

論文95-32B-1-14

# 확산 신경 회로망을 이용한 광대역 공간 주파수 성분의 윤곽선 검출

## (Edge Detection of Wide Band Width Spatial Frequency Components by the Diffusion Neural Network)

李 忠 鎬 \* , 權 栗 \* , 金 在 昌 \* , 南 基 坤 \* , 尹 台 焄 \*

(Choong Ho Lee, Yool Kwon, Jae Chang Kim, Ki Gon Nam, and Tae Hoon Yoon)

### 요 약

자극을 주변으로 전달함으로써 가우스 함수를 실현하는 확산 신경 회로망을 DOG(difference of two Gaussians) 연산에 적용하면, 영상의 밝기 변화를 검출할 수 있다. 이 때 DOG는 서로 비슷한 두 가우스 함수로 구성되므로 LOG(Laplacian of a Gaussian:  $\nabla^2 G$ )와 유사하고, 대역 통과 특성을 가진다. 본 논문에서는 DOG를 실현하는 확산 신경 회로망을 이용하여, LOG와는 특성이 다른, 폭이 매우 좁은 가우스 함수와 폭이 매우 넓은 가우스 함수로 구성되는 DOG를 실현한다. 이 함수는 LOG가 중첩된 것과 같은 특성을 가지며 대역폭이 넓다. 따라서 영상 처리에서 넓은 대역에 걸친 공간 주파수 성분의 윤곽선 검출에 효과적으로 사용될 수 있다.

### Abstract

The diffusion neural network forms a Gaussian distribution by transferring an excitation to the surround. A DOG(difference of two Gaussians) is obtained by the diffusion neural network. This type of the DOG, which can detect the intensity changes of an image, has the same shape as a LOG(Laplacian of a Gaussian:  $\nabla^2 G$ ) and narrow band pass characteristics. In this paper we show that another type of the DOG which has a very narrow Gaussian for the excitatory and a very wide Gaussian for the inhibitory, can be formed by the diffusion process of this network. This type of the DOG has a wide band width in spatial frequency domain and can be used efficiently in detecting special type of edges.

### I. 서 론

\* 正會員, 釜山大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Engineering, Pusan National Univ.)

接受日字 : 1993年 10月 11日

고등 동물은 환경 인식의 주된 정보를 시각에 의존한다. 시각 정보 처리에서는 영상을 전처리(preprocessing)한 후 필요한 특징만을 추출하는데, 영상의 밝

기가 급격히 변하는 윤곽선은 전처리 과정에서 검출되는 중요한 정보이다. 이에 따라 동물의 눈에서 영상의 밝기 변화를 검출하는 전처리 능력을 파악하고, 이것을 컴퓨터의 시각 시스템에 적용하고자 하는 연구가 활발히 진행되고 있다.

눈의 시각 처리 기능에 대하여 Enroth-Cugell 과 Robson<sup>11)</sup>은 공간적으로 폭이 좁은 가우스 함수와 폭이 넓은 가우스 함수의 차, 즉 DOG라고 밝혀내었으며, Rodieck<sup>12)</sup>은 여기에 시간에 따라 지수 함수적으로 감쇄하는 현상을 추가하여 이것을 시공간적인 함수로 수식화하였다. Marr와 Hildreth는 DOG 함수와 유사한 함수로, 가우스 함수를 2차 미분한 LOG 함수를 제시하였으며, 이 함수가 영상의 밝기 변화 검출에 효과적으로 적용됨을 보였다.<sup>13)</sup> 그리고 권울 등은 동물의 신경망에서 행해지는 신호 전달 형태를 자극의 확산으로 보고, 자극을 확산하여 가우스 분포를 형성하는 확산 신경 회로망 모델을 제안하고, 이 모델을 DOG 연산에 적용하였다.<sup>14-16)</sup>

본 논문에서는 확산에 의해 형성되는 가우스 함수를 공간적인 함수일 뿐만 아니라 시간적인 함수로 설정하고, 확산에 의해 형성된 DOG 함수의 공간적인 특성이 입력의 인가 시간에 따라 달라짐을 보이고자 한다. 즉 서로 근사한 두 가우스 함수의 차로 표현되는 DOG를 구현하는 신경 회로망에서 자극을 지속적으로 입력하면 폭이 매우 좁은 가우스 함수와 폭이 매우 넓은 가우스 함수와의 차로 구성되는 DOG를 얻을 수 있다. 이러한 특성은 각 확산 단계의 반응이 모두 중첩되기 때문이며, 공간 주파수 대역폭이 대단히 넓어서 영상의 윤곽선 검출에 매우 효과적으로 적용될 수 있음을 보인다.

