

論文95-32B-1-13

확산 신경 회로망을 이용한 움직이는 표적의 검출

(Moving Target Detection by using the Diffusion Neural Network)

崔泰完*, 權栗**, 金在昌*, 南基坤*, 尹台焄*

(Tae Wan Choi, Yool Kwon, Jae Chang Kim, Ki Gon Nam, and Tae Hoon Yoon)

요약

확산 신경 회로망은 가우스 함수의 특성이 요구되는 신호 처리에 효과적으로 적용될 수 있다. 즉, 이 신경 회로망을 응용하면 DOG(difference of two Gaussians)와 같은 연산이 쉽게 실행된다. 본 논문에서는 확산 신경 회로망을 이용하여 $\partial/\partial t(\nabla^2 G)$ 함수를 구현하는 모델을 세우고, 이 모델을 이용하여 움직이는 표적의 윤곽선을 검출한다. 이 모델은 움직이는 표적을 선별하여 검출할 수 있을 뿐만 아니라, 신경 회로망에 누적된 과거의 정보를 이용하여 표적의 이동 궤적을 얻을 수도 있다. 또한, 이 모델은 신경 세포간의 연결 갯수가 매우 적고, 고정된 값의 연결 세기로 구성할 수 있으므로 구조가 간단하고 하드웨어의 구현이 용이하다.

Abstract

The diffusion neural network can be efficiently applied to the Gaussian processing. For example, a difference of two Gaussians(DOG) is performed by this network with ease. In this paper, we model a neural network to perform the function $\partial/\partial t(\nabla^2 G)$ by using the diffusion neural network. This model is used to detect the edges of moving target in image. By this model not only moving target is separated from stationary background but also their trajectories are obtained using accumulated past information in the diffusion neural network. Furthermore this model needs a small number of connections per cell and the connection weights are fixed-valued. Therefore its hardware can be easily implemented with simple structure.

I. 서론

* 正會員, 釜山大學校 電子工學科
(Dept. of Electronics Engineering, Pusan National Univ.)

** 正會員, 韓國電子通信研究所
(ATM access section, ETRI)
接受日字 : 1994年 6月 3日

폭 넓은 시각 처리 능력을 가진 고등 동물의 시각 신경 회로망의 기능은 크게 영상의 전처리(preprocessing), 특징 추출, 및 인식 과정으로 구분되는데, 그 중 영상의 전처리 과정은 물체의 윤곽선을 검출하거나, 움직임을 검출하는 것으로, 이에 대한 신경 회로망 모델은 효과적인 영상 처리 방법을 제시하며, 생물의 신

경 생리학적인 여러 현상을 해석하는 데에도 도움이 된다.

동물의 시각 신경에 대하여 연구한 Enroth-Cugell 과 Robson^[1]은, 영상의 전처리 단계인 망막이 스포트 형태의 빛 자극에 대하여 자극이 가해진 부분의 중앙 영역에서는 흥분적 반응을 하고, 그 주변 영역에서는 억제적 반응을 하며, 그 분포가 각각 가우스 함수 모양임을 실험적으로 밝혀 내었다. 이 두 가지 타입에 대한 반응의 중첩은 DOG(difference of two Gaussians)라 불리운다. 또한 그들은 망막의 신경절 세포(ganglion cell)가 시간적 반응 특성에 따라 X, Y라 불리우는 두 가지 타입으로 구분되며, X 세포는 그 반응이 지속적이며, Y 세포는 감쇄가 빠르면서 전달 속도도 X 세포보다 빠르다고 하였다.

