

면방정식의 고유치와 신경회로망을 이용한 거리영상의 분할과 분류

(Range Data Segmentation and Classification Using Eigenvalues of Surface Function and Neural Network)

鄭 麟 甲,* 玄 基 浩,* 李 駿 宰,* 河 永 浩*

(In Gab Jeong, Ki Ho Hyun, Jun Jae Lee, and Yeong Ho Ha)

要 約

본 논문은 다항식의 고유치에서 구한 인자와 신경회로망을 이용한 3차원 물체의 분할과 분류방식을 제안하였다. 거리영상은 동질한 고유치 특징에 따라 면요소로 분류되며, 잡음에 의해 잘못 분류된 영역은 Hopfield 신경회로망 모델의 동질성 조건을 만족하는 영역으로 병합된다. 제안한 방법은 동시에 분할과 분류를 하는 장점이 있다.

Abstract

In this paper, an approach for 3-D object segmentation and classification, which is based on eigenvalues of polynomial function as their surface features, using neural network is proposed. The range images of 3-D objects are classified into surface primitives which are homogeneous in their intrinsic eigenvalue properties. The misclassified regions due to noise effect are merged into correct regions satisfying homogeneous constraints of Hopfield neural network. The proposed method has advantage of processing both segmentation and classification simultaneously.

I. 서 론

컴퓨터 시각은 카메라로부터 영상을 획득하여 분석하고 인식하는 분야로서 문자인식, 목표를 추적 및 로봇트 공학에 응용되고 있다. 특히 거리 영상은 기준면에서 물체까지의 거리를 공간좌표로 나타낸 3차원 정보를 가지고 있으므로 명암도 영상에 비해 물체의 회전, 무늬(texture), 조도의 변화, 그림자(shadow) 및 반사(reflectance) 등에 무관하게 해석할 수 있는 장점이 있으므로 3차원 물체인식에 더욱 유용하다.

거리 영상을 이용한 물체 인식 과정은 먼저 거리 영상을 기하학적 구조가 비슷한 영역으로 분할(segmentation)하고 분할된 면을 형태별로 분류(classification)한다. 그리고 분류된 영상의 특징과 컴퓨터에 저장된 모델의 특징을 정합함으로써 3차원 물체를 인식한다. 그러므로 인식을 위해서는 물체를 의미있는 영역으로 나누는 분할과정과 영역을 표현하는 분류과정이 중요하다.

3차원 물체를 분할 및 분류하는 연구로 Hoffman등^[2]은 집단화(clustering)방법, 비모수 추정 검사(non-parametric trend test) 및 법선 성분의 차 등을 이용하였으며, Fan등^[3]은 곡률값의 영교차점과 극점을 추출하여 에지를 찾아서 분할하였다. 또한 Pesl과 Jain^[4]은 가우스 곡률과 평균 곡률의 부호들의 조합으로 물체의 표면 영역을 8가지 유형으로 분류하였으며 Horn^[5]은 EGI (extended gaussian image)를 이용하여 분류하고 표현

* 正會員, 慶北大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)
接受日字: 1992年 4月 9日

하였다. 그러나 이와 같은 방법들은 면의 경계선 부분에서 정확한 특징을 구할 수 없으며 같은 성질을 가진 서로 다른 면의 분류가 불가능하다. 또한 잡음에 민감하여 분할에 많은 어려움이 있다. 이러한 잡음 문제를 해결하기 위해 Li등^{6, 7)}은 물체의 곡률값을 이용하여 에너지 함수를 최소화 함으로써 면 분류를 시도하였다.

3차원의 모든 물체는 타원면, 원기둥, 육면체, 원뿔 등의 기본적인 면 요소(surface primitives)의 조합으로 표현할 수 있다. 그러므로 물체를 기하학적으로 표현할 수 있는 이차면방정식이 많이 사용되나 방정식의 계수가 잡음에 민감하다는 단점이 있다. 그러나 잡음 문제만 해결된다면 물체 표면을 결정짓는 특징으로 유용하게 사용할 수 있다. 면 방정식을 이용하여 분할 및 분류하기 위해서는 이차 방정식의 계수행렬에서 구한 고유치(eigenvalue)로 이루어지는 인자값의 부호로써 이차 표면(quadratic surface)을 평면, 유심곡면, 무심 곡면 등으로 분류할 수 있으며, 잡음의 문제를 해결하기 위해 최적화 에너지 함수를 도입할 필요가 있다.

본 논문에서는 먼저 거리 영상에서 심도 정보의 불연속성을 이용한 외부경계선과 면의 법선 벡터의 불연속성을 이용한 내부 경계를 기반으로 물체를 분할 한다. 그리고 물체의 면 방정식으로부터 각 화소에서 방정식의 계수를 구하고 계수행렬의 고유치로부터 3가지의 인자값을 구한다. 구한 인자값은 부호에 따라 아날로그 신경회로망으로 최적화하며 이를 이용하여 거리 영상을 분할 및 분류하는 방법을 제안하였다. 면 방정식의 계수에서 추출한 3개의 인자값은 물체의 표면을 결정하는 측정치로 면의 오목과 볼록 성분을 나타내는 α , 평면과 곡면을 나타내는 β , 유심 곡면과 무심 곡면을 결정하는 γ 를 조합해서 2차 표면을 7가지로 분류하였다. 그러나 면 방정식에서 구한 고유치는 잡음에 민감하여 영역 분류에 오차가 크므로 제안한 방법에서는 한 화소를 중심으로 면의 인자값은 평할하다는 제한 조건으로서 최적화 신경회로망에 적합한 에너지 함수를 유도하고 이를 처리하여 최적화된 영역으로 분류함으로써 잡음 문제를 해결하고 전 단계에서 분할하지 못한 완만한 물체경계를 찾는다. 이는 병렬 처리가 가능하여 많은 양의 3차원 정보를 짧은 시간에 처리할 수 있는 장점이 있다.

