

# 생체 시스템의 혼돈과 정보 처리에의 응용

이주장, 최창규

한국과학기술원

## 1. 서론

과학 연구에 있어 최후의 영역이라 불려지는 인간의 뇌에 대한 연구 열기는 연구자가 비로소 자신을 이해하고자 자신에게 눈을 돌린다는 점에서 아이러니를 느끼게 한다. 뇌의 10년(The decade of the Brain)이라고 불리는 1990년대에 뇌의 정보 처리 과정과 관련하여 신경 생물학을 바탕으로 혼돈 이론과 접목되고 있는 연구 과정을 되짚어 보는 것도 의미 있는 일이라 하겠다. 뇌의 구조를 밝히는 해부학에서부터 시작되어 뇌의 신경세포에서 일어나는 전기적, 화학적 현상 및 이들의 상호작용을 이해함으로써 뇌의 독특한 기능인 행동과 경험, 기억과 같은 근본적인 궁극중에 대답하고자 하는 노력은 컴퓨터 공학의 혁명적인 발전과 더불어 물리, 수학, 생물, 전자, 기계 등의 거의 모든 학문의 발전에 힘입어 큰 진전을 보이고 있다.

20세기 중반에 접어들면서 뇌의 기본 요소인 뉴런의 동작에 대하여 실증적인 상세한 연구성과가 얻어졌다. 각 뉴런이 어떻게 동작하는지에 대한 정밀한 이론이 세워지고 실험과 일치한다는 것이 확인되었다. Hodgkin과 Huxley는 뉴런에서 나타나는 전압의 비선형 동역학을 기술하는 방정식을 제안하고 그것을 입증하여 뇌 연구에 큰 획을 그었다. 뇌는 전기 펄스로 표현되는 정보를 모아서 계산하여 그 답을 다음 뉴런에 전달하는 전기적인 회로망이지만 뉴런끼리의 정보 전달 과정에서는 화학 물질을 사용한다. 그리고 이 화학물질의 종류는 수십 가지나 될 정도로 다양하다. 즉, 뇌는 전기적인 정보 뿐만 아니라 화학적인 정보도 처리하는 장치이다. 그러나 뉴런 또는 뉴런 집단(neuron population) 개개의 동작을 아는 것과 대단히 복잡한 회로망인 뇌의 원리를 아는 것은 서로 별개이다. 물론 뉴런의 동작을 모르면서는 뇌의 기능을 알 수 없지만, 뉴런의 동작을 잘 알았다고

해서 여러 회로망을 결합한 시스템으로서의 뇌의 동작을 바로 알 수는 없다. 더군다나 정보 처리 과정에 관해서는 거의 밝혀진 것이 없다. 뇌의 특정 장소는 특정한 역할을 담당한다는 것이 처음부터 결정되어 있으며, 어느 일부가 손상 받으면 해당 기능이 없어진다는 기능 국제설이 설득력을 얻고 있다. 이와 함께 뇌가 가변적인 구조를 갖고 있다는 뇌의 가소성에 대한 것도 실증되고 있다. 뇌의 설계도는 유전자 속에 쓰여 있지만 실제 뇌는 유전자에 정해진 대로 만들어진 딱딱하고 고정된 시스템이 아니라 환경과의 상호작용을 통하여 자기의 구조를 바꿀 수 있는 유연한 시스템이라는 것이다[16].

다음 장에서 신경 생물학에 대한 개략적인 설명이 되어 있고, 컴퓨터에서 이용되는 기억 장치와는 다른, 뇌의 기억 작용을 모사하는 연상 기억 장치에 대한 설명은 3장에 있다.

## 2. 신경 생물학

뉴런과 뉴런 집단의 동역학을 설명하기 위해 생물학자들에 의해 제시된 고전적인 모델에 대해 알아보고 이를 바탕으로 신경 회로망에 어떻게 적용되었는가를 알아보겠다. 각각의 뉴런은 수상돌기(dendrite)라고 부르는 입력 섬유를 통해 여러 입력이 합해지고, 축색돌기(axon)를 통해 출력된다. 이런 다른 구조의 섬유들이 다른 동적 연산을 가능하게 한다. 뉴런의 동역학을 설명하는 기본적인 틀은 막(membrane)을 설명하는 RC 모델, 섬유를 설명하는 코어-도체 모델, 트리거 대를 설명하는 Hodgkin-Huxley 모델 그리고 조정 시냅스이다. 뉴런 집단이라는 개념을 도입하여 거시적 상태 변수, 비선형성의 종류(특히 시그모이드 곡선) 그리고 연결 강도와 연결 종류를 설명한다. 뉴런 집단들의

특성은 비선형 동역학을 통하여 구체화되며 이는 피질에 대하여 점, 리미트 사이클, 혼돈 뿐만 아니라 학습과 지각 중에 일어나는 basins of attraction(BOA) 간의 상태 전이의 종류와 메커니즘을 포함한다[8-9].

### 2.1. 뉴런 : 미시적 변수

구조적으로 볼 때, 뉴런은 수상돌기, 세포체 그리고 축삭돌기의 세 가지 기본적인 요소들로 이루어져 있다. 수상돌기는 뉴런에서 입력을 받는 부분으로써 다른 많은 뉴런들로부터 정보를 수집하기 위하여 수상 구조를 이루고 있으며, 매우 넓은 표면적을 가지고 있다. 세포체는 뉴런의 생장과 물질대사 및 생화학적 활동을 관장하는 유전 정보를 저장한다. 축삭돌기는 주변의 다른 뉴런들과 연결되는 회귀 방계(recurrent collateral)와 뉴런의 출력을 멀리 전달하는 하나의 줄기를 가지고 있다. 이러한 축삭돌기는 보통 여러 개가 병렬로 모여 묶음을 이루며 이를 tract 또는 pathway라고 부른다. 따라서, 넓은 표면적을 통해 많은 뉴런들로부터 입력을 받아 초기 분절점(initial segment)에서 합쳐진 후 pathway를 통해 다른 뉴런들로 전달된다.

수상돌기의 기본적인 기능은 전류를 생성하는 것이며, 이는 수상 구조 전체에 고루 분포된 시냅스에서 시작된다. 그래서 각각의 시냅스는 전류의 크기가 부하에 따라 변하지 않도록 큰 내부 임피던스를 갖는 작은 전지로 생각할 수 있다(그림 1). 전류는 세포체에서 시작된 축삭돌기의 초기 분절점의 막을 통과하면서 합쳐진다. 기능적으로 이 부분을 트리거 대(trigger zone)라고 부른다.

축삭돌기와 수상돌기 사이 또는 세포체 사이의 약 20nm의 틈을 시냅스라고 한다. 신경돌기에서의 흥분 전달은 전기적으로 이루어지며, 뉴런간의 흥분 전달은 화학적으로 이루어진다. 화학적 시냅스는 흥분(excitatory), 억제(inhibitory) 그리고 조정(modulatory) 시냅스 세 가지가 있다. 흥분 시냅스와 억제 시냅스의 막에서 전류는 한쪽 방향으로만 흐

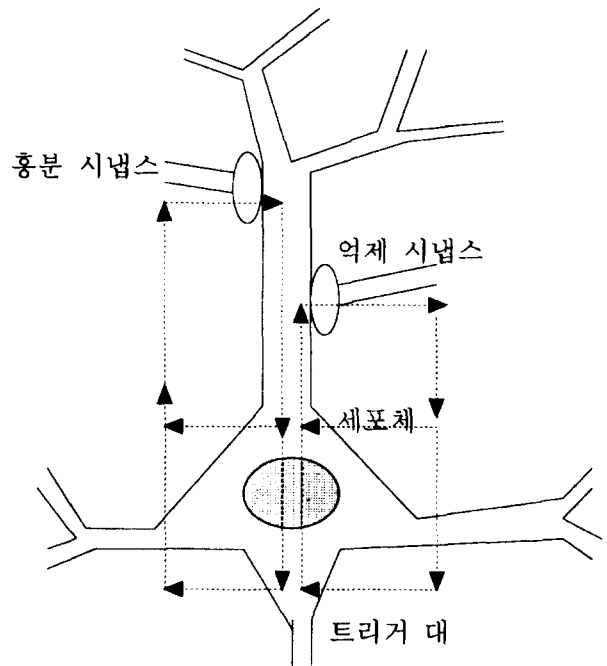


그림 2. 뉴런의 기능을 설명하는 구조도.

