

論文96-33B-9-14

방향성 계층적 시공간 필터에 의한 움직이는 물체의 검출

(Moving Target Detection by using the Hierarchical Spatiotemporal Filters with Orientation Selectivity)

崔泰完*, 金在昌*, 尹台焄*, 南基坤*

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

요 약

본 논문에서는 입력 영상을 해상도와 방향에 따라 윤곽선을 검출할 수 있는 방향성 계층적 공간 필터에 시간 차분을 하는 기능을 추가하여 구성된 신경망을 제안한다. 제안한 신경망은 시변영상에서 움직이는 물체를 검출할 수 있고 기존의 신경망에서 발생하는 거짓 윤곽선 검출을 줄일 수 있는 장점이 있다. 이 신경망은 앞단에 확산망과 공간 차분망으로 구성하고 뒷단에 움직임 검출을 위해 시간 차분망이 연결된다. 또 컴퓨터 시뮬레이션한 결과 제안한 신경망은 실제영상에서 움직이는 물체의 윤곽선을 잘 추출함을 보인다.

Abstract

In this paper, we propose a neural network that detects edges of moving objects in an image using a neural network of hierarchical spatial filter with orientation selectivity. We modify the temporal difference network by adding a self loop to each neuron cell to reduce the problems of phantom edge detected by the neural network proposed by Kwon Yool et al.. The modified neural network alleviates the phantom edges of moving objects, and also can detect edges of moving objects even for the noisy input. By computer simulation with real images, the proposed neural network can extract edges of different orientation efficiently and also can reduce the phantom edges of moving objects.

I. 서 론

폭 넓은 시각처리 능력을 가진 고등 동물의 시각 신경망은 초기시각 단계에서 지엽적인 정보를 추출하여 물체의 윤곽 및 표면의 방향 등을 포함한 특징 정보의 형태로 변환한다. 그리고 변환된 특징 정보는 표면조직(texture), 움직임 등의 정보를 처리하는 처리기에 의해 표현 가능한 표면 정보로 도출된다.^[1] 최근 시각 신경계의 생리학적 연구를 토대로 한 인간 시각시스템(human visual system)을 모델화하여 초기시각에서

물체의 시각 정보를 추출하고자 하는 연구가 이루어지고 있다.^[2] 또한 신경망을 이용하여 움직이는 물체의 윤곽선을 검출하거나, 움직임을 검출하고자 하는 연구도 활발히 행해지고 있다.^{[3]-[5]} 이에 대한 신경망 모델은 효과적인 영상 처리 방법을 제시하며, 생물의 신경 생리학적인 여러 현상을 해석하는 데에도 도움이 된다.

Enroth-Cugell과 Robson은 세포가 빛 자극에 대해서 반응하는 양식의 차이에 따라 고양이 망막의 신경절 세포(retinal ganglion cell)를 X유형과 Y유형으로 분류하였다.^[6] X유형 세포는 주로 망막의 중앙에 분포되어 있으며 빛 자극의 공간적인 분포에 민감하고 시간적으로 지속적인 반응을 보이는 반면, Y유형 세포는 빛 자극의 시간적 변화에 민감하고 일시적인 반응

* 正會員, 釜山大學校 電子工學科

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

接受日字:1996年7月20日, 수정완료일:1996年9月12일

을 보인다고 하였다. 그리고 Marr와 Ullman은 이들의 기능을 모델화하여, Y유형 세포가 시간적으로 지연된 X유형 세포의 반응을 입력으로 받으며, Y유형 세포의 수학적 처리 함수는 시간에 관해 미분하는, $\partial(\nabla^2 G * I) / \partial t$ 의 연산 기능과 같다고 주장하였다.^{[7]-[9]}

Hubel과 Wiesel은 고양이의 시각 작용에 대한 생리학적인 연구 결과를 발표하였는데, 망막에 인접해 있는 1차 시각피질(primary visual cortex)은 방향성 자극에 대해 반응하는 세포들로 구성되어 있음을 발견하였다.^[10] 이 반응의 결과를 바탕으로 하여 Barlow는 고등동물의 시각피질이 특정한 방향에 있는 윤곽선을 추출할 수 있는 특징 추출기들로 구성되어 있다고 주장하였다.^[11] 또 Watson은 피질 필터를 사용하여 영상을 해상도와 방향에 따라 다르게 표현되는 부분 영상(subimage)으로 분리할 수 있는 피질 변환(cortex transform) 방식을 제안하였다.^{[12]-[14]} 이 변환 방식에서는 공간 주파수 대역폭이 약 1옥타브로 선택되고, 방향 선택성은 45°의 대역폭으로 나타난다.

또한, 권 울 등은 동물의 신경망에서 자극을 확산하여 가우스 분포를 형성하는 확산 신경망(diffusion neural network)을 제안하였다.^[15] 이 신경망을 이용하여 $\nabla^2 G$ 와 유사한 DOG (difference of two Gaussians)의 연산을 실현하는 신경망의 모델을 세우고 시간 차분하는 기능을 추가하여 움직이는 물체의 윤곽선을 추출할 수 있음을 보였다.^[16] 그러나 이 신경망에서는 움직이는 물체에 대한 윤곽선의 방향성을 알 수 없으며, 현재 입력에 대한 반응값에 연속 영상이 입력될 때마다 확산된 과거의 반응값이 항상 누적되어 있어 공간적 반응에 대한 확산의 영향으로 인하여 움직이는 물체의 거짓 윤곽선(phantom edge)이 검출되는 현상이 있다.