II. 이차 면방정식의 계수와 면의 분류

1. 거리 영상의 이차 면방정식

거리 영상은 카메라 좌표계(camera coordinate system)에서 영상의 한 화소를 기준점에서 정경 물체의 각 표면까지 거리값을 하나의 함수 $f(x_1, x_2, x_3)$ 로 표현한

다. 이때 x_1, x_2 는 거리 영상에서 행과 열에 대한 좌표이고, x_3 는 기준면과 물체의 각 점사이의 거리를 나타낸다.

3차원 유클리드공간 E^3 의 한 좌표계를 $\Sigma = \{0 : e_1, e_2, e_3\}$ 라 하면 Σ 에 관한 좌표를 식(1)과 같이 벡터로 나타낼 수 있다.

$$X = [X_1 \ X_2 \ X_3]^t \tag{1}$$

이차방정식 $f(x_1, x_2, x_3) = 0$ 는 식(2)와 같이 이차 곡면으로 나타낼 수 있으며 공간의 직교 좌표 (x, y, z) 로 나타내면 식(3)과 같다.

$$f(x_1, x_2, x_3) = \sum_{i=1}^3 a_{ij}x_i x_j + 2 \sum_{i=1}^3 b_i x_i + c = 0 \tag{2}$$

$$f(x, y, z) = a_{11}x^2 + a_{22}y^2 + a_{33}z^2 + 2a_{12}xy + 2a_{13}xz + 2a_{23}yz + 2b_1x + 2b_2y + 2b_3z + c = 0 \tag{3}$$

여기서 x 는 거리 영상의 행의 좌표를 나타내고 y 는 열의 좌표를 나타내며 z 는 거리 영상의 심도값을 명암도로 변환하여 나타내는 값이다.

이차 방정식에서의 근사화는 거리영상의 각 영역에서 필요하며 어떤영역에서 근사화된 값을 행렬 형태로 나타내면 식(4)와 같다. (x, y, z) 는 원점이 영상의 중앙인 3차원 상의 좌표이다.

$$X A = C \tag{4}$$

여기서

$$X = [X_1 \ X_2 \ X_3 \ \dots \ X_m]^t$$

$$X_i = [x_i^2 \ y_i^2 \ z_i^2 \ x_i y_i \ x_i z_i \ y_i z_i] : 1 \leq i \leq m$$

$$A = [a_{11} \ a_{22} \ a_{33} \ 2a_{12} \ 2a_{13} \ 2a_{23} \ 2b_1 \ 2b_2 \ 2b_3]^t$$

$$C = [-1 \ -1 \ -1 \ \dots \ -1]^t$$

식(4)에서 근사화는 면 방정식의 계수 A 를 구하는 것이므로 의사 역행렬 방법(pseudo-inverse)으로 구할 수 있으나 행렬이 특이할 경우 역행렬이 존재하지 않는 경우가 있다. 그러므로 본 논문에서는 S. V. D.(singular value decomposition)알고리즘을 사용하여 행렬 X 를 식(5)와 같이 분해하였다⁸⁾.

$$X = U W V^t \tag{5}$$

X 의 역행렬 X^{-1} 는 식(6)이 되고 면방정식의 계수 A 는 식(7)과 같다.

$$X^{-1} = V \text{diag}(1/w_j) U^t \tag{6}$$

$$A = V \text{diag}(1/w_j) U^t C \tag{7}$$

면 분류를 위해 식(7)에서 구해진 계수로부터 식(8)과 같이 계수 행렬 A와 A'를 정의한다.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{12} & a_{22} & a_{23} \\ a_{13} & a_{23} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$A' = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & b_1 \\ a_{12} & a_{22} & a_{23} & b_2 \\ a_{13} & a_{23} & a_{33} & b_3 \\ b_1 & b_2 & b_3 & c \end{bmatrix}$$

2. 면의 분류

거리 영상을 이용한 물체의 분류는 이차 방정식의 계수 행렬 A와 A'의 고유치를 이용하여 구할 수 있는데 고유치는 물체의 이동, 회전, 크기에 무관한 물체의 특성을 나타낸다. 이차 곡면 f(x)가 한 점에 관하여 대칭이 되어 있을 때, 그 점을 이차 곡면의 중심이라 한다. A가 정칙 행렬(|A| ≠ 0)이면 한개의 중심을 가지고 유심 이차 곡면이다. 그리고 A가 정칙이 아니면(|A| = 0) 중심이 없거나, 무수히 많은 중심을 가진 무심 이차 곡면이다. A와 A'를 직교 변환에 의하여 대각화 할 수 있으며 각각의 행렬은 식(9)와 같다.