르며, 초기 분절점이나 다른 모든 부분에서는 전류가 반대 방향으로 흘러 페루프를 이룬다(그림 2). 흥분 시냅스에 대한 최소한의 흥분을 활동 전위(action potential)라고 하며 이는 약 1ms 동안 지속되는 임펄스이다. 세포체나 트리거대에서 관측되는 이러한 전기적 충격을 시냅스후 흥분 포텐셜(excitatory postsynaptic potential : EPSP)이라고 부른다. 억제 시냅스에 관한 것은 시냅스후 억제 포텐셜(inhibitory postsynaptic potential : IPSP)이라고 한다. 조정 시냅스는 루프 전류를 발생시키지 않으며 주변의 흥분 혹은 억제 시냅스의 활동 강도를 변화시킨다.

수상돌기의 가장 중요한 기능은 들어오는 펄스를 전류로 바꾸는 것이다. 많은 뉴런으로부터의 입력이 트리거대에서 합쳐지고, 수상돌기의 전류가 시간적으로 합쳐져서 공간-시간적 합(spatio-temporal summation)이 이루어진다. 축삭돌기의 가장 중요한 기능은 시변 크기를 갖는 합해진 전류를 감쇄없이 멀리 떨어진 목적지까지 전달하는 것이다. 그러기 위해서 전류의 크기에 비례하는 주파수를 갖는 펄스 트레이드로 바꾸어 전달한다. 이것은 수상돌기에 의해 다시 전류로 바뀐다. 수상돌기는 연속적으로 변하는 전류를 생성하므로 이들은 중첩이 가능하고 시간과 공간에 따라 분포되어 있으나, 축삭돌기에서 나오는 펄스는 중첩이 불가능하며 이들은 시간과 공간에 따른 포인트 프로세스이다.

약한 전류를 막을 통과시키면 막 양단에 포텐셜 변화가 급작스럽게 일어나며 다시 이전의 상태로 지수함수적으로 줄어든다. 만약 사인파의 전류를 막 양단에 인가하면 R과 C 성분 모두가 주파수가 증가함에 따라 작아진다. 막에 더 큰 전류 자극을 주면 중첩의 원리가 더 이상 성립하지 않게 되

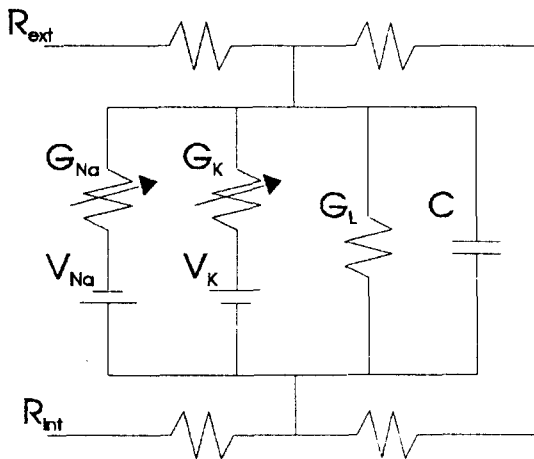


그림 1. Hodgkin-Huxley 모델에 따른 막의 회로 모델.

므로 가변저항으로 모델링하여 비선형성을 설명한다. 막은 이온에 대한 선택적 투과성을 가지므로 이온 각각에 대한 컨덕턴스가 필요하다. 개개의 이온에 대한 전지는 막 양단의 이온 농도 차를 나타내며 이는 그 이온의 신진대사 에너지 때문이다. 칼륨(K)이온은 뉴런의 내부에, 나트륨(Na)이온은 외부에 농축되어 있다. 이러한 이온의 농도차이는 막 양단의 포텐셜 차이를 수반하게 되며 이럴 때 막은 분극(polarized)되어 있다고 말한다. 휴지기에는 칼륨 이온의 컨덕턴스가 나트륨 이온의 컨덕턴스보다 크기 때문에 분극은 내부가 포텐셜이 작아서 음이다. 막의 저항을 통과하는 어떠한 전류라도 탈분극(depolarization)을 일으키는데 그럼으로써 전압에 의존하는 컨덕턴스를 증가시킨다. 나트륨 이온의 컨덕턴스가 더 빨리 증가되어서 이 상태에서는 포텐셜이 역전되어 내부가 양이 된다. 나트륨 비활성(sodium inactivation)이라는 작용에 의해 나트륨 이온의 컨덕턴스는 1ms 이내에 스스로 제한되어 더 이상 증가하지 않는다. 따라서 불순응(refractory) 주기 동안에는 다른 어떠한 자극에도 또 다른 활동 전위를 만들어내지 않는다.

길이에 대해서는 2차의 그리고 시간에 대해서는 1차의 편미분 방정식을 갖는 케이블 방정식을 코어 도체 모델로 사용할 수 있다. 축색돌기는 원통형의 구조를 가지고 있으므로 시간과 공간에 따른 전류 펄스에 대한 임펄스 응답을 묘사하는 데에 이 모델이 이용된다. 케이블 방정식은 1 차원적인 확산을 설명하는데도 유용하므로, 한 뉴런에서 다음 뉴런으로의 화학전달 물질의 확산을 설명하는 데에 사용된다. 시냅스에서의 확산에 대한 해는 차수 1/2인 감마 분포이다.

## 2.2. 뉴런 집단 : 거시적 변수

사람의 대뇌 피질은 적어도  $10^{10}$ 개의 뉴런을 가지고 있으며 전체 신경계에는 약  $10^{11}$ 개의 뉴런이 있다. 한 개의 뉴런은  $10^3$ 에서  $10^5$ 까지의 시냅스를 통해 정보를 받는다. 그림 3의 (a)-(d)는 실제 피질에서 발견되는 연결 구조이다. (e)의 자기 되먹임은 피질에서는 발견되지 않지만, 인공 신경 회로망(artificial neural network : ANN)에서 널리 사용되는 연결 구조이다. 실제의 뉴런 집단을 ANN으로 모델링하는 데에 1 차의 미분 방정식을 사용하고, 시냅스와 수상돌기의 시간 지연을 생략함으로써 야기되는 부수적 효과를 보상하기 위해 고안된 것이다.

되먹임은 협력(cooperative) 되먹임, 경쟁(competitive) 되먹임 그리고 부(negative) 되먹임의 세 가지가 있다. 협력 되먹임은 하나의 뉴런이 다른 뉴런을 여기하고 다시 이것이 처음의 것을 다시 여기하는 경우를 말한다. 이런 상호 여기는 뉴런들을 커플시켜 함께 발화하는 특성을 지니고 있다. 지금까지 이러한 구조는 생물학자들에게 외면 당해 왔는데 그 이유는 이런 구조는 불안정하다고 여겨서 뉴런의

활동을 조정하는 수단으로서 의미가 없다고 보았기 때문이다. 이러한 상호여기 연결 구조는 ANN에서는 content addressable memory 시스템과 Hopfield에 의해 제안된 연상 학습으로 응용되었다. 반면, 하나의 뉴런이 다른 뉴런을 억제하고 이것이 다시 처음의 것을 억제하는 것을 경쟁 되먹임이라고 한다. 억제가 두 번 이루어지므로 되먹임은 결국 양이 되어 처음의 뉴런은 그 활동이 증가된다. 따라서 한 쪽은 최고치까지 증가되며 반대쪽은 최소치로 낮아지게 되고 이들은 다시 휴지 상태의 전위로 지수함수적으로 감쇄된다. 부 되먹임은 이미 널리 알려져 있는 과정으로 대뇌 피질에서 흔히 발견되는 연결구조이며 피질에서의 동역학을 이해하는 데에 필수적인 것이다.

