

이산 도트 자극에서 시각적 착시를 인식하는 시각 모델

정은화[†] · 홍경호^{††}

요약

본 논문은 일련의 불연속적인 도트 자극으로부터 시각적 착시현상을 추출하는 신경회로망 모델을 제시한다. 제안된 모델은 시각 정보처리 경로에서 발견되는 시각 세포들의 특성을 근거로 한다. 본 연구는 일련의 이산 도트 자극들이 개별적인 도트들로 인식하지 않고 연속적인 가상의 윤곽으로 인식하는 시각적 착시 현상을 나타내는 생리심리학 실험을 기초로 하여 도트 자극의 시각적 착시를 구현한 것으로서 실험에서는 가상 다각형 형태로 배치된 6에서 10개의 도트자극들을 사용한다. 이 실험 데이터는 Smith & Vos가 생리심리학적 실험에서 다룬 데이터와 유사하다. 제안된 모델은 이산 도트자극으로부터 연속적인 착시 윤곽을 성공적으로 추출한다.

A Visual Model for the Perception of the Optical Illusions from Discrete Dot Stimuli

Eun-Hwa Jeong[†] · Keong-Ho Hong^{††}

ABSTRACT

This paper proposes a neural network model for extracting optical illusions produced by a sequence of discontinuous dot stimuli. The proposed model is based on visual cell's characters founded by visual information processing path. This study approaches on the basis of physiological observation of the perceptual phenomena that some simple arrays of discrete dots are perceived as a continuous virtual contour rather than as separate dots. This paper presents the implementation of the optical illusions from discrete dot stimuli that are composed of virtual polygons from 6 to 10 dots. This experimental data are similar to those of Smith & Vos's physiological experiments. The proposed model shows that it can extract continuous illusion contours from discrete dot stimuli successfully.

키워드: 시각적 착시(Optical illusions), 시각 세포(Visual Cell), 생리심리학 관찰(Physiological Observation), 연속적인 가상 윤곽(a Continuous Virtual Contour), 도트 자극(Dot Stimuli)

1. 서론

실제 자극이 존재하지 않는 곳에서도 자극이 인지되는 현상을 시각적 착시라고 한다.

일반적으로 인간의 시각이 잘 배치된 일련의 도트 배열을 인식하는 방법을 살펴보면 인간의 시각은 각각 개별적인 도트들로 인식하지 않고 어떤 형태를 가진 선이나 윤곽들로 인식한다. 이러한 인식 현상을 상대적인 근접성이나 연속성이라는 용어나 Gestalt factor라는 용어로 설명하지만 이러한 인식현상을 예측을 위한 정량적인 측정방법을 제공하는 것은 어렵다[1, 2].

(그림 1)에 일련의 도트 배열을 나타낸다. (그림 1)(a)는 연속된 곡선으로 인식하는 반면, (그림 1)(b)에 주어진 일련의 배열은 각을 가진 불연속성이 존재하는 것으로 인식한다. 또한 (그림 1)(c)와 (그림 1)(d)에서는 연속성을 갖는 두

개의 가상 선들이 분리된 두 개의 그룹으로 보인다. 그러나 개인적 시각의 차이에 따라 (그림 1)(d)는 연속적인 곡선나 불연속적인 각진 윤곽으로도 인식한다. 생리심리학 보고에 의하면, 이러한 도트 배열들이 크게 세 가지의 인식형태를 가진다. 그것은 (그림 1)(a)와 같이 연속적인 곡선, (그림 1)(b)와 같은 불연속적인 각의 형태, 혹은 (그림 1)(c)와 같이 분리된 도트 그룹들이다[3, 4].

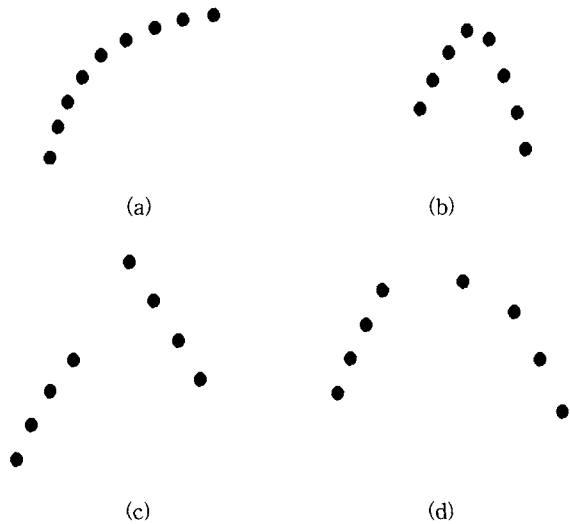
도트 자극들의 인식에 영향을 미치는 몇 가지 요인이 존재한다. 일반적으로 도트 자극은 주어진 도트들 사이에 거리가 멀 경우에는 이들 도트 자극들이 서로 연관성이 없는 분리된 도트 집합으로 인식한다. 그러나 일련의 도트 자극들이 일정한 간격으로 배치되어 있을 경우에는 연속성을 가진 곡선이나 각진 윤곽으로 인지한다.

도트 자극들이 곡선이나 각의 형태로 인식하는 것은 도트 자극들 사이에 착시 윤곽인 가상 선이 존재하는 것을 나타낸다. 이러한 가상 선의 존재를 인지하는 것은 이미 생리심리학적 실험으로 이미 밝혀졌다. 그러나 이들 사이의 관계를 규명하는 문제는 여전히 남아있다[3, 4].