$$D = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$D' = \begin{bmatrix} \lambda_1' & 0 \\ & \lambda_2' \\ & & \lambda_3' \\ 0 & & & \lambda_4' \end{bmatrix}$$

여기서

$$|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|, |\lambda_1'| \leq |\lambda_2'| \leq |\lambda_3'| \leq |\lambda_4'|$$

면의 분류는 D'의 계수(rank)가 2이하이면 평면이고, 3이상이면 곡면으로 분류하며, D의 행렬식이 0이면 무심 곡면, 0이 아니면 유심 곡면이 되고 D'의 행렬식이 음수이면 볼록한 곡면, 0이면 직선 방향이 존재하는 곡면, 그리고 양수이면 볼록한 면과 오목한 면의 혼합 곡면으로 분류할 수 있다^[9]. 각 고유치를 순서대로 나열하였으므로 D'의 계수가 2이하이면 λ₂'이 0이고 |D|가 0이면 λ₁'이 0이 되고 |D'|의 부호는 λ₁' sign(λ₂' λ₃' λ₄')의 부호와 같으므로 본 논문에서는 식(10)과 같이 인자를 제안 하였다.

$$\begin{aligned} \alpha &= \lambda_1' \text{ sign}(\lambda_2' \lambda_3' \lambda_4') \\ \beta &= |\lambda_2'| \\ \gamma &= |\lambda_1| \end{aligned} \quad (10)$$

이차 곡면의 분류를 식(10)에서 구한 인자값에 따라 정리하면 표 1과 그림 1로 7가지 곡면으로 표현할 수 있다.

표 1. 3개의 인자값 α, β 및 γ로 분류하는 표면
Table 1. Surface classification with parameters, α, β and γ.

	β=0	β > 0	
		γ = 0	γ > 0
α < 0	planar	Elliptic paraboloid	Ellipsoid
α = 0		Elliptic cylinder	Elliptic cone
α > 0		Hyperbolic paraboloid	Hyperboloid of one sheet

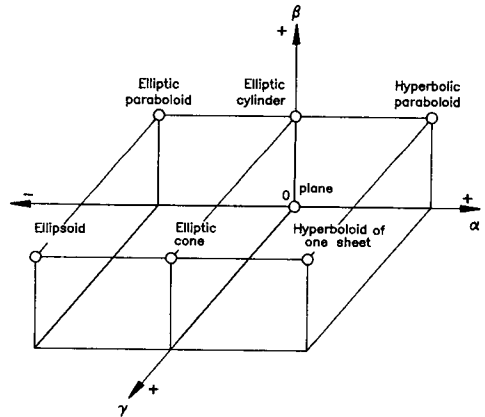


그림 1. α, β 및 γ와 면의 관계

Fig. 1. The relation between surface and α, β and γ.

III. 거리 영상 분류를 위한 신경회로망 모델

물체의 면 모양을 분류하기 위해 제안한 신경회로망(neural network)은 각 화소의 α, β, γ를 포함하는 구조로 이루어져 있다. 이 모델은 상호 연결된 뉴런들로 구성되어 있으며 α, β, γ에 대한 각각의 모델로 구성된다. α의 모델은 N_r x N_c x 3크기의 뉴런으로, β, γ에 대한 모델은 N_r x N_c x 2크기의 뉴런을 원소로 하여 3차원으로 구성된다. 여기서 N_r과 N_c는 각각 영상의 행과 열의 크기이며 3은 α의 부호(-, 0, +)의, 2는 β, γ의 부호(0, +)

의 수에 해당하는 정보를 나타낸다. 위치 (i, j, k) 에서 뉴런의 출력을 나타내는 회로망의 상태 집합 V 는 $\{v_{i,j,k}, 1 \leq i \leq N_r, 1 \leq j \leq N_c, k=0, +, \text{ or } -\}$ 이다. 만일 $v_{i,j,k}=1$ 이라면 화소 (i, j) 가 $k(0, +, -)$ 가 될 확률이 1이라는 의미이다.

이 시스템에서 만일 뉴런들이 모두 연결되어 있다면 3차원 모델의 총 에너지 함수는 식(11)과 같다.

$$E = -1/2 \sum_i^{N_r} \sum_j^{N_c} \sum_k^L \sum_l^{N_r} \sum_m^{N_c} \sum_n^L T_{i,j,k;l,m,n} \cdot v_{i,j,k} \cdot v_{l,m,n} \quad (11)$$

$$- \sum_i^{N_r} \sum_j^{N_c} \sum_k^L I_{i,j,k} \cdot v_{i,j,k}$$

여기서 L 은 층의 갯수이며 $T_{i,j,k;l,m,n}$ 은 뉴런들 사이를 연결하는 연결강도(interconnection strength)이고, $I_{i,j,k}$ 는 외부 바이어스 입력이다. 이 모델에서 임의의 지점 (i, j, k) 의 뉴런은 모든 뉴런들로부터 연결강도를

통하여 $\sum_i^{N_r} \sum_j^{N_c} \sum_k^L T_{i,j,k;l,m,n} \cdot v_{l,m,n}$ 와 입력단자를 통하여 $I_{i,j,k}$

