

論文 90-27-6-20

명암 변화에서 형상을 재현하기 위한 저항 신경망

(Resistive Net Computing Shape from Shading)

車 國 贊*, 崔 宗 秀*

(Kug Chan Cha and Jong Soo Choi)

要 約

복잡한 계산 문제를 신경망으로 풀 수 있을까 하는 데에 많은 연구자들은 관심을 두었다. 특히 초기 시각의 문제는 Tikhonov의 정착화 이론으로 걸집될 수 있으며 정착화 기법은 저항 회로로서 실현될 수 있다. 본 논문에서는 명암 변화에서 형상을 얻고 그것의 불연속 문제를 극복할 수 있는 상하위 문턱치를 갖는 저항 회로망을 제안한다. 그리고 완전한 경계 정보를 갖는 경우, 부분적으로 정보가 상실된 경우, 랜덤 노이즈가 부가된 경우에 대해 Horn의 알고리즘, 저항 회로망, 상하위 문턱치 저항망의 경우에 대해 각기 실험한다. 물체 내의 불연속 부분과 물체가 겹쳐진 부분의 불연속을 잘 극복할 수 있어서 명암 변화에서 보다 좋은 3차원 형상을 구성할 수 있다.

Abstract

Many researchers have been interested in whether complex computational problems can be solved by the neural net or not. Especially, problems of early vision are integrated by Tikhonov's regularization theory. Regularization technique can be realized in resistive net. In this paper, we suggest the resistive net with upper and lower thresholder to be able to compute shape from shading and to solve its discontinuous problem. We simulate three algorithms - Horn's algorithm, resistive net and up-low thresholding net -with respect to three cases - fully boundary, boundary losing partly and noisy image. As being able to cope with crease and discontinuous parts, we get the good 3D shape from shading.

I. 서 론

화가가 풍경을 화폭에 담을 때와 같이 광학은 3차

원의 세계를 보다 정확히 2차원 공간에 투영하고자 하는 것인 반면에, 컴퓨터 비전은 그림에서 3차원 풍경을 재현하는, 즉 2차원 정보에서 3차원의 정보를 얻고자 하는 분야이다. 특히 초기 시각(Early Vision) 단계는 역 광학의 문제이며 이는 곧 Hard-mard의 양호설정에 위배되는 불량 설정 문제이다.^[1] 우리가 그림에서 3차원의 실 세계를 이해할 수 있듯이, 밝고 어두움의 차이는 우리가 실 세계를 인식하

*正會員, 中央大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Joongang Univ.)

接受日字: 1990年 2月 19日

(※本 研究는 韓國科學財團 課題番號 860202 研究로 이루어진 것임.)

는데 견인차 역할을 해 주며, 이는 초기 시각의 일부분인 것이다. 일찌기 B. K. P. Horn¹¹⁾은 Lambert의 반사 강도와 밝기 차 공간(Gradient Space)을 등가로 두어 이를 변분법을 이용해서 푸는데 성공했다.

한편 포유류의 신경계 구조와 기능을 본따는데 저항 회로망을 사용하는 것은 아주 일상적인 일이며, W. Rall (1955)¹²⁾이 세포간 전압은 신경 막대의 중심축을 따른 거리와 시간의 두 함수로 이루어진다는 것을 주장한 이래로 Segev¹³⁾등은 분리법(compartment method)을 이용하여 이 이론을 더욱 더 확장하였다. 이와같은 이론과 강력한 컴퓨터에 힘입어 형태학적으로 혹은 생리학적으로 특별한 형태의 신경까지 실현해볼 수 있게 되었다. 최근에 이러한 형태의 신경망으로 복잡한 수학적 계산 문제를 풀 수 있게 된다는 데 많은 관심이 고조되어 있었다. 특히 컴퓨터 비전의 초기시각 단계는 Tikhonov¹⁴⁾의 정칙화 이론(Regularization Theory)으로 설명될 수 있으며 이는 또한 저항 신경망으로 풀 수 있음이 밝혀졌다. Koch¹⁵⁾은 저항망을 이용해서 光流動(optics flow)을 계산함으로써 이를 증명해 보였다. 본고에서는 명암 변화에서 형상을 재현할 수 있는 신경 회로망을 제안하고 이를 실현해 보일 것이다.

소련의 수학자 Tikhonov가 정칙화 이론을 제안한 이후 많은 분야에서 이를 인식하여 이용해 왔다. 최근에 Terzopoulos¹⁶⁾와 Pavlidis¹⁷⁾ 등은 정칙화 단계에서 일어나는 불연속 문제를 푸는데 관심을 가졌다. Terzopoulos는 Tikhonov의 정칙화 법을 일반화한 스플라인 범 함수(Generalized Spline Functionals)의 특별한 형태로 간주함으로써 이를 극복하려 하였으나 이는 불연속이 1차인지 2차인지에 대한 선지식을 요구하게 된다. Gaman¹⁸⁾ 형제는 확률적 견지에서 고무판 계(Elastic System)를 고려하였다. 확률은 스플라인 에너지의 지수 함수에 역 비례하며 이는 특정 신호의 에너지가 낮으면 낮을수록 특정 마르코프 랜덤 계에서 발생하는 신호의 형태는 더욱 더 유사해 된다는 것을 뜻한다. 매우 일그러진 고무판은 높은 에너지를 가지고 있으며 내부적으로 일어나는 현상은 서로 닮음의 정도가 매우 낮게 되며, 불연속 문제에 대해 그들은 자료 내에서 직접 관찰 되지 않지만 불연속 점에 라인 프로세스를 적용함에 의해서 이를 극복하려 하였다. Zisserman¹⁹⁾은 시각 재구성(Visual Reconstruction) 단계에서 불연속 문제를 고려해야 함을 인식하여 약한 구속(Weak Constraint)을 사용하여 이를 극복하려 하였으며 불연속점에 라인 프로세스를 사용하였다. 본고에서는 2차원 명암에서 3차원 형상을 재현할 때 생기는 불연속 문제를

라인프로세스를 사용하여 극복하고자 하며, 이때 상하위 문턱치와 상호 경쟁 회로를 가진 회로망을 제안하여 이를 실현해 보인다.