피질은 전두엽의 외곽겉질을 구성하고 있으며, 많은 뉴런들이 울타리나 층을 이루고 있다. 구조적으로나 기능적으로나, 수평적으로 연결된 층 내부의 섬유들과 수직적으로 연결된 층간의 섬유들을 구분한다. 피질의 기본적인 동역학은 내부적으로 연결된 일련의 국지적 뉴런 집단으로 나타낼 수 있으며, 이들은 병렬 입력과 출력을 갖는 2차원 층으로 구성되어 있다. 기능의 수행을 위한 구조의 중요성을 알아보기 위하여, 소뇌와 대뇌를 그들의 행동 양식을 통하여 비교하는 것이 유용하다. 소뇌는 운동의 예측 제어를 하는 데에 알맞다. 일례로, 많은 감각 수용체로부터 받은 정보는 미립 세포(granule cell)로 모아진다. 미립 세포는 성상 세포(stellate cell)와 바구니 세포(basket cell)를 여기하며, 그와 동시에 퍼킨제 세포(Purkinje cell)를 여기한다. 그러면 성상 세포와 바구니 세포는 퍼킨제 세포를 억제한다. 이것은 피드포워드 억제의 한 예이다. 즉, 미립 세포가 퍼킨제 세포를

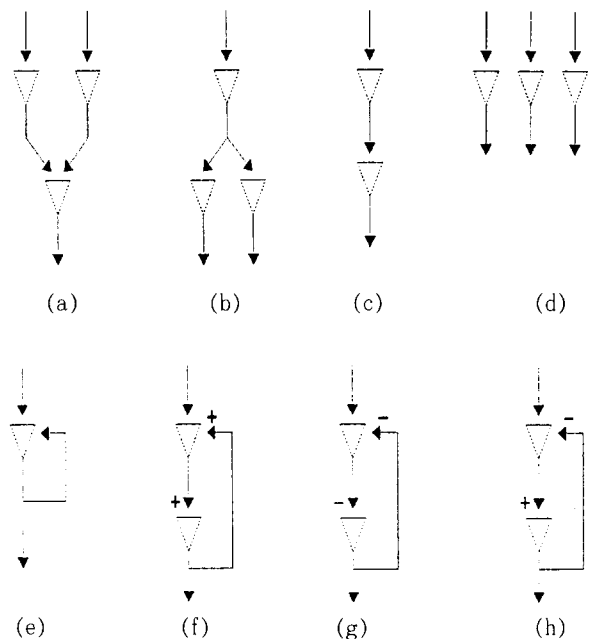


그림 3. 대표적인 뉴런간의 연결 종류.

여기하고, 그 흥분은 정상 세포에 의해 취소되므로 스텝 입력을 펄스로 바꾸는 결과를 낳게 되며 이는 시간에 대한 미분을 행하는 것과 같다. 그래서 소뇌는 입력의 변화율을 계산하여 이를 예측의 기반으로 사용한다. 소뇌는 진행되는 행위의 모양을 짓고 변화시킬 수는 있으나, 운동을 일으킬 수는 없다. “어떻게” 활동이 성취되는가에 관여할 뿐, 그것이 “무엇”인지는 모른다. 반면에 대뇌는 목적있는 운동을 일으킬 수 있으며, 이를 위해 피드포워드 억제 대신 부 되먹임을 사용한다. 흥분 뉴런과 억제 뉴런 사이의 부 되먹임은 진동을 야기할 수 있다. 진동하는 피질의 행동 패턴의 주파수와 감쇄율은 끊임없이 변화한다. 하지만 이러한 변화는 축색돌기와 수상돌기의 지연시간의 변화에 따른 것이 아니라 시냅스와 트리거 대에서 일어나는 루프 이득의 변화 때문이다. 중요한 것은 크기와 학습에 의존하는 되먹임 이득이며 이것은 축색돌기의 트리거 대와 수상돌기의 조정 시냅스에서 나타난다.

개개의 뉴런은 수상돌기 포텐셜과 축색돌기 펄스 주파수라는 두 가지의 상태 변수를 가지고 있다. 전류 크기는 트리거 대에서 펄스 주파수로 바뀌며, 그 변환은 문턱값을 가지는 부분 선형 함수이다(그림 4). 다시 말해서 어떤 문턱값보다 작은 입력에 대해서는 펄스가 나오지 않지만 탈분극이 진행되면서 인가되는 수상돌기 전류와 발화하는 주파수 사이에는 선형적인 관계가 존재한다. 어떤 최대치에 이르면 선형적인 관계는 나트륨 비활성때문에 출력이 0으로 떨어진다. 중간 범위에서의 선형성은 비정적이며 시간에 의존한다. 다음 펄스가 발생될 때까지의 시간 간격이 길어질수록 선형적 관계의 기울기는 작아지는데, 이렇게 시간에 따라 변화하는 것을 적응이라고 한다. 개개의 뉴런에서는 위와 같은 관계가 성립하지만 뉴런 집단에서는 양상이 달라진다. 양방향으로 포화되는 특성을 가지는 시그모이드 함수와 같은 관계를 가지며, 이는 비선형적이긴 하지만, 정적이며 시불변인 특성을 지닌다. 시그모이드 곡선의 이러한 특성은 개개의

뉴런은 예측 불가능하게 발화하며 그들은 상관관계가 없어서 뉴런 집단의 앙상블 평균에는 개개의 뉴런의 불순응 주기와 적응의 시간 변화가 직접적으로 나타나지 않기 때문이다. 시그모이드 곡선의 기울기는 주체의 각성 정도가 증가할수록 커진다. 한 뉴런에서 나타나는 동적 비선형성과는 구별되는 시그모이드 곡선의 정적 비선형성은 ANN에 유용하게 응용되었다. 하지만 생물학적인 시그모이드 곡선은 비대칭이다. 뉴런 집단의 이득은 대부분 기울기  $dp/dw$ 로 결정되며 이는 각성의 정도에 의존하므로 상태변수에 따라 그리고 입력에 따라 변화한다. 이러한 이득의 의존성은 행동에 따른 정보처리를 하는 도중에 피질에서 일어나는 상태전이에 결정적인 영향을 끼친다. ANN에서 시-다중분할은 많은 노드를 연결하는 가장 좋은 방법이다. 출력의 변화가 스위칭 시간에 비해 매우 작다는 가정 하에 이용되며, 연결 숫자를  $N^2$ 에서  $2N$ 으로 줄일 수 있다는 것이 가장 큰 장점이 다. 반면에 생체 회로망에서 다중 분할은 병렬로 위치한 수많은 축색돌기 때문에 가능하다.

펄스 주파수는 시냅스에서 전류 크기로 바뀐다(그림 4). 이온의 변동으로 생기는 영향으로 양방향으로 포화되는 비선형성을 가지고 있다. 트리거 대에서의 시그모이드 비선형성의 범위가 시냅스 비선형성의 범위보다 훨씬 작으므로 소신호 모델로 생각하면 뉴런 집단은 선형적인 펄스-파 변환 관계를 유지할 수 있다. 바로 이러한 선형성 때문에 시-공간적 합에 의한 중첩이 수상돌기에서 이루어질 수 있다. 계수  $k_{ij}$ 를  $i$ 번째 뉴런 집단의 펄스 입력에서  $j$ 번째 뉴런 집단의 전류 출력으로의 이득으로 정의하면 뉴런 집단의 포워드 이득을  $k_{ij}xp/dw$ 로 나타낼 수 있다.

### 2.3. 뇌에서의 혼돈

생체 시스템의 모델을 만드는 목적은 알려진 제약조건 하에서 비선형 미분 방정식을 만들어 원래 시스템의 통계학적 특성과 스펙트럼, 그리고 눈으로 볼 수 있는 패턴 등의 비주기적 해들을 모사하는 데에 있다. 하나의 뉴런은 시간으로는 ms, 거리로는  $\mu m$  단위에서 혼돈 현상을 만들어 낼 수 있다. 뇌에서의 혼돈 또한 시간으로는 분, 일, 달 단위로, 거리로는 전체 뇌 시스템을 망라하는 단위로까지 행동 패턴의 요동을 보인다. 여기서는 초단위의 시간과, mm단위의 거리에 초점을 맞추고자 한다. 아직까지는 뇌의 활동이 혼돈이다 아니냐를 분명하게 말할 수 있지는 않다. 우리는 지금 “어떠한 생물학적 특성들이 뇌의 정보 처리 과정에 관여하여 혼돈을 일으키고 이용하는지도 모른다. 만약에 그렇다면 그것은 무엇일까?” 라는 질문에 대한 것을 생각해 보려는 것이다.

