

# 발진 신경망의 연구현황 분석 (A Survey on Oscillatory Neural Networks)

임채덕\*신종한\*\*장주석\*\*\*  
(C. D. Lim, J. H. Shin, J. S. Jang)

지금까지 뇌에는 컴퓨터와 같은 클럭(clock) 신호가 없고 신경들 간의 활동은 비동기적이라고 알려져 왔다. 그러나, 1989년 Singer 연구 그룹에서 시각 피질에 있는 많은 신경들이 발진하며 이들 간에는 시각 영상에 따라 동기현상을 보인다고 발표한 후, 많은 실험과 모델링이 행해지고 있다. 이 분야의 응용으로는 여러 분야가 있으며, 특히 동기 발진 모델을 이용하였을 경우에 패턴 분리와 인식에 응용될 수 있다. 본 고에서는 신경회로망의 새로운 기류인 생물학적 발진 신경망의 실험과 모델링에 대한 동향을 분석하고자 한다.

## I. 서 론

최근 몇년 동안에 걸쳐 여러 신경회로망 모델이 제안된 바 있다. 이는 신경회로망이 학습(learning), 연상기억(associative memory), 특징추출(feature extraction), 패턴 분류와 같은 인간의 뇌의 활동을 잘 반영해주기 때문이다. 그런데, 문제는 이 모델의 대부분이 극도로 간략화된 신경 모델을 사용한다는 점이다. 이 신경 모델은 보통 시그모이드 함수와 같은 정적 비선형 입출력 관계(static

nonlinear input-output relationship)로 이루어져 있다. 그러나, 실제 생물학적인 뉴런에서는 보다 복잡한 입출력 동작(input-output behavior)이 있다는 사실이 널리 알려져 있다.<sup>[1-6]</sup>

살아 있는 뉴런은 모든 시공간(spatio-temporal) 입력신호(incoming signal)를 합했을 때 특정 threshold 값보다 크면 일련의 출력 펄스(output pulse)를 내게 된다. 기존의 신경회로망 모델에서도 이와 같은 메카니즘으로 동작하기는 하지만 그것은 실제 뉴런보다는 훨씬 간략화된 모델이다.

지금까지 공학(engineering)과 전산학(computer science) 분야에서 간단한 모델링으로써 뇌의 기능(brain function)을 모두 인공적으로 구현할 수

\* 기초기술연구부 연구원

\*\* 기초기술연구부 선임연구원

\*\*\* 부산수산대 정보통신공학과 교수

있을지 분명하지 않기 때문에, 실제 뉴런에 보다 근접한 모델링을 하자는 새로운 기류 중 하나가 발진(oscillatory) 뉴런 모델링이다.

본 고에서는 시각 피질 신경 세포간의 동기 발진 모델에 대해서 설명하겠다. 시각 피질에서의 동기 발진 현상이란 고등 동물의 시각 피질의 서로 다른 위치의 많은 신경 세포들이 시각 영상에 따라 동기 현상을 보이는 것을 말한다. 동기 발진에 대해서는 단순히 호기심의 발로로 보는 비판적인 시각과 이것이 인간의 시각 활동과 관련이 있을 거라는 측면으로 보는 두 가지가 있다. 아직까지는 이에 대해 확립되어 있는 것은 없고 여러 가지 연구가 활발하다.

Ⅱ장에서는 동기 발진 현상을 측정하기 위한 생물학적 실험을 소개하고, Ⅲ장에서는 이를 모델링한 동기 발진 모델들을 설명하겠다. 마지막 Ⅳ장에서는 앞에서 설명한 모델들의 응용 가능성과 전망에 대해 부연하겠다.

