

# 분류규칙과 강화 역전파 신경망을 이용한 이중 인공유기체의 공진화

조 남 덕<sup>†</sup> · 김 기 태<sup>\*\*</sup>

## 요 약

동적이고 비정형적인 환경에서 작업을 수행하기 위해 인공유기체를 이용하는 응용 분야가 빠른 속도로 확대되고 있다. 이러한 분야에서 인공유기체의 행동 지식 표현법으로 일반적인 프로그래밍 또는 전통적인 인공지능 방법을 사용하면, 예측치 못한 상황으로 인한 빈번한 변경과 나쁜 응답성의 문제가 발생한다. 이들 문제들을 기계학습적으로 해결하기 위한 방법으로는 유전자 프로그래밍과 진화 신경망이 대표적이다. 그러나 아직까지도 인공유기체의 학습방법이 문제가 되고 있으며, 같은 환경 속에 서식하는 인공유기체의 종이 같아서 여러생명체를 대표할 수 없는 문제점이 있다. 본 논문에서는 학습의 속도와 질을 향상시키기 위해 강화역전파 신경망과 분류규칙을 이용하였으며, 한 환경속에 서식하는 인공유기체의 종을 달리하였다. 제안된 모델을 평가하기 위해서 이종간 인공유기체 집단이 한 가상환경속에서 서로 경쟁하면서 생활하는 시뮬레이터를 설계 및 구현하였고, 그들의 행동진화를 수행결과로 보여주었으며, 타시스템과의 비교분석을 하였다. 결과적으로, 학습의 속도와 질적인 면에서 제안된 모델이 모두 우수한 것을 확인하였다. 본 모델의 특징으로는, 유전자 알고리즘에 의해서 염색체에 표현된 분류 규칙들과 신경망의 학습이 동시에 수행되며, 분류 규칙과 강화역전파 신경망의 2단계의 처리 과정으로 인하여 학습 능력이 강화된다는 점이다.

키워드 : 유강화역전파 신경망, 공진화, 분류규칙, 시뮬레이션

## A Coevolution of Artificial-Organism Using Classification Rule And Enhanced Backpropagation Neural Network

Nam-Deok Cho<sup>†</sup> · Ki-Tae Kim<sup>\*\*</sup>

### ABSTRACT

Artificial Organism-used application areas are expanding at a break-neck speed with a view to getting things done in a dynamic and informal environment. A use of general programming or traditional AI methods as the representation of Artificial Organism behavior knowledge in these areas can cause problems related to frequent modifications and bad response in an unpredictable situation. Strategies aimed at solving these problems in a machine-learning fashion includes Genetic Programming and Evolving Neural Networks. But the learning method of Artificial-Organism is not good yet, and can't represent life in the environment. With this in mind, this research is designed to come up with a new behavior evolution model. The model represents behavior knowledge with Classification Rules and Enhanced Backpropagation Neural Networks and discriminate the denomination. To evaluate the model, the researcher applied it to problems with the competition of Artificial-Organism in the Simulator and compared with other system. The survey shows that the model prevails in terms of the speed and quality of learning. The model is characterized by the simultaneous learning of classification rules and neural networks represented on chromosomes with the help of Genetic Algorithm and the consolidation of learning ability caused by the hybrid processing of the classification rules and Enhanced Backpropagation Neural Network.

Key Words : Enhanced Backpropagation Neural Network, Coevolution, Classification Rule, Simulation

### 1. 서 론

최근에 동적이고 비정형적인 환경에서 작업을 수행하기 위해 로봇을 이용하는 응용 분야가 빠른 속도로 확대되고 있다. 이러한 분야에서 로봇의 행동 지식을 표현하기 위해

서 일반적인 프로그래밍 방법 또는 전통적인 인공지능 방법을 사용하면 많은 문제점들이 발생한다. 아무리 세심하게 프로그램을 작성하여 탑재하더라도 예측하지 못했던 상황으로 인하여 변경 요구가 빈번히 발생하며, 프로그램의 크기가 점차 증가함에 따라서 실시간 응답성도 저하된다. 따라서 이러한 생명체의 특성들을 로봇이나 소프트웨어 에이전트(agent)의 행동 제어에도 도입하여 적용하고자 하는 것이 인공생명의 공학적인 접근 방법이다. 인공 생명 기법을 이