본 논문에서는 입력 영상에서 해상도와 방향에 따라 윤곽선을 검출할 수 있는 방향성 계층적 공간 필터에 시간 차분을 하는 기능을 추가하여 움직이는 물체의 윤곽선을 검출해내는 신경망을 제안한다. 또 시간 차분 처리의 방식을 변경하여 기존의 권 울 등이 제안한 방법에서 움직이는 물체의 거짓 윤곽선이 검출되는 현상을 개선한다. 이 신경망은 앞단에 방향성 공간 필터의 신경망으로 구성하고, 뒷단에 시간 차분망을 연결하여 구성한다. 또 방향성의 공간 차분망은 가중치가 있는 자기 케환 루프를 연결하여 움직이는 물체의 거짓 윤곽선 검출을 줄일 수 있도록 한다. 이 신경망은 움직이

는 물체의 거짓 윤곽선 검출이 방지될 뿐만 아니라, 잡음이 섞인 입력에 대해서도 움직이는 물체의 윤곽선을 잘 검출해내는 특성을 가진다.

II장에서는 방향성 계층적 공간 필터의 구성과 특성에 대해 기술하고, III장에서는 II장에서 설명한 신경망에 시간 차분을 하는 기능을 추가한 신경망을 구성하고, 시간 차분 방법의 개선으로 거짓 윤곽선의 검출을 방지할 수 있음을 분석한다. IV장에서는 제안된 신경망을 시변 영상에서 움직이는 물체의 윤곽선을 검출할 수 있음을 시뮬레이션한 결과를 보인다.

II. 방향성 계층적 공간 필터

영상처리 및 이해 등의 분야에서는 입력된 영상을 공간 주파수와 방향에 대해서 적절한 대역 특성을 갖는 부분 영상으로 나누어 표현할 필요가 있다. 영상에서 경계 방향은 주름(creases), 폐색(occlusions), 윤곽(contours) 등을 추측하는 데 있어서 기본이 된다. 일반적인 영상에서는 윤곽선의 방향이 미리 결정되어 있지 않기 때문에 경계 방향을 검출해내는 필터가 별도로 요구된다.^{[17], [18]} 그 결과로 특정한 공간 주파수와 선택된 방향에 따라 윤곽선을 검출할 수 있다.^[19] 따라서 영상에서 특정한 공간 주파수 대역과 방향 선택 특성을 가지는 공간 필터는 확산망과 공간 차분망으로 구성된 신경망을 이용하여 구현할 수 있으며, 이것에 대한 구조를 그림 1에 나타내었다.^{[20], [21]}

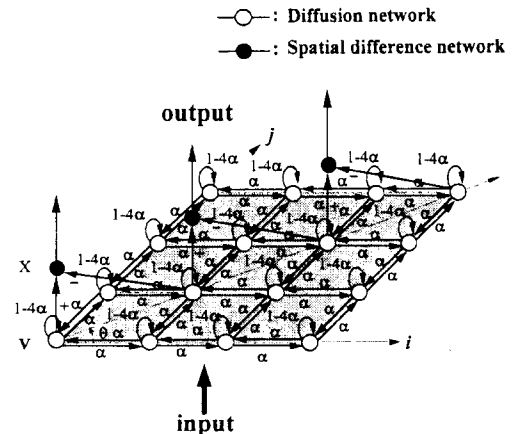


그림 1. 방향성 신경망
Fig. 1. An orientation selective neural network.

그림 1에서 앞단은 영상을 확산시키는 확산망이고

뒷단은 공간 차분망이다. 확산망에서는 영상을 확산하여 중심 주파수가 변화되도록 하는 역할을 한다. 동물 신경망의 수용영역에서 신경세포에 외부자극이 인가되면 그 자극은 주변의 신경세포들에게 전달되면서 주변 세포로 퍼지게 된다. 계속 확산되면 자극은 주변으로 점점 더 퍼지고 그 결과로 반응의 분포는 가우스 분포에 근접하게 된다. 이 때 확산에 의한 분포는 확산이 거듭됨에 따라 분산이 더 큰 가우스 함수의 모양이 된다. 이러한 확산은 신경망의 기본적인 기능으로 볼 수 있으며 2차원의 영상에 다음과 같은 식으로 적용될 수 있다. 확산 방정식으로부터 이산적인 해^[15]는

$$V(i, j, n+1) = \alpha V(i+1, j, n) + \alpha V(i-1, j, n) + \alpha V(i, j+1, n) + \alpha V(i, j-1, n) + (1-4\alpha)V(i, j, n) + I(i, j, n) \quad (1)$$

으로 주어진다. 여기에서 i 와 j 는 공간적인 위치, n 은 확산 횟수를 나타낸다. 그리고 $(1-4\alpha)$ 는 정규화된 자체 감쇄 계수이고, $I(i, j, n)$ 은 입력이다. 즉, 가중치 α 를 가지는 반복 평균 처리(iterative averaging)는 반복적인 콘볼루션에 의해 얻어지는 작은 마스크로서 선형 필터 특성을 갖는다. 이러한 함수는 가우시안 스무딩(smoothing)과 등가이며 n 은 가우스 함수의 분산값과 관계되어 있다. 이 때 분산(variance)은 $\sigma^2 = 2\alpha n$ 이다. 임의의 외부입력을 초기값으로 하여 식 (1)에 따라 확산하면, 입력과 가우스 함수를 콘볼루션한 결과를 얻을 수 있다. 각 신경세포는 인접한 상하좌우의 신경세포와 확산 계수 α 인 시냅스(synapse)로 연결되고, 자신의 반응을 $(1-4\alpha)$ 로 하는 자체 감쇄 루프(decay loop)를 가진다.

