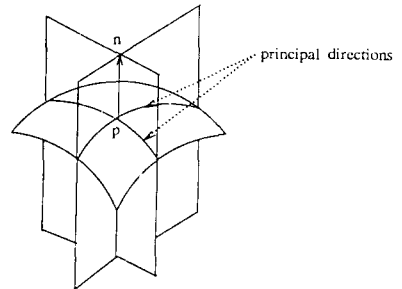


그림 3. 주곡률 및 주방향
 Fig. 3. Principal curvatures and principal directions.

표면의 한점에서의 주곡률은 그림 3에서 설명된다. 점 p에서 표면에 수직한 법선 n을 포함하는 법평면이 n을 축으로 회전할 때 곡률 k_n 은 변화하고 두 수직 한 방향으로 최대, 최소값을 갖는다. 이 극한치와 이에 대응하는 방향이 주곡률과 주방향이다. 임의의 점에서 k_{max} 와 k_{min} 값들은 그점 주위의 $N \times N$ 창에 2차원 2차방정식(2D quadratic)함수 f 를 근사화시킴으로서 추정될 수 있다. 영상의 한 점 (x, y) 에서 거리값 $z(x, y)$ 는 (1)식처럼 근사화된다.

$$\bar{z}(x, y) = f(x, y) = a_0 + a_1x + a_2y + a_3x^2 + a_4xy + a_5y^2 \quad (1)$$

그러면, 다음과 같이 함수 f 의 편미분을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} f_x &\equiv \frac{\partial f}{\partial x} = a_1 + 2a_3x + a_4y, & f_y &\equiv \frac{\partial f}{\partial y} = a_2 + a_4x + 2a_5y, \\ f_{xx} &\equiv \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = 2a_3, & f_{xy} &\equiv \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} = a_4, & \text{and } f_{yy} &\equiv \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = 2a_5 \end{aligned} \quad (2)$$

상대적인 위치가 $(0, 0)$ 인 화소에서의 편미분은 다음과 같다.

$$f_x = a_1, f_y = a_2, f_{xx} = 2a_3, f_{xy} = a_4, \text{ and } f_{yy} = 2a_5 \quad (3)$$

위의 5가지 편미분은 a_0 부터 a_5 까지의 계수를 계산하기 위해 최소 자승법으로 부터 유도해낸 5 가지 $N \times N$ 국부 편미분 추정 연산자¹²⁾를 가함으로서 얻어질 수 있다. $N=7$ 일때 이 5 가지 국부 편미분 추정 연산자는 Besl과 Jain의 것⁸⁾과 동일하다. 다섯가지 편미분 추정을 할 때, 거리 영상에서 d-edge가 아닌 점들을 두 집합 즉, S_e^* 과 S_n^* 으로 나눈다. S_e^* 은 $N \times N$ 창내에 적어도 한개 이상의 경계(edge)를 갖고 있는 점들이고, S_n^* 에 속하지 않는 점들을 S_e^* 으로 한다. 한 점 $p \in S_n^*$ 에 대해서 5가지 편미분 연산자를 적용해 미분값을 추정하고 이 값들이 저장된다. 점 $q \in S_e^*$ 에 대해서는 q에 가장 가까운 점 $p \in S_n^*$ 가 선택되고 p에 대해 저장된 5가지 편미분값($a_0 \sim a_5$ 에 해당)과 p에 대한 q의 상대적 위치를 사용하여 식(2)로부터 5가지 편미분 값을 구한다. 이때 가장 가까운 점이 2개 이상 존재하면 이들중에서 근사화 오차가 최소화 되는것을 선택한다. 5 가지 국부 편미분값이 얻어지면 k_{min} 과 k_{max} 는 다음 2차식의 두 근에 해당하며⁹⁾ 큰 값이 k_{max} 이고 작은 값이 k_{min} 이다.

$$\begin{aligned} & ((1+f_x^2)(1+f_y^2) - (f_x f_y)^2)k^2 - \\ & \left(\frac{(1+f_x^2)f_{yy} + (1+f_y^2)f_{xx} - 2f_x f_y f_{xy}}{1+f_x^2+f_y^2} \right)k + \left(\frac{f_{xx}f_{yy} - f_{xy}^2}{1+f_x^2+f_y^2} \right) = 0 \end{aligned} \quad (4)$$