2장에서는 DOG를 실현하는 확산 신경 회로망에 대해 기술하고, 3장에서는 본 논문에서 제안한 방법으로 분산이 크게 다른 두 가우스 함수로 구성되는 DOG가 이 회로망으로 실현될 수 있음을 보인다. 그리고 4장에서는 제안된 방법이 영상의 윤곽선 검출에 효과적임을 시뮬레이션을 통해 보이고, 5장에서 결론을 짓는다.

II. DOG를 실현하는 확산 신경 회로망

임펄스 형태의 자극이 눈에 가해지면 자극을 받은 망막의 중앙 영역에서는 흥분성 반응을 하고 그 주변에서는 억제성 반응을 한다. 이러한 반응은 흥분-중심 억제-주변(ON-center OFF-surround)이라 불리우며, 폭이 좁은 가우스 분포의 흥분 반응과 폭이 넓은 가우스 분포의 억제 반응의 중첩된 결과이다. 즉 망막의 반

응 함수는 서로 다른 표준 편차의 두 가우스 분포 함수의 차이인 DOG이며, DOG의 두 가우스 함수중에서 흥분 가우스 함수의 분산은 억제 가우스 함수보다 작다. DOG 함수는 다음과 같이 표현된다.

$$DOG = \frac{k_1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}\right) - \frac{k_2}{\sqrt{2\pi\sigma_2^2}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_2^2}\right) \quad (1)$$

여기서  $k_1, k_2$ 는 상수로 0보다 크며,  $\sigma_1$ 과  $\sigma_2$ 는 가우스 함수의 표준 편차로서  $\sigma_1 < \sigma_2$ 이다. 이와 같은 DOG 함수는 대역 통과와 응답 특성을 가지고 있으며, 망막에 맺힌 영상의 윤곽선을 뚜렷하게 강조하는 역할을 한다.

그물과 같은 구조로 연결되어 있는 신경 회로망에서는 가우스 분포 함수가 쉽게 구현된다. 그물 구조의 신경 회로망에서 하나의 신경 세포에 외부 자극이 인가 되면 그 자극은 주변의 신경 세포들로 전달되어 주변의 신경 세포들도 자극을 받게 된다. 이와 같이 자극이 퍼지는 확산 현상의 결과로 가우스 분포가 형성된다. 양의 값을 갖는 흥분성 입력과 음의 값을 갖는 억제성 입력이 중첩되어 신경 회로망에서 확산되면, 두가지 타입의 가우스 함수가 중첩된 결과인 DOG 함수가 얻어진다. 현실적으로 외부 자극에 음의 값을 없기 때문에 양의 값을 갖는 입력에 대해 중앙에서는 양의 반응을 하고 주변에서는 음의 반응을 하는 신경 회로망을 별도로 구성하고, 그 출력을 확산하면 된다.

그럼 1은 DOG 함수를 확산으로 실현하는 1차원의 확산 신경 회로망 모델이다.<sup>15,6)</sup>

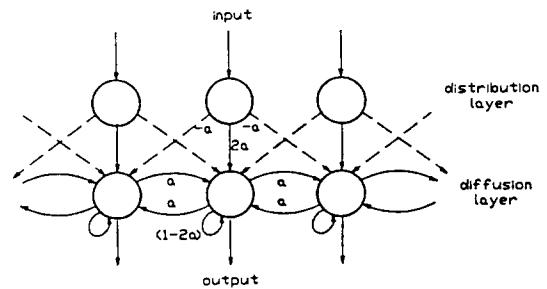


그림 1. DOG를 구현하는 확산 신경 회로망.  
Fig. 1. The diffusion neural network performing a DOG.

그림 1의 분배층(distribution layer)은 외부 자극에 대해 중앙의 흥분성 반응과 주변의 억제성 반응의 중첩을 얻기 위한 것이다. 중앙의 흥분성 반응은 임펄스 형태의 흥분 분포인 (0, 1, 0)이고, 주변의 억제성 반응은 흥분 반응이 한번 확산되고(이 때 확산 계수는

$\alpha$  음의 값이 취해진  $-(\alpha, 1-2\alpha, \alpha)$ 이다. 이 두 반응의 중첩된 값인  $(-\alpha, 2\alpha, -\alpha)$ 가 확산 계수  $\alpha$ 로 확산되면 DOG 함수가 얻어진다. 그림 1에서 분배층의 각 신경 세포는 마주 대하는 확산층(diffusion layer)의 신경 세포를  $2\alpha$ 로 흥분시키고, 바로 양 옆으로 대하는 확산층의 신경 세포를  $-\alpha$ 로 억제시킨다. 확산층에서는 흥분과 억제가 중첩된 흥분중심 억제주변의 입력이 확산되어 DOG가 형성 된다.

