

# 가버 웨이블릿을 이용한 원시 시각 피질 모델 구현에 관한 연구

이영석\*

## Study on the Implementation of Primitive Visual Cortex Model in Retina Using Gabor Wavelet

Youngseok Lee\*

**요 약** 인간의 시각피질의 특징은 특별한 방향성을 갖거나 시간적인 주파수 변화를 동반하는 자극에는 민감하게 반응하지만, 공간 위상의 선택적 자극에는 둔감하게 작용한다는 것이 고등 포유동물의 시각 피질에 대한 생리학적 실험으로 증명되었다. 이 결과는 위치에 민감한 단순 세포의 분포가 복잡 세포의 분포에 비하여 상대적으로 적은 생리학적 특징에 기인한 것으로 본 논문에서는 원시 시각 피질을 구성하는 단순 세포와 복잡 세포 가운데 더 넓은 분포의 복잡 세포 모델링을 가버 웨이블릿 변환을 이용한 영상추정 반복 알고리즘을 이용하여 구현하였다. 구현된 모델은 영상의 경계 및 모서리의 검출 평가와 함께 기존의 생리학적 실험논문과 구현한 모델의 결과 사이의 일관성을 확인하였다. 구현된 모델은 단순 세포와 복잡 세포가 함께 분포하는 망막의 수용 장을 완전한 형태를 구현할 수 없는 제한이 있지만, 시각 피질을 일부를 담당하는 복잡 세포를 알고리즘의 관점에서 구현하여 더 완전한 시각 피질 모델의 기초로 활용할 수 있다.

**Abstract** The human visual cortex has the characteristic that reacts sensitively to stimuli with special directional or temporal frequency changes while it is insensitive to selective stimuli of spatial phases. In this paper we implemented the model of complex cell using an image estimation iterative algorithm by Gabor wavelet transform. The performance of implemented model evaluated the consistency between the physiological experimental results in related papers. The implemented model is limited in the complete model of the receptive field in the retina where simple cells and complex cells are distributed together. But the implemented model express the reaction of the complex cells from the point of view of the detection of corners and edges.

**Key Words** : Simple cell and complex cell, Primitive visual cortex model, Gabor wavelet transform, Receptive field, Retina

### 1. 서론

Hubel 등[1]이 고양이 뇌의 시각피질에 칩 전극을 삽입하고 회전, 스케일 및 이동하는 물체에 대한 뇌전도 신호를 관찰한 이래, 다양한 연구들이 고등 포유동물의 시각피질 뉴런이 시각적 형태를 어떻게 부호화하는지에 대한 수많은 정보를 제공해 주었다 [2]. 인간을 포함한 고등 포유동물의 시각피질은 시

각처리로 얻어지는 정보가 전체 정보처리량의 70%가 넘고, 인간의 경우 생성되고 기억되는 정보량 가운데 시각 정보가 절대적인 부분을 차지하여 인간의 시각 시스템을 모사한 로봇비전, 영상 인식과 관련된 딥러닝 분야에서 널리 응용되고 있다[3]. 특히, 최근 영상 인식 딥러닝 분야는 합성곱 신경망(CNN: Convolutional Neural Network)은 인간이 시각 피질 뉴런들에서 전기 신호를 처리하는 과

This paper is supported by Chungwoon University Research Fund in 2020

\*Corresponding Author : Electronic Engineering, Chungwoon University (yslee@chungwoon.ac.kr)

Received November 24, 2020

Revised December 02, 2020

Accepted December 09, 2020

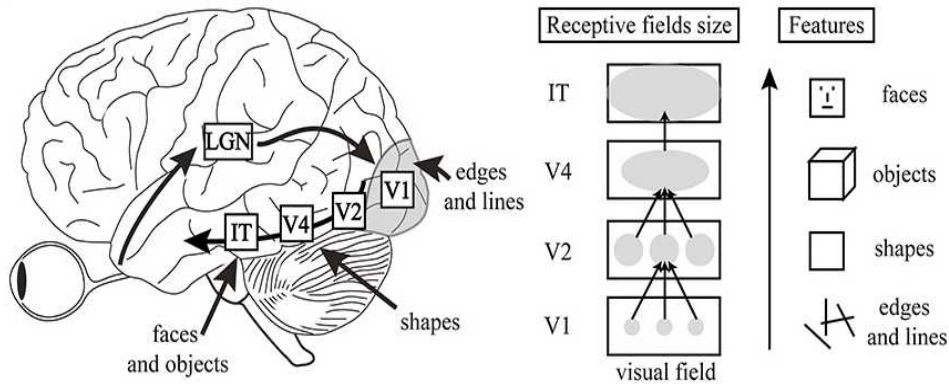


그림 1. 인간 시각피질과 관련된 수용장의 크기 및 특징들[4]  
 Fig. 1. Sizes and Features of receptive relative to human visual cortex[4]