## Ⅱ. 동기발진현상 관측방법의 소개

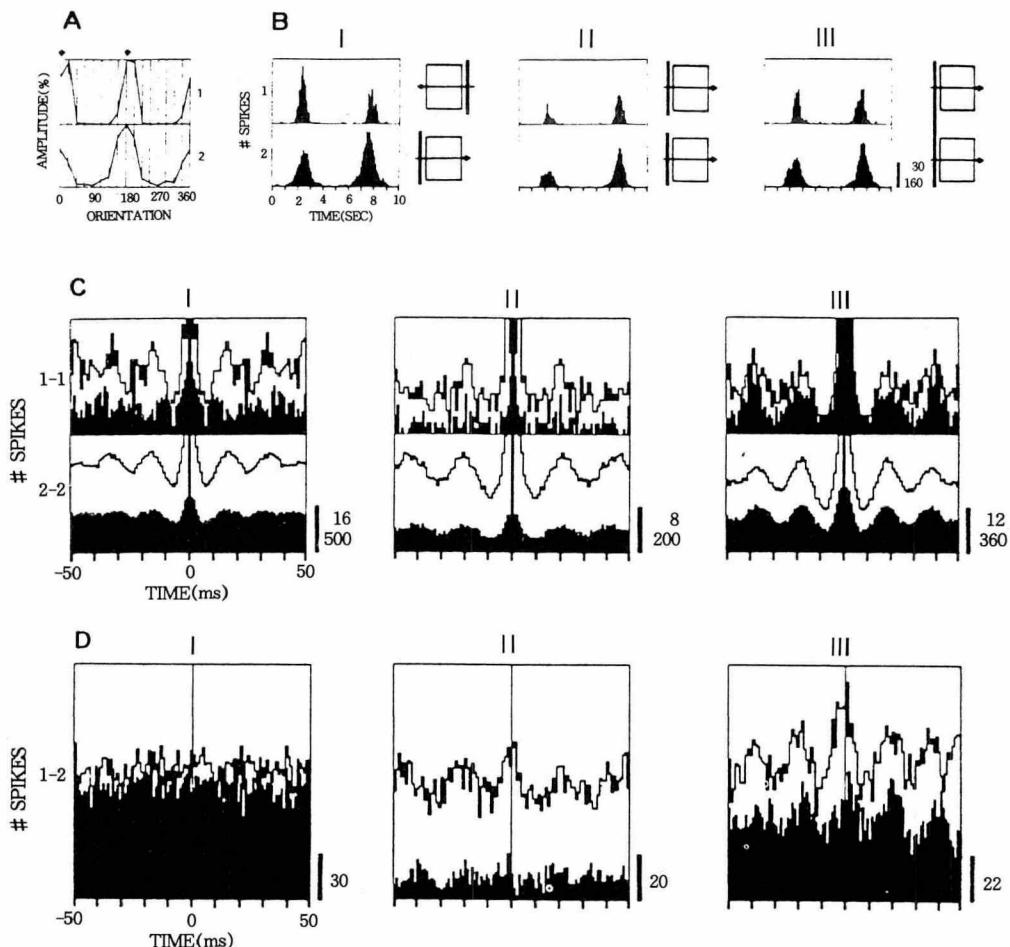
고등 동물의 시각에 관련된 피질 신경들이 입력 패턴에 따라 동기화되는 발진 현상이 보고된 바 있다. 이와 같은 실험을 하는 대표적인 그룹이 Max-Planck-Institute의 W. Singer 그룹이다.

실험<sup>[7]</sup>은 주로 마취시키거나 각성된 고양이, 원숭이를 대상으로 행하여진다. 시각 자극은 스크린 상에 빛이 있고 없음으로 구별하여 준다. 많은 실험에서 사용한 시각 자극은 막대기와 같은 단순한 자극을 실험 목적에 따라 약간씩 변형시켜서 사용하였다. 스크린 상의 막대를 적당한 시간 간격을 두고 움직이면서 실험하기도 한다. 고

양이나 원숭이의 눈은 스크린을 볼 수 있도록 고정하고, 그들의 시각 피질의 17, 18번 영역에 전극을 꽂아 시각 신경들의 반응을 기록한다. 시각 피질의 17, 18번 영역을 선택한 것은 이 영역이 인간의 시각 활동을 주로 담당한다는 생물학적 실험에 근거한 것이다. 시각 신경들의 반응의 기록은 oscilloscope와 같은 검출기를 이용한다. 그리고 oscilloscope를 통해 들어온 자료를 컴퓨터에 저장하여 결과를 분석하는 데 사용한다.

실험 결과 분석은 주로 correlation analysis를 사용한다. Correlation analysis는 간단히 말해서 두 개의 신경 세포의 activity의 상관성을 분석하는 것인데, 동기발진 즉, phase locking이 일어나면 correlation이 높다고 볼 수 있다. (그림 1)은 W. Singer 그룹이 분석한 실험 결과의 대표적인 예를 보여준 것이다. 이 실험 결과는 시각 피질 17번 영역의 7mm 떨어진 거리의 서로 다른 수용 영역(receptive field) 1, 2번에서 동기 발진이 발생하는 것을 보여준다.