이 모델을 식으로 표현하면

$$V(m, n+1) = \alpha V(m-1, n) + \alpha V(m+1, n) + (1-2\alpha)V(m, n) + 2\alpha I(m, n) - \alpha I(m-1, n) - \alpha I(m+1, n) \quad (2)$$

이 된다. 여기에서  $V(m, n)$ 은 신경 세포의 상태, 즉 반응의 세기이고,  $I(m, n)$ 은 입력이며,  $m$ 은 공간적인 위치,  $n$ 은 확산 횟수로서 시간을 의미한다. 입력  $I(m, n)$ 으로 임펄스를 인가하면 DOG를 얻을 수 있다. 여기에서 얻어진 DOG를 구성하는 흥분 가우스 분포  $G_e(m, n)$ 은 근사적으로 가우스 함수  $G(m, n)$ 과 같다. 즉,

$$G_e(m, n) \approx G(m, n) \quad (3)$$

$$G(m, n) = \frac{1}{\sqrt{4\pi\alpha n}} \exp\left(-\frac{m^2}{4\alpha n}\right) \quad (4)$$

이며, 이 때 분산은

$$\sigma^2 = 2\alpha n \quad (5)$$

이 된다. 또 억제 가우스 분포  $G_i(m, n)$ 은 흥분 가우스 분포에서 한번 더 확산된 형태이므로

$$G_i(m, n) = G(m, n+1) \quad (6)$$

이 된다. 따라서 이 모델의 출력  $V(m, n)$ 은 근사적으로

$$V(m, n) = [G(m, n) - G(m, n+1)] * I(m, n) \quad (7)$$

으로 표현되며, 이 식은 입력  $I(m, n)$ 에 대해 DOG 연산이 이루어짐을 뜻한다. 그리고  $G(m, n+1)$ 에서의  $(n+1)$ 은 확산 횟수를 의미하며,  $n$ 번째의 상태에서 한번 확산되었음을 나타낸다.

DOG 함수의 특성은 두 가우스 함수의 분산비(variance ratio)에 따라 달라진다. 억제 가우스 함수를 형성하기 위한 확산 횟수는 흥분 가우스 함수를 형성하기 위한 확산 횟수보다 한 횟수만큼 더 크므로 두 가우스 함수의 분산비는

$$\frac{\sigma_i^2}{\sigma_e^2} = \frac{n+1}{n} \quad (8)$$

이 된다. 여기에서  $\sigma_i^2$ 은 억제 가우스 함수의 분산값을,  $\sigma_e^2$ 은 흥분 가우스 함수의 분산값을 나타낸다.  $n$ 이 커지면, 이 값은 1에 가까워지며, 두 가우스 함수는 서로 비슷해진다. 이 때 DOG는 LOG와 거의 유사하게 된다.

임펄스의 입력이 가해졌을 때, 확산 계수가 1/4인 이 모델의 반응을 그림 2에 나타내었다. 확산이 반복됨에 따라 반응은 점점 더 LOG 함수와 같은 모양이 된다.

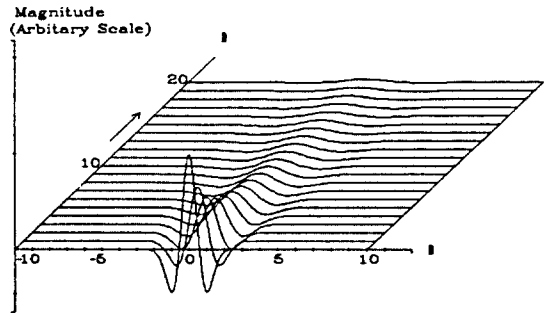


그림 2. 임펄스 입력에 대한 반응( $m$ : 공간적 위치,  $n$ : 확산 횟수)

Fig. 2. The impulse responses( $m$ : the spatial location,  $n$ : the number of diffusion iterations).

그러나 확산이 반복될수록 반응의 크기는 감소되어 간다. 이것은 확산 횟수가 클수록 두 가우스 함수가 비슷해져서 그 차이값이 적어지기 때문이다.