다음으로 주방향을 알아내는 방법은 다음과 같다. 즉 $h = dy/dx$ 라 정의하면 아래와 같은 또다른 2차식

$$\begin{aligned} & (f_x f_y f_{yy} - (1+f_y^2)f_{xy})h^2 + ((1+f_x^2)f_{yy} - (1+f_y^2)f_{xx})h + \\ & ((1+f_x^2)f_{xy} - f_x f_y f_{xx}) = 0 \end{aligned} \quad (5)$$

의 두 근중 하나는 곡률을 최대로 만들고 또 하나는 곡률을 최소로 만든다. 만일 k_{min} 과 k_{max} 와 동일하지 않다면 두 방향은 서로 직교(orthogonal)한다.

아래와 같은 함수 $g_\epsilon(x)$ 가 이미 결정된 제로 문턱 값 ϵ 을 이용하여 k_{max} 와 k_{min} 의 부호 $g_\epsilon(k_{max})$ 와 $g_\epsilon(k_{min})$ 를 결정하는데 사용된다.

$$g_\epsilon(x) = \begin{cases} +, & \text{if } x > \epsilon \\ 0, & \text{if } |x| \leq \epsilon \\ -, & \text{if } x < -\epsilon \end{cases} \quad (6)$$

7×7 window에 대해 $\epsilon = 0.03$ 은 적절한 문턱값인 것으로 실험을 통해 발견되었다.

주곡률의 계산과 연관된 문제는 창 크기 N 을 정하는 것이다. 주곡률의 계산은 2차 도함수의 추정을 필요로 하므로 고주파 영역의 잡음이 증폭되어 잡음에 민감해진다. N 이 크면 안정된 주곡률의 추정을

할 수 있지만, 계산 시간이 늘어나고 추정의 지역성(locality)이 약해지므로 이 점을 적절히 절충할 필요가 있다. 실험에서는 $N=7$ 로 선택하였다.

이렇게 얻어진 표면 유형 레이블링된 영상으로 부터 연결 성분 분석(connected component analysis)에 의해 동일한 레이블을 갖는 클러스터(cluster) 또는 영역들을 분리할 수 있다. 매우 작은 표면 유형 레이블링된 영역은 잡음에 의해 영향을 받아 잘못 레이블링 되었을 가능성이 크나, 커다란 영역은 표면 동질성(surface coherence)를 보이는 6 가지 형태중 하나의 단순한 표면이 된다. 이렇게 얻어진 영역들은 고유 번호를 붙여 원래의 거리 영상과 더불어 다음 영역 병합 단계의 입력이 된다.

III. 영역 병합

연결 성분 분석에 의하여 분리된 각 영역들은 6 가지 표면 형태중 하나로 이루어져 있기 때문에 비교적 평탄한 평면이나 곡면이다. 이 표면들은 변곡점(inflexion point)들을 포함하지 않기 때문에 저차 다항식 함수에 의해 잘 근사화 될 수 있다는 가설을 세울 수 있고,¹⁴⁾ (x, y) 에서 복 2 차(biquadratic)함수일 때 이 가설의 타당함을 보여 주고 있다. (x, y) 에서 복 2 차 함수 g 에 의해 근사화된 거리값 $\bar{z}(x, y)$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \bar{z}(x, y) = g(x, y) = \\ a_0 + a_1x + a_2y + a_3x^2 + a_4xy + a_5y^2 + a_6x^2y + a_7xy^2 + a_8x^2y^2 \end{aligned} \quad (7)$$

이 영역 병합 과정에서는 레이블링 으로부터 얻어진 각 영역을 복 2 차 함수로 근사화시킨후 영상 분할 문제를 영상 근사화 문제로 보고 최소의 근사 오차를 갖는 분할을 발견해내는 것이다.