Marr^[2]와 Hildreth^[3]은 이러한 시각 기능을 수학적으로 표현하여, 망막의 공간적 특성 함수인 DOG와 모양이 유사한 LOG(Laplacian of a Gaussian : $\nabla^2 G$) 함수를 제시하고, 이 함수가 영상의 밝기 변화를 검출하는 데 매우 효과적임을 보였다. 그리고 Marr^[2]와 Ullman^[3,4]은 Y 세포가 시간적으로 지연된 X 세포의 반응을 입력으로 받으며, Y 세포의 수학적 처리 함수는 $a/\partial t(\nabla^2 G)$ 와 같다고 주장하였다. 또한 권을 등^[5, 6]은 자극을 주변으로 확산하는 확산 신경 회로망을 제안하고, 자극을 확산하여 DOG 함수를 실현하였으며, 영상 처리에 적용하여 윤곽선을 검출할 수 있음을 보였다.

본 논문에서는 확산 신경 회로망을 이용하여 $a/\partial t(\nabla^2 G)$ 을 실현하는 모델을 세우고, 이것을 영상 처리에 적용하여 움직이는 표적을 검출하고자 한다. 이 모델에서는 공간적인 밝기 변화인 윤곽선이 검출될 뿐만 아니라 시간에 관한 차분으로 시간적인 밝기 변화도 검출된다. 따라서 고정된 표적은 제거되고 움직이는 표적의 윤곽선만 선택적으로 얻을 수 있다. 또한 이 모델에서는 과거에 입력된 정보가 없어지지 않고 신경세포의 주변에 확산된 형태로 누적되어 있기 때문에 표적이 움직이는 궤적도 얻을 수 있다. 이 모델에서는 신경 세포간의 연결 개수가 매우 적고, 고정된 값의 연결 세기를 사용하므로, 그 구조가 간단하고 하드웨어의 구현이 용이하다.*

본 논문의 II장에서는 확산 신경 회로망과 이를 이용한 DOG 연산에 관하여 간단히 살펴본다. III장에서는 확산 신경 회로망을 이용하여 $a/\partial t(\nabla^2 G)$ 연산을 실현하는 모델을 제안하고, IV장에서는 이것을 영상 처리에 적용하여 움직이는 표적을 검출할 수 있음을 시뮬레이션을 통해 보이며, V장에서 결론을 맺는다.

II. 확산 신경 회로망

1차원의 확산 신경 회로망^[5, 6]은 그림 1과 같이 구성되며, 외부 자극을 주변으로 확산하여 가우스 함수를 실현한다. 각 신경 세포는 직접 마주 대하는 주변의 신경 세포들과 연결 세기 α 인 시냅스(synapse)로 연결된다.

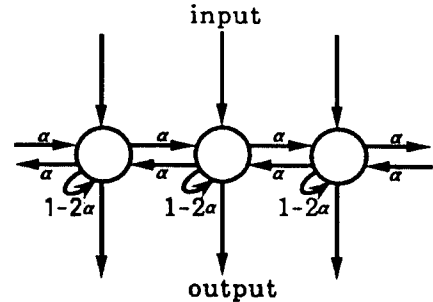


그림 1. 확산 신경 회로망(확산 계수 α)
Fig. 1. Diffusion neural network(diffusivity α).

그 자신의 신경 세포는 $(1-2\alpha)$ 의 연결 세기를 갖는다. 이러한 연결은 확산을 실현하기 위한 최소의 연결이다. 이 신경 회로망의 반응 $V(m, n)$ 을 이산적으로 표현하면 다음과 같다.

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

여기에서 I 는 입력이고, m 은 위치, n 은 확산 횟수, α 는 확산 계수를 나타낸다. 식 (1)은 연속 변수 x, t 를 가지는 1차원 확산 방정식^[7], $\alpha a^2 V/\partial x^2 = a V/\partial t$ 를 이산 변수 m, n 을 가지는 이산적인 식으로 변환하여 표현한 것이다. 경계 조건이 없을 때 임펄스 입력에 대한 식 (1)의 해는 분산 $\sigma^2 = 2\alpha n$ 을 가지는 가우스 함수가 되므로, 근사적으로는

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

이 된다. 이와 같이 확산 신경 회로망의 출력은 가우시안 특성을 가지고 있으므로, 가우시안 특성이 요구되는 신호 처리에 매우 효과적으로 이용될 수 있다.