또한, 공간 차분망은 확산된 반응에서 이웃하는 두 세포간의 차분연산을 수행한다. 1차 차분의 결과는 그림 1의 공간 차분망에서 한 번의 차분 연산으로 얻어지며, 이 결과가 공간 차분망에서 또 다시 차분이 수행되면 2차 차분 반응이 된다. 이와 같이 차분된 결과는 공간 차분망에서 반복된 차분연산에 의해 고차 미분과 유사한 결과를 얻을 수 있다. 선택된 방향에 따라 공간 차분망이 연결되면 그 방향에 대한 차분 결과가 얻어진다.

확산된 신경세포에서 수평 방향(즉, 0° 방향)에 있는 신경세포의 차분 반응은 다음과 같이 수행된다.

$$X_1(i, j) = V(i, j) - V(i+1, j) \quad (2a)$$

$$X_{k+1}(i, j) = X_k(i, j) - X_k(i+1, j), \quad k > 0 \quad (2b)$$

여기서 X_k 는 공간 차분망에서 얻어진 차분 결과값이고, k 는 차분 횟수이다.

선택 가능한 8개의 방향에 있는 주변 세포에 대해 차분연산을 수행하려면, 그 연결 구조는 그림 2와 같이 된다. 그림 2는 영상에서 $0^\circ, 26.6^\circ, 45^\circ, 63.5^\circ, 90^\circ, 116.5^\circ, 135^\circ, 153.4^\circ$ 방향에 있는 신경세포와 차분을 구하기 위한 연결 관계를 나타낸다. 제한한 신경망에 의해 입력된 영상에서 방향성을 검출할 수 있는 방향 대역폭은 약 22.5° 가 된다. 따라서 제한한 신경망은 360° 각도에 대해서 8개의 다른 방향에 대한 정보를 검출할 수 있는 방향성을 갖는다. 신경세포가 위치한 방향에서 차분 반응을 하는 연결에 따라 나타나는 경계선의 방향은 신경세포의 연결 방향에 대해서 수직으로 나타난다. 예를 들어, 신경세포가 수평 방향에 있는 주변 세포와 차분 반응이 수행되도록 연결하면 선에 대한 경계선의 방향은 차분 반응의 연결 상태에서 수직 방향으로 나타난다. 제한한 신경망은 확산망에서 확산 횟수를 조절하여 특정한 공간 주파수 대역을 선택할 수 있고, 또 선택된 주파수 대역에서 방향성의 공간 차분망에서 방향 선택 특성을 얻을 수 있음은 임펄스 입력의 반응과 주파수 특성으로 확인할 수 있다. 확산 과정이 계속 진행됨에 따라 가우시안 스무딩되어 반응의 크기는 점점 감소되고 주파수 대역이 점점 낮은 주파수 영역으로 이동된다.

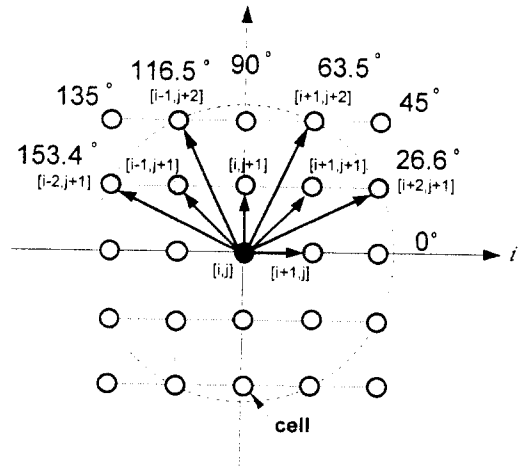


그림 2. 윤곽선의 방향 검출을 위한 신경세포의 연결 상태

Fig. 2. Connection scheme of neuron cells to detect edge orientation.

특정한 공간 주파수 대역에서 선택된 방향에 따라

연결한 공간 차분망의 방향 선택 특성을 그림 3에 나타내었다. 선택된 각 방향에 대한 반응은 입력을 먼저 확산하여 특정한 공간 주파수 대역을 선택한 후 방향성 차분연산을 행함으로써 얻어진 방향 선택 특성이다. 그림 3은 입력으로부터 선택 가능한 45°, 90° 방향에 있는 신경세포와 공간적으로 2차 차분하였을 때의 반응과 이에 대한 주파수 특성을 나타낸다. 이 반응의 형태에서 방향 선택 특성은 한가운데 있는 긴 막대 모양에 대해 평행하게 나타나는 반면에 공간 주파수 특성은 수직 방향에 한쌍으로 나타난다. 이러한 반응은 시각 피질의 수용 영역에서 나타나는 주파수와 방향에 대한 반응의 모양과 유사한 형태를 갖는다.^{[12], [13]}

