

자기궤환 확산신경망을 이용한 이동물체의 검출에 관한 연구.

°이봉규°, 신석균°, 이재호°, 김진수°, 이기서°  
°광운대학교

A Study on the Detection of a moving Object using Self-Loop Diffusion Neural Network

°Bong-Kyu Lee°, Suk-Kyun Shin°, Jae-Ho Lee°, Jin-Su Kim°, Key-Seo Lee°  
°Kwangwoon Univ.

**Abstract:** In this paper, we propose a neural-network that detects moving objects in an image using a diffusion neural network. The proposed neural network is improved by adding a self loop to diffusion layer to remove the noise in an image and to reduce the detection of phantom edge. Computer simulation with real images show that the proposed neural network can extract edges of moving object efficiently.

1. 서 론

시변 영상에서 움직이는 물체의 이동정보를 검출하는 알고리즘은 원격화상회의나 형태인식, 자동목표추적장치 등에서 많이 이용되고 있고, 그 응용범위가 확대되고 있는 추세이다. 연속된 영상에서 이동하는 물체는 공간과 시간적으로 동시에 급격한 변화를 일으킨다. 최근에는 시각 신경계의 생리학적인 연구를 토대로 한 인간 시각시스템을 모델화하고, 신경망을 이용하여 움직이는 물체의 정보를 추출하고자 하는 연구가 활발히 행해지고 있다.<sup>[1]-[4]</sup>

Enroth-Cugell과 Robson에 의해 고양이 망막의 신경절 세포(retinal ganglion cell)가 빛 자극에 대해서 공간적인 변화와 시간적인 변화에 반응을 하는 두가지 유형의 세포로 구성되어 있음이 입증되었고<sup>[5]</sup>, Marr와 Ullman은 이러한 시각 시스템의 기능이  $\frac{\partial}{\partial t} \nabla^2 G * I$ 의 수학적 처리함수로 표현할 수 있다고 주장하였고<sup>[6]-[8]</sup>, Marr와 Hildreth는 가우스 함수를 이차 미분한 LOG함수와 두 가우스 함수의 차인 DOG함수가 거의 유사한 모양을 이루고, 공간적인 밝기 변화를 효과적으로 검출할 수 있음을 입증하였다<sup>[9]</sup>.

권율 등은 입력 자극에 대해 확산이 진행되면서 가우스 분포를 형성하는 확산 신경망(diffusion neural network)을 제안하였고, 이를 이용하여  $\frac{\partial}{\partial t} DOG * I$  연산을 수행할 수 있는 신경망 모델을 제시하였으며, 움직이는 물체의 윤곽선을 검출할 수 있음을 보였다<sup>[10],[11]</sup>.

그러나 이 신경망 모델에서는 노이즈에 매우 민감하고, 과거 입력 반응이 주변 뉴런으로 확산됨으로써 거짓 윤곽선이 검출되는 단점이 있다. 본 논문에서는 확산층에 자체 반복루프

기능을 추가하여 영상에 포함된 노이즈를 제거하고, 과거 입력 반응의 감쇄를 촉진 시킴으로써 기존 신경망에서 거짓 윤곽선이 검출되는 문제점을 개선 시킨 신경망 모델을 제안한다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 입력 영상에 노이즈나 외란이 있는 경우에도 효과적으로 움직이는 물체를 검출할 수 있음을 보였다.

2. 확산 신경망

확산 신경망은 열전달을 표현한 확산방정식의 이산해를 구함으로써 2차원적으로 모델링 될 수 있고, 확산이 진행될수록 점점 가우스 분포와 유사한 분포를 형성한다. 확산 방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\nabla^2 u(x, y, t) = \frac{1}{a} \frac{\partial u(x, y, t)}{\partial t} \tag{2-1}$$

이때,  $a$ 는 확산계수(diffusivity)를 나타낸다. 식(2-1)의 2차원 편미분 방정식의 이산해는 다음과 같이 구해진다.

$$u(k, m, n+1) = au(k+1, m, n) + au(k-1, m, n) + au(k, m+1, n) + au(k, m-1, n) + (1-4a)u(k, m, n) + v_0(k, m)\delta(n) \tag{2-2}$$

여기에서  $V_0(k, m)\delta(n)$ 은 초기값이고, 초기값이 공간적으로 임펄스일 때 이 식의 계산 결과는 다음과 같은 분산값을 갖는 가우스함수가 된다.