정을 다층 구조의 신경망 모델로 구조화한 것으로 특정한 크기의 필터가 영상의 특정한 기하학적 패턴을 검출하는 기능을 담당한다[4,5].

인간의 시각피질의 특징은 특별한 방향성을 갖거나 시간적인 주파수 변화를 동반하는 자극에는 민감하게 반응하지만, 공간 위상의 선택적 자극 (spatial phase stimulus)에는 둔감하게 작용한다는 것이 실험적으로 증명되었다. 이 결과는 공간 위상 즉, 위치에 민감한 단순 세포(simple cell)의 분포가 복잡 세포(complex cell)의 분포에 비하여 상대적으로 적은 생리학적 특징에 기인한 것이다 [5]. 이와 같은 복잡 세포의 응답 특징에도 불구하고 시각 시각피질은 원 영상을 인식하는 고유한 성질을 갖고 있으며 이는 소실된 공간 위상 특성을 어떠한 방식으로든 예측하여 영상을 복원한다는 가설을 뒷받침하고 있다. 따라서 시각 피질의 공간 위상 예측 가설을 수학적 모델로 표현한다면 인간의 시각 인지 방식을 더 자세히 표현한 방법을 제공할 수 있다.

본 논문에서는 망막의 광 수용장에서 얻어진 사물에 대한 영상정보가 처리되는 원시 시각 피질 V1과 V2를 가버 웨이블릿 변환(Gabor wavelet transform)의 크기 성분만을 이용하여 영상을 재구성하는 원시 시각 피질 모델을 구현하였다. 단순 세포와 복잡 세포로 구성된 원시 시각 피질은 영상 정보의 모서리, 방향성, 움직임 등에 반응하는 뉴

런들로 구성되어 있으며 이와 같은 신경 세포의 구성을 모사하기 위하여, 제안된 모델에서는 영상의 공간적 위상 성분이 제거된 원 영상정보의 가버 웨이블릿 변환을 이용한 반복적인 방법을 이용하였다. 제안된 모델의 평가는 얻어진 예측 영상과 원 영상의 오차 분석 및 시각 피질 관련 실험논문들의 실험 결과를 바탕으로 수행하였다.

## 2. 원시 시각 피질과 기존 시각 피질 모델

시각 피질의 세포들은 망막의 중심흥분-주변억제 또는 중심억제-주변흥분 성질을 갖는 망막의 2차원 수용 장(receptive field)에서 3차원 대상체에서 반사된 빛을 수용하여 외측 슬상체(Lateral Geniculate Nucleos)를 통하여 정보를 입력받는다. 그림 1에 나타난 바와 같이 망막의 수용 장을 통과한 영상정보는 방향과 위치에 반응하는 시각 피질 V1과 V2를 거쳐 움직임과 색상을 처리하는 V3과 V4를 통하여 IT(Inferior Temporal) 피질에서 사물을 인식하는 계층적 과정으로 표현된다. 시각 피질에서 V1과 V2에 속한 신경세포들은 망막의 특정 부분의 특정 패턴의 입력에만 선택적으로 활성화되고 그 외의 패턴에는 활성화되지 않는 선택적인 응답을 갖는 세포들로 구성되어 있다는 것이 실험적으로 증명되었고 각 세포의 성질은 패턴의 주파수, 방향

및 위치에 민감하게 반응하는 단순 세포와 패턴의 방향에는 민감하게 반응하면서 주파수 및 패턴의 공간 위상 즉 위치에 둔하게 반응하는 복잡 세포로 구분된다[6]. 이와 같은 시각 피질의 특성을 표현하기 위한 생리학적인 원시 시각 피질 모델들은 서로 다른 분산을 갖는 두 가우시안 필터의 조합인 DoG(Difference of Gaussian) 모델을 이용하여 주로 구현되었으나 분산 값의 결정과 순차적인 인간의 시각처리 과정을 제대로 구현하지 못한 한계를 갖고 있다.