### III. 확산 신경 회로망에 의한 분산비가 큰 DOG의 실현

일반적으로 고역 통과 여파기(high pass filter)는 잡음에 강한 반응을 하므로 잡음이 많은 영상에서 윤곽선의 검출에 사용하기에는 부적합하다. 대역 통과 특성을 가지는 LOG 함수는 분산을 조정하면 잡음을 억제 하면서 다양한 밝기 변화를 검출할 수 있어 윤곽선 검출에도 널리 사용되고 있다. 그러나 밝기 변화가 급격한 윤곽선은 공간 주파수 특성으로 보아 대역폭이 크므로, 이의 검출을 위해서는 광대역폭을 갖는 함수가 더 효과적이라 할 수 있다. 분산비가 큰 DOG 함수는

대역폭이 크고, 윤곽선에 대해 급격히 변하는 영교차 반응을 가질 뿐 아니라 그 변화의 세기가 커서 반응 그 자체로 윤곽선을 강조하기도 한다.

그림 1의 확산 신경 회로망 모델로 분산비가 1에 가까운 DOG 함수를 실현할 수 있을 뿐만 아니라, 또한 분산비가 매우 큰 DOG함수도 얻을 수 있다. 분산비가 매우 큰 DOG는 그림 1의 모델에 임펄스 형태의 자극을 지속적으로 입력하여 확산하면 얻어진다. 지속적인 입력에 대해서 이 모델의 출력은 현재 입력이 확산된 값과 과거에 입력되어 확산된 값들이 모두 중첩되어 나타난다. 즉, 처음에 입력된 자극이 확산 신경 회로망에서 확산되고 있고, 두번째 입력된 자극도 같이 중첩되어 확산된다. n번째 자극이 입력되었을 때, 확산 신경 회로망에는 첫번째 입력된 자극이 n번 확산되어 있고, 두번째 입력된 자극은 (n-1)번 확산되어 있으며, 세번째는 (n-2)번 확산되어 있는 등, 마지막에 입력된 자극이 한번 확산되어 있는 것까지, 각 확산 단계에서의 모든 반응이 중첩되어 나타난다.

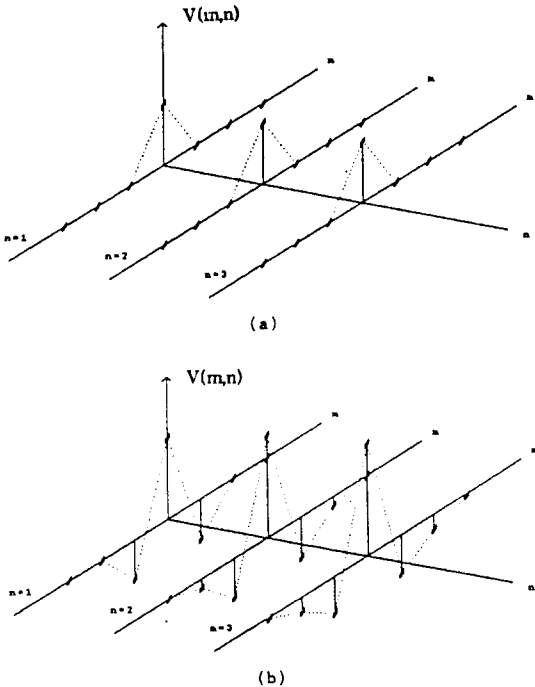


그림 3. 연속 입력에 대한 반응

(a) 입력, (b) 반응

Fig. 3. The response to consecutive input impulses.

(a) inputs, (b) responses.

그림 3은 연속 입력에 대한 이 모델의 반응이고, 공

간적인 임펄스 자극 (... 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0 ...) 이 계속 입력될 때 이 입력에 대한 각 단계에서의 반응을 나타내고 있다. 첫번째 반응은 첫 입력이 한번 확산된 것으로 (... 0, 0, -1/4, 2/4, -1/4, 0, 0 ...)이고, 두번째 반응은 첫 입력이 2번 확산된 결과인 (... 0, -1/16, 0/16, 2/16, 0/16, -1/16, 0 ...)과 두번째 입력이 한번 확산된 결과인 (... 0, 0, -1/4, 2/4, -1/4, 0, 0 ...)의 중첩으로 (... 0, -1/16, -4/16, 10/16, -4/16, -1/16, 0 ...)이 된다. 세번째 반응은 임펄스 입력이 세번 확산된 결과, 두번, 및 한번 확산된 결과들의 합이 된다. 따라서 n번째 입력이 있을 때, 출력 V(m,n)은

$$V(m, n) = \sum_{k=1}^n [G(m, k) - G(m, k+1)] * I(m, n-k+1) \quad (9)$$

으로 표현될 수 있다. 여기에서 G(m,n)은 근사적으로 식 (4)와 같이 가우스 함수이며, \* 기호는 공간적인 콘볼루션만 연산됨을 뜻한다.