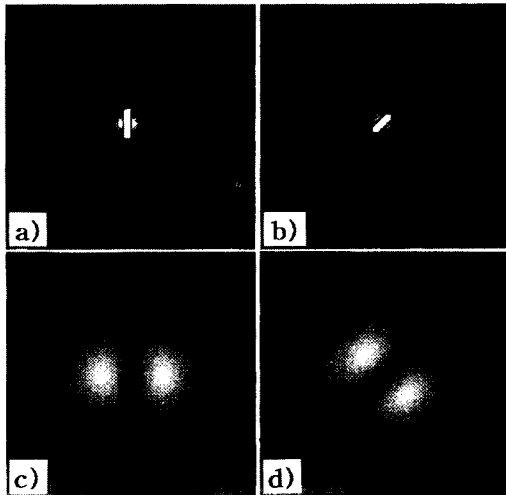


그림 3. (a)와 (b)는 방향성 공간 필터 신경망의 임펄스 반응, (c)와 (d)는 주파수 특성(n=12,k=2).
Fig. 3. (a) and (b): Impulse responses, (c) and (d): amplitude spectrum for orientation selective neural network (n=12, k=2).

III. 움직이는 물체의 검출

기존의 참고문헌 [16]의 신경망은 확산망을 이용하여 $\nabla^2 G * I$ 연산을 실현하는 신경망에 시간 차분 기능을 추가하여 연속적으로 입력되는 영상에서 움직이는 물체를 검출할 수 있음을 보였다. 이 신경망은 $\nabla^2 G * I$ 연산을 위해 입력을 분배하는 분배층과 이 값을 확산시키는 확산층으로 이루어져 있으며, 시간 차분을 구하기 위해서 입력에 대한 공간적인 반응을 저장하는 지연층과 과거와 현재 입력의 반응간의 차분을 구하는 차분층으로 구성되어 있다. 그러나 이 신경망은 고정된

카메라로부터 획득된 연속 영상에 대해 공간적인 반응을 확산한 후 시간 차분할 때 움직이는 물체의 거짓 윤곽선이 검출되는 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 시간 차분 처리의 방식을 변경하여 이러한 문제점을 개선한 신경망을 제안한다.

제안한 신경망은 그림 4와 같이 구성된다.^[22] 이 구조에서 앞단은 II장에서 설명한 방향성 공간 필터의 신경망으로 확산망과 공간 차분망으로 구성되고, 뒷단은 시간 차분을 위해 지연층과 차분층으로 구성되어 있다. 지연층은 한 단계 이전의 반응값을 저장하며, 감산층은 반응에 대해 시간 차분을 하는 역할을 한다. 또한, 이 구조에서는 거짓 윤곽선을 제거하기 위해 공간 차분망에 가중치 α 의 자기 재환 루프를 갖도록 하였다. 그림 4의 공간 차분망에서 $\nabla^2 G * I$ 연산에 의해 공간적인 반응 X 를 얻고, 이 출력값은 다시 지연층과 차분층으로 인가되어 시간에 대한 미분을 한 결과가 차분층의 출력 Y 로 얻어진다.

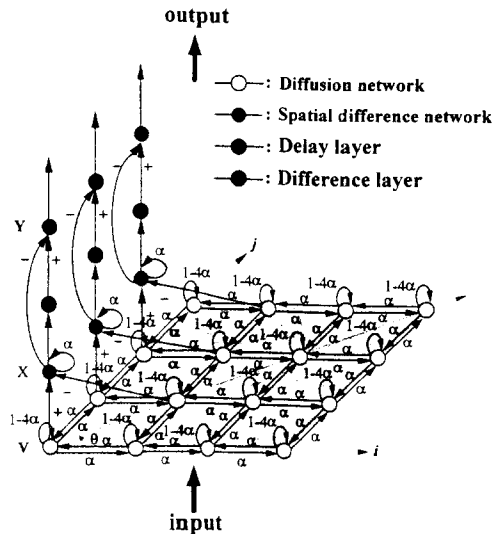


그림 4. 제안한 움직이는 물체를 검출하는 신경망
Fig. 4. Proposed neural network for moving objects detection.

공간 차분망에 가중치 α 의 자기 재환 루프가 있는 경우, 참고문헌 [16]의 신경망과 같이 확산망에서 과거의 입력에 대한 공간적인 반응을 주변 세포로 확산시키는 경우와 달리, 과거의 반응값을 공간 차분망에서 α 배로 억제시키기 때문에 주변 세포로 확산되는 영향을 감소시킬 수 있다. 따라서 참고문헌 [16]의 신경망에서 움직이는 물체의 윤곽선을 검출할 때 거짓 윤곽

선이 검출되는 문제점을 개선할 수 있게 된다. 제안한 신경망의 공간 차분망에서는 n 번째 입력이 인가되었을 때 2차 차분 결과를 $W(n)$ 이라고 하면 출력 $X(n)$ 이 지연층에 저장된 한 단계 전 출력 $X(n-1)$ 과 현재 입력이 중첩되어 나타나도록 한다. 즉, 이 때 공간 차분망의 출력 $X(n)$ 은

$$X(n) = \alpha X(n-1) + W(n) \quad (3)$$

이 되고, α 는 일반적으로 확산 계수와 같은 값을 사용한다.