를 임의적(random)이며 비동기적(asynchronous)으로 받아들인다. 따라서 한 뉴런에 들어오는 순 입력(net-input)은 식(12)와 같다^[10].

$$u_{i,j,k} = \sum_i^{N_r} \sum_j^{N_c} \sum_n^L T_{i,j,k;l,m,n} \cdot v_{l,m,n} + I_{i,j,k} \quad (12)$$

1. 회로망의 초기치와 뉴런의 출력값 설정

입력된 거리 영상에서 구한 인자값으로부터 7가지 영역의 초기 분류는 α, β 및 γ 를 단순한 문턱치값으로 각각 $(0, +, -), (0, +)$ 의 부호값으로 분류할 수 있으며 식(13)은 α 의 경우를 나타낸 것이다.

$$h^{(0)}(i,j) = \begin{cases} 0 & |\eta(i,j)| < \Phi \\ + & \eta(i,j) > \Phi \\ - & \eta(i,j) < -\Phi \end{cases} \quad (13)$$

여기서 $\eta(i,j)$ 는 인자 α, β 및 γ 의 입력값, Φ 는 문턱치이고 $h^{(0)}(i,j)$ 는 초기 분류이다. 그러나 고유치에 의한 초기 분류는 잡음에 민감하여 영역 분류에 오차가 크므로 주변의 인자값은 평활하다는 조건으로 반복 처리 한다. 따라서 초기에 구한 인자값이 한 부호의 영역에 속할 확률 정도를 -1에 1까지 변형해서 나타내며 α 의 경우는 식(14)와 같고 그림 2와 같다.

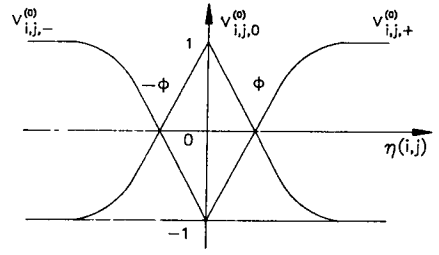


그림 2. $\eta(i,j)$ 의 초기확률값(초기출력) 수정 함수
Fig. 2. Modified function $\eta(i,j)$ initial probability for classification.

$$V^{(0)}_{i,j,0} = \begin{cases} -\tanh(\eta(i,j)-\Phi)/u_0 & \eta(i,j) > \Phi \\ -\eta(i,j)/u_0 + 1 & 0 < \eta(i,j) \leq \Phi \\ \eta(i,j)/u_0 + 1 & -\Phi < \eta(i,j) \leq 0 \\ -\tanh(\eta(i,j)+\Phi)/u_0 & \eta(i,j) \leq -\Phi \end{cases}$$

$$V^{(0)}_{i,j,+} = \begin{cases} \tanh(\eta(i,j)-\Phi)/u_0 & \eta(i,j) > \Phi \\ \eta(i,j)/\Phi - 1 & 0 < \eta(i,j) \leq \Phi \\ -1 & \eta(i,j) \leq 0 \\ -\eta(i,j) & -\Phi < \eta(i,j) \leq -\Phi \end{cases} \quad (14)$$

$$V^{(0)}_{i,j,-} = \begin{cases} -1 & \eta(i,j) > \Phi \\ -1 & 0 < \eta(i,j) \leq \Phi \\ -\eta(i,j)/\Phi & -\Phi < \eta(i,j) \leq 0 \\ -\tanh(\eta(i,j)+\Phi)/u_0 & \eta(i,j) \leq -\Phi \end{cases}$$

$v_{i,j,0}^{(0)}$ 는 $\eta(i,j)$ 를 가지는 화소 (i,j) 의 부호가 0인 영역에 속하는 정도를 나타내는 뉴런의 초기 출력값이며 $v_{i,j,+}^{(0)}$, $v_{i,j,-}^{(0)}$ 는 화소 (i,j) 가 각각 $(+), (-)$ 영역에 속하는 정도는 나타내는 초기 출력값을 나타낸다. β, γ 는 α 와 같으나 $(-)$ 경우가 없는 것만 다르다. 수정된 값으로부터 초기확률을 나타내는 뉴런의 입력값은 식(15)와 같이 구할 수 있다.

$$P_{i,j,k} = u_0 \cdot \tanh^{-1}(v_{i,j,k}) \quad (15)$$

여기서 k 는 α 의 경우 $(0, +, -)$ 가 되고 β 와 γ 의 경우는 $(0, +)$ 가 된다.

2. 거리 영상의 분류를 위한 에너지 함수

화소가 한 영역에 속할 경우 수정된 인자 α, β 및 γ 값으로 화소를 구성하고 주변의 영향을 고려하면서 반복 처리함으로써 영역을 분류한다. 이를 위해 제안한 신경회로망에서 최소의 에너지를 갖는 최적화 에너지 함수로 모델링

하면 식(16)과 같다.

$$\begin{aligned}
 E = & -W_a \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_k^L P_{i,j,k} \cdot v_{i,j,k} \cdot \chi(i,j) \\
 & -W_b \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_k^L \sum_{s \in S} v_{(i,j),k} \cdot v_{(i,j)+s,k} \cdot \chi(i,j) \\
 & +W_c \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_k^L v_{i,j,k} \left(\sum_{n \neq k} v_{i,j,n} + 1 \right) \cdot \chi(i,j)
 \end{aligned} \tag{16}$$