II. 저항 회로망

물리적인 현상을 회로망 공간에 사상할 때 수송 소자 즉 저항과 전원만으로 어떤 역학적 구동을 기대하기란 어렵다. 그래서 대개 컨덴서를 부착하여 역학적인 구동이 일어날 수 있도록 구성을 하게 되며 이는 회로망 공간에서 컨덴서가 미분이나 편미분 방정식을 일으키기 때문이다. 대개 신경계의 동작은 여러 형태의 세포, 시냅스, 신경간을 연결 시키는망의 특성에 의존하고 있으며 어떻게 시냅스로부터 입력을 받아 출력을 내 보내느냐에 따라서 세포의 특성은 구별된다. 현대 신경 생물학의 시금석은 문어발 같은 거대한 신경 다발의 동작 에너지의 시작과 전달 과정에 대한 Hodgkin과 Hurley의 분석일 것이다. 세포막의 이온익한 에너지 전달은 빠른 소동 전류와 느린 포타슘 전류에 의해서 설명될 수 있다. 일상적으로 세가지 기본적인 채널을 갖는 신경 세포의 등가 회로는 그림 1과 같이 구성될 수 있으며 그림 1의 세포막 모델의 전류 방정식은

$$i_m = G_{leak}(V - E_{leak}) + G_{syn}(V - E_{syn}) + G_{ion}(V - E_{ion}) + C_m dV/dt \tag{1}$$

이다. 여기에서 수동 이온익 전류가 흐르는 G_{leak} 와

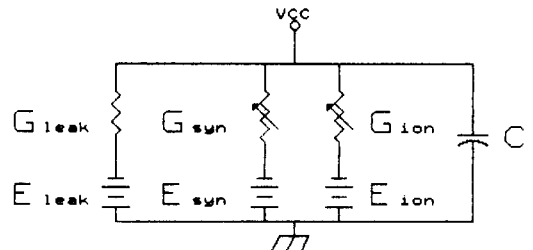


그림 1. 신경 세포에 대한 등가회로, 여기서 G_{leak} , E_{leak} 은 누설 컨덕턴스와 기전력이며, G_{syn} , E_{syn} 은 시냅스의 컨덕턴스와 기전력이고, G_{ion} , E_{ion} 은 이온익 에너지의 컨덕턴스와 기전력이다

Fig. 1. The equivalent circuit model of nerve membrane, where G_{leak} and E_{leak} are the leak conductance and constant battery, G_{syn} and E_{syn} are the conductance and the battery of synapse, G_{ion} and E_{ion} are the conductance and the battery of ionic energy.

E_{leak} 는 시간과 전압에 불변이다. 시냅틱 채널은 시 불변이지만 전압에 의존하는 G_{syn} 와 시냅스의 역기 전력인 E_{syn} 와의 직렬 연결로서 표현될 수 있으며 시간과 전압에 의존하는 G_{ion} 는 Na, K, Ca 등과 같은 이온류에 포함되어 있는 등기 기전력인 E_{ion} 와 직렬로 연결지어 나타낼 수 있다. 만약 이온익한 채널과 시냅틱 채널과 같이 비선형적인 요소를 고려하지 않는다면 그림1의 회로는 그림2와 같이 표현할 수 있다. 그러면 식(1)의 전류 방정식은

$$i_m = G_{leak}(V - E_{leak}) + C_m dV/dt \quad (2)$$

으로 바뀌게 된다. 벡터 공간 상의 한 점은 전압이나 전류 공간의 한 점으로 사상될 수 있다. 예를들면 벡터(3, 2, 5)는 3과 2와 5의 전압을 갖는 세 노드와 일치된다. 벡터 공간에서의 축은 서로 직교성을 띠고 있으나 전압 공간에서는 전압차 때문에 전류가 흐르게 된다. 면 방향 n의 x, y, z 성분인 n_x, n_y, n_z 에 대한 저항망을 그림3과 같이 구성해 볼 수 있다. 노드 n_x 에 Kirchihoff의 전류 법칙을 적용하면 회로의 전류 방정식은

$$C_m dV/dt = G_1(n_x - n_y) + G_2(n_x - n_z) + G_3(E - n_x) \quad (3)$$

와 같이 되고 노드 n_y 와 n_z 에 대해서도 똑 같은 식이 적용될 수 있다. 여기서 G_1 은 노드 n_x 와 n_y 사이에 걸리는 컨덕턴스이며 G_2 는 노드 n_x 와 n_z 사이의 컨덕턴스이다. G_3 는 n_x 와 누설 기전력 사이의 컨덕턴스이다. 명암에서 면 방향을 추출하는 변분적 표현은

$$E = \iint (I(x, y) - n \cdot s)^2 dx dy + \iint (n_x^2 + n_y^2) dx dy \quad (4)$$

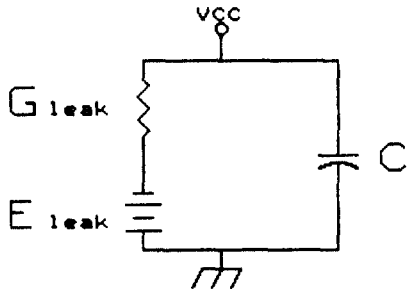


그림 2. 비 선형적 요소를 고려하지 않을 경우의 신경 세포의 등가회로

Fig. 2. The equivalent circuit of neuron neglecting nonlinear elements.

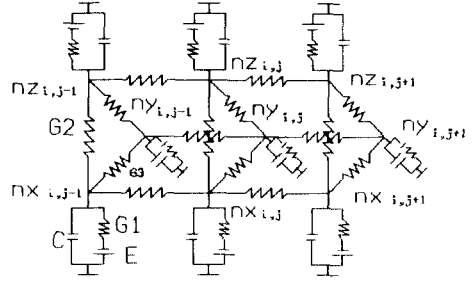


그림 3. 면 방향 n의 x, y, z 성분에 대한 저항 회로망으로 (i, j-1), (i, j), (i, j+1)의 경우, 여기서 G_1 과 E 는 누설 컨덕턴스와 기전력이며 G_1 에 흐르는 전류는 $G_1(n_{x_{i,j-1}} - E)$ 이며 C 에 흐르는 전류는 $C dn_{x_{i,j-1}}/dt$ 이다. G_3 에 흐르는 전류는 $G_3(n_{x_{i,j-1}} - n_{y_{i,j-1}})$ 이며 G_2 에 흐르는 전류는 $G_2(n_{x_{i,j-1}} - n_{z_{i,j-1}})$ 이다. 노드 $n_{x_{i,j-1}}$ 에 Kirchihoff의 전류 법칙을 적용하면 식 3과 같이 된다.