잘 알려지지 않은 동적 시스템에 대한 효과적인 접근 방법은 그것을 자율적이고 정적으로 두고 관찰하는 것이다. 여기서 자율적이라 함은 외부의 입력 없이 시스템이 자유로

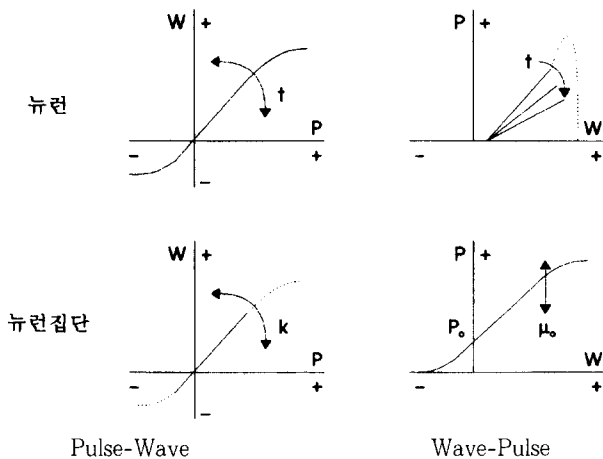


그림 4. Wave와 pulse간의 전환 관계.

이 돌아가게 한다는 것이고, 정적이라 함은 상태 공간에서 separatrix로 구분되는 지역을 벗어나지 않도록, 내부적인 변화 없이 통계적인 특성을 유지하도록 하는 것을 말한다. 후각 시스템을 예로 들어보자. 후각 시스템은 시간 지연 되먹임을 갖는 커플된 진동소자들로 이루어진 KIII 모델로 묘사할 수 있다(그림 5). 여기에는 후구(olfactory bulb: OB), 선후구핵(anterior olfactory nucleus: AON) 그리고 프리피리폼 피질(prepyriform cortex: PC) 세 개의 부분이 있다. OB는 감각 수용체로부터 입력을 받아 AON과 PC에 병렬로 전달해주는 기능을 한다. AON은 다시 OB에게 정보를 전달하고, PC는 OB와 AON 모두에게 되먹임함과 동시에 뇌의 운동 신경으로 출력을 내보낸다. 국지적으로 합해진 세포체 밖의 수상돌기 전류, EEG를 묘사하는 모델은 혼돈으로 이르는데 다음과 같은 세 가지 중요한 조건이 필요함을 알게 해준다. 첫째는 앞서 언급한 세 가지 주요 부분의 특성 주파수들의 비가 무리수이어야 한다는 것이고 둘째는 되먹임 과정에서 시간 지연이 있어서 출력을 입력 쪽으로 되돌려 줄 때에 위상 차이가 일어나도록 한다는 것이며, 셋째로는 되먹임은 어떤 쪽으로는 억제하고 또 다른 쪽으로는 흥분해야 한다는 것이다. 마지막의 조건은 통상적으로 알려진 혼돈의 판단 기준인 Lyapunov 지수가 음인 것과 양인 것이 혼재해야 함을 말하는 것으로 이해할 수 있다. 공기

의 흡입과 같은 스텝 입력에 대해 수많은 후구 세포의 발화에 따라 OB는 흥분되고 이는 결국 EEG에 단기간의 버스트(burst)의 형태로 나타난다. 휴지 상태에서 기본적으로 유지하고 있던 혼돈 상태에서 버스트로의 전환은 급격하게 이루어지며, 이러한 버스트가 나타나는 데에는 다음과 같은 네 가지의 조건이 선행되어야 한다. 첫째, 냄새를 맡는 주체는 배고픔이나 갈증과 같은 특정한 각성 상태에 있어야 하며 둘째, OB, AON, PC의 세 부분이 서로 상호작용을 하여야 하고 셋째, 공기의 흡입은 코를 통해 이루어져야 하고 넷째, 흡입된 공기에 포함되어 있는 냄새는 이전의 학습에 의해 이미 알려진 것이어야 한다는 것이다. 이러한 조건들은 입력에 의존하는 비대칭 시그모이드 곡선을 말하는 것이며, 그 기울기는 각성함에 따라 증가한다. 공기의 흡입에 따라 동작점은 기울기가 큰 흥분 쪽으로 움직이며 이로 인해 펄스 출력과 트리거 대에서의 이득을 증가시킨다. 즉, 거시적인 안목에서 보여지는 버스트는 미시적인 단계에서의 뉴런의 활동 전위의 발현에 불과하다.

보고, 듣고, 만지고, 맛보고, 냄새 맡는 등의 모든 일들은 2 차원적으로 배열된 선택적으로 민감한 감각 수용체들로부터 시작된다. 들어온 자극은 전류로 바뀌고 이는 다시 펄스 주파수에 따라 변조된 활동 전위로 바뀌어 이차원 배열의 감각 피질의 뉴런들에게 병렬로 전해진다. 각각의 자극은 시-공간적 미분, 적분, 필터링, 압축, 규정화와 같은 전 처리 과정을 거친다. 그 결과로서 OB 뉴런들의 활동 전위로 표현된다. 이렇게 자극의 어떤 특정한 속성을 나타내는 뉴런들을 속성 감지기라고 하며, OB는 버스트로의 상태전이를 겪는다. 수축 상태 동안에 뉴런들은 외부의 자극으로부터 보다 더 많이 자신들로부터 영향을 받는다. 그래서 특정한 정보는 전체로 확산되며, 시냅스의 결합 강도는 과거의 학습의 영향을 받아 변화된다. 이후 활동 전위는 EEG의 형태로 나타난다. 이러한 공간적 패턴들은 자극의 속성에 영향을 받는다기보다는 조정 시냅스에 저장된 자극에 대한 과거의 경험에 더 의존하게 된다. 그래서 몇 개의 뉴런에 주어진 입력은 전체 OB를 망라하는 출력을 내며, 그것은 자극의 본질적인 특성을 나타내는 것이 아니라 감지하는 주체의 자극에 대한 의미를 나타내게 되는 것이다.

AM으로 변조된 공간적 패턴들은 경험에 따라 조절되는 시냅스 이득의 영향을 받는다. 우리는 여기서 화학적 변화 보다는 조정 시냅스의 위치, 특성 그리고 중요성을 알아보겠다. 동물에 있어서 시냅스 변화의 위치를 알아보는 실험에 의하면, 자극에 대해 인식하고 반응하도록 훈련된 경우 변화의 위치는 입력 축색과 흥분 뉴런간의 시냅스가 아니라 흥분 뉴런들간의 시냅스임이 밝혀졌다. 이들 중 조절된 뉴런들은 좀 더 민감해져서 진동하기 쉽도록 불안정해지며, 이러한 시냅스의 변화는 비가역적이다. 반면, 자극에 대해 반응하지 않도록 하고 이를 익숙해지도록 하는 실험에 있어

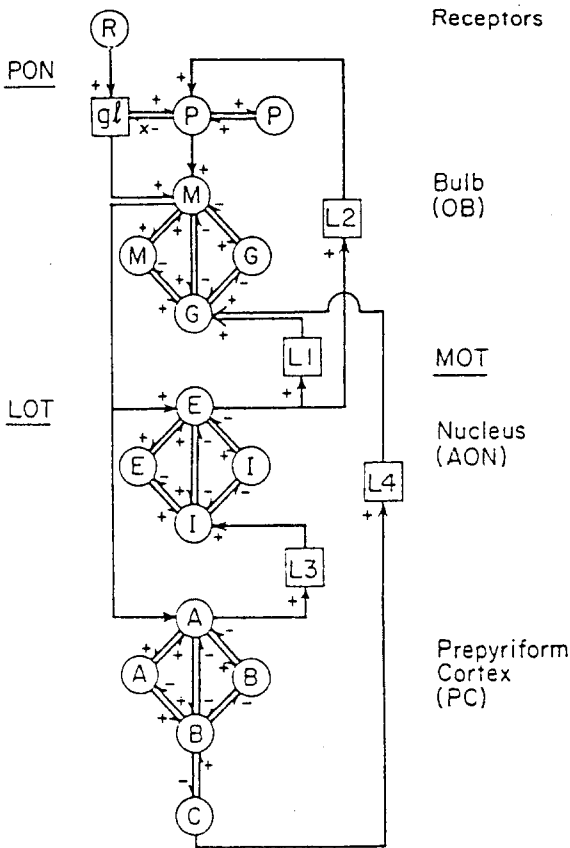


그림 5. 후각 시스템을 설명하는 KIII 모델.