$$\sigma^2 = 2an \tag{2-3}$$

그럼 2.3은 식(2-2)를 이용한 확산신경망모델을 나타내고, 그림 2.4는 확산 신경망에 임펄스입력이 가해졌을 때, 확산이 진행되면서의 반응과 그때의 주파수 특성을 나타낸다. 그림 2.4에서는 확산이 진행될수록 반응의 크기는 감쇄되고 분산이 확산횟수에 비례해 커지면서 가우스 분포와 점점 유사해져가고, 통과주파수 대역은 좁아지면서 저주파 대역으로 이동하는 주파수 특성을 나타냄을 알 수 있다.

이것은 결과적으로 입력에 대해 가우시안 필터링을 함으로써, 노이즈와 같은 고주파 성분을 제거하는 특성을 갖는다.

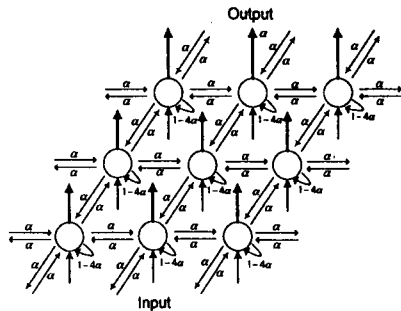


그림 2.3 이차원 확산신경망

Figure 2.3 Two-dimensional Diffusion Neural-Network

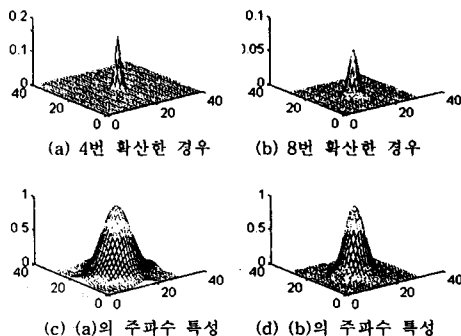


그림 2.4 이차원 확산신경망에 의한 가우스분포와 주파수특성  
Figure 2.4 Gaussian distribution and Frequency characteristic by two-dimension Diffusion Neural-network

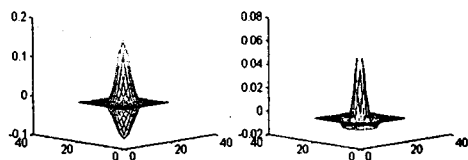
### 3. 움직임 검출 모델

시변영상 정보에서 움직이는 물체의 정보는 시간과 공간상에서 동시에 급격한 변화가 일어난다. 이것은 다음과 같은 수학적 함수로 표현될 수 있다.

$$Y(x, y, t) = \frac{\partial}{\partial t} (\nabla^2 G(x, y, t)) \quad (3-1)$$

DOG(Difference of Gaussians)함수는 LOG(Laplacian of Gaussian)함수와 유사한 모양을 갖고, 영상에서 공간적인 밝기변화검출모델로 사용될 수 있음이 Marr와 Hildreth에 의해 입증되었다.<sup>[9]</sup> 따라서, 움직이는 물체의 정보는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$Y(x, y, t) = \frac{\partial}{\partial t} DOG \quad (3-2)$$



(a)양의 가우스 분포반응과 음의 가우스분포반응 (b) 두반응의 중첩

그림 2.5 DOG 반응.

Figure 2.5 DOG response.

DOG는 그림 2.5와 같이 분산이 작은 양의 가우스분포 반응과 분산이 조금 큰 음의 가우스분포 반응이 중첩된 결과와 같으며, 이것은 양의 가우스분포반응의 초기값과 음의 가우스분포반응의 초기값을 중첩시켜 확산함으로써 얻어질 수 있다. 즉, 양의 가우스분포 반응의 초기값을 (0, 1, 0)이라하고, 음의 가우스분포 반응의 초기값을 (-a, -1+2a, -a)라고 할 때, 두 반응분포의 중첩된 초기값은 (-a, 2a, -a)가 된다. 이 초기값을 소개한 확산 신경망의 입력으로 가하면 DOG 콘볼루션 연산을 수행하게 된다.

또,  $\frac{\partial}{\partial t}$ 는 지연층과 차분층으로 모델링 할 수 있다. 그림 3.1은 영상입력과 DOG콘볼루션 연산과 시간에 대한 미분 연산을 함으로써 움직이는 물체를 검출할 수 있는 1차원적인 모델을 보여주고 있다.