Fig. 3. The resistive net of x, y and z components of surface normal vector where G_1 and E are the leak conductance and the voltage. The current of G_1 is $G_1(n_{x_{i,j-1}} - E)$, the current of C ($dn_{x_{i,j-1}} - n_{z_{i,j-1}}$), the current of G_3 $G_3(n_{x_{i,j-1}} - n_{y_{i,j-1}})$, and the current of G_2 $G_2(n_{x_{i,j-1}} - n_{z_{i,j-1}})$. Applying the Kirchihoff's current law at node $n_{x_{i,j-1}}$ we get the equation(3).

이다. 여기서 $I(x, y)$ 는 면의 밝기이고 n 은 면 방향이고 s 은 광원의 위치 벡터이며 하첨자 x, y 는 x, y 에 대한 편미분을 의미한다. 두번째 항은 Tikhonov^[4]의 안정자인 평활화 구속 조건(Smoothness Constraints)이다. 위 방정식에 대한 범함수적 표현은

$$\iint F(x, y, n, n_x, n_y) dx dy \quad (5)$$

이며 이것의 Euler-Lagrangian 식은

$$F_n - \partial/\partial x F_{n_x} - \partial/\partial y F_{n_y} = 0 \quad (6)$$

와 같다. 그러면 식 (4)는

$$(I(x, y) - n \cdot s) \cdot s + \nabla^2 n = 0 \quad (7)$$

로 된다. 여기서 $\nabla^2 = \partial^2/\partial x^2 + \partial^2/\partial y^2$ 로 주어지는 라플라시언 연산자이다. 이 연산자를 5점 근사하면 식 (7)은

$$n = 4\lambda/\epsilon (n_{avij} - n_{ij}) \quad (8)$$

이다. 여기서 $n_{avij} = n_{i+1,j} + n_{i-1,j} + n_{i,j+1} + n_{i,j-1}$ 이다. 또한 ϵ 은 이웃 화소 사이의 거리를 나타낸다. 그래서

식 (7)에 대한 이산적 표현은

$$(I(x, y) - n \cdot s) \cdot s + 4\lambda / \epsilon (n_{AVIJ} - n_{IJ}) = 0 \quad (9)$$

이다. 그림 3의 회로에 이와 같은 구속 조건을 부가하면 그 전류 방정식은

$$C \frac{dn_x}{dt} = G1(n_x - n_y) + G2(n_x - n_z) + G3(E - n_x) - 4\lambda / \epsilon (n_{AVIJ} - n_{IJ}) \quad (10)$$

로 쓸 수 있게 된다. n_y 와 n_z 에 대해서도 식 (10)과 같은 방정식이 적용된다. 식 (9)를 풀면

$$s_x(s_x + s_y + s_z) (I(x, y) / (s_x + s_y + s_z) - n_x) + s_x s_z (n_x - n_z) + s_x s_y (n_x - n_y) + 4\lambda / \epsilon (n_{AVIJ} - n_x) = 0 \quad (11)$$

을 얻을 수 있다. 여기서 s_x, s_y, s_z 는 s 의 x, y, z 성분이며 여기에 시스템의 다이내믹스를 위해 캐패시턴스를 부가하면 식 (10)과 같은 형태를 얻을 수 있다.

식 (9)와 식 (10)의 좌변을 등가로 두면

$$\begin{aligned} G1 &= s_x s_z \\ G2 &= s_x s_y \\ G3 &= s_x (s_x + s_y + s_z) \\ E &= I(x, y) / (s_x + s_y + s_z) \end{aligned} \quad (12)$$

을 얻을 수 있다. 식 (10)의 마지막 항은 이웃 화소간의 저항 성분을 나타내며 여기에 여러가지의 구속조건들을 부가할 수 있다. 이것을 부록 1에 제시하였다.

III. 상하위 문턱치를 갖는 저항 회로망

불연속 부분은 우리가 사물을 인지하고 이해하는데 많은 도움을 주기도 하지만 때로는 많은 에러를 유발시킨다. 즉 연속적임을 가정한 이론들에서 이러한 현상들을 쉽게 찾아 볼 수 있을 것이다. 예를 들어 적분 구간내에 불연속 부분이 있는 경우가 그러하다. 대개 불연속은 물체가 겹쳐지는 부분과 물체내의 구겨진 부분에서 많이 생기게 되며 전자는 깊이와 면 방향 불연속을 일으키게 되고 후자는 면 방향 불연속만을 일으키게 된다. 이와 같이 불연속의 성질을 규명하는 것도 중요하지만 불연속이 생기는 위치를 찾는 것 또한 중요한 일이다. 불연속에 대처하는 방안으로는 두가지 경우를 고려해 볼 수 있다. 첫째 불연속이 일어나는 곳을 미리 파악한 후에 이를 고려하여 알고리즘을 수행하는 것이며 둘째는 알고리즘의 수행 결과를 가지고 결과의 에러 정도로서 불연속의 성질을 규명해서 대처하는 경우이다.

