

뇌과학 연구에서 셀룰라 오토마타의 연구 현황

강 훈

중앙대학교 전자전기공학부

Tel. (02) 820-5320, Fax. (02) 816-1856

Research Trend of Cellular Automata in Brain Science Research

Hoon Kang

School of Electrical & Electronics Eng., Chung-Ang University

Email: hkang@cau.ac.kr

※ 본 연구는 정보통신부의 정보통신 우수시범학교 지원사업(98-144)에 의해 수행되었음.

Abstract

본 논문은 복잡 적응 시스템의 분석 및 모델링을 위해, 인공 생명의 기본 패러다임인 셀룰라 오토마타를 선택하여, 무정형의 구조를 가지며 투명한 자료 전파 특성을 갖는 셀룰라 신경 회로망의 설계하고 개발하는데 중점을 두었다. 우선, 신경 회로망의 불규칙한 구조를 발생학적으로 다루어 무정형의 은닉층을 생성하고, 다윈의 진화론을 적용하여 구조적 진화 및 선택을 통해 최적화된 신경 회로망을 설계하였다. 주변 셀의 상태를 감지하여 자신의 상태를 수정해나가는 방식의 셀룰라 오토마타의 투명한 신호 전파 모델로 자료 및 오차의 역전파에 적용하도록 고안하였고, 라마르크의 용불용설을 활용한 오차의 역전파 학습 알고리즘을 유도하였다. 이러한 복잡 적응계의 학습 과정을 유도하여 시뮬레이션에서 그 타당성을 입증하였다. 시뮬레이션에서는 신경 회로망의 XOR 문제와 다중 입력 다중 출력 함수에 대한 근사화 문제를 풀었다.

1. 서론

최근, 진화 신경 회로망에 대한 연구 및 개발이 활발하다. 여기서, 신경 회로망의 구조를 발생학적으로 다루어 무정형의 은닉층을 생성하고, 다윈의 진화론을 적용하여 구조적 진화 및 선택을 통해 최적화된 신경 회로망을 설계하였다. 주변 셀의 상태를 감지하여 자신의 상태를 수정해나가는 방식의 셀룰라 오토마타[1]를 이용하여 투명한 신호 전파 모델로 자료 및 오차의 역전파에 적용하도록 고안하였고, 라마르크의 용불용설을 활용한 오차의 역전파 학습 알고리즘을 유도하였

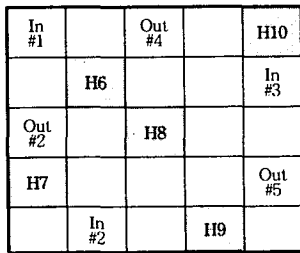
다. 이러한 특수한 구조의 신경 회로망은 아직까지 발표된 바가 없다.

기본적으로, 셀룰라 오토마타는 폰 노이만의 자기복제, 자기조직 오토마타 이론[2]에서 시작되었다. 이에 영향을 받아, 콘웨이의 생명게임[3], 울프람의 셀룰라 오토마타의 동적 특성에 대한 분류[4], 랑턴의 자기복제 '고리' 및 셀룰라 오토마타의 창발적 특성[5] 등이 나타났다. 생명게임은 2차원 셀룰라 오토마타에서 각 셀의 규칙을 균등하게 분포시켜서, 분산되어 있는 간단한 지역적 규칙에 의해 전체적으로 창발성을 유도하게 하는 격자 형태의 게임으로 컴퓨터가 보일 수 있는 유사 생명체의 특성을 보이는 것이다.

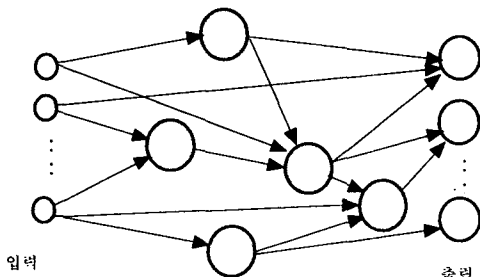
랑턴의 고리[6]는 8개의 상태를 이용하여 시계 반대 방향으로 자라나서 직사각형의 모양을 만드는 2차원 셀룰라 오토마타로, 불규칙한 패턴으로 발견되어 규칙적인 여러 개의 고리를 형성하는 자기 조직의 특징을 보이는 것이다. 이러한, 셀룰라 오토마타는 입자의 물리적인 동적 특성을 모델링하는 데 많이 적용되고 있고, 의용 공학에서도 뇌의 3차원 영상을 복원하는 데 응용되며, 멀티미디어 자료 및 디지털 회로의 설계에도 이용되고 있다.