DOG는 영상의 밝기 변화를 검출하는 연산자로 널리 알려져 있으며, 분산이 서로 다른 두 가우스 함수로 이

루어진 함수이다. DOG는 그림 2와 같이 중앙에서는 양의 값을 갖고, 그 주변에는 음의 값을 갖는다.

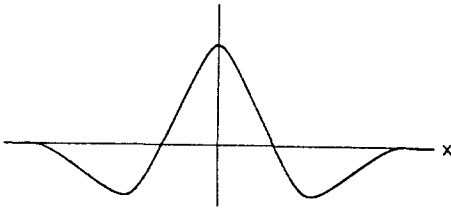


그림 2. 두 가우스 함수의 차(DOG)
Fig. 2. DOG(difference of two Gaussians).

확산 신경 회로망에서 DOG를 실현하기 위한 한 방법으로 중앙에서는 양의 값이고 주변에서는 음의 값인 $(-a, 2a, -a)$ 를 확산의 초기값으로 사용할 수 있다. 이 값은 임펄스와, 임펄스가 한 번 확산된 값인 $(a, 1-2a, a)$ 와의 차에 해당된다. 그림 3은 DOG를 실현하는 신경 회로망이다.

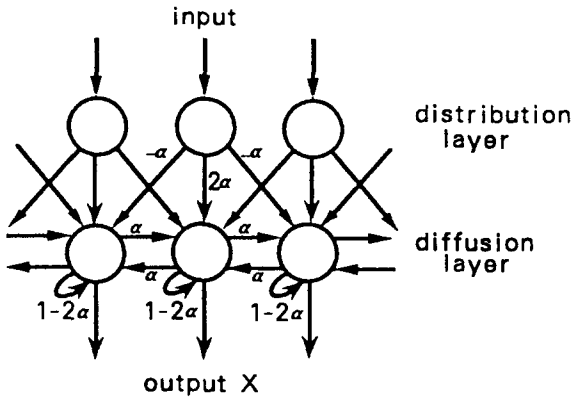


그림 3. DOG를 실현하는 신경 회로망
Fig. 3. Neural network performing DOG operation.

외부 자극에 대해 $(-a, 2a, -a)$ 의 반응을 나타내는 분배층(distribution layer)과 이 값을 확산의 초기값으로 취하여 확산하는 확산층(diffusion layer)으로 구성되어 있다.^[6] 이 회로망의 출력 $X(m,n)$ 은 입력 $I(m,n)$ 에 대해

$$X(m, n) = aX(m-1, n-1) + (1-2a)X(m, n-1) + aX(m+1, n-1) - aI(m-1, n-1) + 2aI(m, n-1) - aI(m+1, n-1) \quad (3)$$

이 된다. 임펄스 입력 $\delta(m,n)$ 에 대한 이 회로망의 출

력은 DOG 함수가 되는데, DOG를 구성하는 두 가우스 함수의 분산의 차이가 매우 작으므로, DOG는 가우스 함수를 표준 편차 σ 에 관해 미분한 함수인 $\partial G(x, \sigma) / \partial \sigma$ 로 표현될 수 있으며, 이 함수의 모양은 $\partial^2 G(x, \sigma) / \partial x^2$ 와 유사하다. 또한 분산은 확산 시간 t 에 따라 변하므로, 확산에 의해 형성된 가우스 함수는 공간 x 에 관한 함수일 뿐만 아니라 확산 시간 t 에 관한 함수, 즉, $G(x, t)$ 로 표현될 수 있다.

그림 3의 신경 회로망에서의 반응을 연속적인 식으로 표현하면 다음과 같다. 이 회로망에서는 입력 $I(x, t)$ 에 대해서 공간 x 뿐만 아니라 시간 t 에 대해서도 콘볼루션 연산이 일어나므로, 회로망의 반응 $X(x, t)$ 는

$$X(x, t) = \int_0^t d\tau \int_{-\infty}^{+\infty} d\eta \frac{\partial^2 G(\eta, \tau)}{\partial \eta^2} I(\eta - x, \tau - t) \quad (4)$$

와 같이 된다.