여기서 $x(i,j)$ 는 화소(i,j)가 물체의 영역에 속하면 1의 값을 가지고 배경이나 경계선의 경우는 0이다. 식(16)의 첫째항은 $v(i,j)$ 값에 의해 한 화소가 임의의 영역에 배정될 때 적합한 영역에 속할 경우 에너지 함수가 최소가 되도록 하는 항이다. 한편, 분할된 영역은 그 영역내에서 비슷한 특성을 가진다는 제한 조건을 만족시키기 위해 둘째항이 필요하다. 이때 S는 뉴런(i,j)를 중심으로 하는 창내의 모든 뉴런을 포함하며 임의의 (i,j,k)점에서 출력 $v_{i,j,k}$ 이 1이면 창내의 모든 출력이 1일 때 에너지가 최소로 되며, $v_{i,j,k}$ 가 -1일 때도 마찬가지로 창내의 모든 출력이 -1이 되어야 최소가 된다. 셋째항은 $v_{i,j,k}$ 가 1의 값을 갖고 나머지 뉴런들의 출력값 $v_{i,j,l}$ ($1 \neq k$)이 -1의 값을 가질 경우 에너지가 최소가 되게 하는 제한(penalty)항이다. 식(16)에서 W_a 는 영역 할당 조건의 가중치, W_b 는 동질성 조건의 가중치이고 W_c 는 제한 조건의 가중치다. 식(16)으로부터 식(11)에 해당하는 연결강도 $T_{i,j,k:l,m,n}$ 과 입력 $I_{i,j,k}$ 를 구하면 식(17)과 같다.

$$\begin{aligned}
 T_{i,j,k;l,m,n} = & 2 W_b \sum_{s \in S} \delta_{(i,j),(l,m)+s} \cdot \delta_{k,n} \\
 & - 2 W_c \sum_n \delta_{(i,j),(l,m)} \cdot (1 - \delta_{k,n}) \\
 I_{i,j,k} = & W_a \cdot P_{i,j,k} - W_c
 \end{aligned} \tag{17}$$

식(17)은 연결강도가 같은 층으로부터 여기 연결강도와 각 층 사이에 억제 연결강도로 이루어져 있고 입력은 초기 확률항과 자신의 억제 입력항으로 연결되어 있다.

각 모델에서 임의의 지점(i,j,k)의 뉴런은 k층에서 창내에 속하는 주위의 모든 뉴런들로부터 연결 강도를 통하여 순입력 $u_{i,j,k}$ 를 임의적이며 비동기적으로 식(18)과 같이 미분 방정식을 풀어 구한다.

$$\begin{aligned}
 \frac{du_{i,j,k}}{dt} = & -\frac{u_{i,j,k}}{\tau} + (W_a \cdot P_{i,j,k} - W_c) \cdot \chi(i,j) + \\
 & W_b \sum_{s \in S} v_{(i,j)+s,k} \cdot \chi(i,j) - \sum_{n \neq k}^L W_c v_{i,j,n} \cdot \chi(i,j)
 \end{aligned} \tag{18}$$

여기서 τ 는 특성 감쇄 시상수(characteristic decay time)이며 1로 가정하고 이산적으로 풀면 식(19)와 같다.

$$\begin{aligned}
 u_{i,j,k}(t+1) = & u(t) + \Delta u(t) \\
 = & (W_a P_{i,j,k} - W_c) \cdot \chi(i,j) + \\
 & W_b \sum_{s \in S} v_{(i,j)+s,k} \cdot \chi(i,j) - \sum_{n \neq k}^L W_c v_{i,j,n} \cdot \chi(i,j)
 \end{aligned} \tag{19}$$

각 층의 화소(i,j)에 해당하는 2개와 3개의 뉴런을 각 단계에서 동시에 입력한다. 각 뉴런의 출력은 sigmoid 함수이고 그림 3 및 식(20)과 같다.

$$\begin{aligned}
 v^{(t+1)}_{i,j,k} = & \tanh(u^{(t)}_{i,j,k}/u_o) \\
 = & \frac{1 - \exp(-2u^{(t)}_{i,j,k}/u_o)}{1 + \exp(-2u^{(t)}_{i,j,k}/u_o)}
 \end{aligned} \tag{20}$$

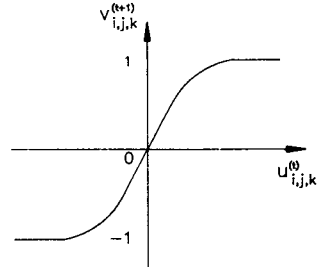


그림 3. 신경회로망의 출력함수
Fig. 3. Output function of neural network.

출력 $v_{i,j,k}$ 는 -1에서 1까지의 연속적인 값을 가지며 출력 영상은 식(21)과 같다.

$$h^{(t+1)}(i,j) = \begin{cases} 0 & \text{if } v^{(t+1)}_{i,j,0} > 0 \\ + & \text{if } v^{(t+1)}_{i,j,+} > 0 \\ - & \text{if } v^{(t+1)}_{i,j,-} > 0 \end{cases} \tag{21}$$

반복처리는 $h^{(t+1)}(i,j) = h^{(t)}(i,j)$ 일때까지 수행한다. 이와같이 3개의 모델에서 구한 결과값을 조합하여 7가지 모양을 구별해 낼 수 있다. 또한 초기 분할에서 구한 에너지 정보에 의해 처리 과정 중 병합되는 영역이 물체의 불연속점을 넘어가는 것을 방지할 수 있고, 초기에 분할하지 못한 영역을 다시 분할한다.