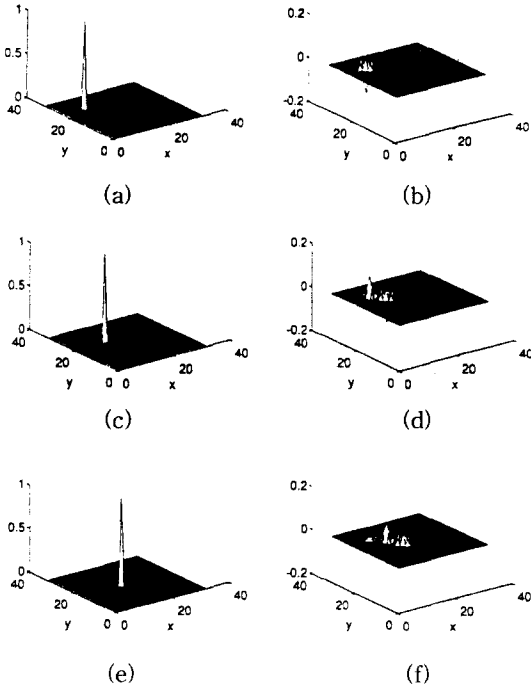


그림 5. 제안한 신경망의 이동하는 임펄스 입력에 대한 반응: (a) 시간 t_0 일 때의 입력, (b) (a)의 반응, (c) 시간 t_1 일 때의 입력, (d) (c)의 반응, (e) 시간 t_2 일 때의 입력, (f) (e)의 반응

Fig. 5. Responses for the impulsive input of the proposed neural network: (a) the input at time t_0 , (b) the response for (a), (c) the input at time t_1 , (d) the response for (c), (e) the input at time t_2 , and (f) the response for (e).

제안한 신경망의 기능을 파악하기 위해, 시간에 따라 임펄스 형태의 입력 패턴이 일정한 속도로 움직일 때 이동 물체에 대한 이 신경망의 반응을 살펴 본다. 이 경우 출력 Y 는 입력 자극이 제거된 지점에서는 변화된 입력 자극의 크기에 해당하는 반응이 나타나면서

그 형태도 $\nabla^2 G$ 와 유사한 모양으로 된다. 이러한 입력 패턴의 경우에 신경망의 반응을 그림 5에 나타내었다. 그림 5(a), (c), (e)는 외부 입력으로서 임펄스 형태의 밝기를 가지는 물체가 시간에 따라 한 단계씩 움직이는 경우의 예이다. 제안한 신경망은 그림 5(b), (d), (f)에 나타낸 것과 같이 움직이는 물체가 있는 신경세포의 위치에 양의 값이나 음의 값으로 강한 반응을 한다. 그리고 물체가 이동되더라도 과거에 있었던 자리에 반응의 흔적은 계속 약하게 남아 있음을 그림 5의 반응을 통하여 알 수 있다. 결과적으로, $\partial(\nabla^2 G * I) / \partial t$ 에 의해 밝기 변화가 없는 배경이 제거된 상태에서 움직이는 물체와 정지된 물체가 함께 섞여 있는 반응과 과거의 반응이 시간 차분되면 정지된 물체는 같은 반응값의 크기에 의해 서로 상쇄되고 최종적으로 시간적인 밝기 변화인 움직이는 물체의 반응만 남게 된다. 움직이는 물체의 반응은 영교차 점의 검출에 의해 윤곽선으로 나타난다.

참고문헌 [16]의 신경망은 윤곽선이 시공간적으로 필터링된 영교차의 반응으로 나타나기 때문에 윤곽선을 쉽게 검출할 수 있다. 그러나 기존의 신경망에 영상 신호가 계속해서 인가되는 경우 뒤에 인가되는 영상 신호일수록 확산이 많이 되지 않는 상태이기 때문에 마스크의 폭이 작은 필터에 의해 필터링한 것과 같이 입력 영상신호의 잡음에 매우 민감하게 작용한다. 또 과거에 인가된 입력 영상신호는 확산망에서 계속해서 확산되어 현재 입력에 대한 반응과 중첩되어 차분층에서 시간 차분 처리되므로 영교차 점을 검출하게 되면 거짓 윤곽선이 발생된다. 제안한 신경망은 이러한 문제점을 개선할 수 있다.

제안한 신경망의 성능을 간단히 분석하기 위하여 그림 4의 제안한 신경망을 모두 일차원으로 간략화하고, 입력단에 이동하는 사각형 모양의 신호를 인가하였다. 일정한 속도로 움직이는 일차원의 영상신호 $I(x,n)$ 을 제안한 그림 4의 신경망에 인가하였을 때 각단에서 얻어지는 반응을 그림 6에 나타내었다. 여기에서 x 는 공간좌표, n 은 시간 t_n 을 나타낸다. 그림 6에서 물체는 오른쪽으로 움직이고 있는 경우이다. 그림 6(a)에서 실선은 시간 t_2 의 영상신호이고, 점선은 시간 t_3 의 영상신호이다. 영상신호에는 랜덤잡음이 섞여 있다. 그림 6(b)는 시간 t_2 일 때의 제안한 신경망의 출력 $X(x,2)$ 를 나타낸다. 그리고 그림 6(c)는 시간 t_3 에서의 출력 $X(x,3)$ 의 반응이다. 그림 6(d)는 제안한 신경망의 차분

층의 출력 $Y(x,2)$ 이다. 이 결과는 시공간적인 밝기 변화를 나타내는 반응을 나타낸다. 그림 6(e)는 그림 6(d)에서 검출한 영교차 점이다. 제안한 신경망은 움직이는 사각형의 윤곽선을 정확하게 검출하고 있음을 그림 6(e)에서 확인할 수 있다.