III. 시공간적인 밝기 변화의 검출

확산 신경 회로망에서 형성된 가우스 함수는 시간과 공간의 함수이므로, 이 함수를 응용하면 공간적인 밝기 변화를 검출할 수 있을 뿐만 아니라 시간적인 밝기 변화도 검출할 수 있다. 이 장에서는 영상의 시공간적인 밝기변화를 검출할 수 있는 연산자인 $\partial/\partial t(\nabla^2 G)$ 함수를 실현하는 모델을 제안한다.

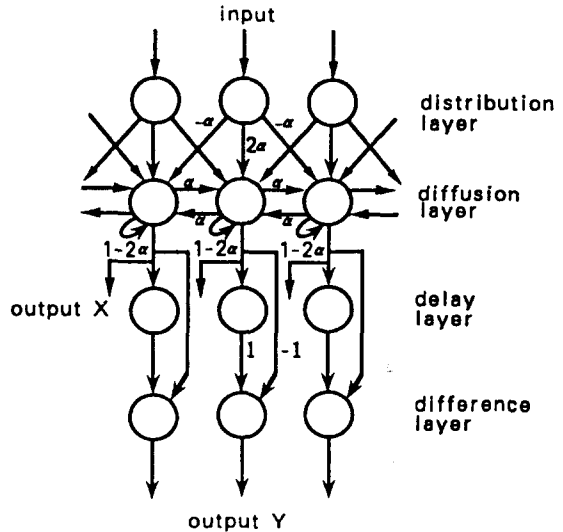


그림 4. 1차원의 제안 모델
Fig. 4. One-dimensional proposed model.

그림 4에 1차원 공간에 관한 모델로 $\partial/\partial t(\partial^2 G(x, t)/\partial x^2)$ 연산을 실현하는 신경 회로망을 나타내었다. 이것은 앞장의 그림 3에 나타낸 $\partial^2 G(x, t)/\partial x^2$ 연산을 실현하는 회로망인 분배층과 확산층에, $\partial/\partial t$ 를 연산하는 지연층(delay layer)과 감산층(difference layer)을 추가한 것이다. 즉, 그림 4의 하위층인 지연층과 감산층은 $\partial/\partial t$ 연산을 시간 차분으로 처리한다.

입력 $I(x, t)$ 에 대한 이 모델의 반응을 연속 함수 $Y(x, t)$ 로 표현하면 다음과 같다.

$$Y(x, t) = \int_0^t d\tau \int_{-\infty}^{\infty} d\eta \frac{\partial}{\partial \tau} \frac{\partial^2 G(\eta, \tau)}{\partial \eta^2} I(\eta - x, \tau - t) \quad (5)$$

식 (5)의 의미를 파악하고 반응의 결과를 알아보기 위해 다음의 세 가지 입력 패턴에 대하여 살펴본다.

첫번째는 임펄스 형태의 입력이 초기에만 순간적으로 인가되는 경우이다. 이 때 식 (5)의 반응은 $Y(x, t) = \partial/\partial t(\partial^2 G(x, t)/\partial x^2)$ 로 된다. 이 식에 확산 방정식 $\partial^2 G(x, t)/\partial x^2 = \partial G(x, t)/\partial t$ 를 대입하면,

$$Y(x, t) = k \frac{\partial^4 G(x, t)}{\partial x^4} \quad (6)$$

를 얻을 수 있다. 단, 이 때는 임펄스의 입력이 시간에 관계없이 초기치로써 한번만 인가될 때이다. 여기에서 k 는 상수이고, $G(x, t)$ 는 가우스 함수이다. 이것의 모양을 그림 5에 나타내었다.