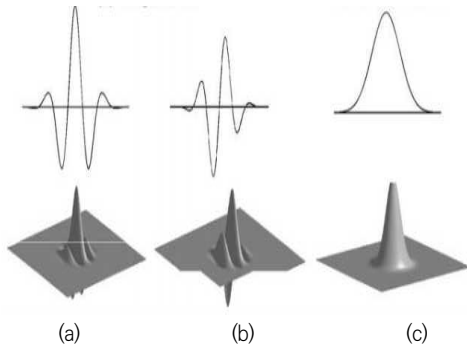


그림 2. (a)와 (b)의 단순 세포들과 (c)의 복잡 세포의 응답 및 특성과 가버 웨이블릿 커널 표현

Fig. 2. Responses of simple cells (a) and (b), and complex cell (c) and Gabor wavelet kernel representations

인간의 시각처리 과정은 패턴의 방향과 위치를 표현하는 정보인 모서리 정보들의 조합으로 영상을 계층적으로 합성하는 과정으로 해석할 수 있다. 그림 2의 (a)와 (b)의 첫째 줄은 특정 패턴의 방향과 주파수에 민감하게 반응하는 단순 세포의 응답 특성을 나타내고 있으며 (c)의 첫째 줄은 특정 패턴의 방향에는 반응하면서, 공간 위상에 민감한 복잡 세포의 크기 응답 특성을 나타낸 것이다.

### 3. 가버 웨이블릿을 이용한 원시 시각 피질 모델 구현

시각 피질을 구성하는 두 세포의 응답 특성은 단순 세포의 경우 가우시안 포락선(Gaussian envelope)에서 특성 주파수의 변조 신호로 표현

되어 방향과 주파수 정보를 포함하고 있고 복잡 세포의 경우 방향성에 반응하며 위치 정보에 둔감한 원형 가우시안 포락선 형태로 알려져 있다. 이와 같은 단순 세포 및 복잡 세포의 응답 특성에서 식 (1)은 2차원 가버 웨이블릿 변환의 임펄스 응답  $G_{k,u}$ 로 표현할 수 있다.

$$G_{k,u} = \sum_{u'} I(u') \psi_k(u-u'), u, u' \in (x,y) \quad (1)$$

위 식에서  $I$ 는 원 영상을 나타내고  $u$ 와  $u'$ 은 2차원 화소의 위치를 나타낸다. 또한  $\psi_k(u-u')$ 은 가버 웨이블릿의 커널로서 식 (2)와 같은 가우시안 포락선의 함수로서  $k$ 는 주파수와 방향을 갖는 파라미터 벡터이다.

$$\psi_k(u-u') = \frac{k^2}{\sigma^2} e^{-\frac{k^2(u-u')^2}{2\sigma^2}} e^{jk(u-u')} \quad (2)$$

가버 웨이블릿 특징은 인간의 시각적 인식 체계를 잘 표현하고 있으며, 복잡한 질감에 대한 정보를 효과적으로 찾아낼 수 있다. 이는 가버 웨이블릿 특징이 특정 주파수, 특정 방향 그리고 공간적 지역성에 반응하는 특징을 이용한 것으로 식 (1)에서 기술한 가버 웨이블릿 커널의 파라미터를 조절하여 다양한 가버 웨이블릿 특징계수들을 구할 수 있다.

또한, 주어진 영상정보에 대하여 조명, 자세, 크기, 그리고 회전 등 환경변화에 더 강하고 복잡한 패턴을 인식할 수 있어 고도의 시각 피질 특성을 적절히 표현할 수 있는 변환이다. 단순 세포와 복잡 세포로 구성된 시각 피질은 대상이 회전하거나 스케일이 변하는 것과 같은 방향과 주파수의 변화가 발생해도 사물을 인식할 수 있다. 이와 같은 관찰은 단순 세포의 존재만으로는 설명할 수 없으며 복잡 세포가 사물의 인식에 주요한 역할을 담당하고 있다는 것을 의미하므로 시각 피질의 모델은 사물의 방향과 주파수 성분에 덜 민감한 복잡 세포만으로 간략화시킬 수 있

어, 그림 2의 (c)와 같은 모양을 갖는 가우시안 함수 형태의 가버 웨이블릿 커널과 영상의 내적(inner product)으로 표현할 수 있다.

