

論文96-33B-10-14

확산망에 의한 방향성 계층적 공간 필터의 구현

(Implementation of Hierarchical Spatial Filters with Orientation Selectivity by Using Diffusion Network)

崔泰完*, 金在昌*

(Tae Wan Choi and Jae Chang Kim)

요약

본 논문에서는 입력 영상을 해상도와 방향에 따라 윤곽선을 검출할 수 있는 방향성 계층적 공간 필터의 기능을 가지는 신경망을 제안한다. 제안된 신경망은 확산망과 공간 차분망으로 구성된다. 확산망에서는 입력 자극이 확산됨으로써 가우스 함수와의 컨볼루션 연산이 수행되고, 공간 차분망은 공간적으로 선택된 방향에 대해서 차분 연산을 하여 밝기 변화를 검출할 수 있도록 연결된다. 시험 패턴과 실제 영상에 대해서 시뮬레이션하여 제안한 신경망이 선택된 방향의 윤곽선을 효율적으로 추출함을 보였다.

Abstract

In this paper, we propose a neural network which detect edges of different orientation and spatial frequency in arbitrary image data. We constructed the proposed neural network with two different types neural network. A diffusion network performs the Gaussian operation efficiently by the diffusion process. And the spatial difference network has specially designed connections suitable to detect the contours of a specific orientation. Simulation results showed that the proposed neural network can extract the edges of selected orientation efficiently by applying the neural network to a test pattern and the real image.

1. 서론

고등동물의 시각피질(visual cortex)의 세포들은 특정한 방향의 막대(bar) 또는 윤곽선의 자극에 대한 선택성을 갖는 기본적인 특징 기능이 있다고 알려져 있다. 최근에 많은 신경생리학적 연구에 의하면 특징 추출 기능이 초기 단계에 시각 경험(visual experiences)에 의존한다고 보고되었으며, 이러한 특징 추출 메커니즘을 설명하기 위해서 방향 선택성을 갖는 신경 회로망이 많이 제안되었다^{[1]-[4]}.

Hubel과 Wiesel^[5]에 의한 일련의 연구는 고등 포유동물의 시각피질의 신경세포가 시각 정보 형태를 어떻게 부호화 하는지에 대해 수많은 정보를 제공해 주었다. 포유동물의 신경절 세포는 비교적 단순한 수용영역(receptive field)과 반응형태("홍분중심-억제주변"과 "억제중심-홍분주변")를 갖고 있는데, 이것은 고양이, 원숭이, 인간 등의 외측슬상체 수준에서도 유지되고 있다. 더 복잡한 정보 부호화 과정은 시각피질의 신경세포에서 일어난다. 시각피질의 세포들은 수직으로 세워놓은 기둥(column)처럼 조직되어 있으며, 각 기둥은 각기 다른 방향성 자극에 대해 반응한다. 이러한 신경세포의 활동을 통해 시각 자극의 방향에 대한 정보를 알 수 있다. Dougman은 이에 기초하여 영상의 해석과 분할을 위하여 신경망을 이용한 2차원 Gabor 필터를

* 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5月18日, 수정완료일:1996年10月8日

제안하였다¹⁶⁾. 이 필터는 시각피질의 단순세포(simple cell)에서 볼 수 있는 공간적인 국부성(locality), 방향 및 공간 주파수에 대한 선택성 등의 특성과 비슷하여 최근 인간의 시각 모델로 많이 응용되고 있다¹⁷⁾. Watson은 영상을 해상도와 방향에 따라 다르게 표현되는 부분 영상으로 분리할 수 있는 피질 변환(cortex transform)을 제안하였다¹⁸⁾.¹⁹⁾ 이 방식에서는 공간 주파수 대역폭이 약 1옥타브(octave)로 돔(dom: differences of mesas) 필터에 의해 선택되고, 방향성은 45°의 대역폭으로 팬형 필터(fan-type filter)¹⁰⁾에 의해 나타난다. 따라서 입력된 영상을 푸리에 변환하여 주파수 영역에서 이 두 필터의 곱으로 구성된 피질 필터에 의해 공간 주파수와 방향에 따라 서로 다른 부분 영상으로 분할한다. 그 외에 영상을 공간 주파수와 방향성에 따라 분할할 수 있는 대역 필터는 QMF (quadrature mirror filter)¹¹⁾, 웨이브렛 변환(wavelet transform)¹²⁾ 등이 있다.