현재, 진화하는 셀룰라 오토마타가 유전 프로그래밍에 의한 진화 하드웨어[7,8]의 출현과 더불어 미첼[9], 드가리스[10], 시퍼[11] 등에 의해 활발히 연구되고 있다. 드가리스는 일본의 CAM 브레인 프로젝트 결과로 진화를 통해 신경 회로망의 학습 기능을 구현하였다. 또한, 시퍼의 셀룰라 프로그래밍에서는 주어진 셀 상태에 대한 패턴 문제를 교차 밀 돌연변이 등의 진화 연산자를 통해 밀도 문제, 주기 문제 등을 풀었다. 특

히, 셀룰라 프로그래밍을 구현한 진화 하드웨어는 'Fire Fly'라는 명칭으로 짧은 시간에 문제를 풀 수 있는 새로운 형태의 병렬형 슈퍼 컴퓨터의 기본적 구조를 가지고 있다. 본 논문에서는 셀룰라 오토마타의 셀 단위가 연산 장치, 제어 장치, 그리고 I/O로 구성된 소규모 CPU의 다중 배열 구조를 갖는 진화 하드웨어를 최종 목표로 하여 진화 투명 셀룰라 신경 회로망을 구현하고자 한다. 우선, 여기서는 진화 투명 셀룰라 신경 회로망의 기본 구조 및 기능을 정의하고, 모의 실험 결과에 대해 살펴보도록 한다.



(a) ETCNN의 Genotype



입력
부정형 은닉층
출력

2.7647...층을 갖는 부정형의 ETCNN 구조

(b) (a)에 대한 신경 회로망 모델의 Phenotype

그림 1: (a) ETCNN의 유전 형질, (b) (a)의 표현 형질로 나타난 신경 회로망 모델

2. 셀룰라 오토마타 기반의 복잡 적응 신경회로망

2-1. 진화 투명 셀룰라 신경 회로망의 설계

셀룰라 오토마타는 인접한 셀들과 상호 작용하는 셀들의 컴퓨터 배열이다. 기본적 구성은 상태, 이웃, 그리고 규칙(유전형질)의 세 가지로 되어 있다.[3] 제안하고자 하는 셀룰라 오토마타 기반의 신경 회로망 모델은 은닉층이 무정형의 구조로 되어 있다. 따라서, 시냅스를 형성하는 층의 개수가 평균적으로 3.2745...의

실수로 표시되며, 그림1에 진화 투명 셀룰라 신경 회로망의 구조가 나타나 있다. 여기서, 유전형질의 원소는 시그모이드 연산 장치를 나타내며, 결과로 제안된 복잡 적응 시스템 모델의 특징은 다음과 같다:

- (1) 무정형의 연결 구조
- (2) 구조적 진화 시스템
- (3) 능동 신호-전파 모델
- (4) 역전파 학습 알고리즘

난수발생기를 이용하여 발생학적으로 형성된 셀룰라 신경 회로망은 차후에 진화에 의한 틀연변이 및 교차의 특성을 살리기 위해 입력 셀과 출력 셀을 포함하여 은닉 셀의 개수가 모두 합하여 총 20%의 셀을 차지하도록 구성하였다. 이를 증가시키면 셀의 증가에 따른 진화 연산에 제한을 받게 된다. 제안된 셀룰라 신경 회로망에서 오차 역전파 알고리즘을 적용하기 위해서는, 연결 형태에서 고리, 분리된 소스, 분리된 싱크 등의 구조가 발생하지 않도록 해 주어야 한다. 일단 구해진 순방향 신경 회로망의 프로세스는 입력 셀로부터 은닉 셀을 거쳐 출력 셀로 순서에 따른 계산을 하게 된다. 이러한 순서는 프랙탈 층을 계산한 결과로부터, 입력 셀에서 출력 셀까지의 모든 가능한 경로를 구하여, 일종의 정렬과정을 거쳐 순환적인 루틴을 통해서 유도된다. 여기서, 구성된 진화 투명 셀룰라 신경 회로망은 역전파 학습 알고리즘을 적용하며, 위에서 구한 순서의 반대 과정을 거쳐 일반화된 델타 값들이 역으로 전파되어 하층 값이 구해진다. n-번째 은닉 셀 상태는 다음과 같은 자료 구조를 가지고 있다:

셀유형	ID	Data	최대 출력수	연결 ID	연결강도
c	n	S _n	m	0	w _{n0}
				n ₁	w _{n1}
				n ₂	w _{n2}
			
				n _m	w _{nm}

여기서, 연결 ID가 0인 경우에는 바이어스를 나타내는 항으로 1을 입력으로 하고 연결 강도가 w_{n0}인 연결 구조를 가진다. 입력 셀 상태의 자료 구조는 은닉 셀의 구조와 같지만, 좌표는 경계선에 존재하여야 하며, 연결 ID에 자신의 ID가 포함되지 않으며 바이어스를 나타내는 ID 0도 없다.

셀유형	ID	Data	최대 출력수	연결 ID	연결강도
c	n	S _n	m	n ₁	w _{n1}
				n ₂	w _{n2}
			
				n _m	w _{nm}

출력 셀 상태는 위의 구조와 동일하고, 좌표는 경계선에 존재하여야 한다. 연결 ID 및 연결 강도는 존재하지 않는다.

셀유형	ID	Data	연결 ID	연결강도
c	n	s _n	0	w _{n0}

각 유닛의 출력으로 전송되는 메시지 신호의 자료 형식은 다음과 같다:

메시지유형	From ID	To ID	Data×Weight
Signal(0)	n	n _k	x _n ×w _k
Action(1)	n	n _k	Action Variable

메시지 신호의 처리 방식은 End_of_Period가 아니면, 이웃의 (i, j)자료를 자신의 좌표와 비교하여, ① 같으면, ID가 중복이 아니면 Net 입력 값을 계산하고, ② 같지 않으면, Gate를 통해 다른 이웃 셀 들로 전파시킨다. End_of_Period이면, 시그모이드 함수를 통과시켜 출력을 구한다. 여기서, 하나의 프로세스를 수행하기 위해, 한 주기에 필요한 최대Clock Cycle의 개수는 다음 식에 의해 계산된다:

$$\S \text{“최대 Clock Cycle수} = \text{Max}(\text{Unit당 최대 출력수} + \text{Horizontal Grid수} + \text{Vertical Grid수}” \quad (1)$$

실제 Clock Cycle/Process는 위의 계산보다 작으며, 한 Clock Pulse내에는 여러 개의 세부 제어 신호로 나뉘고, 역전파 자료 δ 를 전달하기 위해서는 역으로 같은 Clock Pulse만큼의 계산 시간이 필요하다. 은닉 셀 및 출력 셀의 유닛은 Transfer_Signal 및 End_of_Period의 2개의 제어 신호가 필요하다. 따라서, 실제 하나의 유닛에 의한 계산 시간은 최대 Clock Cycle수에 비해 작게 나타난다. 또한, 위에서 Action Variable은 진화 연산에서 필요한 교차 또는 돌연변이 신호를 보내는 데 사용된다. 난수 발생기를 이용하여 발생학적으로 형성된 셀룰라 신경 회로망은 차후에 진화에 의한 돌연변이 및 교차의 특성을 살리기 위해 입력 셀과 출력 셀을 포함하여 은닉 셀의 개수가 모두 합하여 총 20%의 셀을 차지하도록 구성하였으며 이를 증가시키면 셀의 증가에 따른 진화 연산에 제한을 받게 된다.

제안된 셀룰라 신경 회로망에서 오차 역전파 알고리즘을 적용하기 위해서는, 연결 형태에서 고리(Loop), 분리된 소스(Star), 분리된 싱크(Deadend) 등의 구조가 발생하지 않도록 해 주어야 한다. 프로그램 상에서 순방향(Feedforward)의 연결 구조 이외의 이러한 특수한 경우는 제외시켰으며, 특히 고리 형태가 발생하는 경우는 최소한 하나 이상의 딜레이가 삽입되어야 순환 신경 회로망(Recurrent Neural Network)을 이룰 수 있