[†] 종신회원 : 천안대학교 정보통신학부 교수

^{††} 정회원 : 천안대학교 정보통신학부 교수

논문접수 : 2003년 5월 22일, 심사완료 : 2003년 8월 18일



(그림 1) 일련의 도트 배열들의 인식형태 (a) 연속적인 곡선, (b) 불연속적인 각, (c), (d) 분리된 두개의 배열들로 인식

이러한 인간의 시각 정보처리 메커니즘에 관한 문제를 해결하기 위해 생리학이나 심리학의 분야에서 많은 연구가 진행되어왔다. 인간의 정보 처리 메커니즘은 기존의 정보처리 장치로는 풀기가 어려운 복잡하고 애매한 패턴들에 대한 인식이나 지식 처리의 분야나 정보의 병렬 처리문제를 다루는데 이용하고자 하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히, 생물의 시각 신경계가 가지는 여러 가지 기능들을 추상화한 모델들이 생리심리학적 연구로 많이 제시되었다[5-14].

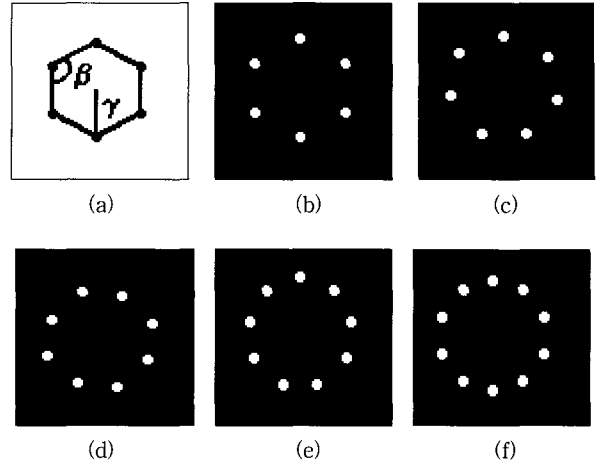
본 연구는 이러한 시각 신경계가 가지는 특징을 추상화한 모델을 사용하여, 도트자극과 관련된 시각적 착시를 공학적으로 구현하는 시각 신경망 모델을 다룬다.

시각적 착시와 관련된 도트 자극들의 인식에 관한 연구는 Caelli & Umansky[11]의 수학적 보간 모델이 있다. 여기서는 도트자극의 형태 표현은 거리와 관련된 공간적 요인의 변화율에 의존한다고 주장한다. 그러나 이들의 논문에서 나타난 수학적 유도를 통한 도트 형태 지각이 명확하지 않다. Marr[1], Smith & Vos[3,4]등은 인간의 시각 시스템은 이웃하는 도트들의 쌍간의 관계로부터 가상 선의 존재를 인식하기 때문에 이 가상 선을 분석하므로 도트들의 형태를 결정할 수 있다고 한다. 도트자극의 시각적 착시에 관련된 대부분의 연구는 직접 인간의 시각으로부터 도트자극을 인식하는 생리심리학적 실험으로서 도트 자극의 인식에 영향을 미치는 요인들을 분석하였다.

본 연구는 시각현상을 측정하고 분석하는 생리심리학적 실험과는 달리, 인간의 시각이 갖는 도트 자극의 시각적 착시를 공학적으로 구현한 시각 모델이다.

이전 논문[13]에서는 가장 간단한 형태인 세 개 한 쌍인 도트들의 자극에서 나타나는 가상 선에 관한 연구를 다루었다. 본 연구에서는 이를 확장한 것으로 6개에서 10개의

도트자극들이 다각형의 형태로 배치되었을 때 이를 인식하는 시각 모델을 다룬다.



(그림 2) 도트들의 수(n)에 따른 정규 도트 다각형, n=6, ..., 10. (a)자극 요인; 각 β 와 길이 γ

본 논문에서 사용될 도트 자극의 형태는 (그림 2)과 같다. 도트 자극은 Smith & Vos[3,4]의 심리학적 실험에서 사용된 것과 유사하다. 그들의 실험에서 사용한 도트 자극들은 도트의 수가 6개에서 10개를 갖는 가상의 정 다각형의 형태를 가진다. (그림 2)(a)는 자극 요인인 각 β 와 길이 γ 를 나타낸다. 이들의 실험에서 사용한 도트 자극들은 완전한 다각형을 이루는 형태가 도트의 수에 따라 5가지이고, 이들이 이루는 다각형의 방위에 따라 2가지로 구성한다.

본 연구는 Smith & Vos[3,4]의 심리학적 실험에서 주어진 정다각형의 형태로 배치한 도트 자극들을 인식하는 시각 모델을 구현한다. 이를 위해 2장에서는 도트자극의 시각적 착시를 인식하는 모델을 구현하기 위한 시각 신경회로망 모델에 대해 설명한다. 3장에서는 제안된 시각 모델의 단계별 처리과정을 설명한다. 4장에서는 실험 결과를 다루고 5장에서는 결론을 기술한다.