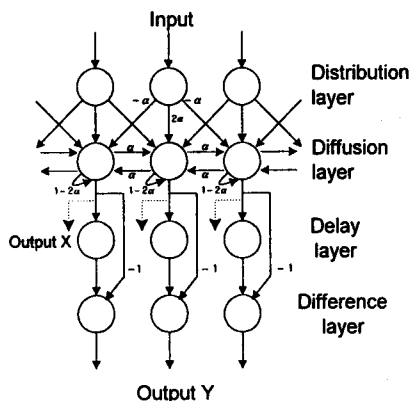
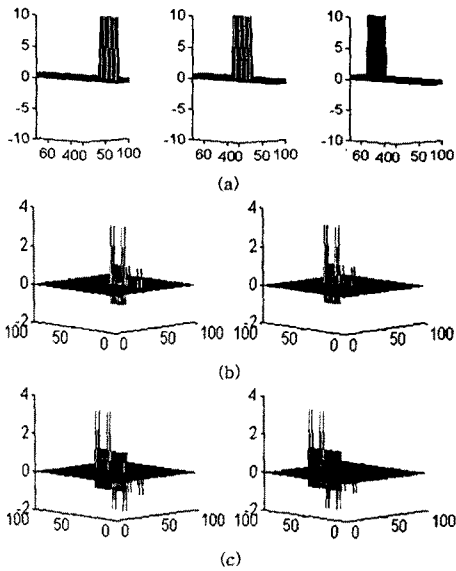


그림 3.1 일차원의 시공간필터신경망모델

Figure 3.1 One dimensional Spatio-Temporal Filter neural-network model

이 모델의 반응을 보기 위해 사각형 모양의 입력이 시간에 따라 이동하면서 제안한 모델에 인가되었을 경우의 반응을 그림 3.2에 나타내었다.

그림 3.2 (a)는 100x100 영상에서 10x5크기의 변적과 10의 크기를 갖는 박스 모양의 입력이 x축으로 10만큼씩 이동할 때의 반응을 나타내고 있다. 그림 3.2(b)는 제안한 모델의 중간단계의 출력으로서 입력과 DOG 콘볼루션 연산에 의해 공간단계를 밝기의 변화에 대한 반응을 나타내고 있다. 박스 모양의 입력이 있는 위치에서는 강한 영교차 반응을 하는 반면 입력이 사라진 부분에서는 매우 약한 영교차 반응을 나타내고 있다. 그림 3.2(c)는 제안 모델의 최종 출력으로서 공간과 시간적인 변화에 대한 반응을 나타내고 있다. 박스 입력이 출현한 부분과 박스입력이 사라진 부분에서 강한 영교차 반응을 하고, 반대의 위상을 갖는 반응을 보이는 것을 알 수 있으며, 시간이 지날수록 박스 입력이 사라진 부분에서의 영교차 반응은 급격히 약해짐을 알 수 있다. 따라서 제안한 모델은 최종출력으로부터 약간의 임계치를 가하여 영교차를 구함으로써, 이동하는 물체의 영역을 쉽게 추출할 수 있다.



(a) 시간  $t-\Delta t, t, t+\Delta t$  에서의 박스 모양의 입력  
 (b) 시간  $t, t+\Delta t$  에서의 출력 X  
 (c) 시간  $t, t+\Delta t$  에서의 출력 Y

그림 3.2 박스 입력의 이동에 따른 제안 모델의 반응.  
 Figure 3.2 The response of the proposed model according to a moving box input.

- (a) Box input at  $t-\Delta t, t, t+\Delta t$  respectively.
- (b) Output X at  $t, t+\Delta t$  respectively.
- (c) Output Y at  $t, t+\Delta t$  respectively.