<sup>†</sup> 준 회 원 : 소프트캡프(주) 연구원  
<sup>\*\*</sup> 정 회 원 : 중앙대학교 공과대학컴퓨터공학부 명예교수  
논문접수 : 2005년 4월 9일, 심사완료 : 2005년 5월 11일

용하여 행동을 학습시키기 위한 기존의 연구들을 보면 유전자 프로그래밍(Genetic Programming) 기법을 이용한 방법과 진화 신경망(Evolving Neural Networks)을 활용하는 방법이 대표적이다. 이러한 방법들을 기반으로 가상 로봇에 대한 연구가 많이 이루어지고 있으나[1][2][4][5][7], 가상로봇의 속성들이 같아서 실세계의 여러 종류의 생명체를 대표하지 못하며 더욱 복잡하고 다양한 문제들에 적용하기 위해서 학습의 속도와 질을 향상시키기 위한 연구가 절실히 요구되고 있다.

본 논문에서는 기존의 진화 신경망 방식 보다 학습의 속도와 질이 향상된 행동 학습 모델을 개발하는 것이며 또한 한 환경 속에서 경쟁하는 가상로봇의 속성을 틀리게 하여 서로 다른 이종간의 공진화(coevolution)에 대해서도 연구한다.

제2장에서는 기반 연구로 인공 생명 분야와 강화 역전파 신경망(Enhanced Backpropagation Neural Network), 분류기 시스템등에 대해서 살펴본다. 제3장에서는 본 논문에서 제안하는 시뮬레이터의 설계 및 구현을, 제4장에서는 수행한 결과 분석 및 타시스템과의 비교분석을 해보고 제5장에서는 결론과 향후 연구 과제를 제시한다.

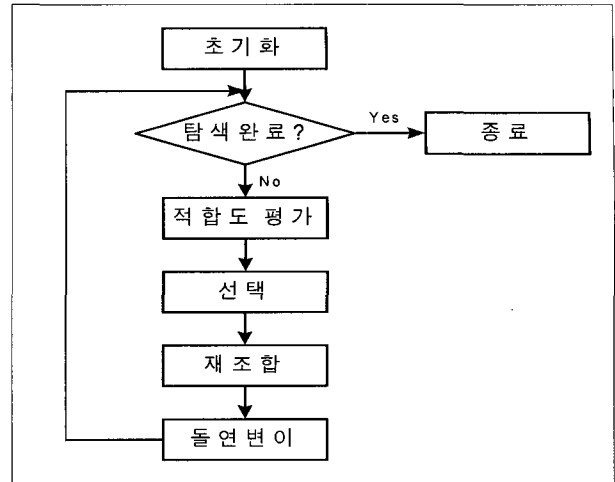
## 2. 관련 연구

### 2.1 인공생명

기본적으로 유전, 교배, 돌연변이와 같은 생물학적 진화과정을 흉내내어 유전자알고리즘을 이용하여 만들어진 프로그램을 AL(Artificial Life), 인공생명이라 한다. 인공생명의 제창자인 Langton은 인공생명을 “있을 수 있는 것으로서의 생명(life-as-it-could-be)”의 연구라 하고 다음과 같이 정의하고 있다.[13] 인공생명이라는 것은 자연계 생물의 행동적인 특징을 나타내는 인공시스템에 관한 연구이다. 그것은 컴퓨터 등을 이용하여 생명체와 같은 행동을 합성하고자 하는 것으로부터 생물의 분석을 주로 하는 기존의 생물학을 보완한다. 실험 기반을 지구상에서 진화해온 탄소에 기반을 둔 생물에서 보다 광범위한 범위를 다루어 인공생명의 연구는 “있을 수 있는 것으로서의 생명”이라는 보다 커다란 시점으로 “우리가 알고 있는 생명”의 위상을 재정립함으로써 이론 생물학에도 공헌할 수 있다.