2. 시각 신경망 모델

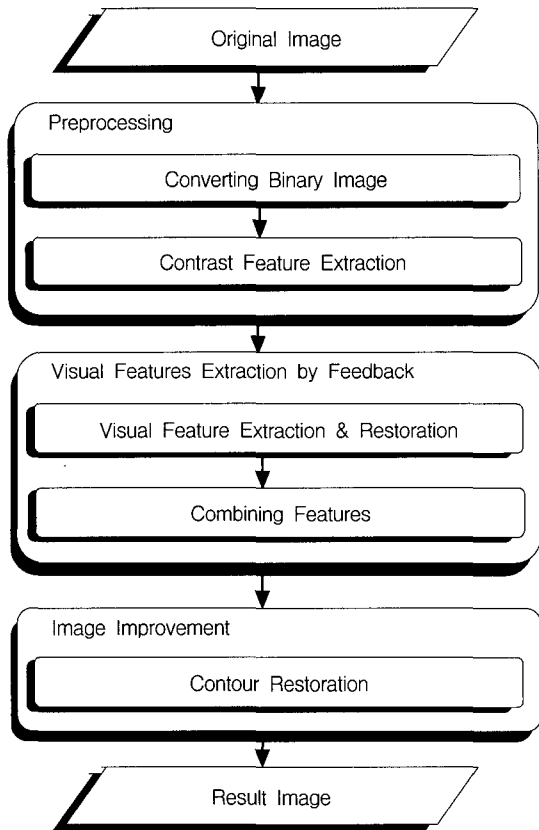
일반적으로 시각 신경계의 정보처리 과정은 빛을 매체로 한 외부 정보는 각막, 수양액, 수정체, 초자체를 통과하여 망막에 2차원 영상으로 투영된다. 외부로부터의 정보는 망막내 여러 가지 세포를 거쳐 망막의 출력세포인 신경절 세포로 전달된다. 좌우 양안의 망막에서 나온 신경절 세포의 출력력은 일부의 시신경 교차를 거쳐 간뇌의 외측상체에 도달해 시냅스를 형성한다. 외측상체에는 시색섬유와 시냅스 결합해서 대뇌 시각 피질영역으로 전달하는 중계세포가 존재한다.

대뇌의 시각 피질영역(V1과 V2 영역) 신경세포의 수용영역의 성질을 조사하였다. 그리고 이들 세포의 수용영역 성질

에 근거하여 단순형 세포, 복잡형 세포 등으로 분류한다. 세포들 간의 정보처리 과정을 조사하면, 이들 세포 상호간에는 망막 신경절 세포에 외측슬상체로, 외측슬상체에서 단순형 세포로, 단순형 세포에서 복잡형 세포로의 연결성을 갖는 계층적 구조가 존재한다[5-9].

본 연구는 [5-9]에서 나타난 시각 정보 처리에서 시각 세포들의 특징 추출과정에 근거로 하여 도트 자극의 시각적 착시를 인식하는 모델을 제안한다.

제안된 모델은 시각 정보처리 과정에 따라 입력 영상을 망막이 받아들인 후 망막 신경절 세포에 의한 처리(윤곽 추출)를 수행한다. 대뇌 시각영역의 신경세포들의 정보처리 과정인 단순형 세포에 의한 처리(시각특징 추출), 복잡형 세포에 의한 처리(시각특징 복원) 그리고 경험적 지식을 반영하는 특징정보 결합과 이미지 개선 단계로 구성된다.



(그림 3) 시각적 착시 인식 모델

본 논문은 시각경로 상에서 나타나는 여러 가지 세포들의 반응 특성을 공간 필터링하여 착시 윤곽을 인식하는 모델은 (그림 3)에 주어진다. (그림 3)은 크게 세 부분으로 구성하였다. 첫 번째 단계는 전처리단계로서 망막에서의 처리 부분을 나타낸다. 두 번째 단계는 대뇌 시각 영역에서의 처리로서 단순형 세포 특징에 의한 시각 특징 및 복잡형 세포에 의한 시각 특징 복원, 그리고 추출된 특징 결합으로 구성된다. 그리고 마지막 단계는 이미지 개선 단계이다.

3. 도트 자극의 시각적 착시 인식

도트 자극의 시각적 착시를 인식하는 모델의 단계적 처리는 (그림 3)에 나타낸다. 단계적 처리 과정을 간단히 기술하면 먼저, 이진이미지로 변환 한 후 윤곽 검출 과정을 거친다. 그 후 시각 특징 추출 과정, 시각 특징 복원 과정, 그리고 특징정보 결합과정을 수행한다. 그리고 이미지 개선 단계를 수행한다. 각 단계별 처리과정의 자세한 내용은 이 장의 각 절에 기술한다.

먼저, 전처리과정의 이진 이미지 변환을 하는 수행하는 이유는 다음과 같다. 일반적으로 색 정보는 이미지 처리에 있어 매우 중요하다. 물론 포유류의 시각 시스템은 이러한 색상 정보를 인식한다. 그러나 도트 자극의 경우에 색상 정보를 포함하고 있다 하더라도 색상 정보가 인식에 큰 영향력을 가지는 경우는 거의 없다. 그러므로 본 연구에서는 입력된 도트 자극을 이진 이미지로 변환하여 실험한다.