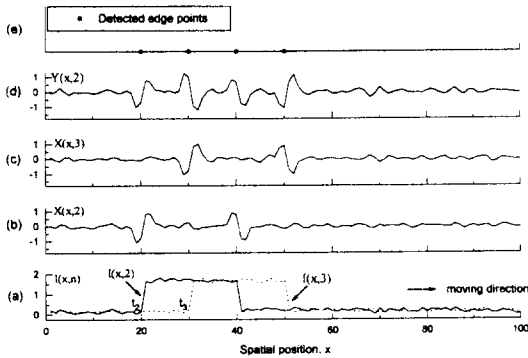


그림 6. 일정한 속도로 움직이는 사각형 모양의 입력 영상신호에 대한 제안한 신경망의 반응: (a) 시간 t_2 (실선)과 t_3 (점선)에서의 입력 영상신호, (b) 시간 t_2 에서의 출력 $X(x,2)$, (c) 시간 t_3 에서의 출력 $X(x,3)$, (d) 시간 t_3 에서 출력 $Y(x,2)$ 와 (e) 영교차 점

Fig. 6. The responses of the proposed neural network for a rectangular type image moving with a uniform velocity: (a) The inputs: solid line at time t_2 , dashed line at time t_3 , (b) the output $X(x,2)$ at time t_2 , (c) the output $X(x,3)$ at time t_3 , (d) the output $Y(x,2)$ at time t_3 , and (e) the zero-crossings.

따라서 제안한 신경망은 잡음이 섞여 있는 입력이 인가되더라도 움직이는 물체의 윤곽선을 잘 검출하고 있으므로 잡음이 있는 입력 신호에 강한 특성이 있음을 알 수 있다. 이것은 시간 차분을 위해 개선한 공간 차분망의 구조가 저역통과 필터와 같은 역할을 함으로써 잡음을 억제하여 거짓 윤곽선 검출을 줄여 주는 효과가 있기 때문이다. 제안한 신경망에서 움직이지 않는 물체는 공간적인 밝기 변화에 반응을 하지만 시간 차분 연산으로 삭제되고 그 반응의 크기가 상대적으로 매우 미약하다. 결국 제안한 신경망은 시간 차분후 강한 양의 반응을 중심으로 나타나는 반전 반응으로부터 영교차를 검출하여 움직이는 물체를 검출해낸다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 고찰

이 장에서는 제안한 그림 4의 신경망을 영상 처리에

적용하여 컴퓨터로 시뮬레이션한 결과를 나타내었다. 입력으로 분해능이 256 레벨인 256×256 화소의 영상 30 프레임을 연속적으로 제안한 신경망에 인가하였다. 그림 7은 시뮬레이션에 사용된 초기 영상으로써 탁구공이 사람의 손에 있는 라켓의 움직임에 따라 상하로 반복 운동하는 실제의 영상 데이터이다. 시뮬레이션 과정에서 처음에만 신경망에 영상을 입력하여 확산과정이 수행되도록 하고, 전 시뮬레이션 과정에서 확산계수는 1/6로 고정하였다.

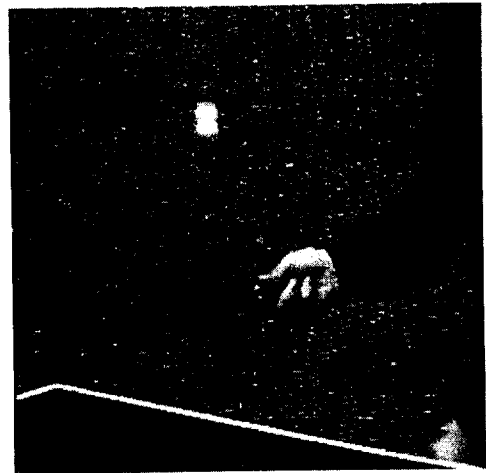


그림 7. 움직이는 물체가 있는 초기 입력 영상
Fig. 7. Initial input image with moving objects.

제안한 그림 4의 신경망에 $n=3$ 일 때 입력한 실제 영상 프레임과 이로부터 움직이는 물체의 윤곽선을 검출한 결과를 그림 8에 나타내었다. 그림 8(c)와 (d)는 움직이는 물체가 있는 그림 8(a)의 세 번째 영상이 입력되었을 때 선택 방향에 연결된 시간 차분의 신경망으로부터 얻어진 움직이는 물체의 방향 성분 즉, 수평과 수직 방향에 있는 윤곽선을 검출한 결과이다. 이 결과에서 볼 수 있듯이 움직이는 물체의 윤곽선 주변에서 강한 반응이 있음을 알 수 있다. 그러나 움직이지 않는 물체는 상대적으로 아주 미약한 반응으로 나타난다. 검출된 결과에서 맨 윗부분에 있는 것은 탁구공의 윤곽선이고, 아랫 부분은 사람의 손과 탁구라켓의 윤곽선이다. 중앙에 나타난 좌우 두 개의 윤곽선은 실제 영상에서 카메라 영향에 의해 포함된 잡음처럼 보인다. 또 오른쪽의 하단 부위에 약간 나타나는 윤곽선은 사람의 허리 부분이 경우에 따라 움직이고 있음을 알 수 있다. 그외에 움직이지 않는 부분은 제거되는 것을 확인할

수 있다.