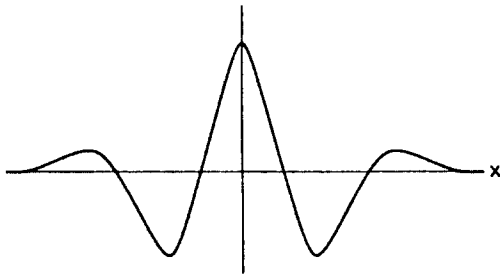


그림 5. $\nabla^4 G(x, \sigma)$ 함수
Fig. 5. $\nabla^4 G(x, \sigma)$ function.

두 번째는 입력이 임펄스의 형태로 시간에 무관하게 지속적으로 인가되는 경우이다. 이 때 식 (5)의 반응은

$$Y(x, t) = k \frac{\partial^2 G(x, t)}{\partial x^2} \quad (7)$$

가 된다. 식 (7)의 반응은 DOG와 같은 모양으로 밝기 변화를 검출하는 특성을 가진다. 입력이 있는 동안

에는 외부 자극을 받은 신경 세포는 이미 입력된 자극을 지속적으로 감쇄시키고 있으나, 자극을 계속 받기 때문에 자극에 대한 반응은 신경 세포에 계속해서 누적된다.

세 번째 경우는 시간에 따라 패턴이 변하는 입력의 간단한 한 예로, 일정 시간 동안 입력 자극이 주어지고 그 이후에는 입력이 없는 경우 이 모델의 반응을 살펴본다. 입력 형태가 임펄스라고 할 때, 입력 자극이 있는 동안에 제안 모델의 출력 Y 는 $\nabla^2 G$ 모양이 유지되면서 점차적으로 감쇄된다. 그러나 입력이 없어지면, 변화된 입력의 크기만한 반응이 나타나면서 그 형태도 $\nabla^4 G$ 모양으로 바뀌게 된다. 이 때 반응의 변화는 자극이 있을 때의 반응과 서로 상반된 극성을 가진다. 이러한 반응은 식 (5)를 다음과 같이 표현하여 보면 잘 알 수 있다.

$$Y(x, t) = \frac{\partial^2 G(x, t)}{\partial x^2} * \frac{\partial I(x, t)}{\partial t} \quad (8)$$

여기에서 * 기호는 공간 x 와 시간 t 에 관한 콘볼루션(convolution) 연산을 뜻한다. 이 식의 $\partial I(x, t)/\partial t$ 항은 입력 자극의 시간적인 밝기 변화에 민감하게 반응함을 의미한다. 이 모델의 반응을 보기 위해 사각형 모양의 입력이 시간적으로 변하면서 제안 모델에 인가될 경우의 반응을 그림 6에 나타내었다. 그림 6(a)에서 실선은 시간 t 에서의 입력이고, 점선은 시간 $t + \Delta t$ 에서의 입력이다. 여기에서 x 축은 신경세포들의 공간적인 위치이다. 그림 6(b)는 제안 모델의 중간 출력 X 에서 얻은 결과이다. 즉, 확산 신경 회로망에서 흥분중심 억제주변의 초기 반응이 확산되고, 그 결과로 입력 자극 I 를 DOG와 콘볼루션한 $\nabla^2 G * I$ 를 얻는다. 이 반응의 결과는 공간적인 밝기 변화가 있는 부분에 영교차로 나타난다. 그림 6(c)는 시간 $t + \Delta t$ 에서 인가된 입력에 대한 제안 모델의 중간 출력 X 의 반응이다. 이 반응은 시간 t 에서 인가된 입력의 DOG 반응을 확산층에서 확산한 반응과 시간 $t + \Delta t$ 에서 인가된 입력에 대한 DOG 반응이 중첩되어 있다. 시간 t 와 $t + \Delta t$ 에서의 두 입력에 대한 시간적 변화를 검출하기 위해 그림 6(b)와 (c)의 반응값은 다시 시간에 관한 미분($\partial/\partial t$) 연산을 하는 지연 신경 회로망과 감산 신경 회로망으로 보내진다. 이 때 지연층에는 시간 t 에서의 입력에 대한 반응값이 저장된다. 그림 6(d)는 감산 신경 회로망에서 (b)와 (c)의 반응이 차분된 결과로서 $\partial/\partial t(\nabla^2 G * I)$ 연산을 실현하는 제안 모델의 최종적인 출력 Y 이다. 이 출력 Y 의 결과에서 약간의 임계치(threshold)를 가하여 영교차(zero-crossing)를 검출하면 그림 6(e)와 같은 시공간적인 밝기에 대한 윤