각 영역에 대해 함수 근사화의 목표는 (7)식의 9개의 계수 $a_0 \sim a_8$ 을 얻는 것이다. 이것은 원래 영상의 거리정보 $z(x, y)$ 와 n 개의 화소들을 포함하는 영역 R 에서 근사화된 값 $\bar{z}(x, y)$ 와의 자승오차의 합을 최소로 함으로써 얻어질 수 있다. 영역 R 에서의 모든 근사화된 값들을 행렬 형태로 표현하면 다음과 같다.

$$\bar{Z} = FA, \quad (8)$$

여기에서

$$\begin{aligned} F &= [F_1 \ F_2 \ \dots \ F_n]^T \\ F_i &= [1 \ x_i \ y_i \ x_i^2 \ x_i y_i \ y_i^2 \ x_i^2 y_i \ x_i y_i^2 \ x_i^2 y_i^2], \\ A &= [a_0 \ a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ a_5 \ a_6 \ a_7 \ a_8]^T, \text{ and} \\ \bar{Z} &= [\bar{z}(x_1, x_2), \bar{z}(x_2, y_2), \dots, \bar{z}(x_n, y_n)]^T. \end{aligned}$$

근사 자승오차의 합 E는 다음과 같다.

$$E = \sum_{i=1}^n (\bar{z}(x_i, y_i) - z(x_i, y_i))^2 = \sum_{i=1}^n (F_i A - z(x_i, y_i))^2 = \|FA - Z\|^2, \quad (9)$$

여기서 벡터 Z는 $Z = [z(x_1, y_1), z(x_2, y_2), \dots, z(x_n, y_n)]^T$ 이고 $\|FA - Z\|$ 는 벡터 (FA-Z)의 크기를 나타낸다. E를 최소화하려고 하기 때문에 아래식

$$\frac{dE}{dA} = 2 \cdot F^T (FA - Z) = 0 \quad (10)$$

으로부터 계수 벡터

$$A = (F^T F)^{-1} F^T Z = F^* Z \quad (11)$$

를 구할 수 있고, 여기서 F^* 은 F의 의사(일반화된) 역행렬이라 부른다. A와 E를 얻는 상기 방법은 $F^T F$ 의 역행렬 계산뿐 아니라 다른 행렬 계산들을 요한다. 다른 방법으로는 Gauss-jordan sweep 알고리즘^[13]을 이용하는 것으로서 여기서는 A와 E를 효율적으로 동시에 얻을 수 있는 장점이 있다.

연결 성분 분석에 의해 분리된 영역들은 그 구성 화소 갯수가 너무 적거나 식(10)의 행렬 $F^T F$ 가 특이(singular)하기 때문에 복 2 차 함수로 근사화하지 못하는 것들이 있다. 따라서 선병합(premerging) 과정에서 근사화할 수 없는 영역들이 그의 이웃하는 영역중 하나로 병합된다. 선병합 과정은 모든 근사화할 수 없는 영역들이 없어질때까지 반복적으로 수행되는데, 순서는 가장 작은 크기의 영역 R_s 부터 병합되며, R_s 에 이웃하는 영역들 가운데 R_s 를 병합했을때 근사화 오차를 최소로 하는 영역으로 병합시킨다. 또한 선병합 과정에서 행해지는 다른일은, 표면 유형 레이블링 과정에서 d-edge 화소들이 레이블을 배정받지 않았기 때문에 선병합 과정에서 그들은 각각 4-neighbor 의미로 근사화 오차를 최소로하는 영역속에 포함된다.

선병합 과정이 끝나면 중지 조건이 만족될때 까지 계속되는 반복적인 최적영역 병합을 행한다. 병합 알고리즘에 사용되는 데이터 구조는 RAG(relational adjacency graph)이고 RAG는 노드들의 집합과 두 이웃하는 노드들 사이를 연결하는 링크들의 집합으로 구성된다. 노드는 하나의 영역에 대응되고, 링크는 두 이웃하는 노드 사이의 '상이도(degree of dissimilarity)'를 나타내는 값을 갖는다. 각 병합 루프에서 링크로 연결된 두 노드가 병합된다. 최적화 과정이 상이도를 최소로 하는 두 노드를 선택하기 위해 사용된다. 즉 모든 링크값들 중에서 가장 작은 값을 갖는 두 노드를 선택하여 병합하는 것이다. 여기에서