3.1 윤곽 검출

이 단계는 이진 이미지로부터 윤곽을 검출하는 가장 낮은 단계이다. 이것은 시각 경로 상의 망막 신경절 세포의 특징에서 얻을 수 있는 이미지이다. 공간 필터링에 사용된 함수는 DOG(Difference of two Gaussians) 함수이다. 만약 중심으로부터의 거리를 r , 흥분성 영역과 억제성 영역의 표준편차를 각각 σ_e, σ_i 라고 하면, 동심원형의 DOG 함수는 다음의 식으로 주어진다.

$$d_1(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_e^2} e^{-r^2/2\sigma_e^2} - \frac{1}{2\pi\sigma_i^2} e^{-r^2/2\sigma_i^2} \quad (1)$$

여기서 x, y 는 마스크의 크기를 나타내며, 2개의 가우시안 함수의 표준 편차의 비가 $\sigma_i/\sigma_e = 1.6$ 일 때 라플라시안 가우시안 필터(Laplacian Gaussian Filter)에 가장 근접한 최적의 필터가 된다. 이 계층의 출력 $u_1(x, y)$ 은 식 (2)와 같다.

$$u_1(x, y) = 1 \left[\int \int_{A_1} d_1(\xi, \eta) \cdot u_0(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta - \theta_1 \right] \quad (2)$$

여기서 $d_1(\xi, \eta)$ 은 식 (1)과 같으며, θ_1 은 망막 신경절 세포의 발화 임계치이며, $1[\]$ 은 스텝 함수이다. 적분 영역 A_1 은 1개의 세포에 대한 결합 분포의 범위, 즉 수용영역의 크기를 나타낸다. $u_0(x, y)$ 은 원 영상으로서 이진영상이다.

3.2 시각 특징 추출

이 과정은 단순형 세포의 공간 특성을 고려하여 구현한 것이다. 단순형 세포는 특정한 방위를 갖는 선이나 모서리를 검출하는 특징이 있다. 단순형 세포의 방위 선택적인 특성을 고려하여 비대칭 2차원 DOG 필터를 사용한다. 식 (3)

은 수평의 최적방위를 갖는 공간 필터이다.

$$d_2(x, y) = \left(e^{-x^2/2\sigma_x^2} - \frac{\sigma_e}{\sigma_i} e^{-x^2/2\sigma_i^2} \right) e^{-y^2/2\sigma_y^2} \quad (3)$$

$$d_2(x, y, \alpha) = d_2(x \cos \phi - y \sin \phi, x \sin \phi + y \cos \phi) \quad (4)$$

$$\phi = \frac{\pi}{8} \times d \text{ [rad]} \quad (d = 0, 1, \dots, 7) \quad (5)$$

여기서, σ_e, σ_i 는 각각 흥분성 영역과 억제성 영역을 규정하는 파라미터이고, σ_{en} 은 필터의 최적 방위의 민감도(sensitivity)를 나타낸 것이다. ϕ 는 최적 방위를 나타낸다.

수용영역의 최적방위가 α 인 단순형 세포의 출력 $U_2(x, y, \alpha)$ 은 식 (6)과 같다.

$$u_2(x, y, \alpha) = 1 \left[\int_{A_2} d_2(\xi, \eta, \alpha) \cdot u_1(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta - \theta_2 \right] \quad (6)$$

여기서 θ_2 은 단순형 세포의 발화 임계 값이며, 적분 영역 A_2 은 1개의 세포에 대한 결합 분포의 범위, 즉 수용영역의 크기를 나타낸다.

3.3 시각 특징 복원

단순형 세포의 특징과 마찬가지로 복잡형 세포도 방위 선택적 특성을 가진 선이나 모서리 자극에 반응한다. 복잡형 세포는 자극이 세포의 반응영역 내에 존재하지만 하면 자극의 위치에는 크게 영향을 받지 않는다. 이러한 특성을 이용하여 전 단계에서 추출된 시각 특징을 어느 정도 복원할 수 있다. 식 (7)는 사용될 공간필터를 나타낸 것으로 수평 방위를 갖는 2차원 가우시안 필터이다.

$$d_3(x, y) = e^{-x^2/2\sigma_x^2} \cdot e^{-y^2/2\sigma_y^2} \quad (7)$$

여기서, σ_x 는 수직 방향의 폭을 규정하는 파라미터이고, σ_{en} 은 필터의 최적 방위의 민감도를 나타낸 것이다. $d_3(x, y, \alpha)$ 는 최적 방위 α 를 갖는 $d_3(x, y)$ 로서 식 (4), 식 (5)와 같다.

수용영역의 최적방위가 α 인 복잡형 세포의 출력 $U_3(x, y, \alpha)$ 은 식 (8)과 같다.

$$u_3(x, y, \alpha) = 1 \left[\int_{A_3} d_3(\xi, \eta, \alpha) \cdot u_2(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta - \theta_3 \right] \quad (8)$$

여기서 θ_3 은 복잡형 세포의 발화 임계 값이며, 적분 영역 A_3 은 1개의 세포에 대한 결합 분포의 범위, 즉 수용영역의 크기를 나타낸다.

3.4 특징 정보 결합

이 단계는 전 단계의 시각 특징을 추출 및 복원한 결과

를 이미지 연산을 통해 특징정보를 결합한다. 이것은 인간의 정보처리 과정에서 과거의 경험적인 정보를 이용한다는 심리적 경험적 측면을 고려한 것이다. 전 단계의 단순형 세포로 역 전달된 특징들은, 두 특징 자극간의 반응을 조사하는 단순형 세포에 의한 처리를 한다. 그리고 이것을 복잡형 세포에 의해 특징 정보를 복원한 후 방위별로 추출된 특징 정보들을 결합한다. 이 때 전 단계로 역 전달하는 수는 시각특징간의 공백이 모두 제거될 때까지 수행한다. 즉, 특징들이 어떠한 윤곽의 형태로 인식되기까지 반복 처리한다. 특징 정보들을 결합하기 위한 공간필터는 식 (9)과 같다.

$$d_4(x, y) = \sum_{\alpha=0}^7 d_3(x, y, \alpha) \quad (10)$$

여기서 $d_3(x, y, \alpha)$ 는 최적 방위 α 를 갖는 $d_3(x, y)$ 로서 식 (4), 식 (5)에 주어진다.