소련의 수학자 Tikhonov가 정칙화 이론을 제안한 이후 많은 분야에서 이를 인식하여 이용해 왔다. 최근에 Terzopoulos와 Pavlidis 등은 정칙화 단계에서

일어나는 불연속 문제를 푸는데 관심을 가졌다. Terzopoulos는 Tikhonov의 정칙화 법을 일반화된 스플라인 범 함수(Generalized Spline functionals)의 특별한 형태로 간주함으로써 이를 극복하려 하였으나 이는 불연속이 1차인지 2차인지에 대한 선지식을 요구하게 된다. Gemann 형제는 확률적 견지에서 고무판계(Elastic System)를 고려하였다. 확률은 스플라인 에너지의 지수 함수에 역비례하며 이는 특정 신호의 에너지가 낮으면 낮을수록 특정 마르코프 랜덤 계에서 발생하는 신호의 형태는 더욱 더 유사하게 되는 것을 뜻한다. 매우 일그러진 고무판은 높은 에너지를 가지고 있으며 내부적으로 일어나는 현상은 서로 닮음의 정도가 매우 낮게 되며, 불연속 문제에 대해 그들은 자료 내에서 직접 관찰 되지는 않지만 불연속 점에 라인 프로세스를 적용함에 의해서 이를 극복하려 하였다. Zisserman은 시각 재구성(Visual Reconstruction) 단계에서 불연속 문제를 고려해야 함을 인식하여 약한 구속(Weak Constraints)을 사용하여 이를 극복하려 하였으며 불연속점에 라인 프로세스를 사용하였다. 명암으로 부터 형상 재현에서의 불연속 문제에 대처하기 위해서 제안된 그림 3의 저항 회로망에 라인 프로세서를 부가하면 그 에너지 방정식은

$$E = \sum (I(x, y) - n \cdot s)^2 + \sum (lhf(n_{i,j-1} - n_{i,j}) + lhb(n_{i,j+1} - n_{i,j}) + lvf(n_{i-1,j} - n_{i,j}) + lvb(n_{i+1,j} - n_{i,j})) + B(l) \quad (13)$$

$$B(l) = (lhf \ lhb + lvf \ lvb) B1 - (lhf(1 - lvf) + lvb(1 - lhb)) B2$$

와 같이 표현될 수 있으며 여기에서 한 화소는 성질 상 수평과 수직 라인 프로세스를 갖는다. 그림 4(a)에서와 같이 수평 라인 프로세스가 동작된 경우에 수평 방향으로만 데이터가 원활하고 수직 방향으로는 데이터의 불연속이 존재하게 된다. 그림 4(b)인 경우도 수직 방향으로만 데이터가 원활할 뿐이다. 그러나 우리는 화소당 수평 방향으로 두 개 (lhf, lhb)와 수직 방향으로 두 개 (lvf, lvb)해서 도합 네 개의 라인 프로세스를 사용한다. 수평과 수직 라인 프로세스 내의 두 개의 라인 프로세스는 결합 강도가 약해서 약간의 충격에 의해서도 깨어지기도 하고 불연속 정도가 약한 다른 쪽 것을 끌어 당기어 결합하기도 한다. 수직 라인 프로세스가 동작 되었음에도 불구하고 그들 사이에 불연속 정도가 상위 문턱치 값을 넘어서는 것이 있다면 그 부분은 끊어지게 되며 만약 라인 프로세스가 동작을 하지 않았더라도 그 불연속의 정도가 매우 미약하여 하위 문턱치값보다 작을 경우 그 라인 프로세스를 동작시키게 된다. 방정

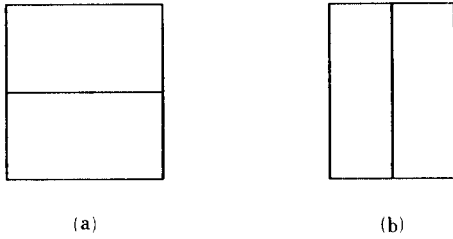


그림 4. 라인 프로세서가 동작되는 경우
 (a) 수평 라인 프로세서의 경우이며 이때는 수평으로만 스무드하다
 (b) 수직 라인 프로세서가 존재하는 경우이며 수직으로만 평활화 구축이 적용된다

Fig. 4. The case of employing line processor.
 (a) As being only smooth horizontally, the horizontal line processor is employed,
 (b) There exists the vertical line processor. In this case, the smoothness constraint is applied only vertically.

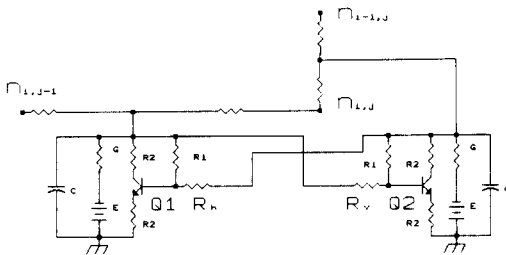


그림 5. 그림2의 회로에 라인 프로세서와 경쟁회로가 추가된 신경 세포 회로. Q1은 수평 라인 프로세서의 역할을 하며 Q2는 수직 라인 프로세서의 역할을 한다. 그리고 이들은 상호 견제의 기능을 갖는다

Fig. 5. The neural circuit adding Fig2. to the line processor and rivalry circuit. Q1 and Q2 play a roll horizontal and vertical line processor respectively and are rival each other.

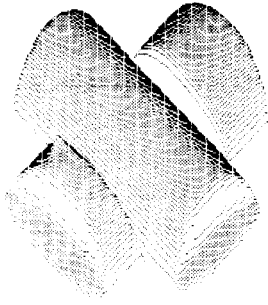
식 (13)의 마지막 항은 라인 프로세서들 간의 상호 흥분 억제 관계의 관계를 나타내는 항이다. 이제 남은 문제는 이와 같은 기능을 어떻게 그림 3의 회로에 추가시키느냐 하는 것일 것이다. 신경의 줄기는 스위치처럼 끊어졌다 붙었다 하는 것이 아니기 때문에 신경 줄기에서 디지털적인 행동은 전류 흐름의 강약으로서 결정지어져야 할 것이다. 이 같은 기능은 양변에 강한 저항을 갖는 트랜지스터를 사용하여

트랜지스터가 동작되면 모든 전류가 이 쪽으로 흘러서 마치 스위치가 꺼진 것 같이 되고 트랜지스터가 동작하지 않는 경우는 전류를 흘러보내게 되는 회로를 사용하면 될 것이다. 이것을 그림 5에 도시했다. 그림 5는 그림 2의 세포막 모델에 상호경쟁 관계를 갖는 라인 프로세서 기능을 추가한 것으로 Q1과 Q2의 회로가 이 역할을 해준다. $n_{i,j-1}$ 과 $n_{i,j}$ 사이에 걸리는 전압이 높으면 Q1이 도통되어 $n_{i,j}$ 와 $n_{i,j-1}$ 사이에 흐르는 전류는 모두 접지로 흐르게 되며 Q2의 도통을 억제하게 된다. 반면에 Q1이 차단되면 $n_{i,j}$ 와 $n_{i,j-1}$ 사이에는 전류가 흐르게 되며 Q2의 도통을 자극하게 된다. Q1은 $n_{i,j}$ 의 수평 라인 프로세서에 해당 되며 Q2는 $n_{i,j}$ 의 수직 라인 프로세서에 해당 된다.