(그림 1)의 A는 스크린의 막대를 여러 방향으로 움직이면서 실험을 할 때, 막대의 움직이는 각도를 보여준 것이다. 이 예에서는 이를 180° 간격으로 움직였다는 것을 알 수 있다. 또한 각도에 따른 1, 2번의 반응을 amplitude로 써 보여준다. (그림 1)의 B는 각각의 자극에 따른 1, 2번 영역의 반응을 time histogram으로 보여준 것이다. 하나의 막대를 전후 두 방향으로 설정하고 전방향은 까맣게 채워진 histogram으로 나타냈고, 후방향은 채워지지 않는 histogram으로 나타냈다. I의 자극은 두 개의 막대를 서로 다른 방향으로 보여주는 것이고, II는 두 개의 막대를 같은 방향으로 보여주는 것이며 III은 한개의 긴 막대를



(그림 1) 자극에 따른 실험 결과의 예

보여준 것이다. (그림 1)의 C는 각각의 자극에 대한 autocorrelation을 보여준다. 1-1의 의미는 1 번 수용 영역의 autocorrelation이라는 뜻이다. III 번 자극에 대한 autocorrelation이 가장 주기적임을 알 수 있다. (그림 1)의 D는 1번과 2번의 crosscorrelation을 나타낸다. Crosscorrelation도 III번이 가장 강하게 나타남을 보여준다. 다시 말해서 작은 막대 2개보다는 한개의 긴 막대에 대하여 동기 발진이 더 잘 일어남을 의미한다.

W. Singer 그룹 외에 위와 비슷한 연구를 하는

연구자들은 E. Ahissar,<sup>[12]</sup> R. Eckhorn,<sup>[13]</sup> A. Gelperin<sup>[14]</sup>이 있다. 특히, E. Ahissar와 A. Gelperine 은 시각피질 17, 18번 외에 촉각(somatosensory)이나 후각(olfactory)의 신경세포에서도 동기 발진이 일어남을 보고한 바 있다.

본 장에서는 생물학적인 실험 방법과 그 결과를 분석하는 방법에 대하여 대략적으로 살펴보았다. 다음 장에서는 위와 같은 실험에 토대를 두고 많은 연구자들이 제안한 동기 발진 모델 중에서 패턴 분할(segmentation)에 응용 가능성이 높

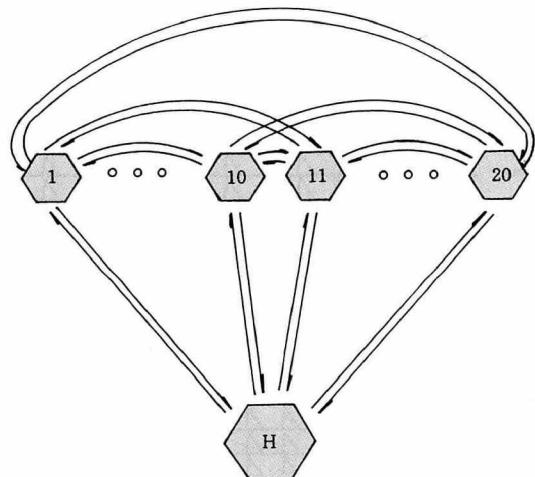
은 경우만을 소개한다.

### III. 동기 발진현상의 모델링 사례들

Malsburg와 Schneider,<sup>[8]</sup> Buhmann,<sup>[9]</sup> Schuster와 Wagner,<sup>[10]</sup> Konig와 Schillen<sup>[11]</sup> 등 많은 연구자들이 II 장에서 설명한 동기 발진 현상을 모델링하였다. 앞서 언급하였듯이 이 모델들을 구상할 때는 생물학적인 실험 근거에 토대를 두고 이뤄졌다.