가버 웨이블릿 변환으로 생성된 영상의 크기와 위상 성분 가운데 크기 성분만을 이용하여 영상을 복원하기 위한 알고리즘은 그림 3과 같이 구성하였다. 그림에서  $|\cdot|$ 는 절댓값 연산이고  $I$ 는 원 영상,  $\hat{I}$ 는 알고리즘에 의하여 추정된 영상을 나타낸다. 초기 상태가 랜덤 시드(seed)를 이용하여 임의의 가우시안 랜덤 영상으로 설정된 추정 영상  $\hat{I}$ 는 식 (3)과 같은 오차 식에 의해 두 영상 사이의 오차를 계산하도록 하였고 아래의 식에서  $|G_{k,u}|$  및  $|\hat{G}_{k,u}|$ 는 각각 원 영상  $I$ 와 추정 영상  $\hat{I}$ 의 가버 웨이블릿 변환 결과이다.

$$E = \sum_{k,u} (|G_{k,u}|^2 - |\hat{G}_{k,u}|^2)^2 \quad (3)$$

식 (3)의 오차 식을 이용한 영상의 갱신 식은 식 (4)의 경사 하강법을 이용하였다.

$$\frac{\partial \hat{I}}{\partial t} = \frac{\partial E}{\partial \hat{I}} \quad (4)$$

위 식에서  $t$ 는 반복(iteration)을 의미하며 식 (4)의 결과에서 발생하는 갱신(update) 식을 식 (5)와 같이 나타내었다.

$$\Delta I = \alpha \sum_k \sum_u D_k G_{k,u} \psi_{k,u} (u - u')^2 \quad (5)$$

위 식에서  $\alpha$ 는 실험을 통하여 얻어지는 갱신 상수이고  $D_k = |G_{k,u}|^2 - |\hat{G}_{k,u}|^2$  이다. 구성된 알고리즘은 평균 오차가 3% 이내가 될 때 반복 연산이 중단되도록 설정하였다.

#### 4. 실험 및 결과 고찰

실험을 위하여 사용된 영상은  $64 \times 64$ 의 크기를 갖는 흑백 영상으로 가로, 세로 및 사선의 방향성을 갖는 막대(bar)로 구성되어 동일한 크기

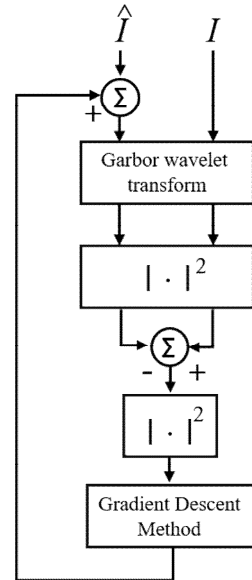


그림 3. 가버 웨이블릿 변환의 크기 성분에 의한 영상추정 반복 알고리즘

Fig. 3. Recursive prediction algorithm of image by magnitude of Gabor wavelet transform

의 수용장에서 단순 세포 및 복합 세포의 영상 응답 특성에 반응할 수 있도록 구성하였다.

그림 4는 가버 웨이블릿 변환된 원 영상 (a)의 단순 세포의 응답 특성을 3%의 오차율 안에서 영상추정 반복 알고리즘을 이용하여 구한 결과의 일례이다. 그림 4(b) 및 (c)는  $45^\circ$  및  $90^\circ$ 의 방향성을 갖는 단순 세포의 원 영상에 대한 응답 특성을 보여주며 사선 및 수직선에 해당하는 방향의 영상정보가 강조된 것을 관찰할 수 있다.