#### 4. 확산루프를 갖는 시공간필터 신경망

카메라를 사용하여 이미지를 획득할 경우 전자 이미지 센서에 기인한 외란과 디지털화에 따른 양자화(quantization) 오차에 의해 이미지 데이터가 왜곡될 수 있다. 따라서 획득한 데이터로부터의 공간 미분치는 노이즈에 매우 민감하게 반응하게 되어 신뢰성이 떨어지게 되고, 노이즈에 보다 강한 모델을 구현하기 위해서는 필터링 과정이 필요하다. 본 논문에서는 제 2 장에서 소개한 확산 신경회로망이 확산이 반복됨에 따라 분산이 커지면서 가우스분포를 이루게 되고, 이것은 결과적으로 가우시안 필터링 효과를 나타낸다는 것을 이용하여 제 3 장에서 제시한 모델의 확산층에 반복루프를 구현하여 노이즈에 매우 강한 시공간필터 신경회로망을 설계하였다. 확산루프를 갖는 시공간필터 신경회로망의 블록선도를 그림 4.1에 나타내었다. 여기서 N은 확산의 반복횟수를 나타내고, 그림 3.1의 모델은 N=1 일때의 모델과 같다.

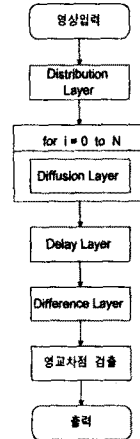
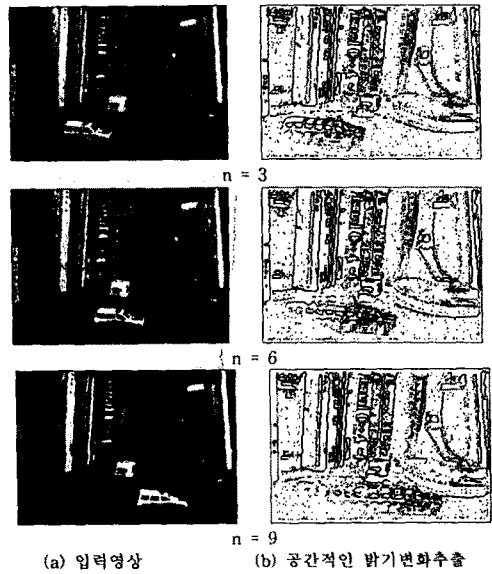


그림 4.1 확산루프를 갖는 시공간필터 신경회로망의 블록선도.  
 Figure 4.1 The block diagram of Spatio-Temporal Filter Neural Network with Diffusion Loop.

#### 5. 실험 결과

본 논문에서 제시한 시공간필터 신경망 알고리즘은 MS사의 Visual C++ 5.0을 사용하여 Window 응용프로그램으로 구현하였다. CCD 카메라와 두인전자의 오스카III 통합보드를 사용하여 연속적인 영상 입력을 받아서 이동하는 물체의 영역만을 출력하는 소프트웨어를 개발하였다.



(a) 입력영상 (b) 공간적인 밝기변화추출

그림 5.1 입력영상과 공간적인 밝기변화 추출결과  
 Figure 5.1 Input image and the result of detecting the change of spatial lightness.

(a) Input image (b) Detection of the change of spatial lightness.

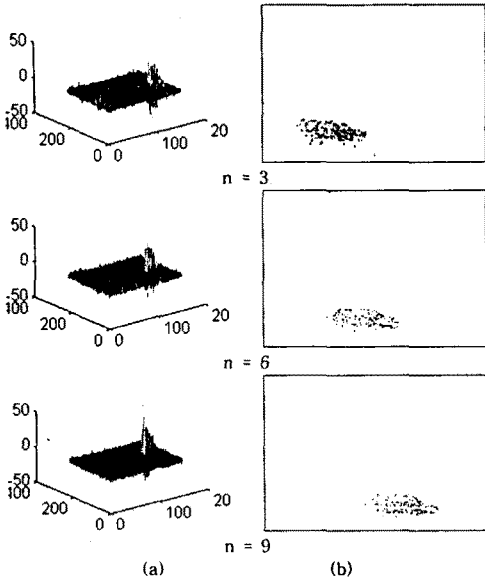


그림 5.2 제안 모델의 최종 출력과 시공간적인 밝기변화 추출결과  
 Figure 5.2 The final output of the proposed model and the result of detecting the change of spatio-temporal lightness.

그림 5.1에서 (a)는 카메라로부터 획득한  $224 \times 150$  이미지를 나타내고, (b)는 뉴런들간의 연결세기를 0.16으로하고, 확산층의 반복횟수를 1로 초기화한 시공간필터신경회로망에 획득한 영상을 입력해서 중간출력인 공간적인 밝기의 변화를 검출한 것을 나타낸다. 여기서 이동하는 물체의 지나간 자취 정보가 각각의 뉴런들에 누적되어 있음을 관찰할 수 있다.