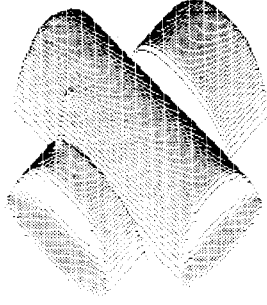
IV. 실험 및 검토

실 세계의 물리적 현상은 편미분 방정식으로 표현될 수 있으며 이와 같은 편미분 방정식의 해를 어떻게 구하느냐 하는 것은 매우 중요한 일이다. 편미분 방정식의 특성에 따라서 여러가지의 해법이 있겠으나 대개 컴퓨터 비전의 문제는 Poisson 방정식과 같이 타원 방정식의 형태를 띠고 있어서 어떤 경계치가 주어진 영역에서 주어진 방정식을 만족하는 해를 구하는 형태이다. Jacobi법이나 Gauss-Seidel 법과 SOR(Successive Over Relaxation)법이 이 형태의 문제에 대한 해를 구하는 방법이다. 본 논문에서 Gauss-Seidel법을 사용하여 Horn^[1]의 알고리즘과 저항 회로망과 상하위 문턱치를 갖는 저항 회로망에 대해 경계 영역 전체가 값을 갖는 경우, 경계 영역의 일부가 값이 상실된 경우, 자료에 랜덤성 노이즈가 부가된 경우 각각에 대해서 자기 알고리즘을 시뮬레이션 하였다.

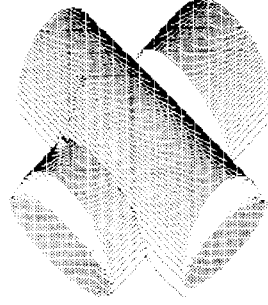
알고리즘의 수행에 있어서 경계값의 수와 식 (4)에서의 람다 값에 따라 해에 대한 수렴 특성이 많이 좌우되게 된다. 본 실험에서는 배경과 물체가 겹쳐지는 부분을 경계 값으로 각 알고리즘에 따라 람다 값은 0.1, 2.5, 3.5로 하여 수행한 결과를 그림 6에 도시하였다. 그림 6의 1, 2, 3을 보면 1의 우상에서 우중으로, 무엇인가 흘러 들어와 퍼져가는 듯한 현상은 2, 3에서 많이 줄어들었음을 알 수 있으며 아래쪽의 불연속 구간에서 1의 경우는 뒷편의 원통면으로부터 많은 영향을 받아, 마치 원통면과 같은 형태의 면 방향 성분을 갖는다. 그러나 2의 경우 불연속 구간에서 면 방향 성분의 변위 차는 크지 않으며 3의 경우 면 방향 성분이 거의 일정함을 알 수



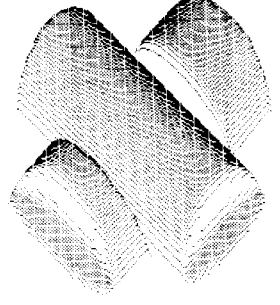
6-1(a)



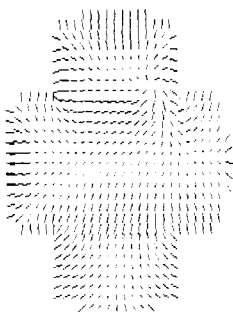
6-2(a)



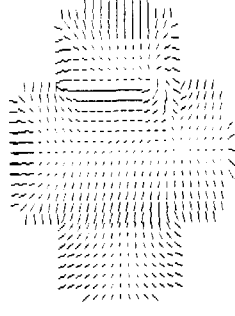
6-3(a)



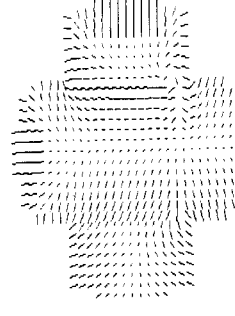
6-4(a)



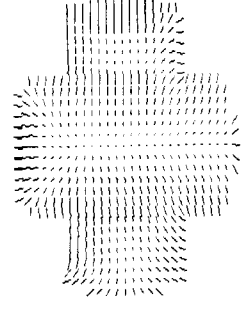
6-1(b)



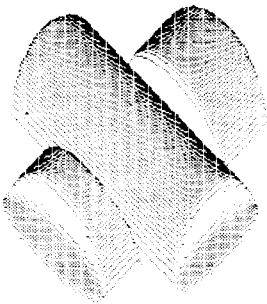
6-2(b)



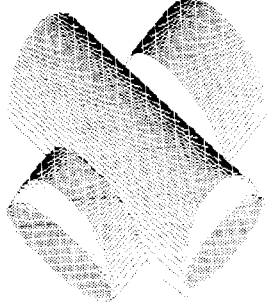
6-3(b)



6-4(b)



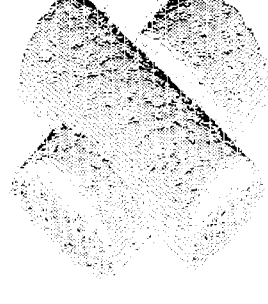
6-5(a)



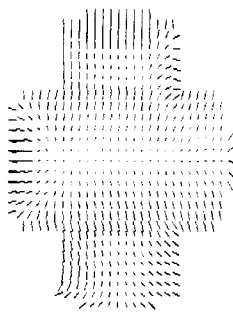
6-6(a)



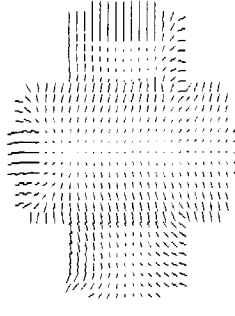
6-7(a)



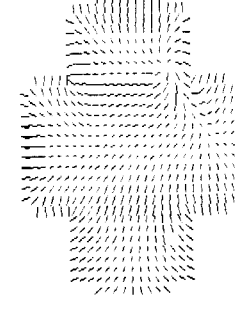
6-8(a)