주목하여야 할것은, 상이도가 최소로 되는 두 영역을 병합하기 때문에 초기 레이블링 단계에서 국부적으로 잘못된 영역이 있을 지라도 병합시 근사화 계수에 전체적인 경향으로 반영되므로 오류가 교정된다. 두 노드(영역)가 병합될 때 그들 사이의 링크는 제거되고 두 노드를 RAG의 다른 부분에 연결하는 링크들에 대응되는 값들이 다시 계산된다.

위의 병합 전략은 알고리즘의 관점에서는 일종의 greedy 방법으로 단계별 병합에서는 최적이나 전체적으로는 최적이지 아니다. 그러므로 상이도의 선택은 병합과정을 조절하는데 매우 중요하다. 몇가지의 척도가 유도될 수 있다. 첫째, 두 이웃하는 영역들을 병합함으로써 생기는 영역내의 MSE(mean square error)가 고려될 수 있다. MSE는 다음과 같이 정의된다.

$$MSE = \frac{1}{N_1 + N_2} \sum_{i=1}^{N_1+N_2} |\bar{z}(x_i, y_i) - z(x_i, y_i)|^2 \quad (12)$$

여기서 N_1 과 N_2 는 병합되는 두 노드의 각각의 화소 갯수이다. 그러나 MSE는 두 영역이 다른 표면 유형에 해당된다 하더라도 작은 영역을 훨씬 큰 영역에 병합시키려는 경향이 있다. 둘째로는, 다음에서 정의되는 척도 ER은 영상에서 상세한 부분을 유지하려는 경향이 있다.

$$ER = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} |\bar{z}(x_i, y_i) - z(x_i, y_i)|^2 + \frac{1}{N_2} \sum_{i=N_1+1}^{N_1+N_2} |\bar{z}(x_i, y_i) - z(x_i, y_i)|^2 \quad (13)$$

세번째로 고려될 수 있는 척도, FE_{min} 은 다음과 같이 표시된다.

$$FE_{min} = \text{Min}(FE_{12}, FE_{21}) \quad (14)$$

여기서 근사화 오차(fitting error) FE_{ij} 는 다음과 같이 정의된다.

$$FE_{ij} = \sum_{k=1}^{N_i} |F_i A_j - z(x_k, y_k)|^2 \quad (15)$$

여기서 A_j 는 영역 j의 근사화 계수 벡터가 얼마만큼 잘 영역 i를 근사화시키는가 하는 것을 말해준다. 결국 작은 FE_{min} 은 두 이웃하는 영역들이 갖는 형태의 높은 유사성과 일치성을 나타낸다. 실험으로 부터 우리는 이 척도가 거리 영상을 다루는데 좋은 결과를 나타내는 것을 발견했다.^[14]

병합 과정의 중지 조건으로서 문턱값 E_1 가 고려된다. E_1 을 l번째 반복에서 병합될 두 영역의 MSE라 하자. 그러면 MSE 차이 E_1 은 다음과 같이 계산된

다.

$$E_a^i = E_a^i - E_a^{i-1} \tag{16}$$

E_a^i 은 일반적으로 반복과정이 계속될수록 증가한다. 만약 두개의 서로 상이한 모양을 갖는 영역들이 병합되려고 하면 이값은 갑자기 증가한다. 즉 1번째 반복 병합 과정에서 E_a^i 이 문턱값 E_t 를 넘으면 병합과정은 끝난다. E_t 는 영상의 잡음도와 영상 표면의 복잡성과 연관되어 있다.

IV. 실험결과 및 검토

제안된 거리 영상 분할 방법은 그의 성능을 분석하기 위해 여러거리 영상에 적용되었다. 여기서는 유연성 가정을 만족하는 3개의 거리 영상(BOTTLE과 CUBE 라고 표기한 2개의 합성 거리 영상과 CUP이라 표기된 1개의 ERIM 거리 영상)에 적용된 실험결과를 보였다. 영상의 크기는 BOTTLE 영상이 64×64 8bit 이고 CUBE와 CUP 영상이 128×128 8bit이다. 5가지 편미분값을 추정하기 위해 7×7 창이, 영역 병합시 상이도로서 FE_{min} 이 사용되었다.