#### 2.1.1 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 자연 세계의 진화 현상에 기초한 계산 모델로서 홀랜드(John Holland)에 의해서 1975년 처음 개발된 최적화 알고리즘이다[14]. 유전자 알고리즘은 확률적 탐색 기법의 하나로 자연 선택의 원리와 자연계의 생물 유전학을 기반으로 한 병렬적이고 전역적인 탐색 알고리즘이다. 유전 알고리즘은 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 정해진 형태의 자료 구조로 표현한 다음 이들을 점차적으로 변형함으로써 점점 더 좋은 해들을 만들어 내는 모의 진화형의 탐색 알고리즘이다[12].



(그림 1) 유전 알고리즘

유전자(gene)는 유전 정보를 전달하는 실체로서 존재하는 것이고, 유전자 알고리즘에서는 데이터의 배열로 볼 수 있다. 유전자 내에서의 각 정보의 표현 위치를 유전자좌(locus)라고 부르며 이것은 유전자 알고리즘에서 데이터 배열의 특정 위치에 대응되는 개념이다. 일반적으로 유전자좌가 어떤 행태나 기능을 할지는 미리 결정되어 있으며, 해당 위치에 존재하는 정보에 따라 개체의 유전적 특징이 결정된다. 그리고 이러한 유전자가 조합되는 패턴을 유전형(genotype)이라고 부른다. 유전자 알고리즘에서는 유전자의 정보를 표현하는데 있어서 일반적으로 이진(binary) 배열 형태의 비트스트링(bit string)을 사용한다.

유전자 알고리즘은 일반적으로 (그림 1)과 같은 단계로 수행된다. ‘초기화’는 시작 단계로서 유전자 정보를 초기화한다. 이는 해공간 안에 탐색의 시작점을 설정하는 단계로서 보통 무작위 함수를 이용한다. ‘적합도 평가’는 세대를 구성하고 있는 각 개체들의 적합도를 평가하는 것으로서 일반적으로 응용 영역에 맞게 설계된 적합도 함수를 이용한다. ‘선택(selection)’은 한 세대를 구성하고 있는 개체들 중 다음 세대에 자손을 남길 개체를 선택하는 작업이다. 각 세대에서의 유전자 선택은 보다 높은 적합도를 갖는 방향으로 진행되기 때문에 세대를 거듭할수록 유전자 집단은 전체적으로 높은 적합도를 갖게 된다. ‘재조합(recombination)’은 선택된 개체들을 서로 교배하여 새로운 자손을 만드는 작업이다. ‘돌연변이’는 이전에 없었던 개체를 만드는 작업으로서 탐색이 지역적 극값을 벗어날 수 있도록 한다. 재조합과 돌연변이는 다음 세대에 다양성을 제공하는 중요한 수단으로서 활용된다. ‘종료’는 탐색을 종료하는 작업으로서 미리 설정되어 있던 세대수에 도달하거나, 세대 전체의 적합도 값이 일정 수준에 이르면 탐색을 종료한다[12].

### 2.2 신경망

신경망은 두뇌를 구성하는 신경회로망을 추상화하여 만든 것이며, 특히 인공 생명 분야에서 유기체(organism)의 뇌를 표현하는데 많이 사용하며 본 논문에서 제안 하는 모델에서

도 신경망을 핵심 요소로 사용한다[3].

신경망의 구성을 보면 다수의 유닛으로 구성되며 정보 처리의 기본적인 단위가 된다. 유닛들 사이에는 링크가 존재하는데 유닛들 사이에는 신호들이 링크를 따라서 전달되게 된다. 링크들은 가중치의 값을 갖고 있으며 이러한 가중치로 인하여 지식이 표현되는 것이다. 다음의 (그림 2)는 간단한 신경망의 구조를 나타낸다. 신경망은 세 개의 층이 존재한다. 첫째로 입력층이 있는데 이는 외부로부터 신호를 받아들이는 역할을 한다. 둘째로 은닉층은 전달 받은 신호를 출력 층으로 다시 전달한다. 셋째로 출력층은 전달 받은 신호를 외부로 출력하는 역할을 담당한다.