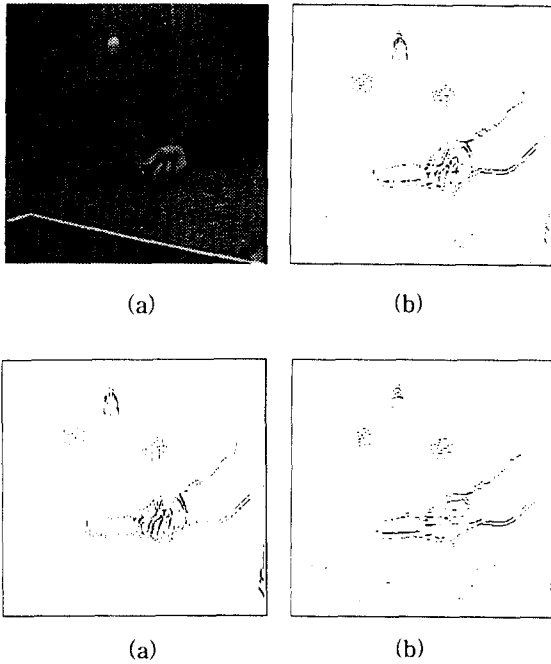


그림 8. 움직이는 물체가 있는 입력 영상과 검출된 결과: (a) $n=3$ 일 때의 입력 영상, (b) 움직이는 물체의 윤곽선, (c) 검출된 움직이는 물체의 수직 방향의 윤곽선, (d) 검출된 움직이는 물체의 수평 방향의 윤곽선

Fig. 8. Input image with moving objects and the obtained results: (a) Input image of 3rd frame, (b) edges of the moving objects, edges of (c) the vertical and (d) horizontal components of the moving objects.

그리고 움직이는 물체가 있는 여섯번째의 영상 프레임이 제한한 신경망에 입력되었을 때의 시뮬레이션 결과를 그림 9에 나타내었다.

그림 9(a)는 움직이는 물체가 있는 입력 영상이고, 그림 9(b)는 $n=6$ 일 때 검출된 움직이는 물체의 윤곽선을 추출한 결과이다.

그림 9(c)와 (d)는 여섯번째로 입력된 영상에서 움직이는 물체에 대한 방향 성분 즉, 수평과 수직 방향에 있는 윤곽선을 검출한 결과이다. 이 결과에서도 그림 9와 같이 실제영상에서 발견되는 잡음이 검출됨을 볼 수 있으며, 움직이는 물체인 탁구공의 윤곽선이 뚜렷하게 보인다.

그리고 탁구공의 주위에 나타난 것은 움직인 궤적의 윤곽선이다.

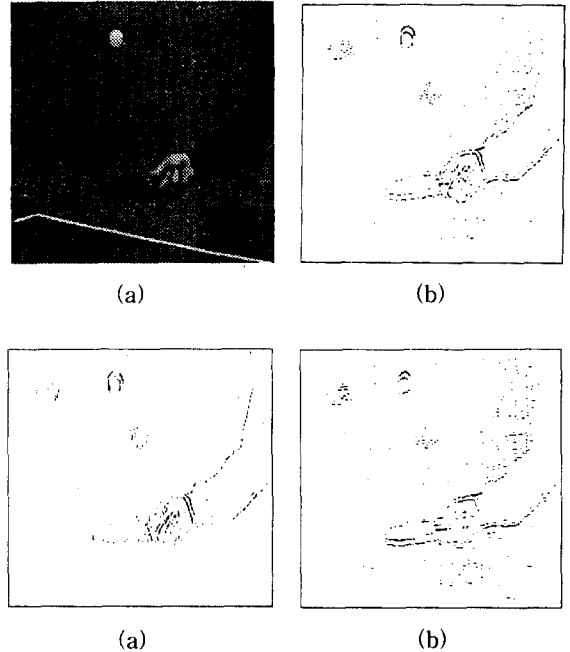


그림 9. 움직이는 물체가 있는 입력 영상과 검출된 결과: (a) $n=6$ 일 때의 입력 영상, (b) 움직이는 물체의 윤곽선, (c) 검출된 움직이는 물체의 수직 방향의 윤곽선, (d) 검출된 움직이는 물체의 수평 방향의 윤곽선

Fig. 9. Input image with moving objects and the obtained results: (a) Input image of 6th frame, (b) edges of the moving objects, edges of (c) the vertical and (d) horizontal components of the moving objects.