이 계층의 출력은 식 (11)과 같다.

$$u_4(x, y) = 1 \left[\int_{A_4} d_4(\xi, \eta) \cdot u_3(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta - \theta_4 \right] \quad (11)$$

여기서 θ_4 은 발화 임계 값이며, 적분 영역 A_4 은 1개의 세포에 대한 결합 분포의 범위, 즉 수용영역의 크기를 나타낸다.

3.5 이미지 개선

이미지 개선 단계는 이전의 여러 처리단계를 거치는 동안 약하게 된 자극이나 감소된 자극을 복원하는 평활화 단계이다. 식 (7)에 나타난 2차원 가우시안 필터를 사용하여 복원한다. 그 결과는 식 (12)에 나타낸다.

$$u_5(x, y) = 1 \left[\int_{A_5} d_5(\xi, \eta) \cdot u_4(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta - \theta_5 \right] \quad (12)$$

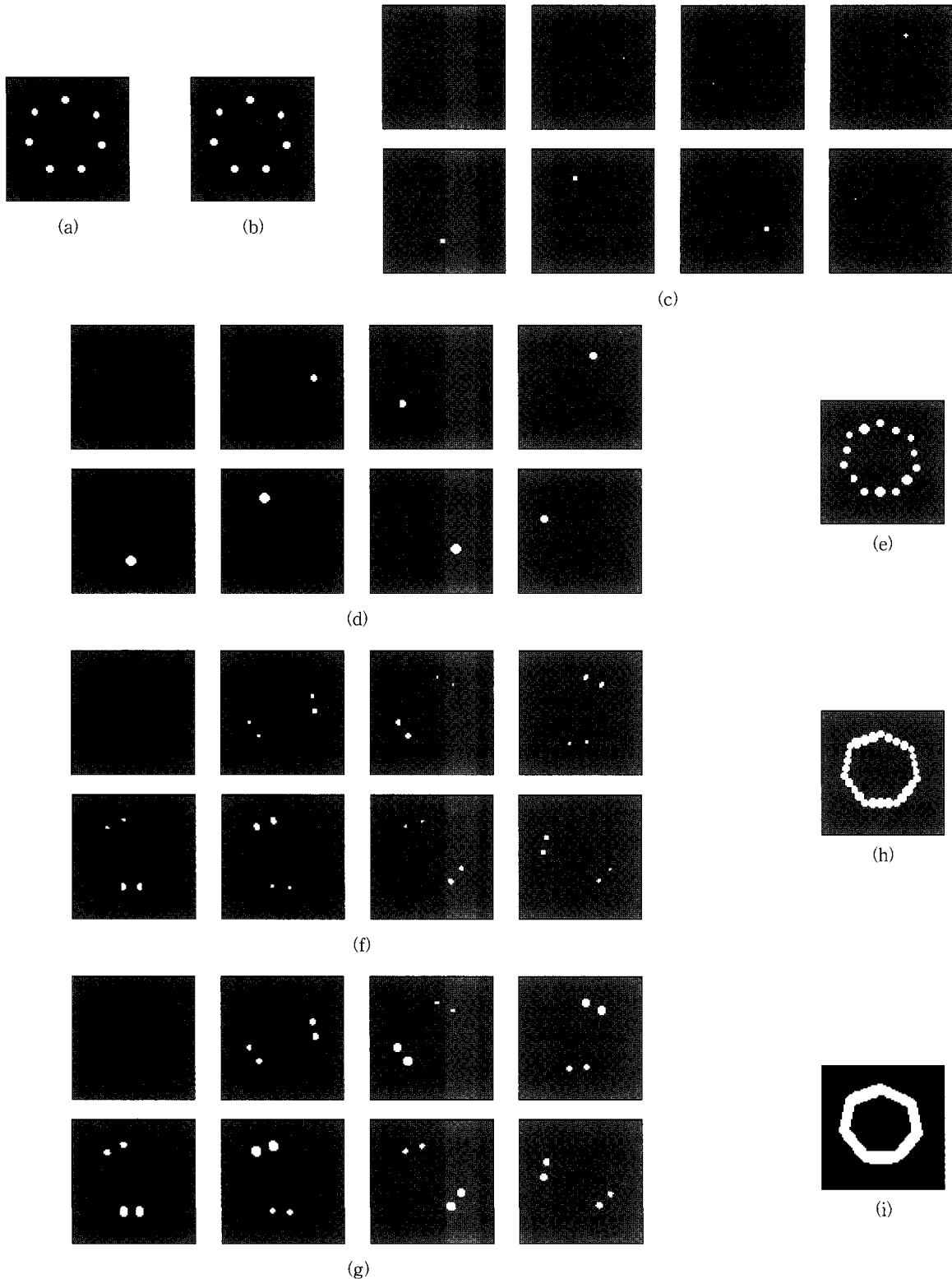
여기서 θ_5 은 발화 임계 값이며 적분 영역 A_5 은 1개의 세포에 대한 결합 분포의 범위, 즉 수용영역의 크기를 나타낸다.