지속적인 입력에 대해서는  $I(m, 1) = I(m, 2) = \dots = I(m, n)$ 이므로, 식 (9)는

$$V(m, n) = [G(m, 1) - G(m, n+1)] * I(m, n) \quad (10)$$

이 된다. 여기에서 G(m,n+1)은 확산 횟수가 (n+1)인 가우스 함수를 의미한다. 이것은 폭이 매우 좁은 가우스 함수 G(m,1)와 폭이 매우 넓은 가우스 함수 G(m,n+1)의 차로 표현되는 DOG이다. 이 경우 두 가우스 함수의 분산비는 (n+1)이 된다. 이와 같은 반응을 그림 4에 나타내었다. 그림 4(a)에서 실선은 지속적인 입력에 대한 반응 특성이며, 점선은 순간적인 입력에 대한 반응으로 분산비가 1에 가까운 DOG 함수를 나타낸 것이다. 그림 4(b)는 순간 입력에 대한 각 확산 단계에서의 반응으로, 분산비가 1에 가까운 DOG 함수들이며, 이들의 합이 그림 4(a)의 실선을 형성한다.

폭이 매우 좁은 가우스 함수와 폭이 매우 넓은 가우스 함수의 차로 구성된 DOG의 주파수 대역은 LOG의 대역 통과 주파수 대역이 중첩된 것으로써, 높은 공간 주파수 대역에서부터 낮은 공간 주파수 대역이 모두 중첩된 것이다. 대역폭이 넓은 연산자는 영상에서 밝기가 급격히 변하는 경계선인 윤곽선과 같이 폭넓은 주파수 대역을 가진 특징을 추출하는데 적합하다. 대역폭이 넓은 이 모델은 윤곽선에 대해 매우 강하게 반응한다. 이 함수는 윤곽선의 바로 주변에서 매우 강한 반응을 하므로 반응 자체를 윤곽선으로 인식하여도 되고, 윤곽선 자체에 대해서는 급격한 영교차로 반응하므로 영교차의 검출도 용이하다. 또한 이 함수는 고주파 성

분만을 가진 임펄스 형태의 잡음에 대해서는 약한 반응을 하므로 잡음에 대해서는 억제 효과를 가진다.

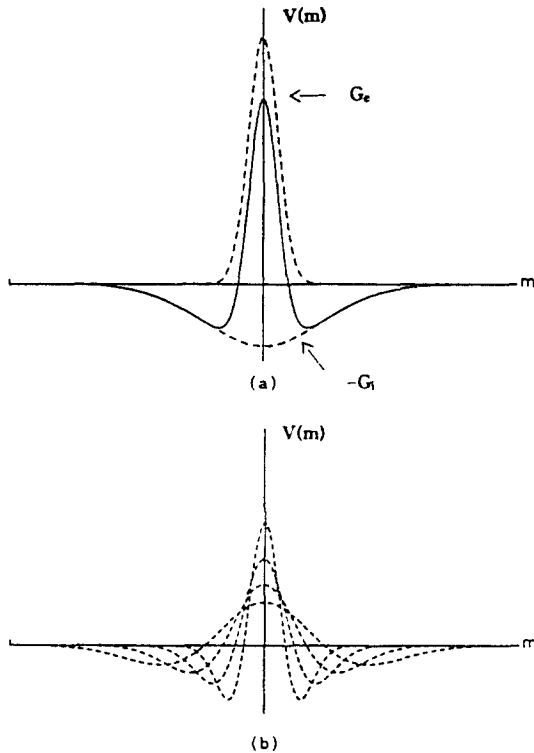


그림 4. 연속 입력에 대한 반응 특성. (a) 연속 임펄스에 대한 반응(실선은 반응, 점선은 두 가우스 함수), (b) 순간 입력에 대한 반응의 몇가지 예

Fig. 4. The characteristics to consecutive inputs. (a) the overall response to consecutive input impulses(solid curve : the overall response, dotted ones : two Gaussians), (b) some examples of the response to each spot excitation during the consecutive input impulses.