III. 실험 및 결과

실험은 육면체, 구, 원기둥, 원뿔등의 기본적인 면요소와 이들을 조합하여 구성한 거리영상으로 수행하였다. 먼

저 이상적인 거리 영상을 합성한 후, 실거리 영상 표현을 위하여 평균은 0 분산은 1인 가우스 잡음을 이상적 거리 영상에 첨가한 영상을 사용하였다. 잡음의 영향을 줄이기 위해 3x3 크기의 창으로 가우스 평활화를 하였으며 Sobel 연산자로 법선의 차를 이용하여 외부와 내부 경계선을 찾고 S.V.D. 알고리즘을 사용하여 각 화소마다 이차방정식의 계수를 구하였다. 그 다음에 곡면 분류에 필요한 고유치를 이용한 3개의 인자값 α , β 및 γ 를 구하여 인자값 α , β 및 γ 에 근거한 곡면의 분류하였으나 초기 분류한 결과는 잡음에 취약하므로 잡음에 대한 영향을 줄이기 위해 신경회로망으로 최적화 상태를 구현하여 최적화 영역으로 최종 분할하였다. 본 알고리즘의 적용 결과 잡음 문제를 해결하고 법선의 차로 찾을 수 없는 완만한 경계선을 영역 분류하였다.

알고리즘의 전체 흐름도를 보면 그림 4와 같다. 그림 5는 실험에 사용한 입력 거리 영상으로서 그림 5(a)는 볼록 곡면이고 유심 곡면에 해당되는 타원면과 직선 방향의 면이 존재하고 무심 곡면으로 분류되는 원기둥을 합성한 것이다. 그림 5(b)는 타원면과 직선방향의 면이 존재하고 유심곡면인 원추로 이루어진 전구영상이고 그림 5(c)는 평면으로만 이루어진 육면체이다. 또한 그림 5(d)는 타원면과 오목성분의 면과 볼록성분의 면을 포함한 혼합

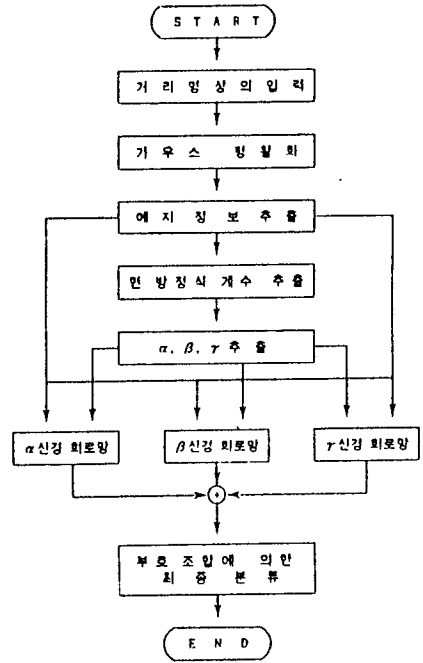


그림 4. 거리 영상 분류 순서도
Fig. 4. Flow chart of range image classification.

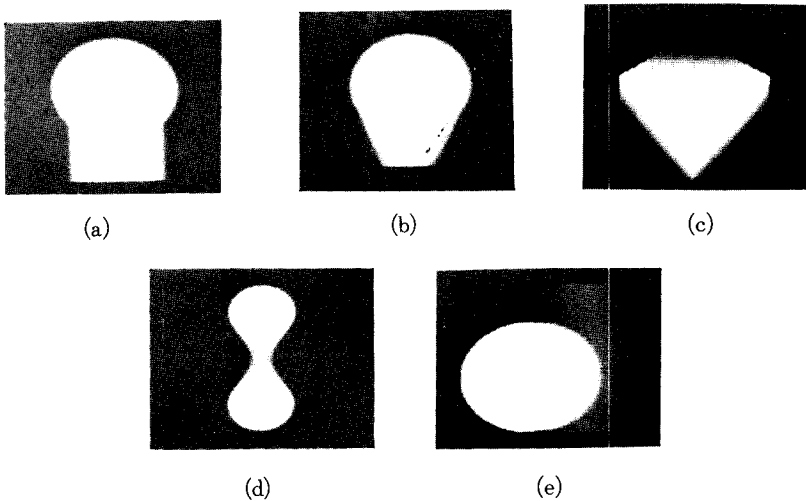


그림 5. 여러가지 거리 영상
(a) 구와 원기둥의 혼합체
(b) 전구 모양 (c) 육면체 모양
(d) 땅콩 모양 (e) 폐색영상

Fig. 5. Various range images.
(a) mixture of sphere and cylinder,
(b) bulb shape, (c) cubic shape,
(d) peanut shape, and (e) occluded image.