4. 실험 결과

본 논문은 시각경로 상에서 나타나는 특징 추출 메커니즘을 사용하여 이산 도트 자극으로부터 연속성을 가진 착시 윤곽인 가상의 정다각형을 인식하는 시각 모델은 (그림 3)에 나타낸다.

(그림 4)는 7개의 도트 자극으로부터 가상 정 칠각형을 인식하는 단계별 결과를 나타낸다. (그림 5)는 9개의 도트 자극으로부터 가상 정 구각형을 인식하는 결과를 나타낸다.

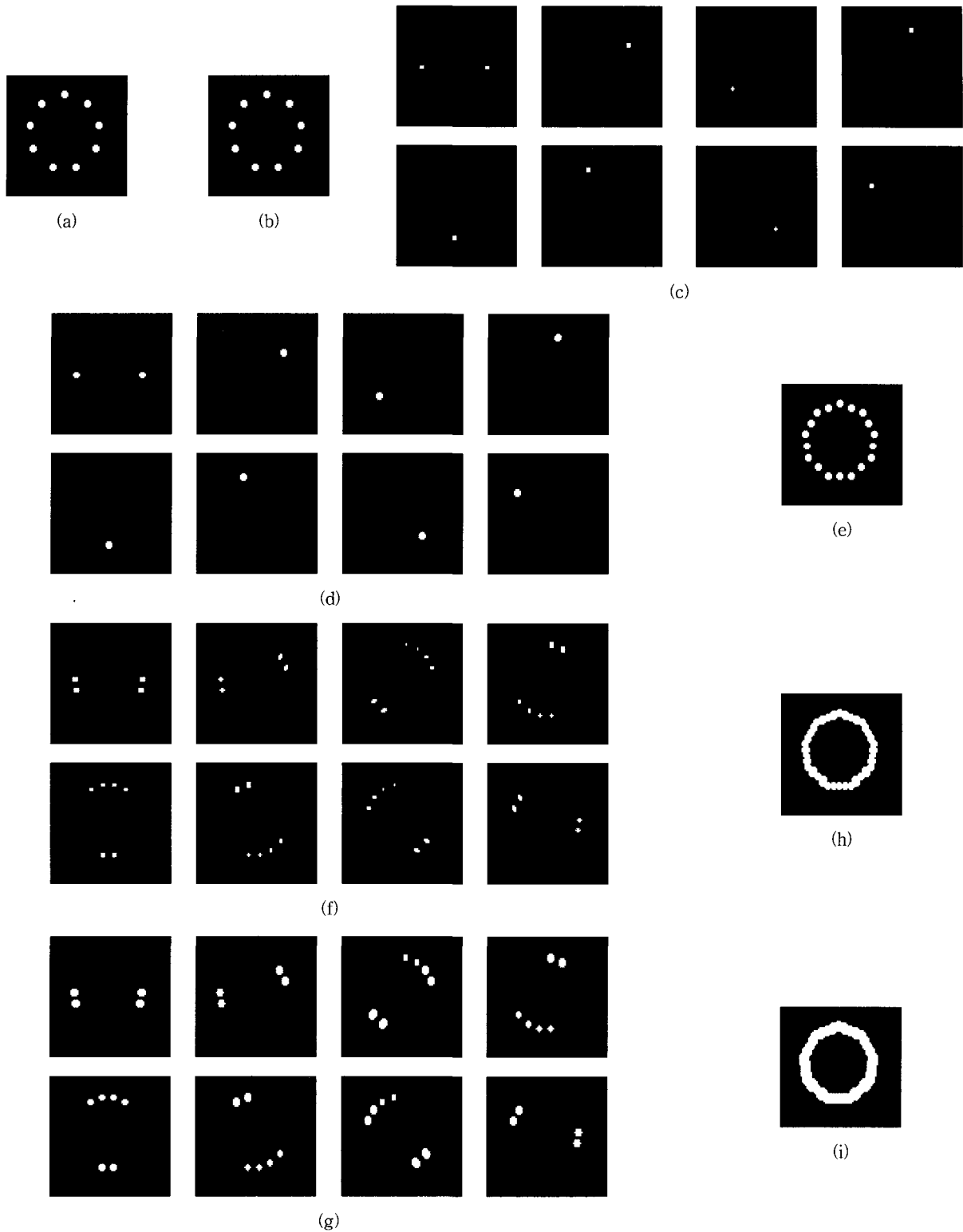
입력 영상은 (그림 2)에서 제시한 다각형 형태로 배치된



(그림 4) 칠각형 인식 결과 (a) 이진이미지 (b) 윤곽 검출 결과 (c) 시각특징 추출결과 (d) 시각특징 복원 결과 (e) 특징정보 결합결과 (f) 두 번째 시각특징 추출결과 (g) 두 번째 시각특징 복원 결과 (h) 두 번째 특징정보 결합결과 (i) 이미지 개선결과

도트 자극이다. 실험에서는 도트 자극의 크기를 직경 5 픽셀로 하고, Smith & Vos의 심리 실험에서 사용한 도트 자극들을 그대로 사용한다. 실험 데이터에서 도트의 수는 6개

에서 10개로서 가상의 정 다각형의 형태를 갖도록 구성한다. (그림 2)(a)는 도트 자극의 각 β 와 길이 γ 를 나타낸다. 사용한 도트 자극들은 완전한 다각형의 형태에 따른 5가지



(그림 5) 구각형 인식 결과 (a) 이진이미지 (b) 윤곽 검출 결과 (c) 시각특징 추출결과 (d) 시각특징 복원 결과 (e) 특징정보 결합결과 (f) 두 번째 시각특징 추출결과 (g) 두 번째 시각특징 복원 결과 (h) 두 번째 특징정보 결합결과 (i) 이미지 개선결과

의 정 다각형과 다각형의 방위에 따라 2가지로 구성한다.