서 변화의 위치는 흥분 뉴런에서 억제 뉴런 사이 또는 흥분 뉴런들 사이의 시냅스 모두에서 발견되며, 이러한 변화는 가역적이다. 자극을 구별하도록 하는 학습은 다음의 두 가지 모두에 의존하는데 그 하나는 중요한 입력에 대한 민감도를 향상시키는 대칭적인 시냅스 이득의 증가이고, 다른 하나는 잡음이나 모호한 입력을 제거하기 위한 비대칭적인 시냅스 이득의 감소이다.

KIII 모델에 대한 모의 실험에서도 실제 실험과 일치하는 결과를 얻을 수 있다. 배열에 저장된 정보는 공간적인 분포가 거의 일정하다. 이런 결과는 타자기의 한 키처럼 정보가 내재된 속성 감지 뉴런과는 다르며, TV 스크린의 한 픽셀과 같이 어느 채널도 다른 채널보다 못하거나 중요하지 않다. 이러한 특성은 후각 시스템의 동역학이 기본적으로 혼돈적인 것과 비슷하다. 후각 시스템이 로렌즈 끌개와 같은 날개를 여러 개 가진 끌개로 생각할 때, 만약 기존에 알고 있는 냄새가 들어온다면 시스템은 그 날개중의 하나 안에서 진동하는 것으로 볼 수 있다. 평소의 상태 혹은 버스트가 숨을 내쉬는 시간보다 길어지는 경우 한 날개에서 다른 날개로의 지속적인 천이를 혼돈 순회(chaotic itinerancy)라고 한다. 만약에 들이 쉰 숨이 이미 알고 있는 것과는 다른 냄새라면 버스트는 생기지 않으며 기존에 존재하는 어떤 공간적 또는 시간적 패턴과 같게 되지는 않는다. 이런 현상이 Hebbian 학습에서 혼돈의 중요한 역할을 제시한다. 만약 새로운 패턴이 만들어진다면, 시냅스를 구동하는 활동은 전혀 새로운 것이 된다. 피질의 이런 기능은 혼돈 발생기로 구현될 수 있다. 이와 같은 측면에서 볼 때, 후각 시스템은 퍼셉트론이나 back-propagation 회로망보다는 Hopfield의 연상 기억 시스템[12], Anderson의 “brain state in a box” 모델[3] 또는 Aihara의 혼돈 신경 회로망[2]에 더 가깝다. 후각 시스템의 간략화된 모델은 Hopfield의 흥분 회로망과 억제 회로망을 연결함으로써 구현할 수 있는데, 연결 강도의 변화는 Hebb 학습 법칙을 좀 변형시킴으로써 얻을 수 있다. 이 시스템은 추억을 학습하거나 저장하는 것이 아니라, 단지 패턴들을 분류하는 것을 학습한다.

뇌 시스템은 행위가 과거의 경험에 의존하도록 하기 위해서 입력에 의존하는 재파라미터화에 의해 학습이 이루어진다. 이러한 견지에서 볼 때, 학습의 과정은 발작의 시작이나 끝, 혹은 취침과 기상 변화 등의 모든 것이 파라미터의 변화로 규정된다. 이러한 시스템의 변화가 바이퍼케이션(bifurcation)을 구성한다. 평소의 상태에서 버스트로의 변화, 혹은 그 역의 과정은 파라미터의 변화가 아니라 입력에 의한 것이므로 이러한 변화는 바이퍼케이션이라고 부르지 않는다.

### 3. 기억 장치 모델과 정보처리

디지털 컴퓨터에서 사용하는 주소 기억 장치(addressable

memory)와는 달리 content addressable memory (CAM) 혹은 연상 기억 장치(associative memory)라고 불리는 기억 장치는 인간의 기억 구조를 모사하는 한 방법으로 자리 잡아 왔다. 연상 기억 장치를 구현하는 방법은 여러 가지가 있으나, 그 중 대표적인 것이 Hopfield[12], Grossberg[10] 그리고 Carpenter[6] 등이 제안한 신경 회로망 모델이다. 이들은 동적 시스템으로 표현되어 있으며, 정보는 그에 상응하는 안정한 평형점에 저장된다. 자기연상(autoassociative) 회로망의 안정도와 바이퍼케이션 구조에 관한 고찰로부터 특정한 파라미터 공간에서 안정한 평형점이 기억에 상응하는 역할을 할 수 있음을 알 수 있다[15].

앞서 2장에서 살펴본 것과 마찬가지로 생체 시스템에서 정보를 처리하는 과정은 매우 복잡한 동역학이 연관되어 있으며 심지어는 혼돈까지도 중요한 역할을 하는 것으로 여겨지고 있다. Lewis 등은 N개의 뉴런으로 구성된 회로망을 부분 선형 미분 방정식으로 나타내어 이의 해를 N 차의 하이퍼큐브에 해당하는 특징점으로 표현하는 법을 제시하였다[14]. 그는 여기서 연결 강도는 0 또는 1로 랜덤하게 결정하고 뉴런의 개수 N을 바꾸면서 나타나는 동역학을 살펴본 결과  $N \leq 5$  인 경우에는 안정한 평형점과 리미트 사이클만을 해로 갖지만,  $N \geq 6$  인 경우에는 혼돈이 나타남을 확인하였다. Chapeau-Blondeau는 이산 시간 방정식으로 표현된 회로망에서 연결 강도를  $[0, 1]$  사이의 랜덤한 값으로 택하여 오직 하나의 연결 강도만을 변화시키면서 주기 배증 현상, 혼돈 등의 동역학이 나타남을 보였다 [7].

이러한 측면에서 볼 때, 미선형 시스템의 복잡한 동역학을 신경회로망에 구현하여 정보 처리의 과정에 응용하려는 연구가 흥미를 끌고 있으며 안정한 평형점과 안정한 리미트 사이클에 정보를 저장하는 방법이 어느 정도 성과를 거두고 있다. 동적 시스템이 정상상태에서 가지게 되는 해를 끌개라 하며 평형점, 주기해, 리미트 사이클 그리고 혼돈이 여기에 해당한다. 다음에 각 끌개 집합에 정보를 저장하고 추출하는 과정을 나누어서 살펴보겠다.

#### 3.1. 평형점에 저장

우선 안정한 평형점에 정보를 저장하는 과정을 알아보겠는데, 이해를 돕기 위하여 신경 회로망보다는 행렬을 사용하여 그 과정을 알아보도록 하겠다. 이러한 행렬의 원소들은 신경 회로망의 연결 강도를 나타낸다. 1988년에 Bart Kosko[13]는 연상 기억 모델에 대한 논문에서 실수를 원으로 하는 모든 행렬은 양방향으로 안정한 연상 기억 장치이며, 양방향 기억 장치(bidirectional associative memory : BAM)는 2차의 비선형 되먹임 회로망임을 밝혔다. 기존의 연상 기억 장치는 단방향이다. 즉, 벡터 패턴  $A_1, \dots, A_m$ 은 행렬 M에 저장되고, 주어진 입력 A에 맞는 기억을 추출해내기 위해서는 행렬곱 AM을 행하고 문턱값과 같은 적당한

비선형 연산을 통해 A'를 얻는다. 만약 A'가 입력에 상응하는 기억이 아니라면, A'M을 통해 A''를 얻는 등의 반복을 통하여 안정한 패턴 A<sub>i</sub>라는 기억을 추출해 내는 것이다. 기억 장치가 CAM이면, A<sub>i</sub>는 저장된 A<sub>1</sub>, ..., A<sub>m</sub> 중의 하나가 된다.

$$A \rightarrow M \rightarrow A' \rightarrow M \rightarrow A'' \rightarrow M \rightarrow \dots \rightarrow A_i \rightarrow M \rightarrow A_i \rightarrow \dots$$