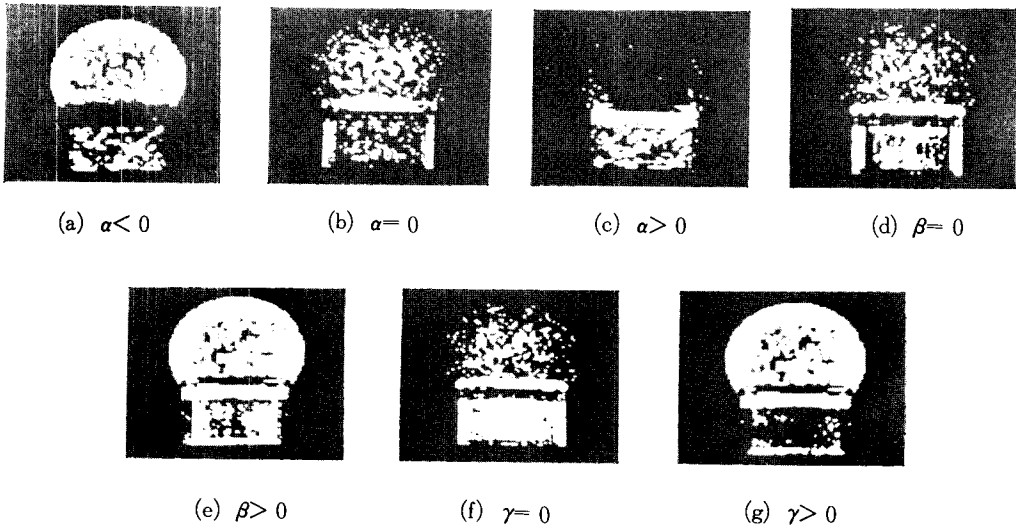


그림 6. 그림 5(a)의 초기 분류 상태

Fig. 6. Results of initial classification for Fig. 5(a).

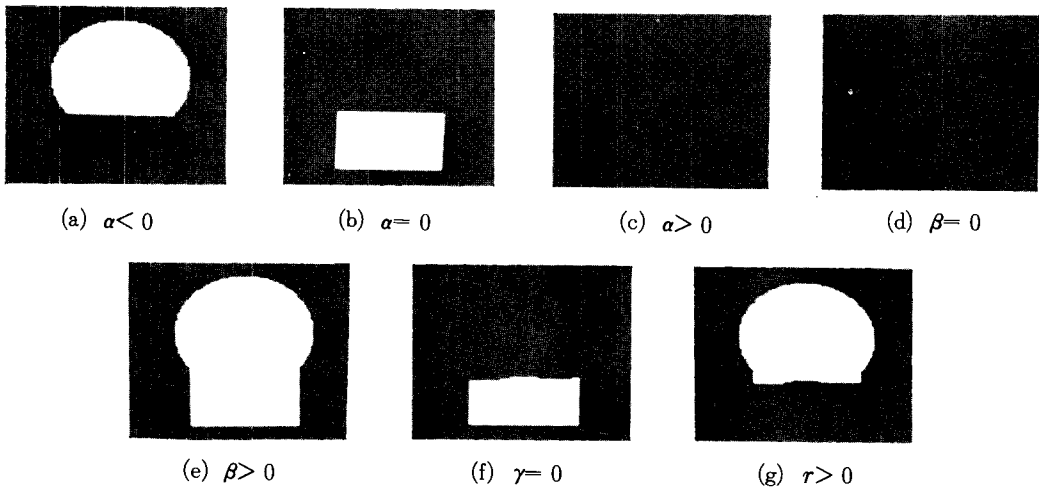


그림 7. 그림 5(a)의 분류 상태

Fig. 7. Results of classification state for Fig. 5(a).

곡면인 일엽쌍 곡면으로 이루어진 땅콩 영상이고 그림 5(e)는 타원면과 원기둥의 폐색영상이다. 그림6은 그림 5(a)의 영상을 인자 α , β 및 γ 의 초기값으로서 분류한 영상으로 잡음에 의해 잘못 분류되었음을 알 수 있다. 그림 7은 그림 6에서 잘못 분류된 영상을 주변의 영향을 고려하여 신경회로망으로 최적화된 영역으로 수렴한 영상이다. 본 실험에서 가중치 W_a 는 10, W_b 는 5, W_c 는 1로 하였으

며 문턱치 Φ 는 0.001로 실험하였다. 그림 8은 반붓횟수가 24~36회로 최적화된 영상을 조합하여 분류한 영상으로 초기에 내부 경계선을 찾지 못했으나 수렴된 경계선 부분이 나타나는 것을 알 수 있다. 그림 8(a)에서는 구와 원기둥의 경계선 부분이 원뿔로 나타났으며 그림 8(b)에서 그림 8(a)와 비교하면 원기둥과 원뿔이 구분되었다. 그림 8(c)의 주사위 영상에서는 평면으로만 이루어져 있