V. 결론

본 논문에서는 입력 영상에서 해상도와 방향에 따라 윤곽선을 검출할 수 있는 방향성 계층적 공간 필터의 신경망에 시간 차분을 하는 기능을 추가하여 움직이는 물체의 윤곽선을 검출해내는 신경망을 제안하였다. 이 신경망은 확산망과 이 출력값에 대하여 주변 세포간의 공간적 차분을 구하는 공간 차분망으로 구성하였다. 방향성 공간 필터의 신경망은 입력된 영상의 특정한 공간 주파수 대역에서 방향 선택의 대역폭이 약 22.5° 가 되는 8개의 선택된 방향에 대해 윤곽선 정보를 추출할 수 있다. 그리고 제한한 신경망을 이용하여 연속적으로 입력되는 실제 영상에서 움직이는 물체를 검출할 수 있음을 시뮬레이션을 통해 보였다. 이 신경망은 방향성 공간 필터의 신경망 세포에 가중치가 있는 자기 궤환

루프를 가지고 있기 때문에 과거 입력의 반응을 억제하여 주변 세포로 확산되는 영향을 줄일 수 있었다. 그 결과로 차분층에서 시간 차분의 영향으로 참고문헌 [16]의 신경망에서 거짓 윤곽선이 검출되는 현상을 개선할 수 있었다. 또한 이 신경망은 입력단에서 확산망을 이용하여 가우시안 신호 처리를 했기 때문에 영상의 배경 잡음을 억제할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] D. Marr and T. Poggio, "From understanding computation to understanding neural circuitry," *Neuroscience Research Program Bulletin*, vol. 15, pp. 470-488, 1977.
- [2] M. D. Levine, *Vision in Man and Machine*, McGraw-Hill, New York, 1985.
- [3] M. I. Skolnik, *Introduction to Radar systems*, 2nd. ed., chap. 4, McGraw-Hill, pp. 101-151, 1980.
- [4] C. Koch, H. T. Wang, B. Mathur, A. Hsu, and H. Suarez, "Computing optical flow in resistive networks and in the primate visual system," *Proceeding IEEE Workshop on Visual Motion*, Irvine, CA, pp. 20-22, March 1989.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] D. Marr, *Vision A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*, Freeman, San Francisco, CA, 1982.
- [10] D. H. Hubel and T. N. Weisel, "Receptive fields, binocular interactional architecture in the cat's visual cortex," *Journal of Physiology*, vol. 160, pp. 106-154, 1962.
- [11] H. B. Barlow and R. W. Levick, "The mechanism of directional selectivity in the rabbit's retina," *Journal of Physiology (London)*, vol. 173, pp. 477-504, 1965.
- [12] A. B. Watson, "Detection and recognition of simple spatial forms," *Physical and Biological Proceedings of Images*, ed. O. J. Braddick and A. C. Sleight, pp. 100-114, New York, Springer-Verlag, 1983.
- [13] A. B. Watson, "The cortex transform: Rapid computation of simulated neural image," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 39, pp. 311-327, 1987.
- [14] A. B. Watson, "Efficiency of a model human image code," *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 4, no. 12, pp. 2401-2417, December 1987.
- [15] 권 율, 남기곤, 윤태훈, 김재창, "확산 뉴런망을 이용한 영상 처리," *대한전자공학회 논문지*, 제 30권 B편, 제 1호, pp. 90-98, 1993
- [16] 최태완, 권 율, 김재창, 남기곤, 윤태훈, "확산 신경 회로망을 이용한 움직이는 표적 검출," *대한전자공학회 논문지*, 제 32권 B편, 제 1호, pp. 120-126, 1995
- [17] Steven W. Zucker, "Early orientation selection: tangent fields and the dimensionality of their support," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 32, pp. 74-103, 1985.
- [18] D. J. Fleet and A. D. Jepson, "Hierarchical construction of orientation and velocity selective filters," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 3, pp. 315-325, March 1989.
- [19] A. Rosenfeld, *Multiresolution Image Processing and Analysis*, Springer-Verlag, New York, 1984.
- [20] 최태완, 남기곤, 윤태훈, 김재창, "시각 피질의 방향 선택성 계층적 공간 필터 모델," *대한전자공*

학회 추계종합학술대회 논문집(II), 제 17권 제 2호, pp. 1557-1560, November 1994

[21] 최태완, 김재창, "확산망을 이용한 방향성 계층적 공간 필터의 구현," submitted to *Journal of KITE*

[22] 최태완, 김재창, 남기근, 윤태훈, 박의열, "방향 선택성 계층적 공간 필터에 의한 이동 표적 검출," *대한전자공학회 하계종합학술대회 논문집*, 제 18권 제 1호, July 1995

— 저 자 소 개 —



崔 泰 完(正會員)

1959년 12월 15일생. 1983년 2월 동아대학교 전자공학과 졸업. 1985년 2월 부산대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1996년 2월 부산대학교 대학원 전자공학과(공학박사). 1984년 12월 ~ 1991년 2월 (주)LG전자연구소 근무. 1991년 5월 ~ 1993년 2월 부산대학교 전자공학과 조교. 주관심분야는 신경회로망, 컴퓨터비전 등임.

金 在 昌(正會員) 第 33卷 第 7號 參照

부산대학교 전자공학과 교수

尹 台 焘(正會員) 第 32卷 B編 第 10號 參照

부산대학교 전자공학과 부교수

南 基 坤(正會員) 第 33卷 第 7號 參照

부산대학교 전자공학과 부교수