Malsburg와 Schneider가 제안한 neural Cocktail-party Processor는 여러 사람이 모여 있는 Cocktail party의 소란한 가운데서 특정 사람이 말하는 것에 집중(attention)을 주어 그 소리를 들을 수 있는 것에 근거하여 붙은 이름이다. Cocktail-party processor는 중요하면서도 어렵다고 알려진 패턴 분할 문제를 대상으로 실험하였다. 두 개의 음성을 겹쳐서 입력하였을 때, 한 음성 segment 내에서는 동기가 발생하고, 다른 음성 segment 사이에는 비동기가 발생되도록 하여 패턴 분할 문제를 풀 수 있는 가능성을 제시하였다.

Cocktail-party processor의 대략적인 모델은 (그림 2)와 같다. 위에 있는 6각형의 세포들은 홍분 세포(E-cell)를 나타내고 아래 있는 6각형은 억제 세포(H-cell)를 나타낸다. 각각의 E-cell들은 모두 다른 E-cell과 홍분 연결(excitatory connection)이 되어 있고, H-cell은 E-cell로부터는 홍분 연결을 받고, E-cell로는 억제 연결(inhibitory connection)을 보낸다. 각 E-cell은 0과 1사이의 입력을 받는다. E-cell들은 자기 cell로 들어오는 연결들이 불안정한 활동 수준(unstable activity level)이 되면 반응한다. 자극이 주어지면 activity는 어느 수준 까지 상승하다가 갑자기 떨어진다. 이것을 burst

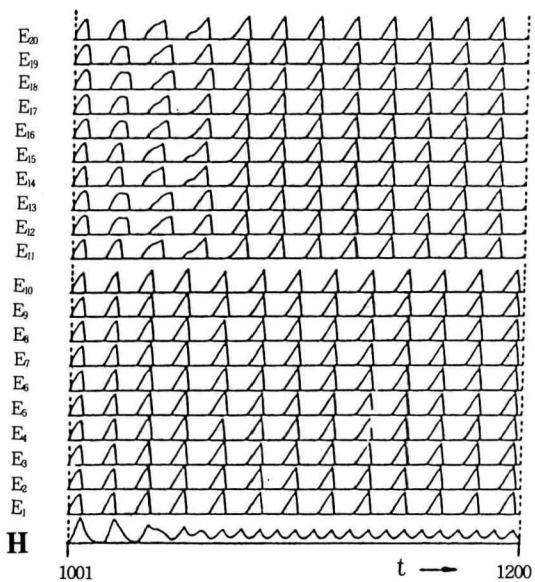


(그림 2) Cocktail-party processor model의 개략도

라고 하는데, 이것은 cell이 가지고 있는 원래의 성질이며 외부의 feedback의 결과이기도 하다. E-cell들 간의 burst는 E-cell들 간의 홍분 연결로 동기가 되며, H-cell의 억제 연결로써 비동기가 된다. H-cell은 또한 이 발진망에서 전체 activity를 제한하는 역할도 한다.

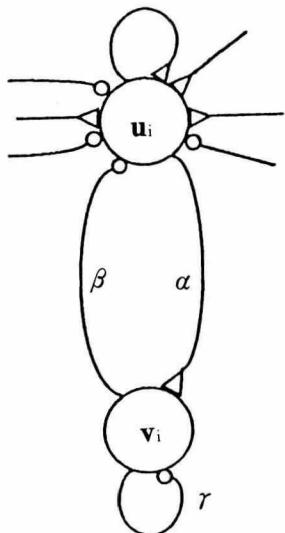
(그림 2)를 이용하여 실험한 결과가 (그림 3)이다. 서로 다른 소리를 동시에 입력하면  $E_1 \sim E_{10}$ 과  $E_{11} \sim E_{20}$  내에서는 동기가, 그리고 두 그룹간에는 비동기가 일어남을 볼 수 있다. 다시 말해서,  $E_1 \sim E_{10}$ 이 하나의 소리 segment를,  $E_{11} \sim E_{20}$ 이 또 다른 소리 segment를 나타내므로 청각 패턴의 분리가 일어났다고 말할 수 있다.