곽선을 얻을 수 있다. 그림 6(e)를 보면, 시간 t 와 $t + \Delta t$ 에서 인가된 입력에 대한 밝기 변화가 있는 주변에 윤곽선이 모두 검출됨을 알 수 있다. 이것은 시간이 경과함에 따라 입력이 변하더라도 제안 모델에서는 과거 입력의 이동된 궤적들을 모두 신경 세포에 확산된 형태로 누적시켜서 지니고 있기 때문이다.

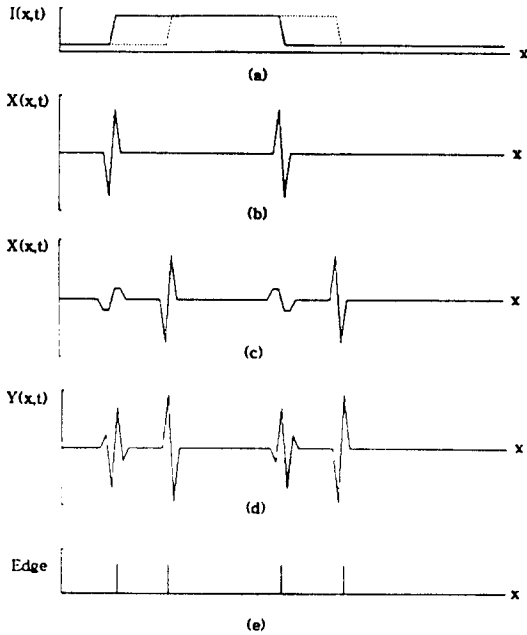


그림 6. 시간에 따라 변하는 입력에 대한 제안 모델의 반응. (a) 시간 t (실선)와 $t + \Delta t$ (점선)에서의 입력, (b) 시간 t 에서의 출력 X , (c) 시간 $t + \Delta t$ 에서의 출력 X , (d) 시간 $t + \Delta t$ 에서의 출력 Y , (e)는 (d)에서 영교차를 검출한 결과

Fig. 6. Processing results by the model to changing inputs with time. (a) the inputs: solid line at time t , dashed line at time $t + \Delta t$, (b) the output X at time t , (c) that at time $t + \Delta t$, (d) the output Y at time $t + \Delta t$, and (e) the detected zero-crossings from (d).

움직이는 표적은 시간에 따라 변하는 입력 패턴을 가지며, 이것이 하나의 신경 세포에서는 자극이 주어졌다가 사라지는 현상으로 나타난다. 자극이 주어졌을 때 신경세포가 변화된 자극에 대한 음의 반응을 하였다면, 표적의 움직임에 따라 자극이 사라졌을 때에는 자극이 있을 때의 반응보다 강한 양의 반응을 하게 되고, 시간이 경과하면서 반응의 세기가 점점 약화된다. 이러한 반응의 변화는 해당 신경 세포에서 반전 반응(ON-

OFF response)을 일으킨다. 강한 양의 반응을 가진 신경세포를 중심으로 반전 반응으로 나타나는 영교차를 검출하면 움직이는 표적을 선택적으로 검출할 수 있다. 따라서 식 (8)의 기능을 할 수 있는 이 모델의 작용은 움직이는 표적의 검출이 가능하다. 반면에 움직이지 않는 표적에 대해서는 $\nabla^2 G$ 연산으로 공간적인 밝기 변화에 반응하나, 그 크기는 상대적으로 매우 미약하다. 약간의 임계치를 가하면 고정된 배경(stationary background)이 쉽게 제거되고 움직이는 표적의 윤곽선만 얻을 수 있다. 따라서 이 모델은 움직이는 표적에 대해 영교차의 반응을 가질 뿐만 아니라 그 윤곽선에서 매우 강한 반응을 하므로, 반응 그 자체로 움직이는 표적의 검출을 가능하게 한다.