1. BOTTLE 영상

$\sigma=4$ 의 백색 잡음이 첨가된 이 합성 영상은 점프 경계선, 오목 및 볼록한 지붕형 경계선이 포함되어 있고 3개의 원뿔형 표면과 평탄한 배경 표면으로 구성되어 있다. 그림 4는 BOTTLE 영상에 대한 분할 결과를 나타낸다. E_a^i, E_d^i 그리고 $RMSE_{total}^i$ (1에서 전체영상에 대한 RMSE)이 병합 반복 횟수의 함수로서 그림 5에 보여진다($E_t=1.7$) 초기 및 최종 영역 분할 갯수는 각각 127과 4개이다.

2. CUBE 영상

$\sigma=4$ 의 백색 잡음이 첨가된 이 합성 영상은 3개의 평탄한 물체 표면과 1개의 평탄한 배경 표면으로 구성되어 있다. CUBE 영상에 대한 분할 결과는 BOTTLE 영상의 경우와 같이 그림 6에서 보여진다. 이 경우에 사용된 문턱값 $E_t=2.5$ 였고 초기 및 최종 영역 분할 갯수는 각각 399와 4였다.

3. CUP 영상

ERIM 거리 측정기로 부터 얻어진 CUP영상은 원통형 표면들로 구성되어 있고 배경은 곡률이 작은 구형이다. 배경과 물체사이 그리고 물체 자체내에 점프 경계선이 있고 손잡이 부분에 배경과의 지붕형(오목)경계선이 있다. BOTTLE과 CUBE의 경우와는 달리 원 영상과 재구성된 영상이 명암대비로 보여진다(그림7). 이 경우에 사용된 문턱값 $E_t=3.8$ 이

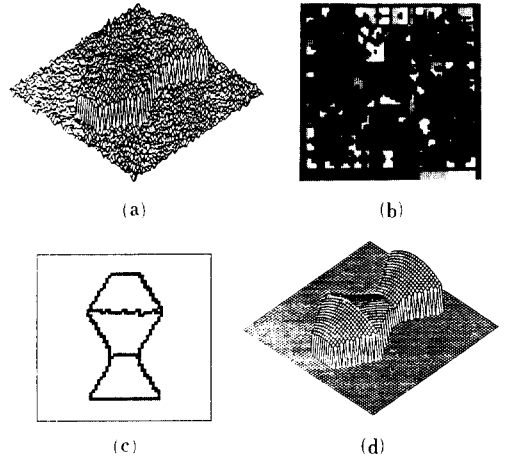


그림 4. BOTTLE 거리 영상의 분할결과
(a) 원 영상의 3차원 그림
(b) 표면 유형 레이블된 영상
(c) 분할된 영상
(d) 분할 결과로부터 재구성된 영상의 3차원 그림

Fig. 4. Segmentation result for BOTTLE range image.
(a) 3D plot of noisy image,
(b) surface type labeled image,
(c) segmented image,
(d) 3D plot of reconstructed image.

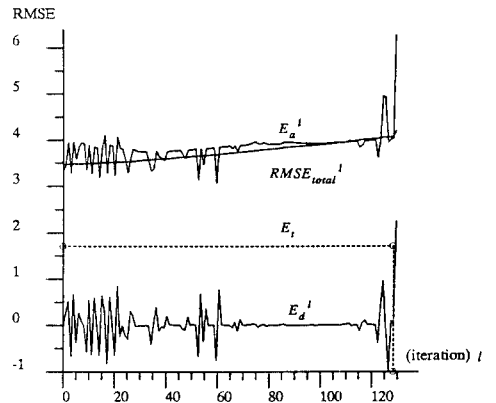


그림 5. BOTTLE 거리 영상에 대한 반복 횟수에 따른 오차값들
Fig. 5. Error values a function of the iteration for BOTTLE image.