최근 권 울 등은 망막의 광수용 세포에 의해 시각 자극에 대한 반응에 기초하여 동물의 신경망에서 자극을 확산함으로써 가우스 분포를 형성하는 확산 신경망(diffusion neural network)을 제안하였다¹³⁾. 이 신경망을 이용하여 방향성에 무관한 DOG(difference of two Gaussians) 연산을 실현하는 신경망의 모델을 세우고 일련의 확산과정을 통해 영상에서 상이한 공간 주파수 성분의 밝기 변화에 따른 윤곽선을 검출할 수 있음을 보였다. 앞서 언급한 필터들에 의해 분해된 부분 영상들은 해상도에 따라 피라미드 구조와 같은 영상으로 형성될 수 있고 영상 정보의 분석에 의한 데이터 압축 및 영상의 부호화 등에 응용될 수 있다. 그리고 시각 생리학의 시뮬레이션, 인간의 초기시각 모델링, 영상처리와 이해 등의 분야에서는 영상을 해상도에 따라 적절한 대역폭을 갖는 부분 영상으로 표현될 수 있고, 또 방향에 따라 서로 다른 해상도로 표현되는 부분 영상으로 분할되어 표현된다.

본 논문에서는 입력 영상을 해상도와 방향에 따라 윤곽선을 검출할 수 있는 방향성 계층적 공간 필터의 신경망을 제안한다. 제안한 신경망은 입력 영상과 가우스 함수를 콘볼루션하는 확산망과 공간적으로 차분 연산을 하는 공간 차분망(spatial difference network)으로 구성된다. 확산망은 주변 세포로 자극이 전달되도록 주변 세포들과 흥분성 연결로만 구성되어 자극이 확산되도록 한다. 공간 차분망은 선택된 방향의 밝기

변화를 검출할 수 있도록 확산망의 출력단에 대해 선택된 방향에 따라 흥분성과 억제성의 연결로 구성된다. 본 논문의 II장에서는 방향성 계층적 공간 필터의 구성과 특성에 대해 기술하고, III장에서는 제안된 신경망을 시험 패턴과 실제 영상으로 시뮬레이션하고, 이 결과로부터 제안된 신경망이 영상에서 선택 방향의 윤곽선을 잘 검출할 수 있음을 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. 따라서 입력된 영상에서 특정한 공간 주파수 대역과 방향 선택에 따라 윤곽선을 검출할 수 있는 기능을 가지는 방향성 계층적 공간 필터의 신경망을 구성한다.

1. 확산망

동물 신경망의 수용영역에서 신경세포에 외부자극이 인가되면 그 자극은 주변의 신경세포들에게 전달되면서 주변 세포로 퍼지게 된다. 한 신경세포에 입력 자극이 인가되었을 때 인접한 다른 신경세포들에게도 자극의 일부가 전달되고 자신에게도 자극의 영향을 받는 형태로 확산된다. 이러한 형태로 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 확산망을 적용할 수 있다¹³⁾. 2차원의 확산망은 그림 1과 같이 구성되며, 외부 자극을 주변으로 확산하여 가우스 함수를 실현한다. 각 신경세포는 인접한 상하좌우의 신경세포들과 연결 세기 α 인 시냅스(synapse)로 연결된다. 그 자신의 신경세포는 $(1-4\alpha)$ 의 연결 세기를 갖는다. 또 외부 입력과 출력을 위한 입력 통로와 출력 통로가 필요하다. 이러한 연결은 확산을 실현하기 위한 최소의 연결이다. 이 신경 회로망의 반응 $V(i,j,n)$ 을 이산적으로 표현하면 다음과 같다.

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

여기에서 $I(i,j,n)$ 는 입력이고 i 와 j 는 위치, n 은 확산

횡수, α 는 확산 계수를 나타낸다. 임의의 외부입력을 초기값으로 하여 식 (1)에 따라 확산하면, 입력과 가우스 함수를 컨볼루션한 결과를 얻을 수 있다. 식 (1)은 연속 변수 x, y, t 를 가지는 확산 방정식^[14], $\alpha \nabla^2 v = \partial v / \partial t$ 를 이산 변수 i, j, 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

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

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

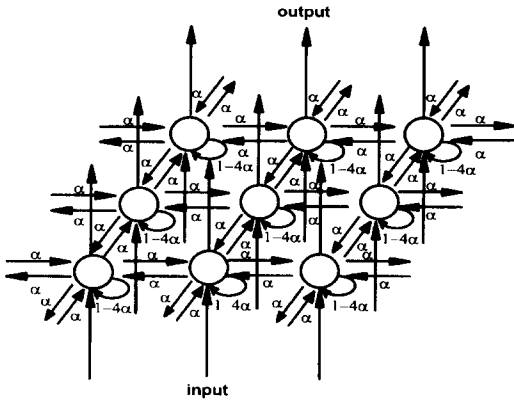


그림 1. 확산망
Fig. 1. Diffusion network.

그림 1의 확산망에 크기가 '1'인 임펄스를 초기에만 인가하여 반복적으로 확산시켜 얻어진 출력은 그림 2와 같이 가우스 분포 형태가 됨을 알 수 있다. 그림 2(a)와 (b)에서 n 이 6, 12일 때 확산된 결과는 반응의 크기가 점점 작아지면서 분산이 커짐을 보여 준다. 그리고 그림 2(c)와 (d)는 확산된 결과를 각각 푸리에 변환하여 공간 주파수 분포로 나타낸 것이다. 따라서 확산망에서 확산이 진행되면 통과 대역의 크기가 작아지면서 모양이 점점 가우스 분포 함수와 유사해져 가고, 주파수 특성에서 저주파 대역으로 이동되고 있음을 알 수 있다. 그러므로 이 확산망은 효율적으로 가우스 마스크에 의한 필터링을 실현할 수 있고, 이 신경망에 외부 자극을 입력했을 때 확산 횟수가 달라짐에 따라서 다른 분산을 가진다.