(A<sub>1</sub>, A<sub>1</sub>), ..., (A<sub>m</sub>, A<sub>m</sub>)과 같은 중복 쌍을 저장하는 단방향 CAM을 자기연상(autoassociative)이라 하고, (A<sub>1</sub>, B<sub>1</sub>), ..., (A<sub>m</sub>, B<sub>m</sub>)과 같이 다른 벡터 공간의 원들을 쌍으로 저장하는 단방향 CAM은 이형연상(heteroassociative)이라고 한다. 모든 저장된 입력 패턴 A<sub>i</sub>가 서로 직교한다면 A<sub>i</sub>M=B<sub>i</sub>로서 한 번에 기억을 추출해 낼 수 있다. 그러나 입력 A<sub>i</sub>가 A<sub>j</sub>에 가장 가깝다고 하면 AM=B<sub>j</sub>로서 B<sub>j</sub>는 B<sub>i</sub>에 가장 가까운 출력이 된다. 최종적으로 얻는 출력의 정확도를 높이기 위해서 얻어진 B를 M<sup>T</sup>를 통하여 M<sup>T</sup>B=A'를 얻는다. 이러한 과정을 통하여 안정한 (A<sub>i</sub>, B<sub>i</sub>)쌍을 얻게 되는데 이는 (A<sub>i</sub>, B<sub>i</sub>)이거나 이에 거리가 가장 가까운 것이다.

$$\begin{aligned} A &\rightarrow M \rightarrow B \\ A' &\leftarrow M^T \leftarrow B \\ A' &\rightarrow M \rightarrow B' \\ A'' &\leftarrow M^T \leftarrow B' \\ &\vdots \\ A_i &\rightarrow M \rightarrow B_i \\ A_i &\leftarrow M^T \leftarrow B_i \\ &\vdots \end{aligned}$$

(A<sub>1</sub>, B<sub>1</sub>), ..., (A<sub>m</sub>, B<sub>m</sub>)과 같은 이진 패턴을 저장하는 방법에 대해 알아보자. 하나의 쌍 (A<sub>i</sub>, B<sub>i</sub>)는 IF A<sub>i</sub> THEN B<sub>i</sub>와 같은 논리 함의로 생각할 수 있다. 양방향성을 고려해보면, 이는 다시 IF B<sub>i</sub> THEN A<sub>i</sub>와 같은 또 다른 논리 함의가 된다. 이러한 대칭적인 조건을 만족하는 것으로서 상관(correlation)이 있다. 즉, (A<sub>i</sub>, B<sub>i</sub>)쌍들을 저장하는 것은 벡터 외적으로써 상관 행렬을 구성하여 이들을 모두 합하는 것이다.

$$M = \sum_i A_i^T B_i$$

그러나, 문턱값과 같은 비선형 연산은 이와 같이 구성된 기억 장치에 부적당하다. 따라서 다음과 같은 이진 패턴 (A<sub>1</sub>, B<sub>1</sub>), ..., (A<sub>m</sub>, B<sub>m</sub>)을 쌍극(bipolar) 패턴 (X<sub>1</sub>, Y<sub>1</sub>), ..., (X<sub>m</sub>, Y<sub>m</sub>)으로 바꾸어 저장하는 것이 바람직하다. 왜냐하면, 이진 패턴에서의 0은 덧셈에 있어 무시되지만(1+0=1), 쌍극 패턴에 있어서의 -1은 그렇지 않기 때문이다(1+(-1)=0). 즉, 구성된 행렬의 원이 시냅스 연결 강도를 나타낸다고 할 때, 이진으로 표현된 것들은 곱셈과 덧셈의 연산에서 1이나 0과 같은 흥분 결합만을 의미하게 되어 생리학적으로

에 맞지 않는 반면, 쌍극으로 표현하면 흥분이나 억제 결합 모두를 나타낼 수 있다.

기억의 추출 방법에서 나타나듯이 BAM은 국지적 에너지 최소화에 각각의 패턴을 저장하는 것이다. 단방향 혹은 양방향으로 반복되는 연산으로 더이상 변화되지 않는 것을 저장된 정보로 추출하는 것이므로, 이러한 방법은 안정한 평형점에 정보를 저장하고 추출하는 방법이다.

### 3.2. 주기점에 저장

1차의 맵(map)은 가장 간단한 모델이면서도 모든 종류의 끌개들을 해로 가질 수 있다는 특징이 있기 때문에, 그에 대한 연구가 다양하게 이루어지면서 정보 처리 과정에 응용할 수 있는 가능성이 타진되었다. Aicardi 등은 logistic equation에 과거 정보를 추가함으로써 기존과는 다른 동역학이 나타나고 이를 제어에 응용할 수 있는 가능성을 제시하였다 [1]. 이는 앞으로 살펴볼 방법에서도 응용 가능성을 엿볼 수 있다.

다음과 같이 N개의 심벌의 문자열(string)을 생각해 보자.

$$a_1 a_2 a_3 \dots a_n$$

이를 정보 블록(information block)이라고 한다. 각각의 원소는 전체 N개의 심벌 중에서 하나의 알파벳에 해당하는 것으로 본다. Haken은 q개의 연속된 심벌로 구성된 다음과 같은 벡터들을 생각하여,

$$\begin{aligned} X_1 &= a_1 a_2 \dots a_q \\ &\vdots \\ X_{n-q+1} &= a_{n-q+1} a_{n-q+2} \dots a_n \\ &\vdots \\ X_n &= a_n a_1 \dots a_{q-1} \end{aligned}$$

이들을 n차의 상태 공간에서 표현하는 방법을 사용하였다 [5]. 그러나, 여기서는 이들을 q차의 상태 공간에 표시하고 이를 다시 1차의 맵에 표현하는 방법을 생각해보기로 한다. 이 방법은 임의의, 1보다 큰 차수의 상태 공간에 구현할 수 있으며 정보의 압축이라는 개념이 포함되어 있다. 여기서의 목적은 M개의 정보 블록들에 상응하는 M개의 끌개들을 가지는 1차의 맵을 구성하는 것이다.

주기 n인 x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>, ..., x<sub>n</sub>의 점들을 해로 갖는 맵 f는 x<sub>i+1</sub>=f(x<sub>i</sub>), 1≤i≤n과 x<sub>1</sub>=f(x<sub>n</sub>)의 조건을 만족하여야 한다. 따라서, x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>, ..., x<sub>n</sub>의 점들을 리턴 맵으로 그리면 x<sub>m</sub>-x<sub>m+1</sub> 평면상에서 (x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>), ..., (x<sub>n-1</sub>, x<sub>n</sub>), (x<sub>n</sub>, x<sub>1</sub>)과 같은 점으로 나타난다. 각 점들을 중심으로 하는 적당한 길이의 선분들을 기울기가 1보다 작도록 하여 그리고 그 선분들의 끝점을 서로 이어주면 f가 완성된다(그림 6). 기울기가 1보다 작은 선분으로 하는 이유는 그렇게 하여야만 안정한

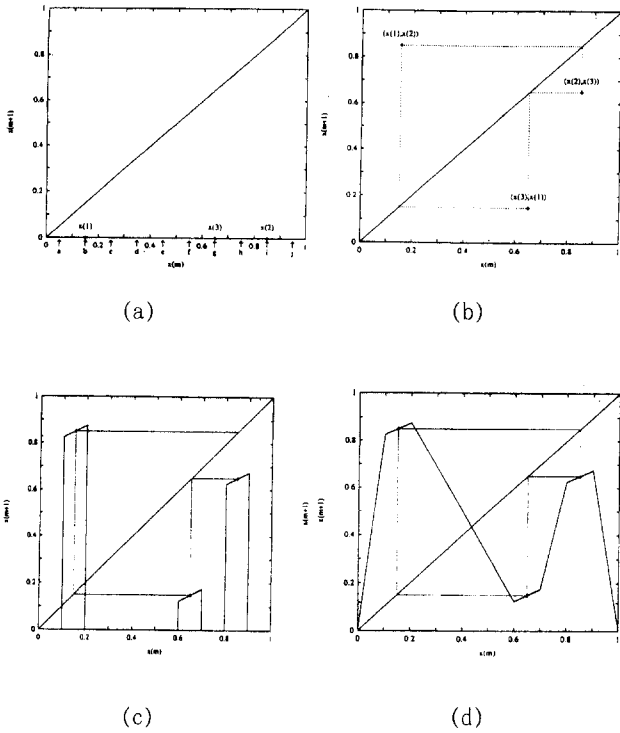


그림 6. 정보 블록 'big'을 저장하는 1 차의 맵 설계.