그림 5.2 (a)에서는 시공간필터신경회로망의 최종출력결과를 나타내고 이동하는 물체의 주변에서 강한 영교차반응을 하는 것을 알 수 있다. 그림 5.2 (b)에서는 임계값 '15'를 가하여 영교차점을 구한결과를 보여주고 있다.

시공간필터 신경망회로망의 노이즈에 의한 영향을 알아보기 위해 그림 5.1 (a)의 입력영상에 인위적으로 노이즈 성분을 첨가하여 확산층의 반복루프가 1일때와 3일때의 성능을 비교하였다. 그림 5.3의 (a)는 노이즈를 포함한 입력영상이고 (b)는 확산층의 반복횟수가 1일때 임계치 15를 가하여 영교차점을 구한 결과를 보여주고 있다. 반복루프가 1일때는 확산층에 의해 노이즈 필터링이 거의 되지 않고, 이동하는 물체의 영역뿐만 아니라 노이즈가 있는 영역에서도 시공간적으로 급격한 변화를 보이기 때문에 이동하는 물체의 영역을 제대로 추출하지 못함을 실험결과로 알 수 있다. 그림 5.4 (a)와 (b)는 각각 확산층의 반복횟수가 1과 3일때의 시공간필터 신경회로망의 최종출력을 나타낸다. 확산층의 반복횟수가 1일때는 전체 영역에서 고른 영교차 반응을 하지만 확산층의 반복횟수가 3일때는 고주파의 노이즈 성분이 제거되면서 이동하는 물체의 영역에서 좀더 강한 영교차 반응을 한다는 것을 알 수 있다.

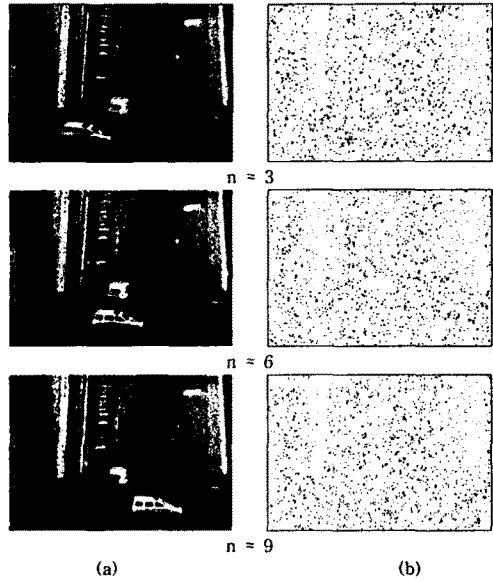
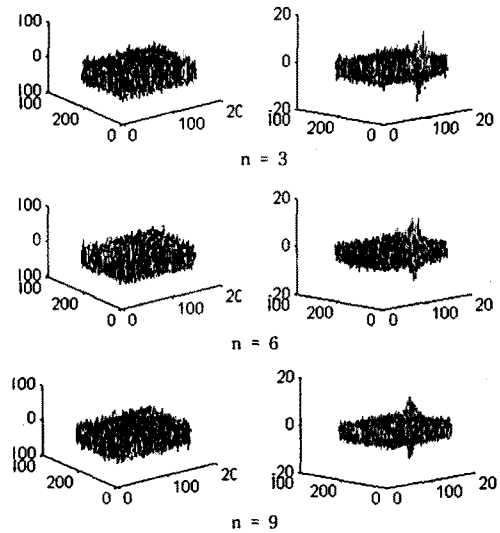


그림 5.3 노이즈를 포함한 입력영상과 확산루프가 1일때 출력의 영교차를 검출한 결과.

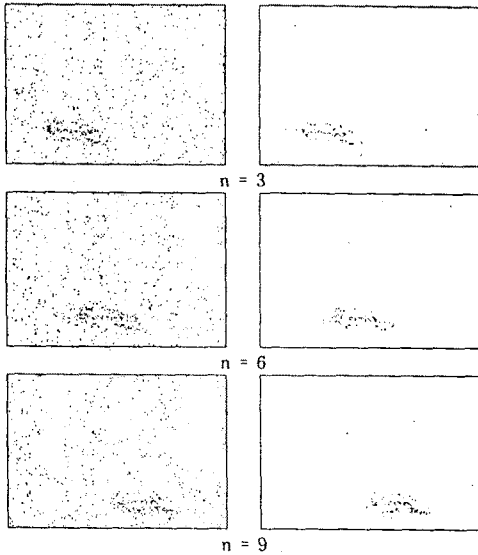
Figure 5.3 The input image including noise and the result of detecting the zero-crossing of output for  $N=1$ .