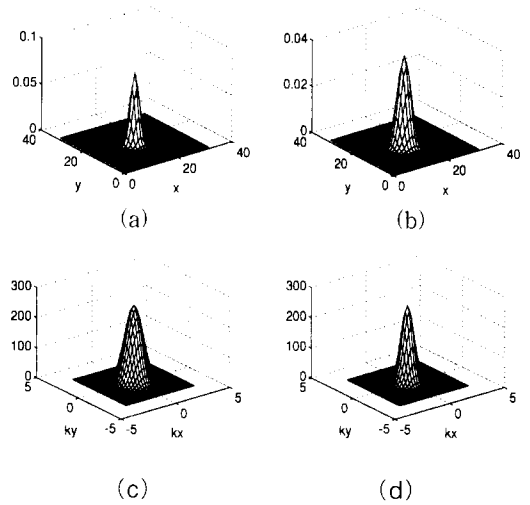


그림 2. 확산에 의한 가우스 분포와 주파수 특성
(a)와 (b)는 n 가 6, 12일 때의 가우스 분포;
(c)와 (d)는 (a)와 (b)의 주파수 특성.
Fig. 2. Gaussian distributions after diffusion processes and its frequency characteristics.
(a), (b) Their Gaussian distributions for $n=6, 12$; (c), (d) their respective frequency characteristics.

2. 방향성 계층적 공간 필터의 구성

영상에서 경계의 방향은 주름(creases), 폐색(occlusions), 윤곽(contours) 등을 추측하는 데 있어서 기본이 된다. 일반적인 영상에서는 윤곽선의 방향들이 미리 결정되어 있지 않기 때문에 경계 방향을 검출해 내는 필터가 별도로 요구된다^{[15], [16]}. 그 결과로 특정한 공간 주파수와 선택된 방향에 따라 윤곽선을 검출할 수 있다^[17]. 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 3에 나타내었다^[18]. 그림 3에서 앞단은 영상을 확산시키는 확산망이고, 뒷단은 공간 차분망이다. 확산망에서는 영상을 확산하여 중심 주파수가 변화되도록 하는 역할을 하며, 공간 차분망은 확산된 반응에서 이웃하는 두 세포간의 차분 연산을 수행한다. 1차 차분의 결과는 그림 3의 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 차분 연산에 의해 고차 미분과 유사한 결과를 얻을 수 있다. 선택된 방향에 따라 공간 차분망이

연결되면 그 방향에 대한 차분 결과가 얻어진다.

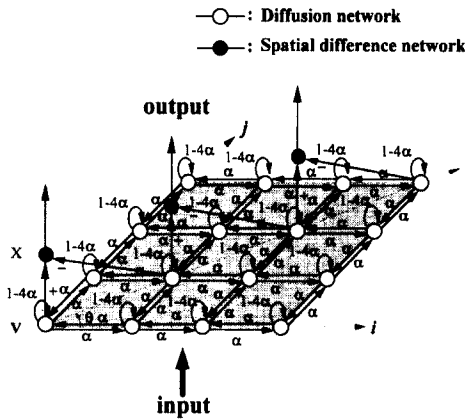


그림 3. 방향성 신경망
Fig. 3. An orientation selective neural network.

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

$$X_1(i, j) = V(i, j) - V(i+1, j) \quad (3a)$$

$$X_{k+1}(i, j) = X_k(i, j) - X_k(i+1, j), \quad k > 0 \quad (3b)$$

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

제한한 신경망에 임펄스 입력을 인가하였을 때 수평 방향에 연결된 공간 차분망의 차분 반응 결과와 이것의 주파수 특성을 그림 4에 나타내었다. 그림 4의 주파수 특성은 공간 차분망에서 차분을 반복함에 따라 얻어진 반응을 각각 푸리에 변환하여 실수부만을 나타내었다. 그림 4의 주파수 특성을 살펴보면 공간 차분망에서 차분 연산이 거듭될수록 중심 주파수가 점점 높은 주파수 대역으로 이동되고 있음을 알 수 있다. 이러한 과정은 특정한 주파수를 검출해 내는 대역 통과 특성을 가지게 한다.