리미트 사이클을 얻을 수 있기 때문이다. 기울기를 1 보다 조금이라도 크게 해주면 정보 블록간의 천이가 일어나는 간헐(intermittency) 현상이 나타난다. 각각의 선분을 정보 지역(district)이라고 하며, 이를  $x_m$  축으로 정사영한 것을 정보 구역(interval)이라고 한다. 초기조건이 정보 구역 내에 있으면 시간에 따라  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 의 안정한 리미트 사이클로 수렴한다.

예를 하나 들어보자.  $N=10$ 으로써 열 개의 알파벳, a, b, c, d, e, f, g, h, i, j 를 생각해 보자. 정보 블록으로는  $n=3$  인 'big' 이라는 단어를 예로 하면,  $x_b = 0.15, x_i = 0.85, x_g = 0.65$  가 된다.  $x_m - x_{m+1}$  평면에 점  $(x_b, x_i), (x_i, x_g), (x_g, x_b)$  를 표시하고, 이들을 중심으로 길이가 0.1이고 기울기가 1 보다 작은 선분을 그린 후 끝점을 서로 연결하면 맵  $f$  가 완성된다(그림 6). 그러나 이렇게 하면 같은 알파벳이 반복되는 정보 블록을 맵으로 표현할 수는 없다. 그래서 다음과 같이 레벨-q 선분으로 일반화시키는 작업이 필요하다.

$[0, 1]$ 의 구역을  $L=N^q$ 로 나눈다.  $1/N$ 의 길이를 갖는 레벨-1 구역  $[a, b]$ 를 다시  $1/N^2$ 의 길이를 갖는  $N$ 개의 레벨-2 구역  $[a_1, b_1]$ 으로 나눈다. 이런 과정을 반복하면, 길이  $1/N^q$ 의 구역  $[a_{q-1}, b_{q-1}]$ 을 얻을 수 있다. 즉, 각 구역을 q-심벌 문자열이라는 코드로 사용하는 것이다. 다시 말해서, n개의 심벌을  $a_1 a_2 a_3 \dots a_n$ 로 코딩하는 대신에  $a_1$ 은  $a_1 a_2 \dots a_q$ 로,  $a_2$ 는  $a_2 a_3 \dots a_{q+1}$ 로,  $\dots$ ,  $a_n$ 은  $a_n a_1 \dots a_{q-1}$ 로 코딩하는 것이다. 그러면 심벌  $a_i$ 는  $[x'_i, x'_i]$ 이라는 구역

에 해당된다. 여기서,  $x'_i = \sum_{j=1}^q a_{g(i,j)} / N^i, x'_i = x'_i + 1 / N^q$  이고  $g(i, j) = ((i+j-1) \bmod N) + 1$  이다. 앞서의 예를 레벨-2로 표시하면  $x_b=0.185, x_i=0.865, x_g=0.615$  가 되고(그림 7), 레벨-3으로 표시하면,  $x_b=0.1865, x_i=0.8615, x_g=0.6185$  가 된다.

이상의 방법을 디지털 컴퓨터로 구현하는데 있어 저장 레벨은 계산에 사용되는 유효 숫자의 자릿수와 알파벳의 개수에 의존하게 된다. 10개의 심벌을 알파벳으로 사용할 경우 6의 저장 레벨로  $10^{-6}$ 의 정확도를 얻을 수 있다. 저장 레벨 q를 사용할 경우 정보를 정확하게 저장하고 추출하기 위해서는  $(q-1)$  개의 심벌로 이루어진 심벌들의 반복은 피해야 한다.

정보 블록을 코딩하는 데에 가장 어려운 점은 길이가 긴 반복되는 문자열의 처리에 있다. 이를 해결하는 것은 위와 같이 레벨을 높이는 것이 하나의 해결책이 된다. 모두 검은 색으로 이루어진  $8 \times 8$  배열의 그림을 생각해 보자. 길이 64 인 전체 문자열의 반복이므로 높은 레벨이 필요하게 된다. 이와 같이 정보가 적은 부분을 저장하는 데에 높은 레벨을 요하는 것은 모순적이다. 따라서 이를 해결하기 위하여 저장 용량을 높일 수 있는 다음과 같은 코딩 방법을 생각한다. 즉, 레벨을 증가시키는 대신 (어느 면에서는 n을 증가시키는 대신), 알파벳의 숫자 N을 증가시키는 방법을 생각한다. 이 방법의 핵심은 처음에 정한 기본적인 알파벳 외에 새로 나타나는 문자열을 새로운 알파벳으로 추가하는 것이다. 초기에 알파벳으로 w(white)와 b(black) 두 개를 정했다고 하면 bb라는 새로운 문자열은 새로운 알파벳  $b_2$ 로, bbbb라는 문자열은  $b_4$ 로 표현한다. 이런 식으로 하면  $b_{64}$ 까지 알파벳은 총 8개로 늘어나며 이렇게 구성된 새로운 알파벳들의 집합으로 모두를 표현할 수 있다. 이 그림은 8번째 알파벳  $b_{64}$ 의 주기 1인 사이클로 표현된다. 즉, 레벨을 높이는 대신에 새로운 알파벳을 추가하는 코딩 방법을 사용함으로써 정보 저장 용량을 자연스럽게 늘릴 수 있다.

### 3.3. 혼돈의 이용

이제까지는 1차의 맵에 한 개의 정보 블록만을 저장하는 법에 대해 알아보았다. 여러 개의 정보 블록을 저장하는 것도 이전의 방법과 다를 것이 없다. 하지만 여기서 문제가 되는 것은 원하는 정보 블록의 추출에 있다. 안정한 리미트 사이클의 BOA에서 시작되면 절대로 이 BOA를 떠날 수 없으므로, 이를 위해서는 리미트 사이클을 불안정하게 할 필요가 있다. 즉, 평소에는 저장된 정보 블록에 해당되는 리미트 사이클의 모든 정보 선분의 기울기의 곱의 절대치를 1보다 조금 크게 하여, 맵에 저장된 정보의 부분들을 혼돈적으로 돌아다니도록 하는 것이다. 다시 말해서, 주어진 초기조건으로부터 시작된 궤도는 얼마간은 그 초기조건 근처에 위치



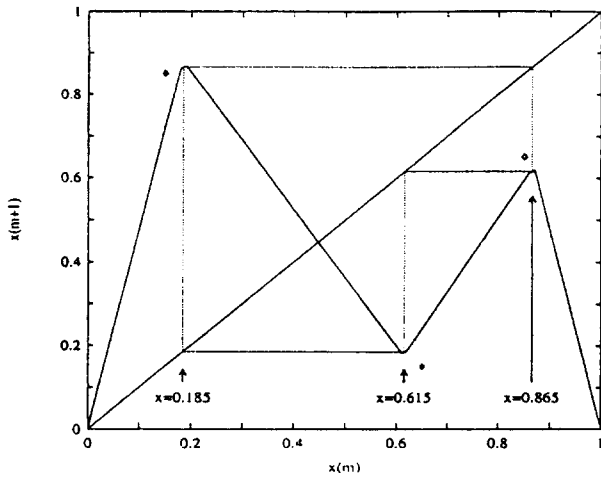


그림 7. 정보 블록 'big'을 레벨-2로 저장하는 1 차의 맵.

한 리미트 사이클에 머물러 있다가 다른 리미트 사이클로 천이하게 되는 것이다. 이를 간헐이라고 부른다. 다른 리미트 사이클로의 천이에 필요한 시간은 그리 길지 않지만 랜덤하다.

원하는 정보 블록의 추출을 위해서는 원하는 리미트 사이클의 BOA에 도달했을 때, 그 리미트 사이클에 해당하는 선분들의 기울기의 곱의 절대값이 1보다 작도록 바꾸어 주면 된다. 즉, 다수의 정보 블록은 불안정한 리미트 사이클들에 저장하고 원하는 정보의 추출 시에 그것을 안정한 리미트 사이클로 전환해주는 작업이 필요하다. 이를 회귀 신경 회로망으로 구현하는 것은 [4]에 설명되어 있다.