Buhmann은 영상패턴의 전경(scene and background) 분리를 위해 신경발진망을 제안하였다. 여러개의 발진기 그룹의 동기 활동은 서로 다른 특징을 구별하고 전경분리를 하는데 이용된다. 서로 다른 발진 그룹은 phase가 다르고, 배경의 activity와 전혀 correlation이 없다는 것을 보여준다. Buhmann이 제안한 신경 발진 모델은 (그림

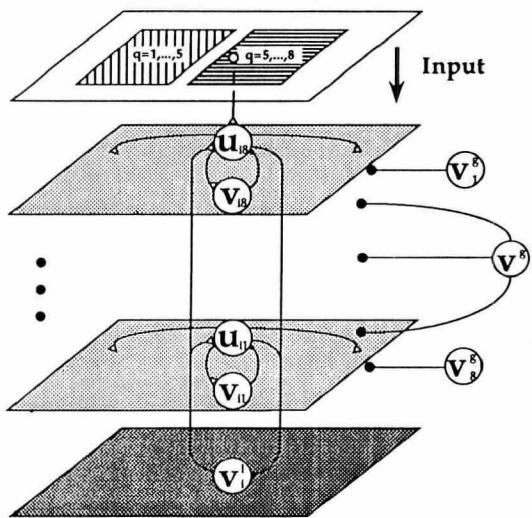


(그림 3) Cocktail-party processor model의 실험결과

4)와 같다. (그림 4)와 같은 단위 발진기(unit oscillator)를 (그림 5)와 같은 발진기 네트워크 구조로 패턴 분리를 시뮬레이션하였다. (그림 4)에 대한 수식이 식 (1)에 있다. 식 (1)에 대한 자세한 설명은 다음에 설명하게 될 König 모델과 거



(그림 4) Buhmann의 neural oscillator



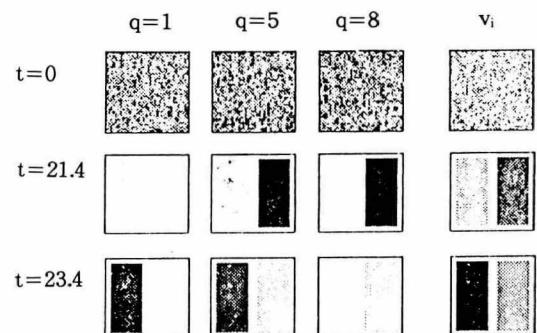
(그림 5) Buhmann의 oscillator network 구조

의 유사하므로 생략한다.

$$\begin{aligned} \dot{u}_i(t) &= -u_i + S\lambda(u_i - \beta v_i - \theta_u + I_i) \\ \dot{v}_i(t) &= -v_i + S\lambda(\alpha u_i - \gamma v_i - \theta_v) \end{aligned} \quad \dots \quad (1)$$

$$S\lambda = [1 + \exp(-x/\lambda)]^{-1}$$

(그림 6)과 같은 실험결과를 얻었다.  $t=0$ 일 때에는 전혀 전경분리가 일어나지 않는다.  $t=21.4$ ,  $t=23.4$ 에서는 전경분리가 일어남을 볼 수 있다. 8개의 발진기 중 5번째인  $q=5$ 는 두 개의 image segment에서 모두 입력을 받기 때문에 (그림 6)과 같은 결과를 얻은 것이다.



(그림 6) Buhmann의 simulation 결과

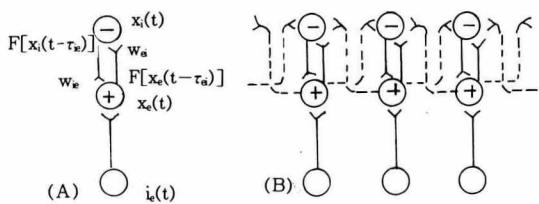
Konig와 Schillen은 발진기를 모델링하여 자극에 따른 뉴런 집단(assembly)을 형성하는 시뮬레이션을 하였다.

이들은 delayed 비선형 발진기를 고안하였는데, 발진기에 delay를 준 것은 실제로 생물학적인 신경망에서 신경 전달 물질이 전달되는 동안 delay가 발생함에 근거한 것이다. 이는, (그림 7-B)처럼 여러 개의 발진기를 연결하여 2차원으로 확장하였을 때 발생하는 동기 발진의 위상(phase)에 영향을 주는 원인이기도 하다. (그림 7-A)가 하나의 발진기를 나타낸 것이다. 이것은 홍분(excitatory) 뉴런과 억제(inhibitory) 뉴런이 결합된 (coupled) 형태로 이루어져 있다. 그리고, 외부 입력은 홍분 뉴런에 주어지게 되어 있다. 이 발진기의 dynamics는 수식 (2)로 결정된다. (그림 7-B)는 하나의 발진기 여러 개를 연결하여 동기 발진을 유도하는 구조를 보여주고 있다. (그림 7-B)에서 점선은 동기를 유도하는 연결이다.