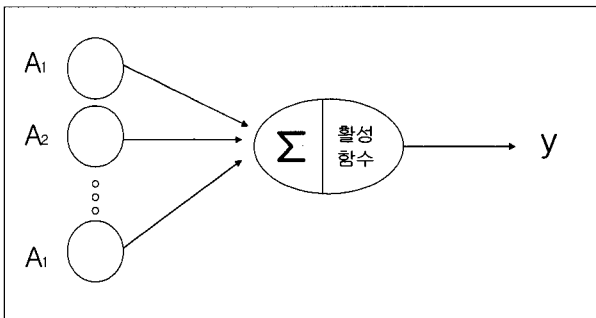
유닛은 노드라고도 부르며, 네트워크 상의 한 노드는 여러 개로부터 신호를 받아들이며 하나의 출력 신호만을 내보낸다. 신호를 받아들여서 내보내는 것을 단계별로 살펴보면 아래와 같다.

**1 단계 :** 해당 노드로의 모든 입력 신호와 해당하는 링크의 웨이트를 곱한 값을 합한다.

$$x = \sum_{i=1}^n A_i w_i$$

**2 단계 :** 활성 함수(activation function)를 적용하여 출력 신호를 계산한다.

$$y = f(x) \quad (y: \text{출력 신호}, f: \text{활성함수})$$



(그림 2) 신경망의 신호 전달

2.2.1 강화 역전파 신경망

Werbos(1974)에 의해서 최초로, 그리고 후에 Parker(1985)와 Rumelhart 및 McClelland(1986)에 의해서 공식화된 역전파 신경망은 본래적으로 ADALINE의 확장이다. 하나의 처리 노드를 가지는 대신에 역전파 신경망은 상호 연결된 층들로 조직화된 노드들의 집합(각 노드는 ADALINE과 유사하다. 역전파 신경망의 층으로 이루어진 구조는 ADALINE의 선형 분리성 제한(linear separability limitation)을 피할 수 있도록 하기 때문에 역전파 신경망을 훨씬 더 강력한 도구로 만든다. 역전파 신경망은 분류(classification), 투영(projection), 해석(interpretation) 그리고 일반화(generalization)을 포함하는 문제들에 이상적이다.

역전파 알고리즘은 목표 출력값과 인공신경망의 출력값 사

이의 오차들의 제곱합을 최소화 하기위해 최급하강법(gradient-descent method)을 사용하고 있으며 전방향 계산과 역방향 계산의 두단계로 이루어진다. 전방향 계산은 주어진 입력값에 대해 인공신경망의 출력값을 계산하는 과정이며, 역방향 계산은 전방향 계산에 의해 얻어진 출력값과 목표 출력값의 차이, 즉 오류를 출력 층으로부터 입력층으로 역전파 시켜 가며 연결가중치들을 저장하는 과정이다.

역전파 알고리즘은 다층구조를 가지는 인공신경망을 학습시킬 수 있는 매우 유용한 학습방법이지만 몇 가지 문제점을 안고 있다. 그 중 가장 큰 문제점이 지역최소점에 관한 것이다. 최급 하강법에 의해 최소점을 찾을 때 지역 최소점에 빠졌을 경우 이로부터 탈출할 방법이 없고 이는 더 이상의 학습이 이루어지지 못함을 뜻한다. 또한 많은수의 반복 학습을 필요로해 학습시간이 너무 오래 걸린다는 단점이 있다.

이러한 문제점을 극복하기 위해 본 논문에서는 강화 역전파 신경망을 인공유기체의 학습모델로 제안한다. 강화 역전파 신경망은 새로운 가중치의 변화를 계산하기 위하여 전가중치의 변화를 파라미터로 사용하며, 이는 지역최소점에 빠지는 것을 방지한다. 또한 최소점을 찾을때 평평한 부분은 하강스텝을 크게하고 그렇지 않은 부분은 작게하여 학습 시간을 크게 단축시켜 기존 역전파 알고리즘을 개선하였다. 새로운 가중치변화 계산법은 다음과 같다.