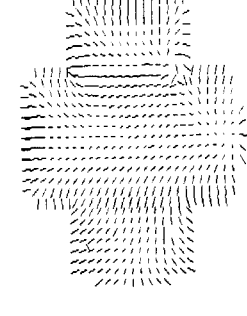
6-5(b)



6-6(b)



6-7(b)



6-8(b)

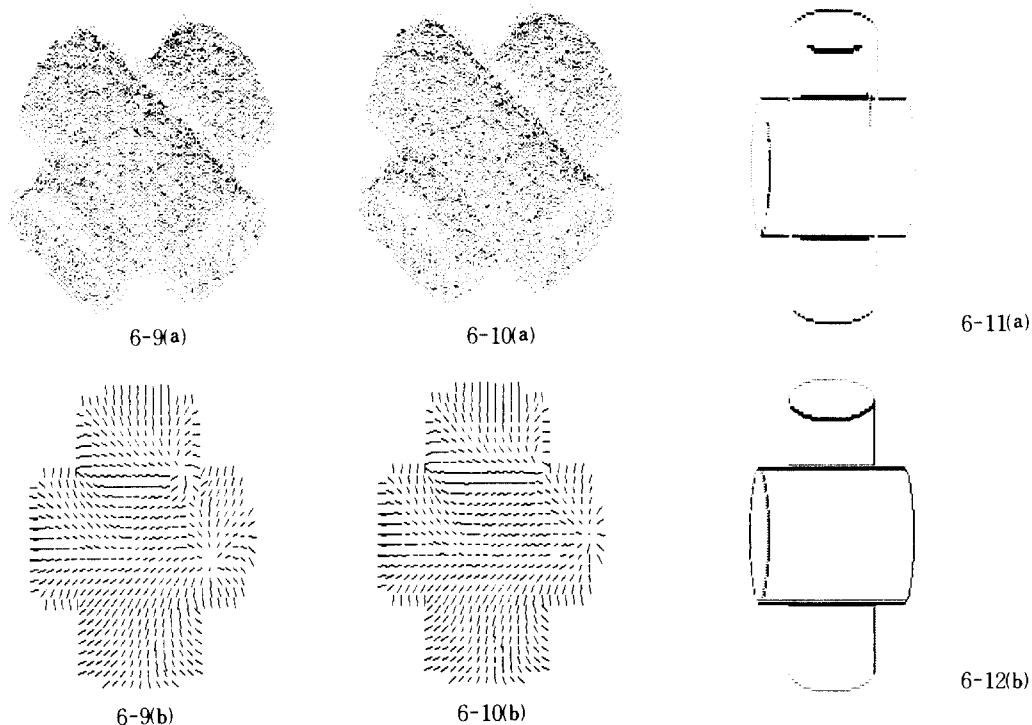


그림 6. 모든 a는 깊이 성분이며 b는 바늘 지도를 도식한 것. 그림6-1, 4, 7, 9는 Horn의 알고리즘이며, 6-2, 5, 8, 10은 저항 회로망이고 6-3, 6은 상하위 문턱치 저항망의 결과이다. 6-1, 2, 3은 경계값이 전부 주어진 경우이며 6-4, 5, 6은 경계 값의 일부가 상실된 경우이고 6-7, 8과 6-9, 10은 각기 10%와 50%의 랜덤 노이즈를 부가한 경우의 결과이다. 6-11과 12는 6-3과 6의 실행 결과로 동작된 라인 프로세서이다. 굵은 선은 수평 라인 프로세서이며 점선은 수직 라인 프로세서이다.

Fig. 6. All a and b illustrate the depth component and the needle diagram. Fig 6-1, 4, 7, 9: results of Hoqn' algorithm. Fig 6-2, 5, 8, 10: results of resistive nets. Fig 6-3, 6: results of up and low thresholding resistive net. 6-1, 2, 3: the case of giving all occluding boundary. 6-4, 5, 6: the case of losing partly the boundary information. 6-7, 8 and 6-9, 10 are results adding 10% and 50% random noise. Fig 6-11 12: the result line processor executing Fig 6-3, 6. Thickened line and dotted line represents the vertical and the horizontal lineprocessor respectively.

있다. 면 내의 주름진 부분(Crease Parts)에서는 3과 2의 경우가 1의 경우에 비해 좀 날카로운 에지를 갖는다. 그림4, 5, 6과 같이 좌측 면 경계 값의 일부가 상실된 경우 왼쪽 불연속 구간에서의 변화를 관찰해 보면 4의 경우는 뒷편의 원통면이 매우 많은 영향을 받아 물체들 사이의 구분이 어렵다. 5와6에서 이 같은 현상은 점점 개선되어 감을 알 수 있다. 그림7, 8은 10%와 50%의 랜덤 노이즈가 부가된 경우이며 10%의 노이즈는 노이즈가 부가되지 않은 경우와 차이가 없으며 50% 경우는 영향의 정도가 눈에 보일 정도이다. 물체의 우측면에서 일어나는 현상에서 Horn의 알고리즘과 저항 회로망의 비교에서 알 수 있듯이 저항 회로망의 경우가 더욱 견고함을

알 수 있다. 상하위 문턱치의 경우 라인 프로세서의 오동작으로 수렴조차 어려울 정도였다. 그래서 라인 프로세스를 사용하는 경우는 영상복구(Image Restoration)가 이루어진 후에, 알고리즘의 수행이 요구된다.

최근까지 여러분야에서 신경망을 적용하려는 노력이 이루어져 왔다. 그러나 이것은 기존 알고리즘의 한계성을 뛰어 넘는 데는 아무런 열쇠도 제공해주지 못했다. 그러하더라도 기존의 알고리즘을 수행해 줄 수 있는 신경망의 제안은 인간의 신경 세포와 유사한 기능을 갖는 프로세스들로서 기존의 알고리즘을 수행할 수 있다는 가능성을 시사하는 의미에서 매우 중요한 일이다. 몇 가지 수동 소자와 능동 소자

로서 신경의 특성을 나타내는 것은 아주 오래된 방식이다. 본 논문에서는 명암 변화에서 형상을 재현할 수 있는 저항 회로망과 그의 불연속 문제를 뛰어 넘을 수 있는 상하위 문턱치를 갖는 저항 회로망을 제시하였고 이들로 부터 물체 내의 불연속 부분(creas parts)과 물체가 서로 겹쳐져 있는 부분(discontinuous parts)을 더 뚜렷하게 하여 보다 나은 형상을 재현할 수 있음을 알 수 있었다.