$$\begin{aligned}\tau_x \dot{x}_e(t) &= -\alpha x_e(t) - w_{ie} F[x_i(t-\tau_{ie})] + i_e(t) + \eta_e(t) \\ \tau_x \dot{x}_i(t) &= -\alpha x_i(t) + w_{ei} F[x_e(t-\tau_{ei})] + \eta_i(t) \quad \dots \dots \dots (2)\end{aligned}$$

$$F[x(t)] = \frac{1}{e^{\sigma[\theta-x(t)]} + 1} \quad \dots \dots \dots (3)$$

식 (2)에서 time 상수  $\tau_0$ 은 0.5 msec인데 이것은 실제 생물학적인 membrane time 상수이다.  $t$ 는 time을 나타내고  $x(t)$ 는 뉴런의 activity를 나타낸다.  $w$ 는 coupling weight를,  $\alpha$ 는 damping 상수를,

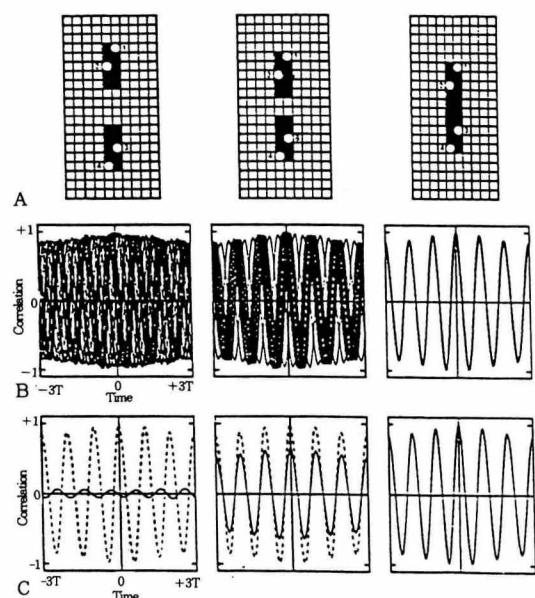


(그림 7) Konig model의 개략도

$\tau$ 는 delay time을 나타낸다.  $F(x)$ 는 output 함수를 나타내는데 그것은 식(3)과 같다. 식(3)에서  $\sigma$ 는 output 함수의 기울기를 나타내고,  $\Theta$ 는 threshold 값을 나타낸다.

(그림 7)의 A에 있는 발진기를 가지고 delay time, 입력 값, weight에 대한 변화를 관찰하였다. 그 결과, 발진을 하기 위한 최소한의 delay time이 2 msec 정도이고, 입력 값에 따라 발진 여부가 결정됨을 알 수 있다. 특히, weight 값에 대해서 발진 빈도수가 바뀌는 것을 알 수 있다.

(그림 7)의 B와 같은 발진기들을 2차원으로 확장하여 2차원 입력 패턴에 대해 시뮬레이션한 결과가 (그림 8)에 있다  $10 \times 20$  입력 패턴에서 두 개의 막대기 간의 거리를 달리하여 각 막대기의 같은 위치의 pixel이 어떻게 반응하느냐를 실험하였다.  $10 \times 20$  입력 패턴의 입력 값은 검은 pixel의 경우가 0.8, 하얀 pixel의 경우가 0.0이고 막대기 안에 있는 하얀 pixel에 대한 실험 결과가 (그