또한, 그림 4(d)는 복잡 세포의 응답 특성을 보여주며 방향성에 관련 없거나 둔감한 복잡 세포의 응답 특성으로 인하여 수평, 수직 및 사선 방향의 복합된 영상정보가 표현된 것을 관찰할 수 있다. 식 (3)에서 정의된 2-노름(norm)의 제곱에 대한 오차 식의 영향에 의한 단순 및 복잡 세포의 응답 특성의 영향을 관찰하기 위하여 다음의 식과 같이 오차 식을 수정하여 1-노름의 제곱에 대한 단순 세포 및 복잡 세포의 응답 특성을 관찰하였다.

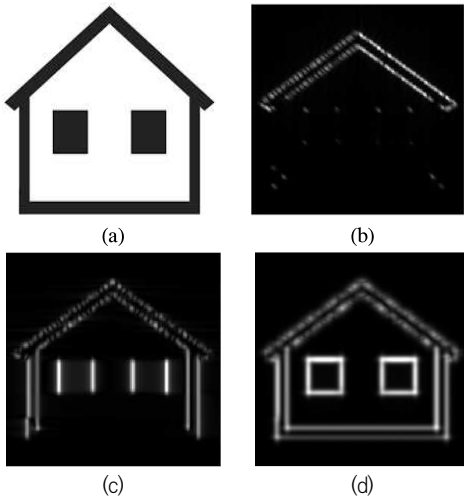


그림 4. 원영상에 대한 단순 세포의 영상 응답 특성  
Fig. 4. Responses of simple cell corresponding to the original image

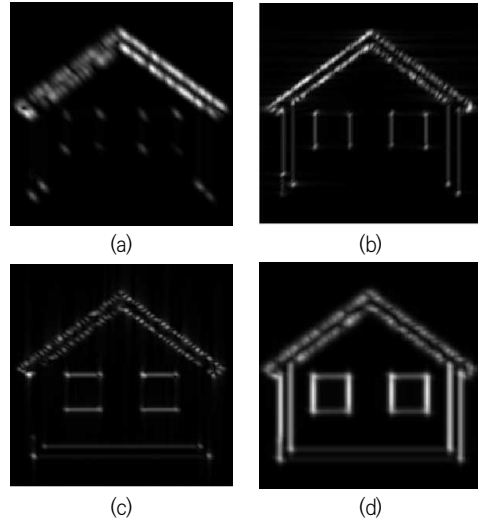


그림 5. 원영상에 대한 복잡 단순 세포의 영상 응답 특성  
Fig. 5. Responses of complex cell corresponding to the original image

$$E = \sum_{k,u} (|G_{k,u}| - |\hat{G}_{k,u}|)^2 \quad (6)$$

그림 5(a), (b) 및 (c)는 식 (6)의 오차 식을 기반으로 원 영상에 대하여 각각 0°, 45° 및 90°의 방향성을 갖는 단순 세포들의 응답 특성을 보여주며 그림 5(d)는 복잡 세포에 대한 영상의 응답 특성을 보여주고 있다. 이와 같은 결과는 단순 및 복잡 세포의 영상 응답 특성이 가장 많이 사용되는 2-노름 및 1-노름의 오차 식에 대하여 독립적인 응답 특성이라는 것을 알 수 있다.

실험 결과는 시각 피질과 관련된 논문들에서 주장하는 생리학적 결과와도 일치한다. [7]는 고양이의 원시 시각 피질에서 단순 세포의 응답 특성이 2차원 가버 웨이블릿 변환과 유사하다고 주장하였으며 본 논문에서는 이 결과를 확장하여 복잡 세포에 대한 2차원 가버 웨이블릿 변환을 수행하여 얻어진 크기와 위상 성분 가운데 복잡 세포의 특성을 고려한 가버 웨이블릿 변환 크기 성분만을 이용하여 원영상에 근접하는 방향성을 갖고 복원할 수 있는 복잡 세포의 수리적 모델을 구현하였다.