있고, 초기 및 최종 영역 분할 갯수는 각각 426과 4였다.

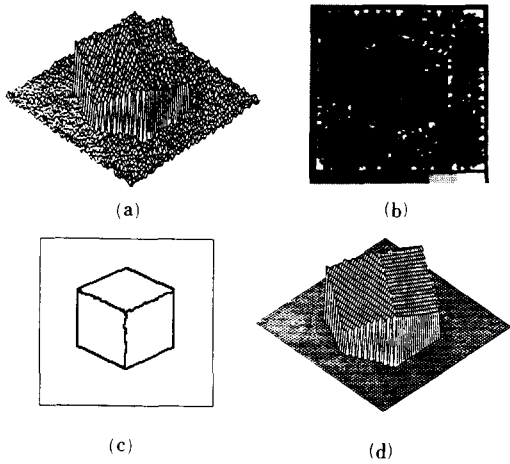


그림 6. CUBE 거리 영상의 분할결과
 (a) 원 영상의 3차원 그림
 (b) 표면 유형 레이블된 영상
 (c) 분할된 영상
 (d) 분할 결과로부터 재구성된 영상의 3차원 그림

Fig. 6. Segmentation results for CUBE range image.
 (a) 3D plot of noisy image,
 (b) surface type labeled image,
 (c) segmented image,
 (d) 3D plot of reconstructed image.

V. 결 론

본 논문은 거리 영상을 분할하는 방법을 제시하였다. 이 방법의 기본 아이디어는 표면 특징들, 특히 표면 곡률과 2차 방정식 계수를 얻어내는 방법들을 체계적으로 합성한 것이다. 표면 곡률이나 2차 방정식 계수만을 이용하여 영상을 분할하는 기존의 방법은 영상의 잡음에 매우 민감하지만 제안된 방법은 이 문제를 해결한다. 제안된 방법은 크게 불연속 경계선 추출과 주곡률의 부호를 이용하여 표면 유형 레이블링을 하는 초기 분할 단계와 단계별 최적 영역 병합 단계로 구성되어 있고 두 단계는 다항식 근사화에 수학적 근거를 두고 있다. 첫번째 단계에서 얻어진 표면 곡률은 표면의 국부성질만을 포함하고 있고 전체적인 표면성질이 영역 병합 단계에서 근사화 계수에 통합된다. 따라서 잡음 때문에 잘못된 국부성질이 검출되어 표면에 어떤 부분을 잘못 레이블링하더라도 이는 두번째 단계에서 교정될 수 있으므로 보다 잡음에 강한 성질을 나타낸다. 유연성 가정을 만족하는 합성거리 영상과 실제 환경으로 부터

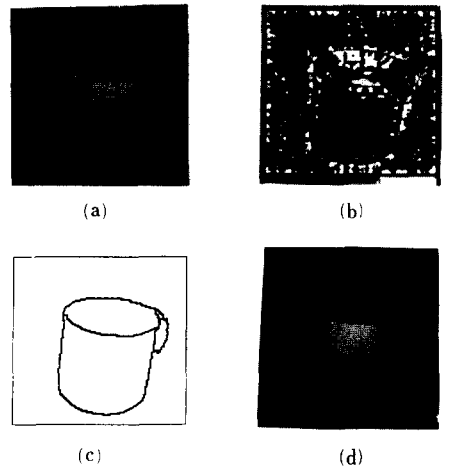


그림 7. CUP 거리 영상의 분할결과
 (a) 원 명암 영상
 (b) 표면 유형 레이블된 영상
 (c) 분할된 영상
 (d) 분할 결과로부터 재구성된 명암 영상

Fig. 7. Segmentation results for CUP range image.
 (a) noisy gray-scale image,
 (b) surface type labeled image,
 (c) segmented image,
 (d) reconstructed gray-scale image.