이러한 의미를 나타내는 한 예를 그림 5에 나타내었다. 이 그림은 사각형 모양의 자극과 작은 사각형 모양의 미세 자극이 함께 섞여 있는 입력에 대한 반응이다. x로 연결된 실선은 연속 입력에 대한 반응으로서 분산비가 큰 DOG 함수에 대한 연산 결과이고, +로 연결된 점선은 순간 입력에 대한 반응으로서 분산비가 작은 DOG 함수에 대한 연산 결과이다. 순간 입력인 경우에는 큰 자극과 작은 자극 모두에 대해 영교차로 반응한다. 작은 자극이 잡음이어서 이를 제거하고자 하

면, 확산을 더 반복하여 더 낮은 공간 주파수에 대해 반응하도록 하여야 한다.

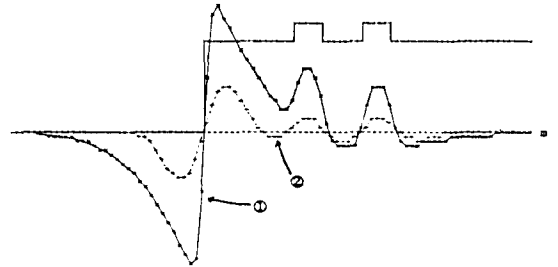


그림 5. 사각형 모양의 자극과 작은 사각형 모양의 미세 자극이 함께 섞여 있는 입력에 대한 반응. ①은 연속 입력에 대한 반응, ②는 순간 입력에 대한 반응

Fig. 5. An example of the response to a rectangular excitation mixed with small ones. Solid curve ① is the response to consecutive inputs and dotted curve ② is that to a spot input.

반면에 연속 입력으로 가한 경우에는 큰 사각형의 윤곽선에 대해서 훨씬 더 강하고 윤곽선의 위치에 가깝게 반응한다. 그리고 큰 사각형 근처에 위치한 작은 사각형에는 영교차의 반응을 하지 않으면서, 작은 자극이 큰 자극과 멀리 떨어져 있을 때에는 영교차로 반응한다. 따라서 외부 자극을 연속적으로 입력하면, 큰 표적의 근처에 있는 미세한 잡음을 제거할 수 있다. 이 모델의 출력  $V(x,t)$ 를 수학적으로 표현하면,

$$V(x, t) = \nabla^2 G(x, t) * I(x, t) \tag{11}$$

가 된다. 여기에서 \* 기호는 시간 및 공간에서의 컨볼루션을 뜻하며, 식 (11)은

$$V(x, t) = \int_0^t dt' \int_{-\infty}^{\infty} d\eta \nabla^2 G(\eta, \tau) I(x-\eta, t-\tau) \tag{12}$$

로 표현된다. 시공간적인 임펄스  $\delta(x,t-t_0)$ 에 대한 해는

$$V(x, t) = \nabla^2 G(x, t-t_0) \tag{13}$$

가 되고, 공간적인 임펄스  $\delta(x)$ 에 대한 해는

$$V(x, t) = \frac{1}{\alpha} [ G(x, t) - G(x, t_0) ] \tag{14}$$

가 되어, 분산이 매우 작은  $G(x,t_0)$ 와 분산이 매우 큰

$G(x,t)$ 의 차, 즉 분산비가 매우 큰 DOG로 표현될 수 있다. 식 (14)는 확산 방정식<sup>18)</sup>  $\alpha \nabla^2 G = aG/at$ 를 이용하여 구한 것이다.

#### IV. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문의 시뮬레이션에서는 2차원 모델을 구성하여 영상의 윤곽선 검출에 적용하였다. 2차원 모델은, 그림 1의 1차원 모델에서 각 신경 세포가 좌우 두 개의 신경 세포들간에만 연결되는 대신에, 주변에 있는 네 개의 신경 세포들과 연결되는 구조를 가진다. 이 모델의 신경 회로망층을 각각 64 x 64 개의 신경 세포로 구성하였으며, 확산 계수  $\alpha$ 는 전과정에 걸쳐 1/6을 사용하였다.

입력 영상은 그림 6의 64 x 64 링컨 영상을 사용하였다.



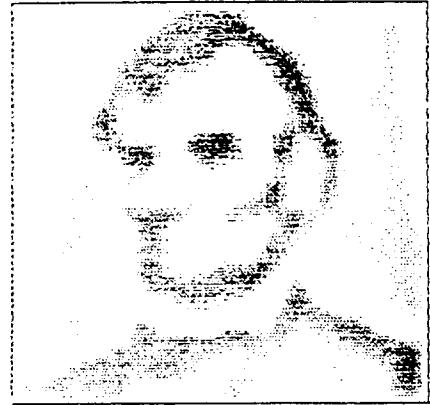
그림 6. 입력으로 사용한 링컨 영상  
Fig. 6. Lincoln picture as an input image.