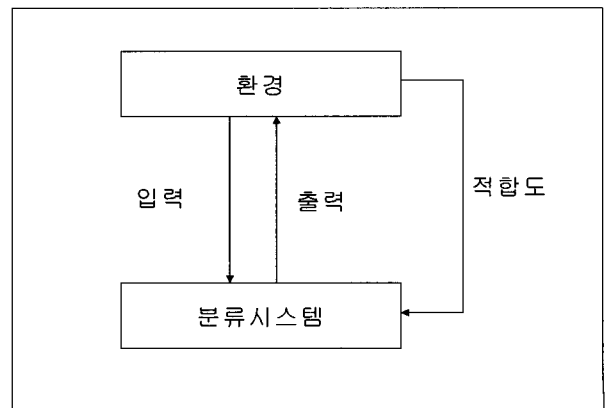
$$\Delta w_{ij}(t+1) = \eta * \delta_j * \alpha_i + \alpha \Delta w_{ij}(t)$$

2.3 분류시스템

유전자 알고리즘을 이용하여 분류 규칙(classification rule)을 학습시키는 것으로 분류시스템(Classifier System)이 있다. (그림 3)에는 분류시스템이 환경과의 상호 작용을 통해서 학습을 진행하는 것을 나타낸다.

이러한 개념은 Holland와 Reitman에 의하여 1978년 처음으로 소개되었다[8]. 이것을 미시간 접근 방법이라고 하며, 또 다른 방법으로 Smith에 의한 피츠버그 접근 방법이 있다 [9].

미시간 접근에서는 population이 규칙들의 집합이며, 각



(그림 3) 분류시스템과 환경간의 상호작용

<표 1> 분류기시스템의 초기상태의 예

번호	분류자와 메시지	강도
1	11## : 0011	100.0
2	001# : 1100	100.0
3	##11 : 1000	100.0

규칙을 분류자(classifier)와 메시지로 구성된다. 이것은 생성 규칙에서 분류자는 조건부에 해당하며 메시지는 결론부에 해당한다. <표 1>에서 분류시스템이 규칙을 보유한 초기 상태의 것을 나타내고 있다.

이러한 분류시스템에서 입력이 0011이라면 2번 규칙이 매치되고 메시지로 1100이 출력된다. 만약 1111이 입력되면 1번 규칙이 매치되어 0011이 출력되고 다시 3번 규칙이 매치되어 1000이 출력된다. 이와 같이 입력과의 매치되는 것을 분류자의 알파벳이 지시하며 '#'은 어떤 것이 와도 상관없는 와일드카드 조건이다. 실제로 분류자가 동작할 때는 강도 값이 조정되면서 수행된다. 각 규칙의 강도를 정하는 방법으로는 버킷 브리개이드(bucket brigade) 알고리즘을 사용하며, 분류자가 시간 t에 갖게 되는 강도를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$S(t+1)=S(t)-C_{bid}S(t)-C_{tax}S(t)+R(t)$$

분류시스템에서 규칙의 적용도는 강도가 되며, 일정한 시간이 경과하면 유전자 알고리즘의 프로세스가 개입하여 규칙의 집합 중에서 어떤 것을 치환한다. 어느 정도의 퍼센트를 치환할 것인가는 propotion 변수로 지정하며 유전자 연산은 각 규칙을 대상으로 수행된다. 이러한 방식의 장점은 규칙의 집합 중에 일부에 대해서 유전자 조작이 진행되기 때문에 시스템이 전체적으로 안정성이 있고 온라인으로 적용이 가능하다.

이에 비하여 피츠버그 접근의 특징은 개체를 표현하는 것이 하나의 규칙이 아니라 규칙들의 집합이라는 점이다. 이러한 접근은 미시간 접근 방법에서 단일 규칙을 개체로 표현하는 것과는 완전히 다른 방법이다. 이 방법의 장점으로 는 각각의 규칙을 평가할 필요가 없어지게 된 점이다. 즉 복수개의 규칙들을 실행하여 적합도를 평가할 수 있게 된 것이다.