선택 가능한 8개의 방향에 있는 주변 세포에 대해 차분 연산을 수행하려면, 그 연결 구조는 그림 5와 같이 된다. 그림 5는 영상에서 0°, 26.6°, 45°, 63.5°, 90°, 116.5°, 135°, 153.4° 방향에 있는 신경세포와 차분을 구하기 위한 연결 관계를 나타낸다. 선택 방향 0°, 45°, 90°, 135°에 있는 신경세포는 비교적 일정한 샘플 간격으로 차분될 수 있다. 그리고 26.6°, 63.5°, 116.5°, 153.4° 방향에 있는 신경세포는 샘플 간격이 '1' 이상인 위치에

있는 주변 세포와 차분을 행하도록 연결된다. 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 방향 선택성을 갖는다.

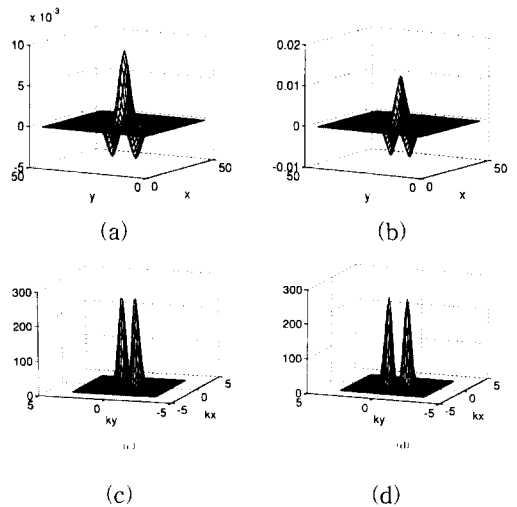


그림 4. 제한한 신경망의 차분 반응과 주파수 특성
(a)와 (b)는 k 가 2, 4일 때의 반응결과; (c)와 (d)는 (a)와 (b)의 주파수 특성

Fig. 4. Responses of the difference layer for the proposed neural network and its frequency characteristics. (a), (b) Their responses for $k=2, 4$; (c), (d) their respective frequency characteristics.

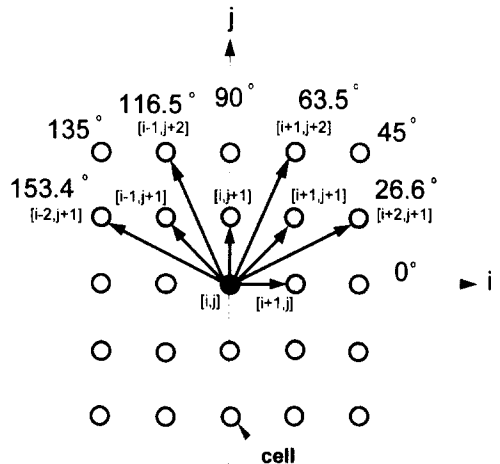


그림 5. 윤곽선의 방향 검출을 위한 신경세포의 연결 상태

Fig. 5. Connection scheme of neuron cells to detect edge orientation.

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. 제안한 확산망은 확산망에서 확산 횟수를 조절하여 특정한 공간 주파수 대역을 선택할 수 있고, 또 선택된 주파수 대역에서 방향성의 공간 차분망에서 방향 선택 특성을 얻을 수 있음을 임펄스 입력의 반응과 주파수 특성으로 알아 본다. 확산 과정이 계속 진행됨에 따라 가우시안 스무딩되어 반응의 크기는 점점 감소되고 주파수 대역이 점점 낮은 주파수 영역으로 이동된다. 특정한 공간 주파수 대역에서 선택된 방향에 따라 연결한 공간 차분망의 방향 선택 특성을 그림 6에 나타내었다. 한 쌍의 타원형으로 나타낸 것은 주파수 선택 특성으로 확산 횟수가 거듭됨에 따라 주파수 영역에서 원점에 점점 가깝게 분포한다. 선택된 각 방향에 대한 반응은 입력을 먼저 확산하여 특정한 공간 주파수 대역을 선택한 후 방향성 차분 연산을 행함으로써 얻어진 방향 선택 특성이다. 여기에서 필터링 대상의 입력 크기는 128×128 로 하였다. 그림 6은 입력으로부터 선택 가능한 0° , 45° , 90° , 135° 방향에 있는 신경세포와 공간적으로 2차 차분하였을 때의 반응을 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^{[8], [19]}.

그리고 그림 6의 반응에 대한 주파수 특성은 그림 7과 같다. 이 그림의 중간 부분이 주파수 영역의 원점($\omega=0$)을 나타낸다. 그림 7은 방향 선택 특성을 주파수 영역에서 보여 주고 있다. 또 확산망에서 특정한 공간 주파수 대역을 선택한 후 공간 영역에서 차분 연산을 수행할 때 선택된 방향에 대한 샘플 간격의 차이는 주파수 특성에도 약간 영향을 주고 있음을 스펙트럼의 분포를 통해 알 수 있다. 예를 들어, 샘플 간격이 0° 방향보다 약간 큰 45° 방향에 있는 신경세포와 방향성 차분한 결과는 샘플 간격이 적은 방향의 반응과 비교해 볼 때 저주파 대역쪽으로 약간 이동되어 있음을 그림 7에서 알 수 있다.