신경망을 실현시키는 데는 광학에 의한 것과 VLSI에 의한 두 가지 방안이 있으며 저항 회로망과 같은 것을 VLSI화하는 것은 현재의 기술 수준으로는 많은 어려움을 갖고있을 것이다. 특히 제시된 저항회로에서 저항 값은 광원의 위치에 따라 변하게 되어 VLSI 화에 어려움을 한층 더 해준다. 하나 이와같은 저항 회로망을 초집적할 수 있는 기술과 소자 개발이 따라 준다면 제안된 저항 회로망은 기존의 알고리즘에 비해 몇 백배 빠른 수행을 할 수 있을 것이다.

부록 1

보간을 할 때 보간 가능성(interpolability)과 평활화(smoothness)구속 조건은 매우 중요한 의미를 갖는다. 그 중에 스플라인 연산자는 연산자 내에 평활화 구속을 내포하고 있으며 Duchon과 Meinguet은 Tikhonov의 단일 변수 안정자를 확장하여 다음과 같은 일반화된 스플라인 범함수(Generalized Spline Functionals)를 제안했다.

$$\begin{aligned}
 |f|_m^2 &= \sum_{i=1}^d \int_{R^d} f^2 \\
 |f|_m^2 &= \sum_{i=1}^d \int_{R^d} \left(\frac{\partial^m f(x)}{\partial x_{i1} \dots \partial x_{im}} \right)^2 dx \\
 &= \int_{R^d} \sum_{j_1+\dots+j_d=m} \frac{m!}{j_1! \dots j_d!} \left(\frac{\partial^m f(x)}{\partial x_{1j_1} \dots \partial x_{dj_j}} \right)^2 dx \quad (r1-1)
 \end{aligned}$$

이것은 d차원에서 함수 f(x)에 대한 것이다. 또 $x=[x_1, \dots, x_d]^2$ 이다. 일반 범함수 R_d 에서 데이터의 전이(Translation), 회전(Rotation), 상사 변환(Similarity Transformation)에 대해 불변이다. 이같은 불변 특성은 초기 시각 전반에 반드시 요구되는 바 물체가 영상면에 평행하게 이동하거나 회전하여도 모양이 변해서는 안된다.

2차원의 경우(d=2), 식(r1-1)의 일반화된 스플라인 범함수는

$$|f|_m^2 = \iint_{R^2} \sum_{i=0}^m \binom{m}{i} \left(\frac{\partial^m}{\partial x^i \partial y^{m-i}} \right)^2 dx dy \quad (r1-2)$$

가 된다. 윗 식에서 $m=1$ 일때 범함수는 $f=n(x, y)$ 에 대해

$$|n|_1^2 = \iint_{R^2} (n_x^2 + n_y^2) dx dy \quad (r1-3)$$

가 되며 이것은 얇은 고무판과 같이 잘 구겨지는 물체의 적은 에너지와 비례한다. 식(r1-2)에서 $m=2$ 일때, 스플라인 범함수 $f=p(x, y)$ 에 대해

$$|n|_2^2 = \iint_{R^2} (n_{xx}^2 + 2n_{xy}^2 + n_{yy}^2) dx dy \quad (r1-4)$$

이며 이것은 고무판 처럼 잘 구겨지지는 않지만은 Poisson 비가 영이 되는 강판과 같이 휨성이 좋은 물체의 휨 에너지와 비례한다. 이의 Euler-Lagrange 방정식은 양조화 함수인

$$\nabla^4 n = 0 \quad (r1-5)$$

가 되며 여기에서 $\nabla^4 n = n_{xxxx} + 2n_{xxyy} + n_{yyyy}$. 일상적으로 영상내에는 여러가지 불연속이 있으며 면 방향 불연속과 깊이 불연속이 있다. 면 방향의 불연속은 대개 물체 내부에서 생기며 이는 잘 구겨지는 물체의 변형 에너지에 해당 된다고 볼 수 있으며 물체들이 서로 겹치는 곳에는 깊이 불연속 및 면 방향 불연속이 있게 되며 여기에는 아무런 구속 조건을 가하지 않는다. 하지만 일상적으로 물체 내부는 매우 매끈하여 휨성이 좋은 물체의 힘 에너지에 해당된다고 볼 수 있으며 영상내에는 이와 같은 부분이 같이 존재함으로 식(r1-3)과 식(r1-4)를 같이 묶으면

$$\begin{aligned}
 |n|_{Z_w(\xi, \eta)}^2 &= \iint_{R^2} \xi(x, y) \{ [1 - \eta(x, y)] (n_x^2 + n_y^2) \\
 &\quad + \eta(x, y) (n_{xx}^2 + 2n_{xy}^2 + n_{yy}^2) \} dx dy \quad (r1-6)
 \end{aligned}$$

이 되며 이에 대한 Euler-Lagranger 방정식을 식9의 마지막 항에 대입시키면

$$\frac{\partial E}{\partial n} = (I(x, y) - n \cdot s) \cdot s + \xi (\eta \nabla^2 n + (1 - \eta) \nabla^4 n) \quad (r1-7)$$

이다. 이산화시키면

$$\begin{aligned}
 (I(x, y) - n \cdot s) \cdot s + \\
 \xi_{i,j} \{ 4\eta_{i,j} / \varepsilon^2 (n_{i,j} - u) + 20 / \varepsilon^4 (1 - \eta_{i,j}) (n_{i,j} - v^2) \} = 0 \quad (r1-8)
 \end{aligned}$$

가 되며 여기서

$$u = 1/4 (n_{i,j+1} + n_{i,j-1} + n_{i-1,j} + n_{i+1,j})$$

이고

$$\begin{aligned}
 v^2 &= 1/20 \{ 8(n_{i+1,j} + n_{i-1,j} + n_{i,j+1} + n_{i,j-1}) \\
 &\quad - 2(n_{i+1,j+1} + n_{i+1,j-1} + n_{i-1,j+1} + n_{i-1,j-1}) \\
 &\quad - (n_{i+2,j} + n_{i-2,j} + n_{i,j+2} + n_{i,j-2}) \}
 \end{aligned}$$