다. 제어 이론의 관점에서 다음의 특수한 경우를 해석할 수 있다. 즉, 순환 신경 회로망이 구성될 경우는 안정도(Stability)를 유지해야하는 문제가, 분리된 소스가 생기면 가제어성(Controllability)문제, 분리된 싱크가 생기면 가관측성(Observability)문제가 발생한다. 일단 구해진 순방향 신경 회로망의 계산 프로세스는 입력 셀로부터 은닉 셀을 거쳐 출력 셀로 순서에 따른 계산을 하게되는 데, 이러한 순서는 프랙탈 층(Fractal Layer)을 계산한 결과에서 입력 셀에서 출력 셀까지의 모든 가능한 경로를 구하여, 일종의 정렬과정을 거쳐 순환적인 루틴을 거쳐 유도된다. 여기서, 순방향 신경 회로망으로 구성된 셀룰라 신경회로망은 역전파 학습 알고리즘을 적용하며, 위에서 구한 순서의 반대 과정을 거쳐 일반화된 델타(δ) 값들이 역으로 전파된다. 이 전파된 델타 값을 사용하여 은닉 셀 및 출력 셀의 하중 값을 수정해 나간다.

2-2. 진화투명 셀룰라 신경회로망의 학습알고리즘

위에서 구한 순방향 신경 회로망의 학습 알고리즘은 다음과 같은 순서에 의해 출력 셀 및 은닉 셀들의 하중 값 w_{ij}들을 수정한다:

Step <1>	난수 발생기에 의해 입·출력 셀 및 은닉 셀, 그리고, 연결 구조를 생성한다. 초기 하중 값을 난수 발생기에 의해 만든다.
Step <2>	순방향 전파의 순서를 결정하고, 각 셀에 순서 정보를 전달한다.
Step <3>	순방향 자료 전파를 개시한다.
Step <4>	전파가 종료하면, 출력 셀에서 오차를 계산한다.
Step <5>	역방향 순서로 델타 값을 전파하고, 이에 따라 하중 값을 수정한다.
Step <6>	모든 학습 자료에 대해 Step <3> ~ Step <5>를 반복하여 오차 역전파를 수행한다.
Step <7>	Step <6>이 완료되면, 성능 평가를 수행한다.
Step <8>	수렴되지 않으면, Step <3>으로 가서 반복하고 수렴될 경우, 종료한다.

Step <5>의 하중 값은 임의의 셀k에 대해, 입력으로 들어오는 셀 집합의 원소를 ①라고 하고 출력으로 나가는 셀 집합의 원소를 ②하면, 셀①에서 셀k로 연결된 하중 값의 수정량은 다음과 같은 식에 의해 계산한다:

$$\Delta w_{\textcircled{1}k} = \mu_{\textcircled{1}k} s_{\textcircled{1}k} \delta_k \quad (2)$$

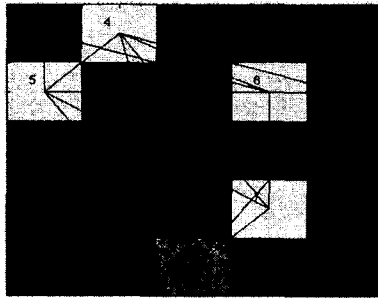
$$\delta_k = \lambda_k (1 - s_k) s_k \phi_k \quad (3)$$

$$\phi_k = \begin{cases} \delta_k^2 & \text{if } k = \text{output cell} \\ \sum_{\textcircled{1}} \delta_{\textcircled{1}k} w_{k\textcircled{1}} & \text{if } k = \text{hidden cell} \end{cases} \quad (4)$$

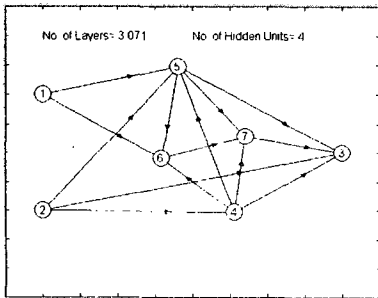
여기서, δ_k^o 는 최종출력과 원하는 기준신호와의 오차이며, δ_k 또는 $\delta_{(k)}$ 는 일반화된 델타값, s_k 는 셀k의 출력신호, $\Delta w_{(k)}$ 는 셀 (k) 에서 셀k로의 연결강도에 대한 수정, $\mu_{(k)}$ 는 학습 계수이며, 마지막으로 λ_k 는 셀k에서 학습 계수에 대한 보정값이다. 그리고, $w_{(k)}$ 에서 $(k)=k$ 의 경우는 바이어스에 대한 하중값을 나타낸다.