(a)  $N=1$  일때의 출력  $Y$  (b)  $N=3$  일때의 출력  $Y$   
 그림 5.4 확산루프가 1과 3일때의 출력비교.

Figure 5.4 The comparison of outputs for  $N=1$  and  $N=3$  respectively. (a) Output  $Y$  for  $N=1$  (b) Output  $Y$  for  $N=3$

그림 5.5에서는 확산층의 반복횟수를 3으로 했을때, 임계값으로 각각 3과 5를 사용하여 영교차점을 구한 결과를 보여주고 있다. 확산층의 반복으로 얻어지는 필터링 효과는 노이즈 뿐만 아니라 원이미지의 급격한 변화를 일으키는 부분에 대해서도 감쇄를 시키기 때문에 확산층 반복횟수가 많아질수록 영교차점을 구하기 위한 임계값은 작게 정해져야 한다.



(a) 임계값 3일때의 출력결과 (b) 임계값 5일때의 출력결과  
 그림 5.5 확산루프가 3일때의 영교차 반응결과

Figure 5.5 The result of zero-crossing response for  $N = 3$ .

(a) Output for threshold 3 (b) Output for threshold 5

본 실험을 통해 확산층의 반복루프수와 영교차의 임계값을 적절히 선택함으로써 노이즈가 많은 경우에 있어서도 본 논문에서 제안한 확산루프를 갖는 시공간필터 신경회로망을 이용하여 효과적으로 움직이는 물체의 영역만을 추출할 수 있다는 것을 입증하였다.

## 6. 결론

본 논문에서는 확산 신경망의 고주파 성분을 제거하는 특성을 이용하여 배경 영상에서의 잡음이나 노이즈 성분을 충분히 억제함으로써 필터로서의 성능을 개선하였고, 지연층과 시간 차분층을 추가하여 움직이는 물체를 검출할 수 있는 시공간 필터 신경망 모델을 제시하였다.

확산루프의 반복은 과거 입력의 반응의 감쇄를 가속시킴으로써 시간 차분시 거짓 윤곽선이 검출되는 현상을 개선할 수 있었고, 실험을 통해 확산층의 반복회수와 임계값을 적절히 조절함으로써, 외부 잡음에 대해서 기존의 신경망 모델에 비해 매우 안정된 성능을 보임을 증명하였다.

## 참고 문헌

- [1] M.D. Levine, Vision in Man and Machine, McGraw-Hill, New York, 1985.
- [2] M.I. Skolink, Introduction to Radar systems, 2nd. ed., chap. 4, McGraw-Hill, pp.101-151, 1980.
- [3] C.Koch, H.T. Wang, B.Mathur, A.Hsu and H.Suarez, "Computing optical flow in restrictive networks and in the primate visual system", Preceeding IEEE Workshop on Visual Motion, Irvine, CA, pp. 20-22, March 1989.
- [4] J.Hutchison, C.Koch, J.Luo and C.Mead, "Computing motion using analog and binary resistive networks", IEEE

Computer, vol.21, pp.52-61, 1988.

[5] C. Enroth-Cugell and J.G. Robson, "The contrast sensitivity of retinal ganglion cells of the cat", Journal of Physiology, vol.187, pp.517-552, 1966.

[6] D.Marr and S.Ullman, "Directional selectivity and its use in early visual processing", Proceedings of the Royal Society of London B. 207, pp.151-180,1981.

[7] J.Richter and S. Ullman, "A model for the temporal organization of X and Y type receptive fields in the primate retina", Biological Cybernetics, vol. 43, pp.127-145, 1982.

[8] D.Marr, Vision A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information, Free-man, San Francisco, CA, 1982.

[9] D.Marr and E.C. Hildreth, "Theory of edge detection", Proc. R. Soc. London B207, pp.187-217, 1980.

[10] Yool Kwon, Ki Gon Nam, Tae-Hoon Yoon, Jae Chang Kim, and H.K Liu, "Diffusion neural network model for image preprocessing," ICNN'94 Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Vol.VII, pp. 4220-4225, June 28-July 2, 1994.

[11] 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, 1992.