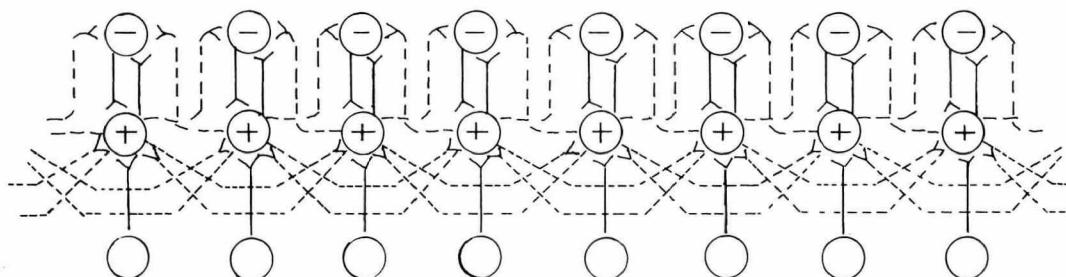


(그림 8) 패턴 coherency simulation 결과

림 8)의 B와 C에 나타나 있다. 이 결과로 두 개의 막대기에서 각각 선택한 2, 3번 pixel에 대한 correlation이 막대기 간의 거리가 가까울 수록 강하게 존재함을 알 수 있다. 특히, 이 실험 결과에서 주목할 만한 사실은 각각의 막대기 안에 있는 pixel(생물학적으로는 뉴런)들 간의 막대기의 거리에 상관없이 correlation이 일정함을 알 수 있

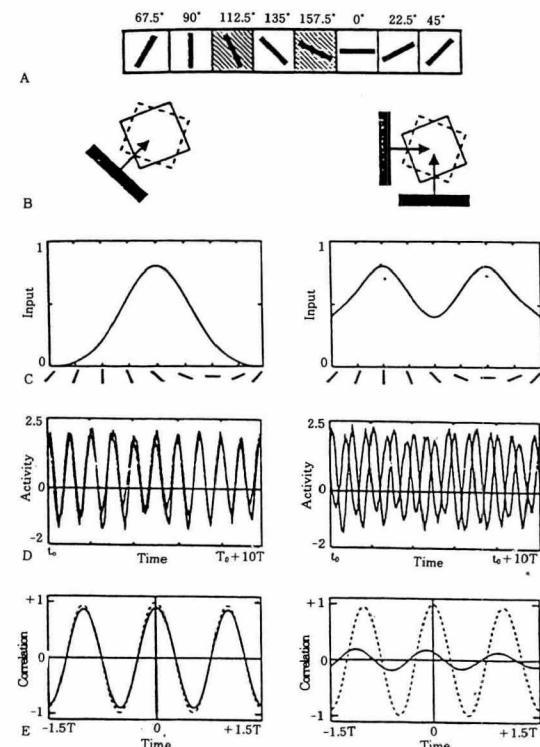
다. 즉, 하나의 막대기를 이루는 pixel들에 대해서 막대기 주변의 조건이나 상황에 관계없이 같이 반응하는 뉴런의 집단이 형성되었음을 시사해 주고 있다.

여러개의 발진기들을 동기 연결(synchronization connection)로 연결하여 같은 물체에 대해서 동기 발진함을 보였다. 또한, 서로 다른 물체를 구분하



(그림 9) 비동기 연결을 추가한 model의 개략도

기 위해서 비동기 연결(desynchronization connection)을 추가하였다. 이에 대한 발진기 구조가 (그림 9)에 있다. 이 구조를 이용하여 서로 다른 물체에 대해 비동기 발진함을 보인 실험 결과가 (그림 10)에 있다. (그림 10)에서 A는 방향 성분을 검출하는 발진 뉴런들을 나타내고, B와 C는 입력과 입력 값을 보여주고 있다. D는 자극을 한 가지지만 주었을 때와 두 가지의 자극을 주었을 때, 빗금이 쳐진 3번과 5번(A에서 방향 성분을 나타내는 8개의 뉴런을 편의상 1에서 8번까지 번호를 붙여 사용하였음) 뉴런의 반응을 시간에 따라 나타냈다. 하나의 자극에 대해서는 동기가 일어나지만 두개의 자극에 대해서는 동기가 일어나지 않아 3번과 5번이 서로 다른 뉴런 집단 속하게 된다는 사실을 알 수 있다. D에서는 3번과 5번 뉴런의 자극에 따른 correlation을 나타낸 것이다. Correlation이 크면 같은 뉴런 집단, 작으면



(그림 10) 패턴 분리 simulation 결과

다른 뉴런 집단에 속함을 알 수 있다.

이 밖에도 H. Sompolinsky,<sup>[15]</sup> O. Kammen,<sup>[16]</sup> Hopfield<sup>[17]</sup>와 O. Sporns 등 많은 연구자들이 위와 같은 연구를 한 바 있다.