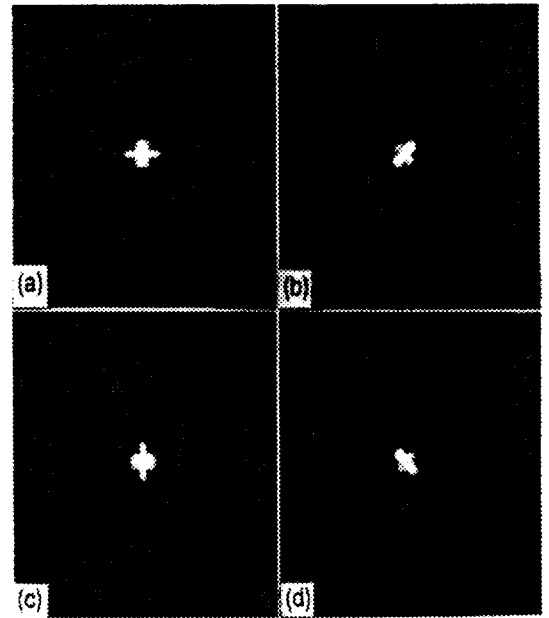


그림 6. 제안한 신경망의 선택 방향에 대한 반응 ($n=12$, $k=2$): (a) 0° , (b) 45° , (c) 90° , (d) 135°

Fig. 6. Responses for the connection of the selected orientations of the proposed neural network ($n=12$, $k=2$): (a) 0° , (b) 45° , (c) 90° , and (d) 135° .

또한, 제안한 신경망의 공간 차분망에서 차분 연산을 반복함으로써 나타나는 주파수 특성은 그림 8과 같이 된다. 그림 8은 임의로 선택된 135° 방향에 대한 공간 차분망의 반응을 주파수 특성으로 나타낸 것이다. 공간 차분망에서 차분 횟수를 2, 4회로 증가시켰을 때 중심 주파수가 점점 고주파 대역으로 이동되고 있음을 그림 8에서 알 수 있다. 따라서 공간 차분망에서 차분 연산을 반복함에 따라 얻어지는 반응은 근사적으로 고차 미분과 같은 효과가 있으므로 입력된 영상에서 고주파 성분을 추출하는 데 이용할 수 있다.

앞에서 나타낸 제안한 신경망에 대한 그림 7, 8의 주파수 특성 분석 결과에서 공간 주파수와 방향에 대한 상대적인 대역폭의 관계는 그림 9의 패턴으로 나타난다. 이 그림으로부터 2차원의 주파수 평면에서 대역폭이 어떻게 나누어 지는가를 알 수 있다. 그림 9에서 주파수 대역은 중간 부분에서 바깥쪽으로 이동할수록 커지고 방향 대역폭은 일정한 각도에 의해 분할되어 선택된 8개의 방향으로 나타난다. 그림 9에서 검은 부분의 선택된 주파수 대역의 특성은 실제로 그림 7에 나

타낸 바와 같이 대각선으로 한쌍의 타원형으로 나타난다.

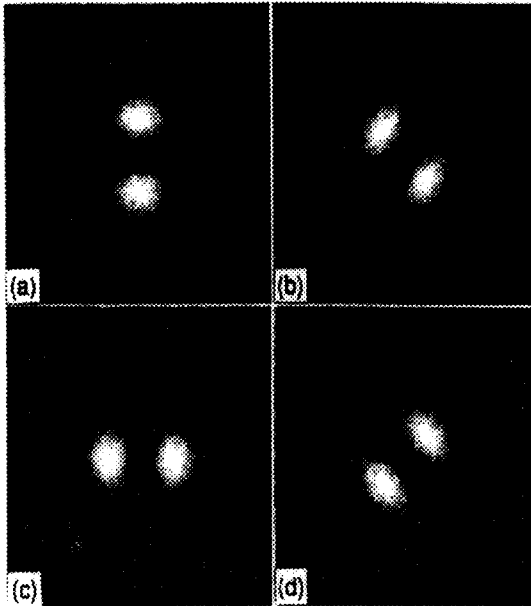


그림 7. 그림 6의 주파수 특성: (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, (d) 135°
 Fig. 7. Fourier spectra of the responses shown in Fig. 6: (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, and (d) 135°.

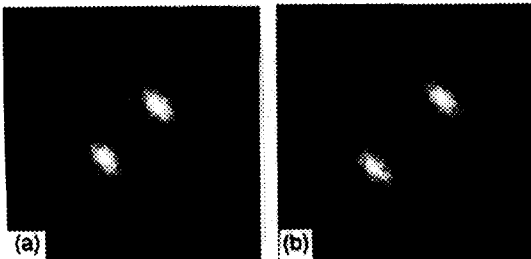


그림 8. 제안한 신경망의 반복 차분에 대한 주파수 특성 ($n=12, \theta=135^\circ$): (a) $k=2$, (b) $k=4$
 Fig. 8. Fourier spectra of the difference operation for the proposed neural network ($n=12, \theta=135^\circ$): (a) $k=2$, and (b) $k=4$.