그리고 이 모델에서는 고차의 시간 차분이 실현된다. 이 모델에 한번 입력된 외부 자극은 시간이 경과하여도 사라지지 않고 확산층에서 주변으로 확산된 형태로 남아 있기 때문에, 과거의 입력이 모두 확산층에 누적된다. 즉, 현재 입력된 외부 자극이 1차 시간 차분된 형태로 누적되면서, 한 단계 전에 입력되어 1차 시간 차분되어 있었던 패턴은 2차 시간 차분되어 누적되고, 두 단계 전의 입력 패턴은 3차 시간 차분되어 누적되는 등, 과거의 패턴들이 계속 확산되면서 한편으로는 시간 차분되어 모두 누적된다. 이와 같이 누적된 과거의 정보를 가지고 시간 차분하는 이 모델은 고차의 캔슬러(canceler) 효과를 지닌다. 이러한 효과는 과거의 정보로부터 움직이는 표적의 이동 궤적을 검출할 수 있게 한다. 반면에, 1차 캔슬러는 현재 순간의 움직임 밖에는 검출하지 못한다.

IV. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문에서는 그림 4와 같이 제안된 모델을 2차원 공간으로 확장하고, 영상 처리에 적용하여 시뮬레이션 하였다. 입력 영상으로는 256 x 256 화소 크기의 그림 7(a), (c)와 같은 연속 영상을 사용하였다. 이 영상에서 왼쪽 위에 있는 작은 블록(block)이 대각선 방향으로 오른쪽 아래로 한 단계씩 이동된다. 한 단계 진행될 때마다 영상에서 작은 블록이 수평 방향으로 한 화소, 수직 방향으로 한 화소씩 이동되어 확산 신경 회로망으로 인가된다. 그림 7(a)는 작은 블록이 6단계 이동되었을 때의 입력 패턴이고, (c)는 12단계 이동되었을 때의 입력 패턴이다. 그리고 제안된 신경 회로망의 각 신경 세포는 서로 동기되어 한 단계씩 동작된다. 신경 회로망에서의 한 단계 진행은 확산 횟수 n 이 1씩 증가됨을 뜻한다.

시뮬레이션의 전과정에서 확산 계수 α 는 1/6로 고정

하여 사용하였으며, 확산 동작의 반복만으로 그 반응을 구하였다. 한 단계의 확산 동작마다 반응 결과를 얻었으며, 그 중에서 $n=6$, 12일 때의 반응으로부터 검출된 표적의 윤곽선 결과를 그림 7(b)와 (d)에 나타내었다. 그림 7(b)는 6단계 이동되었을 때($n=6$)의 반응이고, (d)는 12단계 이동되었을 때($n=12$)의 반응이다. 이 결과에서 볼 수 있듯이 움직이는 표적에 대해서만 윤곽선이 강한 반응을 나타낸다. 움직이지 않는 표적에 대해서는 상대적으로 매우 미약한 반응이 나타나며, 확산이 반복되면서 그 반응이 점점 더 약해져 간다. 그리고 움직이는 표적에 대해서는 미약하지만 이동된 궤적이 나타난다. 이동 궤적은 확산이 진행되어도 계속 남아 있게 된다.

안하였다. 그리고 이 모델로 움직이는 표적을 검출할 수 있음을 보였다. 이 모델은 고정된 표적에 대해서는 미약한 반응을 보이는 반면에, 움직이는 표적에 대해서는 매우 강하면서 극성이 반전되는 영교차의 반응을 보이기 때문에 움직이는 표적만 선택적으로 검출하는 것이 가능하다. 그리고 이 모델은 고차의 캔슬러 효과를 가지기 때문에 이동 궤적도 나타난다. 또한 이 모델은 신경 세포들간의 연결이 매우 적고 고정된 연결 세기로 구성되기 때문에 하드웨어의 구현이 매우 용이하다.