3. 시뮬레이션 결과

시뮬레이션에서는 신경 회로망의 XOR 문제와 다중 입력 다중출력 함수를 학습하는 문제를 풀었다. 따라서, 진화 투명 셀룰라 신경 회로망을 적용한 문제는 함수의 근사화이며, 여러 가지 결과를 얻었다. 학습 자료는 49개의 벡터 점이며, 평균적으로 4~6개의 은닉 셀이 형성되었다. 여기서, 신경 회로망의 XOR 문제 및 임의의 입출력 개수를 갖는 함수를 진화 투명 셀룰라 신경 회로망(ETCNN)으로 근사화하는 작업을 수행하여 좋은 결과를 얻어내었다. 우선, 그림2는 입력 2개, 출력 1개, 은닉 셀 4개인 셀룰라 신경 회로망 모델 ETCNN의 유전 형질 및 표현 형질을 나타낸 그림으로 여러 가지 모델 중에서 하나를 선택한 것이다.



(a) 입력셀2, 은닉셀4, 출력셀1인 Genotype (2x4x1)



(b) (a) 신경 회로망 구조의 Phenotype (2x4x1)

그림 2: (a) ETCNN의 유전 형질 및 (b) 표현 형질

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -0.2042 & 0.3762 & 1.3874 & 0.9050 & 0.9409 & 0.7328 \\ 0 & 0 & 0 & 0.8194 & 1.3879 & 0 & 1.0454 & 0 \\ 0 & 0 & -0.5328 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2197 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.6713 & -1.0762 & -0.5887 & -1.1770 & -1.3898 & 1.0103 \\ 0 & 0 & 0 & 0.7518 & 0 & 0.1507 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1.6890 & 0.8757 & 0 & 0 & 0.0840 & 0.3184 \\ 0 & 0 & 0.9232 & -1.1008 & 0 & 0.7474 & 0 & -0.4694 \end{bmatrix} \quad (5)$$

그림 3은 입력 셀 2, 은닉 셀 4, 출력 셀 2개를 사용하여, XOR, XNOR 문제를 동시에 해결한 ETCNN의 결과이며, 성능 평가는 각 출력 셀에서 오차가 모두 0.001이하로 되도록 하였다. 수렴된 하중 값의 Sparse Matrix값이 식(5)에 나타나 있다. 그림 4는 앞의 그림 2에서의 결과를 다음과 같은 함수에 적용하여

$$f(x, y) = \exp(-5\{(x-0.5)^2 + (y-0.5)^2\}) \quad (6)$$

49개의 Training Triple 자료를 역전과 학습을 하였다.

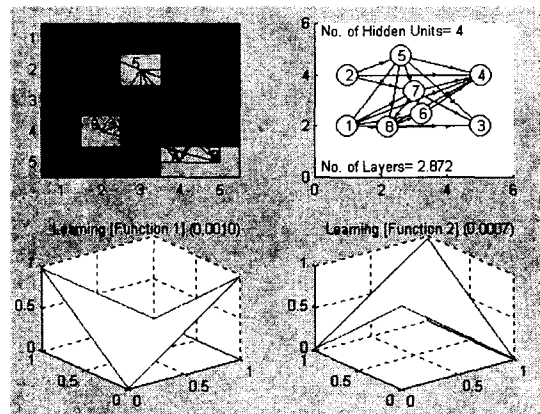
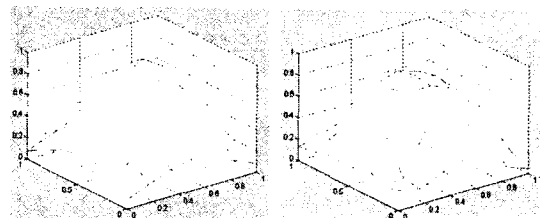


그림 3: 입력셀2, 은닉셀4, 출력셀2인 2가지 XOR 문제에 대한 모의 실험 결과 (2x4x2)

여기서, 총 오차 제곱의 합은 0.0565이며, 계속하여 오차의 범위를 줄여 수렴함을 알 수 있었다. 여기서, 구해진 연결 강도는 다음과 같은 결과를 얻었으며, 대각선 성분은 바이어스 항에 대한 연결 강도이다:

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1.834 & -2.017 & 0 \\ 0 & 0 & -1.575 & -1.250 & -0.6606 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1.3913 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1.121 & 0.296 & 0.345 & -0.027 & 1.067 \\ 0 & 0 & -0.665 & 0 & -1.204 & 0.010 & 0.006 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.562 & 1.095 \\ 0 & 0 & -0.775 & 0 & 0 & 0 & -1.059 \end{bmatrix} \quad (7)$$



(a) 학습 자료의 3D 그래프 (b) 함수 근사화의 결과

그림 4: (a) $f(x,y)=\exp[-5\{(x-0.5)^2+(y-0.5)^2\}]$ 함수의 3차원 그래프, (b) (a)를 진화 투명 셀룰라 신경 회로망에 의해 학습된 입출력 관계의 3차원 그래프 (2x4x1)

또한, 그림 4-(a)에 나타난 그래프는 $Y=F(X_1, X_2)$ 함수의 3차원 학습 자료를 보인 것이며, 그림 4-(b)는 ETCNN에 역전파 학습 알고리즘을 적용하여 구한 연결 강도에 대한 함수 근사화의 결과이다.

일반적으로 임의의 입출력에 대한 경우에도 쉽게 설계 및 분석을 할 수 있다. 특히, 입력 2개, 출력 2개인 경우 $[Y_1, Y_2]=F(X_1, X_2)$ 함수에 대하여 ETCNN의 Genotype, Phenotype, 1st Training Function, 2nd Training Function이 각각 다음 그림5-(a)에 나타나 있다. 그림5-(b)의 상위 블록은 초기 10 스텝 후의 학습 과정을 나타내고, 하위 블록은 1120 스텝이 지난 다음의 Y_1 과 Y_2 에 대한 3차원 입출력 함수의 근사화 결과를 나타내고 있다. 여기서, 오차 제곱은 각각 0.0158, 0.0071으로 수렴하였고, 셀룰라 신경 회로망의 연결 강도는 다음과 같은 결과를 얻었다.

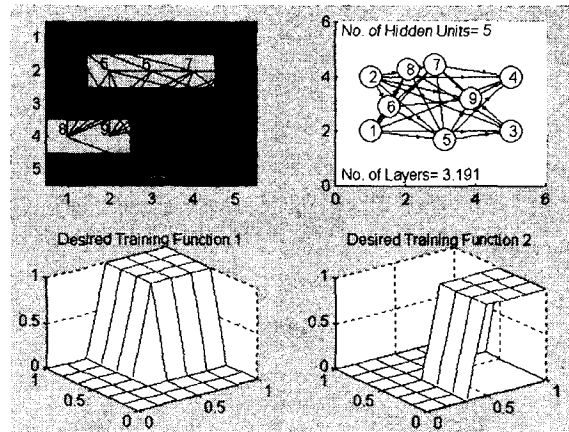
$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 7.3280 & -7.7574 & -0.7444 & 0.7768 & 2.1235 & -0.0639 & 0 \\ 0 & 0 & 0.4047 & -0.1952 & 5.9317 & -0.0331 & 2.1007 & 0.7533 & -0.3340 \\ 0 & 0 & -3.0159 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.6714 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5.0694 & 1.6408 & -1.8004 & 0.3454 & 0.5601 & 1.0170 & 0.3653 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1.0908 & 0 & 0 & 0.9461 \\ 0 & 0 & -1.7025 & 4.9386 & 0 & 0.0094 & -1.7846 & 1.0207 & 0.5536 \\ 0 & 0 & -3.6703 & 0 & 0 & -0.6355 & 0 & 0.6955 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1.2356 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1584 \end{bmatrix} \quad (8)$$

여기서, 연결 강도의 초기화의 문제는 불규칙한 분포를 갖도록 하였으며, 문제점으로는 초기 연결 강도의 분포가 수렴 영역 밖에 존재할 경우에는 일부 또는 여러 개의 입출력 함수가 수렴하지 않았다. 현재, 연결 강도의 초기화 문제는 적용 분야에 따라, 신경 회로망 모델에 따라 다르며, 특히, 적용되는 대상의 에너지 함수에 크게 영향을 받는다.