연상 기억 장치에서 원하는 정보를 추출하는 데에 혼돈을 이용한 로봇 시스템 [17]에 대해 간단히 살펴보겠다. [17]

에 사용된 기본적인 철학은 [18], [19]와 매우 유사하나, 퍼지-신경 회로망을 사용하여 구현한 점이 혼돈 뉴런 모델을 사용한 점과 구별된다. 여기서는 CFAMOUS (Chaos - Fuzzy Associative Memory Organizing Unit System)를 이용하여 로봇의 움직임을 퍼지 규칙으로 구현하였다. 이 시스템은 그림 8와 같이 여러 개의 신경 회로망이 계층적으로 구성되어 있어서, 입력 패턴에 대해 그에 가장 가까운 패턴을 추출해내는 기능을 가짐은 물론 그에 상응하는 마땅한 패턴이 없을 경우에는 여러 개의 패턴을 추출하고 그것의 효용성을 비교함으로써 새로운 패턴을 창출해 내는 기능을 가지고 있다. 한 대의 로봇의 경로 계획 문제에 있어서 변화하는 환경에 대하여 대처하는 모의 실험과 두 대의 로봇의 움직임을 제어하는 모의 실험 결과를 통하여 그 타당성을 입증하고 있다.

#### 4. 결 론

뇌에서의 혼돈은 환경의 무한한 복잡성과 뇌의 유한한 용량과의 관계를 효과적으로 설명한다고 볼 수 있다. 이의 단점은 많은 정보의 직접적 저장과 추출, 새로운 정보와의 상관성 또는 수상 구조에서의 탐색 등인데 이는 뇌보다는 디지털 메모리를 이용하는 것이 더 효과적이다. 뇌의 비선형 동역학이나 그것을 정보 처리 과정에 응용하는 법에 대해서는 아직도 알아야 할 것들이 많다. 여기서 언급된 많은 기본적인 알고리즘들이 뇌나 혹은 인공 지능의 다른 감각 시스템에 반영시킬 수 있을 것인지, 그렇다면 어떻게 반영할 것인지에 대해서도 다양한 연구가 이루어져야 할 것이다. 뇌에서의 혼돈이 살아가면서 복잡성들을 학습하는 데에 피할 수 없는 부수적인 효과일 것이나, 시행착오를 통한 학습에 필수적인 것이냐에 대해서는 아직 논란의 여지가 있다. 단지, 운동 뉴런 발화 패턴으로부터 운동의 리듬에 관계되는 연속 방전의 주파수 변동이 혼돈적이라는 것과 혼돈은 인식 과정에 필요한 뉴런의 집단적 활동의 기저상태이고 과거에 학습한 감각 패턴을 항상 참조하고 있으며, 또 새로이 들어온 감각 패턴을 학습하기 위한 제어된 잡음으로서 기능하고 있다고 생각하고 있다. 현시점에서의 결론은 혼돈이 필요한 것이기는 하지만 그것을 증명하거나 그에 대한 통찰력을 키워 이용하는 데에는 많은 시간과 노력이 필요하다는 것이다.

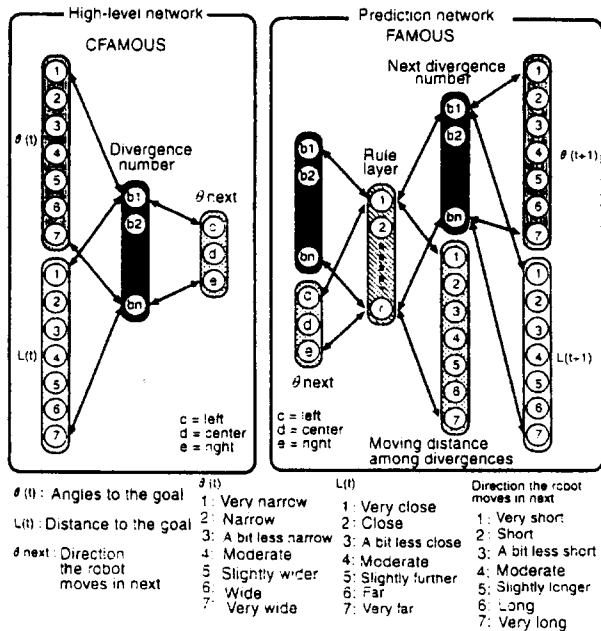


그림 8. CFAMOUS에 사용된 신경 회로망.

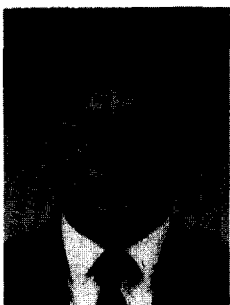
#### 참 고 문 헌

[1] F. Aicardi and S. Invernizzi, "Memory effects in discrete dynamical systems," *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 2, no. 4, pp. 815-830, 1992.

[2] K. Aihara, T. Takabe, and M. Toyoda, "Chaotic

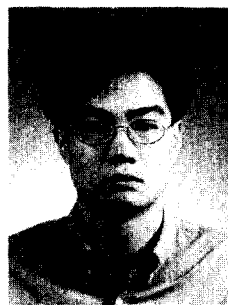
- neural network," *Physics Letters A*, vol. 114, pp. 333-340, 1990.
- [3] J. A. Anderson, J. W. Silverstein, S. R. Ritz and R. S. Jones, "Distinctive features, categorical perception, and probability learning : Some applications of a neural model," *Psychological Review*, vol. 84, pp. 413-451, 1977.
- [4] Y. V. Andreyev, Y. L. Belsky, A. S. Dmitriev, and D. A. Kuminov, "Information processing using dynamical chaos : neural networks implementation," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 7, no. 2, pp. 290-299, 1996.
- [5] Y. V. Andreyev, A. S. Dmitriev, L. O. Chua, and C. W. Wu, "Associative and random access memory using one-dimensional maps," *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 2, no. 3, pp. 483-504, 1992.
- [6] G. A. Carpenter, "Neural network models for pattern recognition and associative memory," *Neural Networks*, vol. 2, pp. 243-257, 1989.
- [7] F. Chapeau-Blondeau, "Analysis of neural networks with chaotic dynamics," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 3, no. 2, pp. 133-139, 1993.
- [8] S. Deutsch and A. Deutsch, *Understanding the Nervous System: An Engineering Perspective*, IEEE Press, 1993.
- [9] W. J. Freeman, "Tutorial on neurobiology : from single neurons to brain chaos," *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 2, no. 3, pp. 451-482, 1992.
- [10] S. Grossberg, "Nonlinear neural networks : principles, mechanisms and architectures," *Neural Networks*, Vol. 1, pp. 17-61, 1988.
- [11] H. Haken, "Synergetics in pattern recognition and associative action," in *Neural and Synergetic Computers*, ed. H. Haken, Springer-Verlag, Berlin, pp. 2-15.
- [12] J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities," in *Proc. Nat. Acad. Sci.*, vol. 79, pp. 254-2558, 1982.
- [13] B. Kosko, "Bidirectional associative memories," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 18, No. 1, pp. 49-60, 1988.
- [14] J. E. Lewis and L. Glass, "Steady states, limit cycles, and chaos in models of complex biological networks," *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 1, no. 2, pp. 477-483, 1991.
- [15] C. M. Thomas, W. G. Gibson and J. Robinson, "Stability and bifurcations in an associative memory model," *Neural Networks*, vol. 9, no. 1. pp. 53-66, 1996.
- [16] 뇌전위의 카오스, 한국과학기술원 물리학과 센서공학 연구실, 1995.
- [17] T. Yamaguchi, M. Yoshihara and Yoshiyuki Wakamatsu, "Intelligent robot prototyping based on chaotic retrieval," *Journal of Robotics and Mechatronics*, vol. 8, no. 4, pp. 338-344, 1996.
- [18] C. Choi and J. J. Lee, "Dynamical Path-Planning algorithm of a mobile robot : local minima problem and nonstationary environments," *Mechatronics*, vol. 6, no. 1, pp. 81-100, 1996.
- [19] T. D. Eom, S. W. Kim, C. Choi and J. J. Lee, "New skill learning paradigm using various kinds of neurons," in *Proc. of IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1157-1164 Osaka, Japan, 1996.

## 저 자 소 개



### 이 주 장

1948년 11월 14일 서울출생  
 1973년 서울대학교 전기공학과 학사  
 및 석사  
 1978년 미국 위스콘신대학 전기과 박사  
 1984년 한국과학기술원 전기 및 전자공  
 학과 부교수, 당학회 총무이사.



### 최 창 규

1970년 3월 9일 서울 출생  
 1991년 한국과학기술원 전기 및 전자공  
 학과 학사 및 동대학원 석사  
 1994. 현 동대학원 박사과정.