Smith & Vos[3,4]의 심리학적 실험에서 도트 자극들은 각각의 형태로 보이는 정다각형으로 인식하거나 원형으로 인

식한다. 도트 자극들은 실제 정다각형의 완전한 윤곽을 갖지 않지만 시각 시스템은 도트 자극만으로도 정다각형의 형태를 인식한다.

(그림 4)은 생리심리학 실험에서 각진 형태의 윤곽으로 인식되는 정 칠각형을 나타낸다. (그림 5)에서는 도트 자극들이 각진 다각형의 형태로 인식하기보다 원형을 가진 곡선으로 인식하는 정 구각형을 나타낸다. 실험의 단계별 결과로부터 주어진 도트 자극들이 연속성을 가진 가상 윤곽을 추출할 수 있다.

(그림 4)(a)는 원 영상이다. 제안된 시스템의 첫 번째 단계는 윤곽을 검출하는 것이다. 이것은 망막에 있어서의 주된 처리인 망막상의 강도변화를 나타낸다. 여기서 사용하는 함수는 식 (1)의 DOG 함수로서 DOG 함수의 넓이와 자극 형태의 크기의 상대적인 대소관계에 따라 다른 출력을 낸다. 실험에서 사용한 DOG 함수는 on 영역의 크기가 도트 자극의 크기와 같은 크기이고 수행 후의 결과도 원래의 도트 자극들과 같다. 윤곽 검출 단계를 처리한 결과가 (그림 4)(b)에 보여진다. (그림 4)(c)는 시각 특징 추출 단계의 결과로서 두 도트들 간의 반응을 단순형 세포에 의해 방위별로 추출한 결과들을 보여준다.

세 번째 단계는 시각 특징 복원 단계이다. 이것은 (그림 4)(c) 영상을 가우스 함수에 의한 마스크 처리한 것으로서 복잡형 세포의 특징을 구현한다. 시각 특징 복원 단계에서는 부분적으로 손상된 반응이나 약한 반응을 재생하는 목적으로 사용한다. 그 결과 영상은 (그림 4)(d)에 나타낸다.

네 번째 단계인 특징 정보 결합 단계의 결과는 (그림 4)(e)에 나타낸다. 이것은 각 방위별로 단순형 세포와 복잡형 세포를 거쳐, 추출된 영상들을 원 영상과 OR 연산을 수행한 결과이다. 이것은 시각 메커니즘의 경험적 정보를 고려한 것이다.

다섯 번째 단계의 결과인 (그림 4)(f)는 (그림 4)(e)의 영상을 중간결과 영상으로 간주하여, 두 번째 단계인 시각 특징 추출 과정으로 역 전달시키는 피드백 과정을 수행한 결과이다. (그림 4)(f)를 시각 특징 복원 단계인 복잡형 세포에 의한 처리를 수행한 결과는 (그림 4)(g)이다. (그림 4)(g)를 특징 정보 결합 단계를 수행하면 그 결과는 (그림 4)(h)이다. 이 때, 피드백 횟수는 기하학적 착시로 인식하는 윤곽이 실제의 결과 영상으로 주어질 때까지 수행한다. 피드백 과정을 끝나면 이미지 개선 단계를 실행한다. 이미지 개선 단계를 수행한 결과 영상은 (그림 4)(i)이다.

만약 도트 자극들 간의 거리가 멀 경우에는 두 번째 단계로 되돌아가서 수행하는 반복부분(피드백 처리)의 횟수가 많아진다. 그런데 도트 자극들 간의 거리가 단순형 세포가 인식할 수 없을 정도로 멀어지면, 그 두 도트간에는 반응이 나타나지 않는다. 이것은 만약 주어진 도트 자극이 서로 관련을 느끼지 못할 만큼 떨어져 있다면 분리된 도트들로 인식된다.

마지막 단계로 볼 수 있는 (그림 4)(i)는 부드러운 영상을 위해 평활화 처리를 수행한다. 결과에서 도트 자극들간의 가

상 다각형의 존재가 명확하게 보인다. 또한 그것이 원이 아닌 각진 형태로 정 칠각형을 형성한다.

(그림 5)의 예는 원영상 (그림 5)(a)에 대하여, 위에서 제시한 신경회로망 모델의 단계 수행한 결과이다. (그림 5)(a) 영상은 원의 형태를 가진 9개의 도트로서 Smith & Vos의 심리 실험에서는 정상시각을 가진 사람들은 원으로 인지한다. 최종 결과 영상인 (그림 5)(i)를 보면 Smith & Vos의 심리 실험의 결과에서 보여주듯이 정규 다각형으로 인식되지 않는다. 오히려 연속적인 곡선의 형태로 보인다.

Smith & Vos의 심리 실험에서 일련의 도트 자극들이 각진 형태의 정규 다각형으로 인식하도록 하는 임계값을 도트 자극 $n=7.6$, $\beta \approx 132^\circ$ 라고 한다.