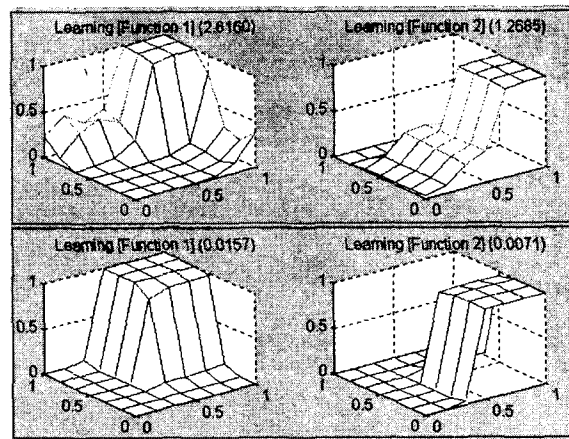
4. 결론 및 토의

본 논문에서는 복잡 적응 시스템의 분석 및 모델링을 하여, 연결 구조가 부정형인 신경 회로망을 고안하여 설계하였고, 셀룰라 오토마타에 기반한 복잡 적응 신경 회로망을 설계하여, 진화 투명 셀룰라 신경 회로망(ETCNN)의 역전파 학습 알고리즘을 유도하였다. 그리고, 시뮬레이션에서 임의의 입력과 출력 개수에 대한 함수의 근사화를 셀룰라 신경 회로망으로 해결하였다.

부정형의 진화 투명 셀룰라 신경 회로망은 그 모델이 발생, 진화 및 학습에 유리한 구조로, 고리 형태 등의 특이성이 발생하나, 그외의 경우에는 최적화의 성공률이 높다. 은닉층이 입력 및 출력과 연결된 순서를 유도하여 역전파 알고리즘을 개발하고 함수의 근사화에서 다중 입력, 다중 출력의 경우에도 성공적인 결과를 얻었다. 진화 연산의 기법들은 크게 유전 알고리즘



(a) Genotype, Phenotype 및 학습 자료 2가지 (285x28)



(b) (a)에 대한 함수 근사화의 결과 (28x28)

그림 5: (a) 입력2, 출력2인 함수의 유전 형질 및 표현 형질과 입출력 함수 관계, (b) (a)를 학습한 진화 투명 셀룰라 신경 회로망의 입출력 관계

(GA)[12,13], 유전 프로그래밍(GP)[14], 진화 전략(ES)[15,16], 진화 프로그래밍(EP)[17] 등으로 분류된다. 그러나, 실제적으로 산업에 응용이 가능하게 하기 위해서는 학습과 진화가 온라인(on-line)으로 수행될 수 있어야 하며, 특히 적합도(fitness)를 빠른 시간 내에 평가를 내릴 수 있어야 학습과 진화에 있어서 그 의미를 찾을 수가 있고, 기본적으로 하드웨어의 진화가 뒷받침되어야 한다. 제안된 패러다임의 다른 응용으로는 캠퍼스 사이버 물에서 홍보 역할을 맡은 에이전트로서의 기능이다. 그림 6에서는 3차원 Avatar의 예를 나타내었다. 그림 7은 셀룰라 오토마타 기반 신경 회로망을 적용하여 Cyber Mall 공간을 표류하며 사용자들에게 여러 가지 정보를 제공하는 에이전트로서 가상 로봇의 예를 나타낸 그림이다. 그림 7은 초기

위치(a)에서 사용자(○모양)들이 움직이며 위치를 변화시키는 동적 환경에서 클러스터 중심으로 이동하는 가상 로봇(□모양) 들의 모습(그림 7(b)-그림 7(d))을 나타낸 것이다. 그림 7(c)에서는 클러스터의 중심이 상대적으로 많이 이동한 것을 나타내고, 그림 7(d)는 가상 로봇 들이 이를 추적하여 이동하는 모습을 보인다. 이와 같이 캠퍼스 사이버 물에서 셀룰라 오토마타를 이용한 신경 회로망을 가상 로봇의 움직임을 모델링에 적용할 수 있다.