## IV. 전망

지금까지 동기발진 신경망의 실험과 모델링에 대하여 알아보았다. 앞 장에서는 Cocktail-party processor, Buhmann 모델, König 모델에 대해서 비교적 자세히 설명하였다. 앞에서 언급하였듯이 이를 이용하여 패턴인식에 응용해 볼 수 있다. 패턴인식에 있어서 특히 패턴 분할 문제를 해결하는 데 가능성을 보여주고 있다. 또한 발진 신경망이 기존의 신경망에서와 같이 비교적 잘 정리된 학습방법이 없는 것을 고려해 볼 때 기존의 신경망과 발진 신경망의 결합을 시도해 볼 가치도 있다고 생각한다. Illusion 문제도 동기발진을 이용하면 가능성이 있을 것으로 생각한다.

### 〈감사의 글〉

이 조사분석은 한국통신의 기초기술 지원금으로 수행중인 기초기술연구과제에서 이뤄진 것으로 한국통신에 감사드리며, 아울러 기초기술 연구부장인 이일항 박사의 배려에도 감사드립니다.

### 참고문헌

1. G. A. Carpenter and S. Grossberg, "A massively parallel architecture for a self organizing neural pattern recognition machine," *Comput. Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 31, pp.54-115, 1987.
2. D. W. Tank and J. J. Hopfield, "Simple 'neural' optimization networks : An A/D converter, signal decision circuit, and linear programming circuit," *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. CAS-33, no.5, pp.533-541, May 1986.
3. J. A. Anderson, J. N. Silverstein, S. A. Ritz, and R. S. Jones, "Distinctive Features, categorical perceptron and probability learning : Some applications of a neural network," *Psychol. Rev.*, vol. 84, pp.413-451, 1977.
4. D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning internal representing by error propagation," in *Parallel Distributed Processing : Explorations in the Microstructures of Cognition*, vol. 1, D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, Eds. Cambridge, MA : MIT Press, 1986, pp.318-362.
5. T. Kohonen, *Self-Organization and Associative Memory*. New York : Springer Verlag, 1988.
6. B. Kosko, "Adaptive bidirectional associative memories," *Appl. Opt.*, vol. 26, no. 23, pp.4947-4960, Dec. 1, 1987.
7. C. M. Gray, P. König, A. K. Engel and W. Singer, *Nature*, no. 338, pp.334-337, 1989.
8. C. von der Malsburg and W. Schneider, *Biol. Cybern.*, no. 54, pp.29-40, 1986.
9. J. Buhmann and C. von der Malsburg, "Sensory Segmentation by Neural Oscillators," *Proc. of IJCNN*, vol. II, pp.603-607, Seattle, 1991.
10. H. G. Schuster and P. Wagner, *Biol. Cybern.*, no. 64, pp.77-82, 1990 : H. G. Schuster and P. Wagner, *Biol. Cybern.*, no. 64, pp.83-85, 1990.
11. P. Konig, T. B. Schillen, *Neural Computation*, no. 3, pp. 155-166, 1991 : T. B. Schillen, and P. Konig, *Neural computation*, no. 3, pp.167-178, 1991.
12. E. Ahissar & E. Vaadia, "Oscillatory activity of single units in a somatosensory cortex of an awake monkey and their possible role in texture analysis," *PNAS*,

- 1990.
- 13. R. Eckhorn, R. Bauer, W. Jordan, M. Brosch, W. Kruse, M. Munk, and H. J. Reitboeck, "Coherent Oscillations : A Mechanism of Feature Linking in the Visual Cortex?", *Biol. Cybern.* 60, pp.121-130, 1988.
  - 14. A. Gelperin & D. W. Tank, "Odour-modulated collective network oscillations of olfactory interneurons in terrestrial mollusc," *Nature*, 1990.
  - 15. H. Sompolinsky, D. Golomb, & D. Klenifeld, "Global processing of visual stimuli in a neural network of coupled oscillators," *PNAS*, 1990.
  - 16. D. Kammen, P. Holmes, & C. Koch, "Origin of synchronized oscillations in visual cortex : global feedback versus local coupling," *PNAS, submitted*.
  - 17. Z. Li & J. J. Hopfield, "Modelling the Oscillatory Bulb and its Neuronal Oscillatory Processing," *Biol. Cybern.*, 1989.