이 모델의 출력은 그 자체로 윤곽선에 대한 반응으로 볼 수 있으나, 더 정확한 분석을 위해 영교차를 검출하였다. 한 신경 세포와 바로 옆의 신경 세포간의 반응의 극성이 양에서 음으로, 또는 음에서 양으로 변화하는 영교차가 있으면 그 크기에 관계없이 그곳에 윤곽선이 있는 것으로 보았다.

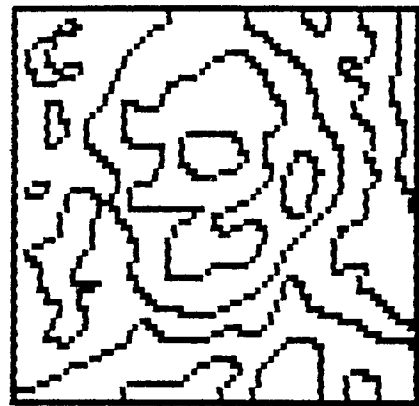
본 논문에서 제안한 방법을 시뮬레이션하기 전에, 먼저 기존의 방법인, 분산비가 1에 가까운 DOG 함수를 실현하였다. 즉, 그림 1의 모델에서 입력을 초기에 한번만 인가하고, 그 후에는 확산만을 반복하여, 그 반응 결과를 그림 7에 나타내었다. 이것은 LOG 마스크를 사용하여 영상 처리한 것과 같다.

그림 7(a)는 12번 확산된 결과에서 양의 값만을

나타낸 것이고, 그림 7(b)는 영교차를 검출한 것이다.



(a)



(b)

그림 7. 링컨 영상을 순간 입력으로 처리한 결과.  
(a) 12번 확산된 반응중 양(+)의 값과,  
(b) 검출된 영교차.

Fig. 7. The processing results to a spot input of Lincoln picture.  
(a) positive responses only with the number of iterations  $n=12$ , and (b) detected zero-crossings.

이것은 LOG 함수의 경우  $\sigma^2=4$ 일 때와 같다.

본 논문에서 제안한 방법으로 시뮬레이션한 결과를 그림 8에 나타내었다. 이것은 그림 6의 링컨 영상을 계속 입력하면서 확산을 반복하여 분산비가 큰 DOG 함수를 실현하여 연산을 한 것이다. 그림 8(a)는 12번 입력하면서 확산된 결과에서 양의 값만 나타낸 것이고, 그림 8(b)는 영교차를 검출한 것이다. 반응값인 그림 7과 그림 8을 비교하면, 윤곽선에 대해 그림 7(a)에서

는 점진적으로 변하는 영교차를 보이고 있으나, 그림 8(a)에서는 급격히 변하는 영교차를 보이고 있으며 윤곽선이 선명하게 강조되어 있음을 알 수 있다. 그리고 검출된 영교차를 서로 비교하여 보면, 그림 8(b)는 그림 7(b)에 비해 훨씬 더 작은 영역의 영교차가 많이 나타나고 있다. 이것은 높은 공간 주파수 성분이 검출된 것이다. 그림 9는 48번의 입력과 확산이 반복된 결과를 나타낸 것이다.

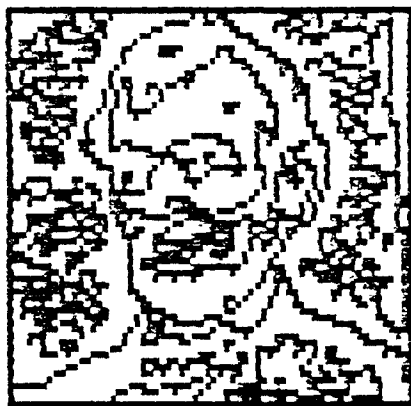
그림 8에 비해 중심 주파수가 조금 낮아져서 인물의 윤곽선 주변에 있는 배경 잡음이 조금 제거된 것을 볼 수 있다. 윤곽선은 공간 주파수 대역폭이 넓으므로 대역폭이 큰 함수로 더 효과적인 처리가 가능하다. 분산비가 큰 DOG는 각 공간 주파수를 포함하는 광대역 통과 특성을 가지므로, 효과적인 윤곽선 검출 연산자라 할 수 있다. 그림 8이나 그림 9에서는 인물의 윤곽선이 강조되어 있으므로 이를 알 수 있다.