얻어진 ERIM 거리 영상에 적용한 실험 결과는 인간이 식별하는 것과 유사한 영상 분할 결과를 보여준다. 이 영상 분할 방법은 거리 영상 분석 뿐만 아니라 밝기 영상 분석 및 영상 감축에도 응용될 수 있다.^[1]

參 考 文 獻

- [1] Aloimonos, J. "Visual shape computation," *Proc. of IEEE*, vol. 76 no. 8, pp. 917-935, Aug. 1988.
- [2] Jarvis, R.A. "A perspective on range finding techniques for computer vision," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 5, no. 2, pp. 122-139, Mar. 1983.
- [3] Besl, P.J. and R.C. Jain, "Three dimensional object recognition," *ACM Comput. Surveys*, vol. 17, no. 1, pp. 75-145, Mar. 1985.
- [4] Besl, P.J., and R.C. Jain, "Invariant surface characteristics for three dimensional object recognition in range images," *Comput. Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 33, no. 1, pp. 33-80, Jan. 1986.
- [5] Medioni, G. and R. Nevatai, "Description of 3-D surfaces using curvature properties," *Proc. of the Image Understanding Workshop*,

pp. 291-299, Oct. 1984.

[6] Faugeras, O.D., M. Herbert and E. Pauchon, "Segmentation of range data into planar and quadratic patches," *Proc. 3rd Computer Vision and Pattern Recognition Conf.*, pp. 8-13, 1983.

[7] Oshima, M. and Y. Shirai, "Object recognition using three dimensional information," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol 5, no. 4, pp. 353-361, Jul. 1983.

[8] Besl, P.J. and R.C. Jain, "Segmentation through variable-order surface fitting," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 10, no. 2, pp. 167-192, Mar. 1988.

[9] Faux, I.D. and M.J. Pratt, *Computational geometry for design and manufacture*, UK: Ellis Horwood, Chichester, 1979

[10] Ponce J. and M. Brady, "Toward a surface primal sketch," T. Kanade, Ed., *Three-Dimensional Machine Vision* Kluwer Academic Publishers. 1987.

[11] Terzopoulos, D., "The role of constraints and discontinuities in visible surface reconstruction," *Proc. 7th Joint Conf. Artif. Intell.*, pp. 1057-1061, 1983.

[12] Beaudet P.R., "Rotationally invariant image operators," *Proc. 4th Int. Conf. Pattern Recognition*, pp. 579-583, Nov. 1978

[13] Kocher M. and R. Leonardi, "Adaptive region growing technique using polynomial functions for image approximation," *Signal Processing*, vol. 11, pp. 47-60, 1986.

[14] 임영수, 다항식 함수 근사화에 기초한 거리영상 영역화와 그 응용, KAIST 박사 학위 논문, 1989.

著 者 紹 介



林 榮 洙 (正會員)

1955年 2月 3日生. 1977年 2月 한국항공대 전자공학과 졸업. 공학사 학위취득. 1984年 2月 한국과학기술원 전기및 전자공학과 졸업. 공학석사학위 취득. 1989年 8月 한국과학기술원 전기및 전자공학과 졸업. 공학박사 학위취득. 1987年 3月~현재 국방과학연구소 근무. 주관심분야는 원격탐사, 거리 영상 영역화 3차원 물체인식 등임.

朴 圭 皓 (正會員)

1950年 10月 19日生. 1973年 2月 서울대학교 전자공학과 졸업. 공학사. 1975年 8月 한국과학원 전자공학과 공학석사. 1975年 8月~1978年 8月 동양정밀공업주식회사 개발과장. 1977年 1月~1979年 12月 Philips Research Lab. Eindhoven 연구원 1983年 3月 Paris XI대학 전자공학과 공학박사. 1983年 4月~현재 한국과학기술원 전기및 전자공학과 부교수. 주관심분야는 지능컴퓨터, 인공지능시스템, 컴퓨터비전, 병렬처리 등임.



趙 澤 一 (正會員)

1963年 7月 23日生. 1986年 2月 한양대학교 전자공학과 졸업. 공학사 학위취득. 1988年 2月 한국과학기술원 전기및 전자공학과 졸업 공학석사 학위취득. 1988年 3月~현재 한국과학기술원 전기및 전자공학과 박사과정 재학중. 주관심분야는 처리 영상 습득 분할, 3차원 물체인식, 고속영상처리 시스템 등임.