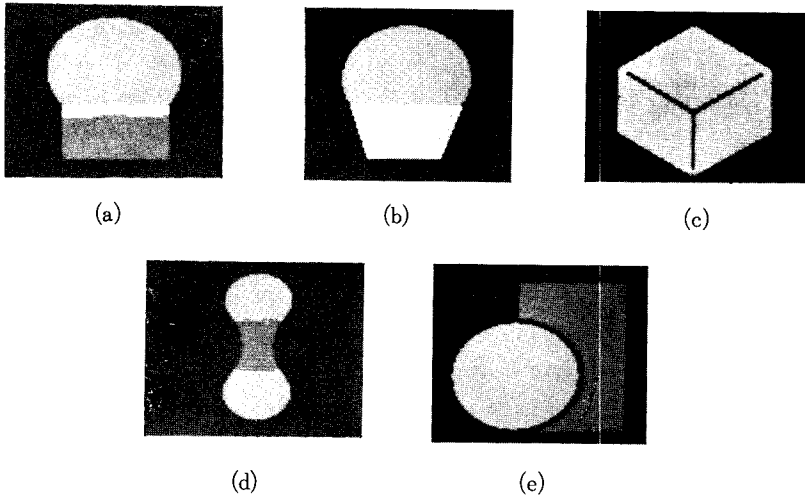


그림 8. 최종 분류 결과

Fig. 8. Results of surface classification.

으므로 평면으로만 분류되었고, 그림 8(d)의 땅콩 영상에서도 곡면상의 완만한 경계선이 나타남을 알 수 있고, 그림 8(e)의 타원면과 원기둥의 폐색영상에서도 좋은 결과를 나타내었다.

IV. 결 론

3차원의 모든 물체는 타원면, 원기둥, 육면체, 원뿔 등의 기본적인 면 요소의 조합으로 표현할 수 있으므로 물체를 기하학적으로 표현할 수 있는 2차방정식이 많이 사용되나 방정식의 계수가 잡음에 민감하므로 잡음 문제만 해결된다면 물체 표면을 특징짓는 측정치로 사용할 수 있다. 본 논문에서는 3차원 물체 인식을 위해 이차 방정식의 계수 행렬로부터 구한 고유치의 곱으로 이루어지는 인자값의 부호로서 이차 표면을 평면, 유심 곡면, 무심 곡면등으로 분할 및 분류하였다. 고유치에 의한 3차원 물체의 분류방법이 잡음에 취약한 점을 최적화 에너지 함수를 구현하여 신경회로망의 평활화 성질을 이용하여 해결하였다. 또한 곡률에서와는 달리 원뿔을 분할하였고 초기에 분할하지 못한 완만한 경계선을 이차 방정식의 고유치로 신경회로망의 영역 병합 과정에서 분류하였다. 앞으로 실거리 영상을 고유치에 의하여 인식과정에 적용하는 연구가 계속 되어져야 하겠다.

參 考 文 獻

[1] A. P. Reeves and R.W. Taylor, "Identification

of three-dimensional objects using range information," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 4, pp. 403-410, 1989.

[2] R. Hoffman, "Object recognition from range images," *Ph. d. Dissertation, Dept. of Computer Science, Michigan State Univ*, 1986.

[3] T.J. Fan, G. Medioni, and R. Nevatia, "Segmented descriptions of 3-D surfaces," *IEEE, Journal of Robotics and Automation*, vol. RA-3, no. 6, 1987.

[4] P.J. Pesi and R.C. Jain, "Three-dimensional object recognition," *Computing Surveys*, vol. 17, no. 1, pp. 75-145, 1985.

[5] B.K. P Horn, "Extended Gaussian Images," *Proc. IEEE*, vol. 72, pp. 1671-1686, 1984.

[6] S.Z.Li, "Invariant surface segmentation through energy minimization with discontinuities," *International Journal of computer Vision*, 5:2, pp. 161-194, 1990.

[7] 박영찬, "동질성 조건을 만족하는 에너지 함수를 이용한 거리 영상의 분류," 경북대학교 전자공학과 석사학위 논문, 1990년 12월.

[8] W.K. Pratt, *Digital Image Processing, John Wiley and Sons*, 1991.

[9] E.L. Hall, J.B.K. Tio, C.A. McPherson, and F. A. Sadjadi, "Measuring curved surfaces for robot vision," *Computer IEEE*, vol. 15, no. 12, pp. 42-52, 1982.

[10] J. Hopfield, "Neurons with graded responses have collective computational properties like those of two-state neurons," *Neurocomputing*, MIT press, Cambridge, MA, pp. 576-583, 1988.

[11] 정인갑, 현기호, 이준재, 이광호, 하영호, "다항식의 고유치와 신경회로망을 이용한 거리영상의 분할 및 분류," 대한 전자 공학회 제 4회 신호처리 합동 학술대회 논문집, vol. 4, no. 1, pp. 460-464, 1991.

著 者 紹 介



鄭 麟 甲(正會員)

1964年 10月 2日生. 1990年 2月 경북 대학교 전자공학과 졸업. 1992年 2月 경북 대학교 대학원 전자공학과(공학석사) 졸업. 주관심 분야는 3차원 물체 인식, 신경회로망, 신호처리등 임.

李 駿 宰(正會員) 第 28 卷 B編 第 1 號 參照

현재 경북대학교 박사과정 재학 및 전자공학과 조교

◆

河 永 浩(正會員) 第 28 卷 B編 第 11 號 參照.

현재 경북 대학교 전자공학과 부교수

◆

玄 基 浩(正會員) 第 28 卷 B編 第 11 號 參照

현재 경북 대학교 박사과정 수료