이다. 편이상 n의 x 성분에 대해서만 식을 전개하면

$$I(x, y) sx - sx^2 nx - sxsynx - sxsznx + \zeta_{i,j} \{ 4\eta_{i,j} / \epsilon^2 (nx_{i,j} - u) + 20/\epsilon^4 (1 - \eta_{i,j}) (nx_{i,j} - v^2) \} = 0 \quad (r1-9)$$

이 되며 식 r1-8에 sxsynx와 sxsznx를 추가시키면

$$I(x, y) sx - sx^2 nx - sxsynx - sxsznx + sxsznx - sxsynx + sxsznx - sxsznx + \zeta_{i,j} \{ 4\eta_{i,j} / \epsilon^2 (nx_{i,j} - u) + 20/\epsilon^4 (1 - \eta_{i,j}) (nx_{i,j} - v^2) \} = 0 \quad (r1-10)$$

이고

$$I(x, y) sx - (sx^2 + sxsy + sxsx) nx + sxsy (nx - ny) + sxsx (nx - nz) + \zeta_{i,j} \{ 4\eta_{i,j} / \epsilon^2 (nx_{i,j} - u) + 20/\epsilon^4 (1 - \eta_{i,j}) (nx_{i,j} - v^2) \} = 0 \quad (r1-11)$$

이며

$$sx (sx + sy + sz) (I(x, y) / (sx + sy + sz) - nx) + sxsy (nx - ny) + sxsx (nx - nz) + \zeta_{i,j} \{ 4\eta_{i,j} / \epsilon^2 (nx_{i,j} - u) + 20/\epsilon^4 (1 - \eta_{i,j}) (nx_{i,j} - v^2) \} = 0 \quad (r1-12)$$

으로 된다. 여기에서 저항회로망에서 다른 저항으로부터 받는 전류량은 ζ, η 의 선택에 의해서 결정되며 약한 캐패시턴스를 부가하면 식 r1-11은

$$dnx/dt = sx (sx + sy + sz) (I(x, y) / (sx + sy + sz) - nx) + sxsy (nx - ny) + sxsx (nx - nz) + \zeta_{i,j} \{ 4\eta_{i,j} / \epsilon^2 (nx_{i,j} - u) + 20/\epsilon^4 (1 - \eta_{i,j}) (nx_{i,j} - v^2) \} = 0 \quad (r1-13)$$

이며 이는 다시

$$mx_{i,j}^{k+1} = nx_{i,j}^k + E/nx_{i,j}^k \quad (r1-14)$$

$$nx_{i,j}^{k+1} = mx_{i,j}^{k+1} / |mx_{i,j}^{k+1}|$$

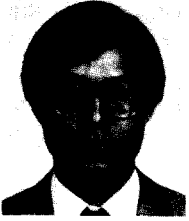
와 같이 된다. 이 경우는 1,2차 스플라인 연산자를 사용하여 불연속 문제를 극복하기 위해 라인 프로세스를 사용하지 않지만, 대신에 불연속 부분을 미리 알고 있어야 한다.

參 考 文 獻

[1] B.K.P. Horn, Robot Vision, Cambridge, MA and New York, NY: M.I.T. Press, and Mcgraw-Hill, 1986.
 [2] S. Rall, "Cable theory for dendritic neurous," Methods in neuronal modeling from synapsis to networks, M.I.T. Press, pp. 9-62, 1989.

[3] I. Segev, J.W. Fleshman and R.E. Burke, "Compartmental models of complex neurons," Methods in Neuronal Modeling from Synapsis to Networks, M.I.T. press, pp. 63-96, 1989.
 [4] A.N. Tikhonov and V.Y. Arsenin, Solution of ill-posed problems, Washington. D.C., Winston and Sons. 1977.
 [5] C. Koch, J.L. Carval, and M.J. Hutchinson, "Computing motion using resistive network," Neural Information Processing System, American Institute of Physics, New York Press, pp. 422-431, 1986.
 [6] D. Terzopoulos, "Regularization of inverse visual problems involving discontinuities," IEEE PAMI-8, no. 4, July 1986.
 [7] D. Lee and T. Pavlidis, "One-dimensional regularization with discontinuity," IEEE PAMI-10, no. 6, Nov. 1988.
 [8] S. Geman and D. Geman, "Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the baysian restoration of images," IEEE PAMI 6, no. 6, pp. 721-741, Nov. 1984.
 [9] A. Zisserman and A. Blake, Visual Reconstruction, M.I.T. press Cambridge MA., 1987.
 [10] C. Koch, J.L. Marroquin and A.L. Yuille, "Analog neuronal netowkrs in early vision," M.I.T. A.I. Lab., Cambridge, MA. AI memo 751, 1985.
 [11] M.J. Brooks and B.K. P. Horn, "Shape and source from shading," IJCAI'85, pp. 932-936, 1985.
 [12] T. Poggio, C. Koch, "Ill-posed problems in early vision from computational theory to analogue networks," Proc. Royal London B226, pp. 308-323, 1985.
 [13] 우창우, 박종훈, 차국찬, 최종수, "아날로그 저항 회로망을 이용한 명암 분포에서 형상 계측," 한국 통신학회 제 2 회 신호처리 합동학술 대회 논문집, 1989. 9
 [14] 최연성, "영상의 명암 분포에서 물체의 형상 복구와 인식," 중앙대학교 대학원 전자공학과, 박사학위 논문, 1990. 2.

 著 者 紹 介

**車 國 黃** (正會員)

1959年 1月 19日生. 1985年 2月
 중앙대학교 전자공학과 졸업. 19
 87年 8月 중앙대학교 대학원 전
 자공학과 졸업. 1988年 2月~현
 재 중앙대학교 대학원 전자공학
 과 박사과정. 주관심분야는 컴퓨

터 시각, 신경망 등임.

崔 宗 秀 (正會員) 第25卷 第12號 參照

현재 중앙대학교 전자공학과
 부교수