(a)



(a)



(b)



(b)

그림 8. 링컨 영상을 연속 입력으로 처리한 결과.  
(a) 12번 확산된 반응중 양(+)의 값과,  
(b) 검출된 영교차

Fig. 8. The processing results to consecutive inputs of Lincoln picture.  
(a) positive responses only with the number of iterations  $n=12$ , and (b) detected zero-crossings.

그림 9. 링컨 영상을 연속 입력으로 처리한 결과.  
(a) 48번 확산된 반응중 양(+)의 값과,  
(b) 검출된 영교차

Fig. 9. The processing results to consecutive inputs of Lincoln picture.  
(a) positive responses only with the number of iterations  $n=48$ , and (b) detected zero-crossings.

또한 이것은 윤곽선을 강조할 뿐만 아니라 윤곽선 주변에 변화가 큰 영교차를 나타내므로 이의 검출이 쉽다. 반면에 분산비가 작은 DOG나 LOG는 대역 통과 특성을 가지므로, 특정 공간 주파수 성분을 추출하는데 더 적합하며, 윤곽선에 대해서는 점진적으로 변하는 영교차를 나타내므로 영교차를 검출하여야 윤곽선을 뚜렷이 알 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 신경 회로망의 신호 전달을 확산으로 처리하여 가우스 함수를 실현하는 확산 신경 회로망 모델을 이용하여, 분산비가 매우 큰 DOG의 특성을 구현하였다. 확산에 의해 형성된 함수는 공간적인 함수일 뿐만 아니라 시간적인 함수이다. 입력이 지속되는 동안에는, 시간에 따라 서로 다른 공간적인 특성을 가지면서 분산비가 1에 가까운 DOG가 중첩되어 분산비가 큰 DOG가 형성된다. 이것은 공간적으로 광대역 통과 특성을 가지기 때문이며, 영상의 윤곽선과 같이 급격히 변하는 밝기 변화를 검출하기에 매우 적합한 방법이다. 덩컨 영상을 입력으로 사용하여, 이 방법이 윤곽선 검출에 매우 효과적임을 보였다.

## 참 고 문 헌

- [1] C. Enroth-Cugell and J. G. Robson, "The contrast sensitivity of retinal ganglion cells of the cat," *J. Physiol.*, 187, pp. 517-552, 1966.
- [2] R. W. Rodieck, "Quantative analysis of cat retinal ganglion cell response to visual stimuli," *Vision Research*, vol. 5, nos. 11/ 12, pp. 583-601, 1965.
- [3] D. Marr and E. C. Hildreth, "Treory of edge detection," *Proc. R. Soc. London B207*, pp. 187-217, 1980.
- [4] 권율, 남기곤, 윤태훈, 김재창, "확산뉴런망을 이용한 밝기변화 추출," *대한전자공학회논문집*, 제 29권, B편, 제 11호, pp. 85-92, 1992
- [5] Y. Kown, K. G. Nam, T. H. Yoon, and J. C. Kim, "Detection of spatial and temporal intensity changes by a diffusion neural network," *JTC-CSCC'92*, pp. 513-516, 199 2.
- [6] 권율, 남기곤, 윤태훈, 김재창, "확산뉴런망을 이용한 영상처리," *대한전자공학회논문집*, 제 30권, B편, 제 1호, 1993.
- [7] A. Huertas and G. Medioni, "Detection of intensity changes with subpixel accuracy using Laplacian-Gaussian mask," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 5, pp. 651-664, Sep. 1986.
- [8] R. N. Bracewell, *The Fourier Transform and its Applications*, Second Edition, Ch. 17, McGraw-Hill, 1978.

[1] C. Enroth-Cugell and J. G. Robson, "The



저 자 소 개



李 忠 鎬(正會員)

1949年 5月 30日생. 1976년 2월 부산대학교 전자공학과 졸업. 1984년 2월 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1994년 2월 동대학 전자공학과 박사과정 졸업(공학박사). 1985년 4

월 ~ 현재 부산여자 전문대학 전자계산과 부교수. 주관심분야는 신경회로망, 영상처리등임.

權 栗(正會員) 第 29卷 B編 第 11號 參照

현재 한국전자통신 연구소 ATM 정합연구실 근무.

南 基 坤(正會員) 第 29卷 B編 第 10號 參照

현재 부산대학교 전자공학과 부교수

尹 台 焄(正會員) 第 29卷 B編 第 10號 參照

현재 부산대학교 전자공학과 부교수

金 在 昌(正會員) 第 29卷 B編 第 10號 參照

현재 부산대학교 전자공학과 교수