주파수 대역의 변화 즉, 높은 주파수 대역에서 중앙의 낮은 주파수 대역으로 이동함에 따라 스펙트럼의 분포는 그림 9에서 보는 바와 같이 점점 작아진다. 즉, 확산망에서 확산 횟수가 적으면 주파수 스펙트럼은 고주파 영역에서 큰 분포를 차지하게 되고, 확산 횟수가 점점 증가함에 따라 스펙트럼의 분포가 작아지면서 저주파 대역으로 이동된다. 또한, 공간 차분망에서 방향

성 차분 연산에 따라 방향 선택 특성은 선택된 주파수 대역에 따라 일정한 각도로 분할된 영역의 분포로 나타난다. 고주파 영역에서는 이웃하는 방향 대역폭과 공간 주파수 대역폭이 겹쳐져 나타나는 경향이 있는 반면에 저주파 대역으로 이동해 가면서 대역폭이 겹쳐지는 특성이 감소된다.

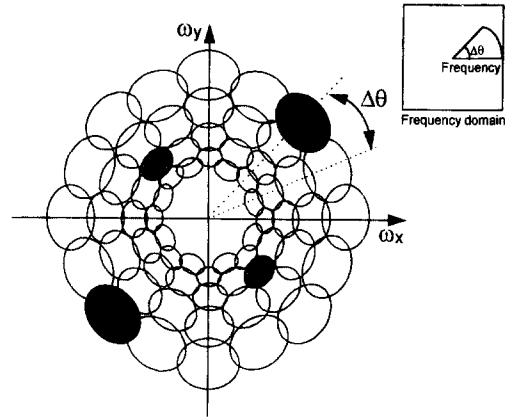
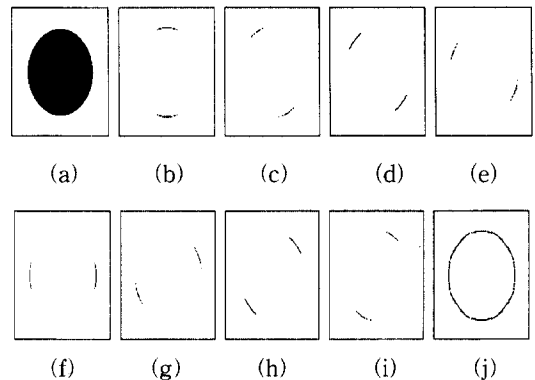


그림 9. 제안한 신경망의 방향에 따른 주파수 채널 간격
 Fig. 9. The spacing of the frequency channels in the frequency domain for different orientation in the proposed neural network.

IV. 시뮬레이션 결과 및 고찰

제안한 방향성 신경망은 입력된 영상에서 특정한 주파수 대역의 방향에 대한 윤곽선을 검출할 수 있는 기능이 있다. 따라서 시뮬레이션 과정에서는 처음에만 신경망에 영상을 입력하여 확산 과정이 수행되도록 하고 확산 계수는 1/6로 고정하였다.





(k) (l)

그림 10. 원 모양에 대한 제안한 신경망의 출력 ($n=12, k=2$): (a) 원 모양의 영상, (b) 0° , (c) 26.6° , (d) 45° , (e) 63.5° , (f) 90° , (g) 116.5° , (h) 135° , (i) 153.4° , (j) (b)~(i)를 합성한 윤곽 선

Fig. 10. Results of the orientationselective neural network for the image of circle ($n=12, k=2$): (a) A circle image, (b) 0° , (c) 26.6° , (d) 45° , (e) 63.5° , (f) 90° , (g) 116.5° , (h) 135° , (i) 153.4° , and (j) the combined edges of (b)~(i).

먼저 그림 10(a)와 같은 원 모양의 입력 영상에 대해 방향 선택 특성의 신경망을 시뮬레이션하여 얻어진 선택 방향의 윤곽선을 그림 10(b)~(j)에 나타내었다. 그리고 그림 10(j)는 각 방향에 대해 검출된 윤곽선을 합성하여 얻어진 결과이다.