※ 본 연구는 1993년도 교육부지원 학술진흥재단의 자
유공모과제 학술 연구 조성비에 의하여 연구 되었음.

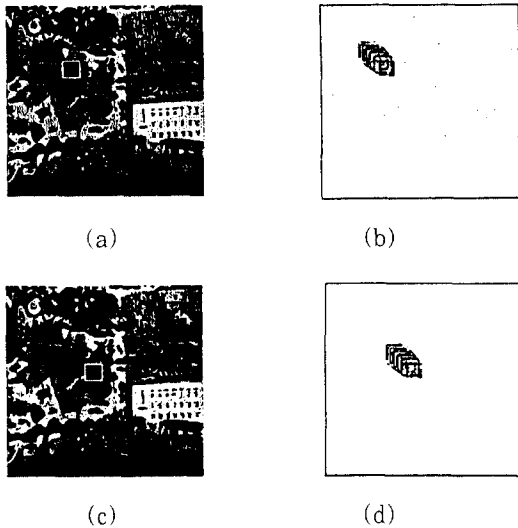


그림 7. 움직이는 표적(창내)이 포함된 입력영상과 결과. (a) $n=6$ 일 때의 입력영상과 (b) 검출된 표적, (c) $n=12$ 일 때의 입력영상과 (d) 검출된 표적.

Fig. 7. Input image with a moving target(in window) and the results. (a) input image after 6 steps moving and (b) the results. (c) input image after 12 steps moving and (d) the results.

V. 결론

본 논문에서는 가우시안 특성을 가진 확산 신경 회로망을 이용하여 $\partial/\partial t(\nabla^2 G)$ 연산을 실현하는 모델을제

참고 문헌

- [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] D. Marr, *Vision. A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*, Freeman, San Francisco, 1982.
- [3] D. Marr and E. C. Hildreth, "Theory of edge detection," *Proc. R. Soc. London B207*, pp. 187-217, 1980.
- [4] D. Marr and S. Ullman, "Directional selectivity and its use in early visual processing," *Proc. R. Soc. London B207*, pp. 151-180, 1981.
- [5] 권율, 남기곤, 윤태훈, 김재창, "확산뉴런망을 이용한 밝기변화 추출," *대한전자공학회논문집*, 제 29권, B편, 제 11호, pp. 85-92, 1992
- [6] 권율, 남기곤, 윤태훈, 김재창, "확산뉴런망을 이용한 영상처리," *대한전자공학회논문집*, 제 30권, B편, 제 1호, 1993
- [7] R. N. Bracewell, *The Fourier Transform and its Applications*, Second Edition, McGraw-Hill, 1978.

저 자 소 개



崔泰完(正會員)

1959年 12月 15日生. 1983年 2月 동아대학교 전자공학과(공학사). 1985年 2月 부산대학교 전자공학과(공학석사). 1984年 12月 ~ 1991年 5月 (주)금성사 연구소 주임연구원. 1991年 5月 ~ 1992年 3月 부산대학교 전자공학과 조교. 1991年 3月 ~ 현재 부산대학교 전자공학과 박사과정. 주 관심분야는 컴퓨터비전, 신경회로망 및 영상신호처리 등임.

金在昌(正會員) 第29卷 B編 第10號 參照
현재 부산대학교 전자공학과 교수

權栗(正會員) 第29卷 B編 第11號 參照
현재 한국전자통신연구소 ATM정합연구실 근무

南基坤(正會員) 第29卷 B編 第10號 參照
현재 부산대학교 전자공학과 부교수

尹台焘(正會員) 第29卷 B編 第10號 參照
현재 부산대학교 전자공학과 부교수