5. 결 론

본 논문은 시각적 착시를 다룬 것으로서 일련의 도트 자극들로부터 형태 인식 문제를 다룬다.

일반적으로 인간의 시각은 잘 배치된 일련의 불연속적인 도트 자극들을 볼 때 시각적 착시 현상에 의해 각각의 도트들로 인식하지 않고 일련의 연속적인 형태를 가진 가상의 윤곽이 존재하는 것으로 인지한다. 이것은 관찰자의 주관적인 관점에 의해 임의로 생성하거나 변경되는 윤곽이 아닌 시각적 지각현상으로부터 오는 일반적인 현상이다. 그러나 이러한 인식 현상을 예측하는 정량적 방법은 찾을 수 없다. 본 논문은 이러한 도트 자극의 시각적인 착시 현상을 공학적으로 구현한 직접 윤곽인 도트 자극으로부터 착시 윤곽인 가상의 정 다각형을 인식하는 시각 모델을 제안하였다.

제안된 시각 신경회로망 모델은 일련의 이산 도트 자극들에서 나타나는 시각적 인지현상을 시각 정보 처리 경로 상의 시각 세포들의 성질을 참조한 특징 추출 메커니즘에 근거하여 구성하였다. 실험에서 다룬 도트 자극들은 Smith & Vos의 심리 실험에서 제시한 정규 다각형의 형태로 구성된 도트 자극들을 사용하였다. 이 때 시각적 착시로 인하여 생성된 착시 윤곽들이 정 다각형이나 원의 형태로 나타난다.

본 실험의 결과에서 주어진 도트 자극들이 정 다각형이나 원형으로 인식됨을 확인함으로써 제안된 모델의 타당성을 확인할 수 있다. 생리심리실험의 관점에서 보면 다각형이나 원으로 인식하는 것은 모두 시각적 착시 현상을 지지하는 착시 윤곽들로 좋은 결과이다.

참 고 문 헌

- [1] D. Marr, Vision, A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information, W. H. Freedom & Company, 1982.
- [2] Kaffka, K., Principles of Gestalt Psychology Andovour, Hants; Routledge and Kegan Paul, 1935.

[3] Smith, J. T. S., Vos, P. G., "A model for the perception of curves in dot figures : The role of local saliency of 'virtual' lines," *Biological Cybernetics* 54, pp.407-416, 1986.

[4] Smith, J. T. S., Vos, P. G., "The Perception of continuous curves in dot stimuli," *Perception*, Vol.16, pp.121-131, 1987.

[5] Hubel, D. H. and Wiesel, T. N. "Receptive fields binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex," *J. Physiology*, pp.106-154, 1962.

[6] M. Livingstone and D. Hubel, "Segregation of Form, Color, Movement, and Depth : Anatomy, Physiology, and Perception," *AAAS (Science)*, Vol.240, pp.740-749, May, 1988.

[7] Marr, D. and Hildreth, E., "A theory of edge detection," *Proc. R. Soc. Lond. B*207, pp.187-217, 1980.

[8] Eunhwa Jeong, K. Hong, W. Lee and W. Kim, "A Visual Cortex Domain Model for Surface Perception of Illusory Contour Figures," *Proc. of CISST Intl. Conf. on Imaging Science, Systems, and Technology, Lasvegas, USA*, pp. 482-488, July, 1999.

[9] Eunhwa Jeong, K. Hong and W. Kim, "A Neural Network Model for the Perception of Occluded Surfaces from Subjective Contours," *IEEE Region 10 Conf. Tencon99, Cheju, Korea*, September, 1999.

[10] K. Toyama, M. Kimura, K. Tamaka, "Organization of cat visual cortex as investigated by cross-correlation technique," *J. Neurophysiol*, 46(2), pp.202-214, Aug., 1972.

[11] Caelli, T. M., Umansky, J., "Interpolation in the visual system," *Vision Research* 16, pp.1055-1060, 1976.

[12] R. von der Heydt, E. Peterhans and G. Baumgartner, "Illusory contours and cortical neuron responses," *Science*

Washington, 224, pp.1260-1262, 1984.

[13] 정은화, 김옥현 "시각 신경계 개념을 이용한 이산적인 도트 자극으로부터 가상선의 인식", *대한전자공학회논문지*, 제33권 B편 제11호, pp150-158, 1996.

[14] 홍경호, 정은화 "필기체 문자 인식에서 특징 추출을 위한 공간 필터링 신경회로망", *대한전자공학회논문지*, 제38권 CI 편 제1호, pp.19-25, 2001.



정은화

e-mail : ehjeong@cheonan.ac.kr

1991년 영남대학교 전산공학과

1993년 영남대학교 대학원 전산공학과
(공학석사)

1997년 영남대학교 대학원 전산공학과
(공학박사)

1997년~현재 천안대학교 정보통신학부 조교수

관심분야 : 시각정보처리, 영상처리, 패턴인식, 신경망, 컴퓨터비전



홍경호

e-mail : khhong@cheonan.ac.kr

1989년 영남대학교 전자공학과

1992년 영남대학교 대학원 전산공학과
(공학석사)

2000년 영남대학교 대학원 전산공학과
(공학박사)

1996년~1997년 협성대학교 경영정보학과 전임강사

1998년~현재 천안대학교 정보통신학부 조교수

관심분야 : 패턴인식, 신경망, 컴퓨터비전, 멀티미디어