표 1. 변환별 순환 횟수 비교

Table 1. Comparison of iteration number

Transforms	Iteration number
Gabor transform	32,826
Fourier transform	Divergence
None	322,632

시각 피질을 표현한 2차원 가버 변환의 유용성을 증명하기 위하여 그림 4 및 5의 원 영상에 대하여 푸리에 변환을 적용하거나, 변환을 적용하지 않고 식 그림 3의 알고리즘을 실행할 경우 추정 영상이 원 영사의 오차 3% 이내에 들 때까지 순환 횟수를 표 1에 나타내었다. 순환 횟수는 푸리에 변환의 크기 성분만을 이용하는 경우 알고리즘이 발산하였으며 2차원 가버 변환을 적용한 경우에 비하여 변환을 적용하지 않는 경우 약 9.8배 정도 순환 횟수가 증가한 것을 알 수 있다. 이와 같은 결과는 2차원 가버 변환을 이용한 응답 특성이 이 인간의 시각 피질을 표현하는데 유용함을 의미한다. 또한 [8]에서 시각 시스템에서 대상의 특징을 검출하기 위하여 공간의 특정 위치에 에너지가 집중된 정합 필터(matched

filter)의 개념을 처음으로 주장하였는데 이 주장은 가버 웨이블릿 변환과 유사한 공간적 방향과 위치 파라미터들을 갖고 있다. 본 연구에서는 [8]의 결과를 만족하는 함수로서 2차원 가버 웨이블릿 변환을 제안하고 복잡 세포의 영상 응답 특성을 구현하여 가버 웨이블릿 변환이 시각 시스템의 모델링에 적합한 함수라는 것을 보여주었다.

### 3. 결론

본 논문에서는 원시 시각 피질을 구성하는 단순 세포와 복잡 세포 가운데 더 많은 분포를 갖는 복잡 세포의 모델링을 가버 웨이블릿 변환을 이용한 영상추정 반복 알고리즘을 이용하여 구현하였다. 구현된 결과는 단순 세포를 가정하고 구현된 결과와 비교하여 실험 영상에 있는 대상에서 명암 경계와 모서리를 수직선, 수평선 및 사선에 걸쳐 추정하는 것을 확인하였다. 또한, 구현된 모델은 기존의 생리학적 실험 결과와도 비교하여 [7] 및 [8]의 실험논문과 일관성을 갖는 것을 확인하였다. 구현된 모델은 단순 세포와 복잡 세포가 함께 분포하는 망막의 수용 장을 완전한 형태를 구현할 수 없는 제한이 있지만, 시각 피질을 일부를 담당하는 복잡 세포를 알고리즘의 관점에서 구현하여 더 완전한 시각 피질 모델을 구현할 기초를 제공한다.

### REFERENCES

[1] Hubel, David H., and Torsten N. Wiesel. "Integrative action in the cat's lateral geniculate body," *The Jour. of Physiology* Vol. 155. No. 2 pp. 385-, 1961

[2] Serre, Thomas, Lior Wolf, and Tomaso Poggio. "Object recognition with features inspired by visual cortex," 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). Vol. 2. 2005

[3] Kindel, William F., Elijah D. Christensen, and Joel Zylberberg. "Using deep learning to reveal the neural code for images in primary visual cortex," *Journal of Vision*, Vol. 19, No. 4, pp. 1-12, 2019

[4] "Deep Convolutional Neural Networks as Models of Visual Systems: Q&A," <https://neuridiness.wordpress.com/2018/05/17/deep-convolutional-neural-networks-as-models-of-the-visual-system-qa/>, accessed Nov. 1, 2020,

[5] Dapello, J., Marques, T., Schrimpf, M., Geiger, F., Cox, D., & DiCarlo, J. J. "Simulating a primary visual cortex at the front of CNNs improves robustness to image perturbations," *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 2020

[6] Kamarainen, J-K., Ville Kyrki, and Heikki Kalviainen. "Invariance properties of Gabor filter-based features-overview and applications." *IEEE Transactions on image processing* Vol. 15, No. 5, pp.1088-1099, 2006

[7] JP. Jones, Judson P. and Larry A. Palmer. "An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex." *Journal of neurophysiology*, Vol. 58, No. 6, pp. 1233-1258, 1987.

[8] Concetta Morrone, and D. C. Burr. "Feature detection in human vision: A phase-dependent energy model." *Proceedings of the Royal Society of London. Series B. Biological Sciences* 235.1280, pp.221-245, 1988

---

### 저자약력

---

이영석(Youngseok Lee)

[정회원]



- 1995년 2월 : 서울시립대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
- 1998년 2월 : 서울시립대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)
- 1998년 3월 ~ 현재 : 청운대학교 인천캠퍼스 전자공학과 교수

딥러닝 모델, 신경망 모플로지, 기계학습