또한 그림 11과 같은 합성 영상과 자연 영상에 대해 제안한 방향성 신경망으로 시뮬레이션하였다. 그림 11(a)는 인위적으로 만들어진 256×256 의 합성 영상으로 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 방향의 직선 성분을 포함하고 있으며, 임펄시브 잡음(impulsive noise) 성분이 첨가된 합성 영상이다. 그리고 그림 11(b)는 자연 영상으로 분해능이 256 레벨인 자유의 여신상 'STATUE'이다. 그림 11(a)의 합성 영상에 대해서 제안한 신경망에 의해 방향성의 윤곽선을 검출한 결과를 그림 12에 나타내었다. 그림 12(a)에서 수평 방향의 윤곽선이 다른 방향의 윤곽선이나 잡음에 비해 강조되어 검출됨을 볼 수 있다. 마찬가지로 그림 12(b)~(d)에서는 제안한 방향성 신경망에 의해 선택된 방향의 윤곽선만이 두드러지게 나타남을 알 수 있다. 또한, 확산망에서는 확산을 수행함으로써 특정한 공간 주파수 대역을 선택할 수 있으며, 공간 차분망에서는 선택된 공간 주파수 대역에서 선택된 방향에 대한 윤곽선을 검출해낸다. 그리고 자연 영상의 입력에 대해 특정한 공간 주파수 대역에서의 방향 선택 특성을 알아 보았다. 방향성에 대한 대역폭을 약 22.5° 로 하여 각 방향에 대한 윤곽선을 검출하고 그 결과를 그림 13에 나타내었다. 또한, 그림 13

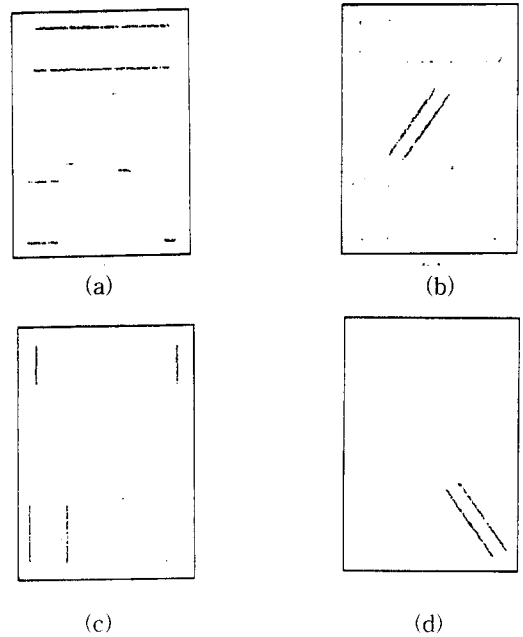
에서 윗부분은 $n=6$ 인 경우이고, 아래의 결과는 $n=12$ 일 때이다. 따라서 확산 횟수에 따라 서로 다른 공간 주파수 대역을 선택하여 선택된 방향에 대한 윤곽선을 검출할 수 있음을 나타낸다.



(a) (b)

그림 11. 시뮬레이션에 사용된 입력 영상: (a) 도형, (b) 자유의 여신상

Fig. 11. Original images for simulation: (a) POLYGON, and (b) STATUE.



(a) (b) (c) (d)

그림 12. 도형 영상에서 얻어진 네 가지 방향 성분 ($n=12, k=2$): (a) 0° , (b) 45° , (c) 90° , (d) 135°

Fig. 12. Edges of four different orientations obtained from the POLYGON ($n=12, k=2$): (a) 0° , (b) 45° , (c) 90° , and (d) 135° .

윤곽선은 제안한 신경망의 차분된 출력으로부터 영교차에 의해 구하고, 영교차가 있으면 그 크기에 상관

없이 극성이 변하는 부분에 윤곽선이 있는 것으로 간주하였다. 시뮬레이션에서 다른 값의 확산 계수를 사용할 경우 식 (2)에 따라 분산값을 조정하면 역시 같은 공간 주파수 대역으로 처리할 수 있다. 시뮬레이션 결과에서 확산 횟수가 증가할수록, 또 확산 계수가 큰 값을 취할수록 점점 분산이 커지기 때문에 추출할 수 있는 입력 영상의 밝기 변화의 공간 주파수는 낮아진다. 즉, 확산 횟수가 적을 때에는 윤곽선의 간격이 좁으나, 확산이 거듭됨에 따라 높은 공간 주파수를 갖는 윤곽선들은 필터링되고 낮은 공간 주파수의 윤곽선들이 검출된다.

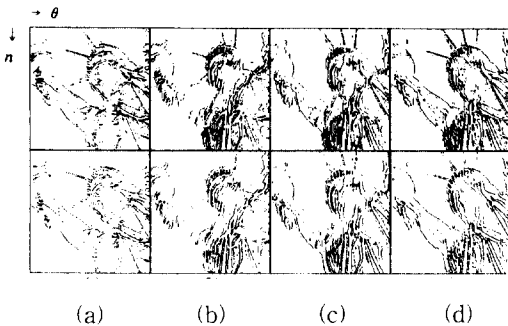


그림 13. 자유의 여신상에 대한 방향성 신경망의 출력 ($n=6, 12, k=2$):

(a) 0° , (b) 45° , (c) 90° , (d) 135°

Fig. 13. Edges detected by the orientation selective neural network for STATUE ($n=6, 12, k=2$): (a) 0° , (b) 45° , (c) 90° , and (d) 135° .