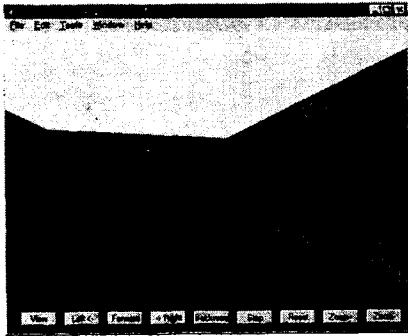


그림 6: 캠퍼스 사이버 물에서 3차원 Avatar의 Perspective View의 한 예

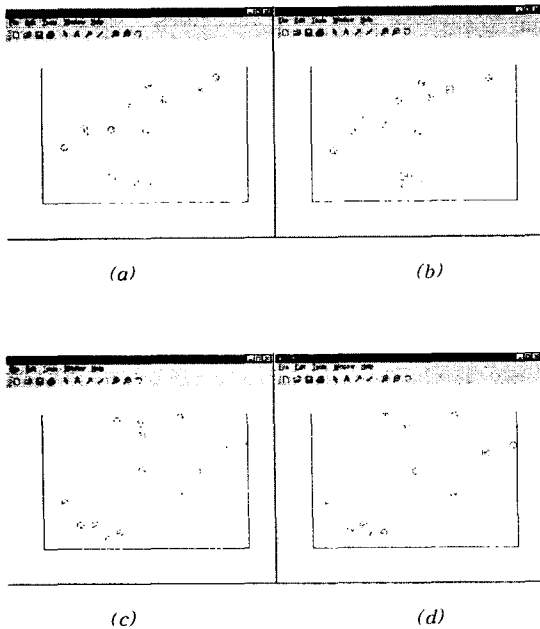


그림 7: (a) 초기 위치, (b) 사용자 위치 및 가상 로봇의 클러스터 중심으로의 이동, (c) 사용자 위치 변동에 따른 클러스터 중심의 변화, (d) (c)에 대한 가상 로봇의 이동 현상

감사의 글

본 논문은 정보통신부의 정보통신 우수시범학교 지원사업(98-144)과제의 지원을 받은 논문입니다. 관련된 담당자들에게 감사드립니다.

참고문헌

- [1] E. F. Codd, *Cellular Automata*, New York: Academic Press, 1968
- [2] J. von Neumann, *Theory of Self-Reproducing Automata*, (ed. A. W. Burks), Illinois: Univ. of Illinois Press, 1966
- [3] M. Gardner, On cellular automata, self-reproduction, the Garden of Eden and the game 'Life' *Scientific American*, Feb. 1971
- [4] S. Wolfram, *Cellular Automata and Complexity: collected papers*, New York: Addison-Wesley, 1994
- [5] C. G. Langton, "Life at the edge of chaos", in *Artificial Life II*, vol. X of *SFI Studies in the Science of Complexity*, (eds. C. G. Langton, C. Taylor, J. D. Farmer, and S. Rasmussen), Massachusetts: Addison-Wesley, pp.41-91, 1992
- [6] S. Levy, *Artificial Life: The Quest for a New Creation*, Random House, 1992
- [7] J. R. Koza, "Evolving architecture of a multi-part program in genetic programming using architecture-altering operations", in *Proceedings of 4th Annual Conf. on Evolutionary Programming*, J. R. McDonnell, R. G. Reynolds, and D. B. Fogel (eds.), Cambridge, MA: MIT Press, pp.695-717, 1995
- [8] A. Thompson, "An evolved circuit, intrinsic in silicon, entwined with physics", in *Proceedings of 1st Int. Conf. on Evolved Systems: From Biology to Hardware(ICES'96)*, 1997
- [9] M. Mitchell, J. P. Crutchfield, and P. T. Hraber, "Evolving cellular automata to perform computations: Mechanisms and impediments", *Physica D*, vol.75, pp.361-391, 1994
- [10] H. deGaris, "Cam-Brain, ATRs billion neuron artificial brain project: A three year progress report", in *Proceedings of IEEE 3rd Int. Conf. on Evolutionary Computation (ICEC96)*, pp.886-891, 1996
- [11] M. Sipper, *Evolution of Parallel Cellular Machines: The Cellular Programming Approach*, New York: Springer-Verlag, 1997
- [12] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Univ. of Michigan Press, 1975
- [13] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley Pub. Co., 1989
- [14] J. R. Koza, *Genetic Programming: On the Programming of Computers by the Means of Natural Selection*, Cambridge, MA, MIT Press, 1992

- [15] I. Rechenberg, *Evolutionsstrategie: Optimierung Technischer Systeme nach Prinzipien der Biologischen Evolution*, Stuttgart: Frommann-Holzboog, 1973
- [16] Schwefel, *Evolutionsstrategie und numerische Optimierung*, Ph.D. Thesis, Technische Universität Berlin, 1975
- [17] L. J. Fogel, A. J. Owens, and M. J. Walsh, *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*, Wiley Pub. Co., 1966