V. 결론

본 논문에서는 영상에서 확산망에 의해 공간 주파수 대역을 변화시킬 수 있고, 방향에 따라 차분 연산을 하여 선택된 방향에 대한 방향성 정보를 추출할 수 있는 신경망을 제안하였다. 이 신경망은 입력에 대해 가우시안 형태의 가중치를 주는 확산망과 이 출력값에 대하여 주변 세포간의 차분을 구하는 공간 차분망으로 구성된다. 제한한 방향성 신경망은 입력된 영상의 특정한 공간 주파수 대역에서 방향 선택의 대역폭이 약 22.5° 가 되는 8개의 선택된 방향($0^\circ, 26.6^\circ, 45^\circ, 63.5^\circ, 90^\circ, 116.5^\circ, 135^\circ, 153.4^\circ$)에 대해 윤곽선 정보를 추출할 수 있다. 이러한 주파수와 방향 선택 특성을 주파수 영역에서 스펙트럼으로 확인하였다. 그리고 실제의 영상을 사용하여 제안한 신경망의 공간 주파수와 방향 선

택 특성을 컴퓨터 시뮬레이션으로 확인하였다. 먼저 방향성이 있는 합성 영상과 자연 영상 및 원에 대해 방향 선택 특성을 시뮬레이션 하였으며, 그 결과 제안한 신경망이 방향 선택 특성이 양호함을 알 수 있었다.

참고 문헌

- [1] H. V. B. Hirsch, D.N. Spinelli, "Visual experience modifies distribution of horizontally and vertically oriented receptive fields in cats," *Science*, vol. 168, pp. 869-871, 1970.
- [2] T. Nagano and M. Fujiwara, "Neural network model for the development of direction selectivity in the visual cortex," *Biol. Cyber.*, vol. 32, pp. 1-8, 1979.
- [3] Chr. von der Malsburg, "Self-organization of orientation selective cells in the striate cortex," *Kybernetik*, vol. 14, pp. 85-100, 1973.
- [4] N. M. Nass, L. L. Cooper, "A theory for the development of feature detecting cells in visual cortex," *Biol. Cybernetics*, vol. 19, pp. 1-18, 1975.
- [5] 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.
- [6] John G. Daugman, "Complete discrete 2-D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression," *IEEE Trans. on Acoustic, Speech and Signal processing*, vol. 36, no. 7, pp. 1169-1179, July 1988.
- [7] C. Lloyd and R. Beaton, "Design of a spatio-chromatic human vision model for evaluating full-color display systems," *Society of Photo Instrumentation Engineering Proceedings*, vol. 1249, pp. 23-37, 1990.
- [8] A. B. Watson, "Detection and recognition of simple spatial forms," *In Physical and Biological Proceedings of Images*, ed. O. J. Braddick and A. C. Sleight, pp. 100-114, New York, Spring-Verlag, 1983.

- [9] 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, Dec. 1987.
- [10] A. B. Watson, "The cortex transform: Rapid computation of simulated neural image," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 39, pp. 311-327, 1987.
- [11] E. Simoncelli and E. Adelson, "Nonseparable QMF pyramids," *Society of Photo Instrumentation Engineering Proceedings, Visual Communications and Image Processing*, vol. 1199, pp. 1242-1246, 1989.
- [12] M. Vetterli, C. Herley, "Wavelets and filter banks: Theory and design," *IEEE Trans. on Signal processing*, vol. 40, no. 9, 1992.
- [13] 권 울, 남기곤, 윤태훈, 김재창, "확산 뉴런망을 이용한 영상 처리," *대한전자공학회 논문지*, 제 30권 B편, 제 1호, pp. 90-98, 1993
- [14] J. P. Holman, *Heat Transfer*, Metric Ed., McGraw-Hill, 1989.
- [15] 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.
- [16] D. J. Fleet and A. D. Jepson, "Hierarchical construction of orientation and velocity selective filters," *IEEE Tran. on Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 11, no. 3, pp. 315-325, March 1989.
- [17] A. Rosenfeld, *Multiresolution Image Processing and Analysis*, Springer-Verlag, New York, 1984.
- [18] 최태완, 김재창, 윤태훈, 남기곤, "방향성 계층적 시공간 필터에 의한 움직이는 물체의 검출," *대한전자공학회 논문지*, 제 33권 B편, 제 9호, pp. 135-143, 1996
- [19] Yue Min Zhu, Robert Goutte, "Analysis and comparison of space/spatial-frequency and mutiscale methods for texture segmentation," *Optical Eng.*, vol. 34, no. 1, pp. 269-282, Jan. 1995.

— 저 자 소 개 —



崔泰完(正會員)

1959년 12월 15일생. 1983년 2월 동아대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1985년 2월 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1996년 2월 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 19

84년 12월 ~ 1991년 2월 (주)LG전자연구소 근무. 1991년 5월 ~ 1993년 2월 부산대학교 전자공학과 조교. 주관심분야는 컴퓨터비전, 신경회로망 등임

金在昌(正會員) 第33卷 第7號 參照

부산대학교 전자공학과 교수