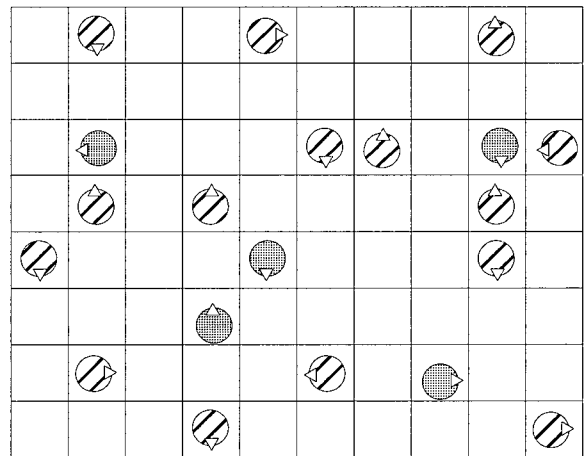
본 논문에서 제안하는 모델에서는 염색체로부터 분류 규칙들의 집합과 신경망을 생성하여 행동 지식으로 사용한다. 최근의 분류시스템의 연구를 살펴보면, Booker는 기존의 적합도를 사용하는 방법이 아니라 규칙들의 사용 자원으로부터 측정하는 방법을 제안하였고[11], Kovac은 적합도 대신 학습의 효율성을 높이기 위한 방법으로 정확도를 사용하는 방법을 제안하였다 [10]

### 3. 시뮬레이션 설계

본 논문의 시뮬레이션은 주어진 환경 하에서 포식자 캐릭터와 피식자 캐릭터가 동시에 존재하여 그 유기체들이 서로 경쟁하여 상호 진화하는 모습을 보여준다. 10x8 격자 속에 살며 포식자 캐릭터의 체력(에너지)은 60, 공격력 10으로 하였으며, 피식자 캐릭터는 체력 20, 공격력은 5로 하였다. 대신에 실세계의 생태계와 마찬가지로 피식자 캐릭터의 수를 포식자 캐릭터보다 3배 많게 하였다. 이렇게 설정된 각각의 인공유기체들은 서로 이동하고, 공격할 수 있으며 두 종간의 승패는 남은 체력의 합으로 하였다.

#### 3.1 시뮬레이션 환경

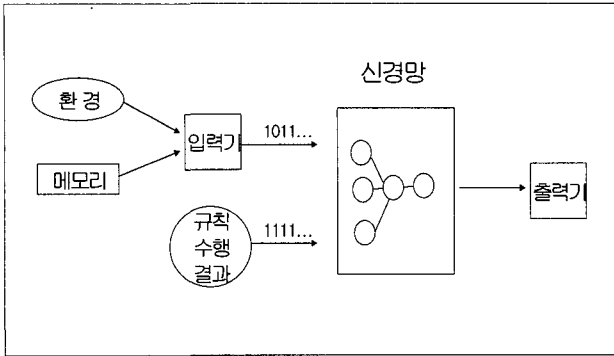
시뮬레이션 환경은 상하좌우가 경계가 없이 연속적인 전체 10x8의 격자 안에서 각각 포식자 캐릭터 5개와 피식자 캐릭터 15개로 구성된 집단간의 경쟁이 이루어진다(그림 4). 포식자 캐릭터는 피식자 캐릭터보다 강한 공격력과 체력을 가지고 있다. 게임을 공평하게 하기 위하여 포식자캐릭터는 피식자캐릭터보다 작은 구성원수를 갖도록 하였다. 격자의 크기와 집단의 크기는 시뮬레이션 시간을 위하여 최소화하였다. 이러한 격자환경은 재미같은 유기체의 포획-배회행동을 시뮬레이션하는 방법으로 많이 사용되어져 왔다.[2][5][6][7][15].



(그림 4) 초기 배치

#### 3.2 인공유기체의 표현

본 논문의 시뮬레이션에서는 유기체를 두개의 유기체, 포식자와 피식자로 나누고 각각의 유기체들을 신경망을 이용하여 표현하였다. 주변 환경의 정보를 신경망에 입력하여 출력결과를 이용하여 유기체의 행동으로 삼는다. 또한 신경망에 입력되는 입력정보에는 미리 정해놓은 규칙베이스를 통해 얻어진 결과를 입력값으로 받아들인다. 규칙베이스 또한 환경정보를 입력으로 받아들여 매칭되어지는 규칙에 적용하여 알맞은 값(이진 스트링)을 리턴한다. 이러한 신경망



(그림 5) 신경망의 처리 과정

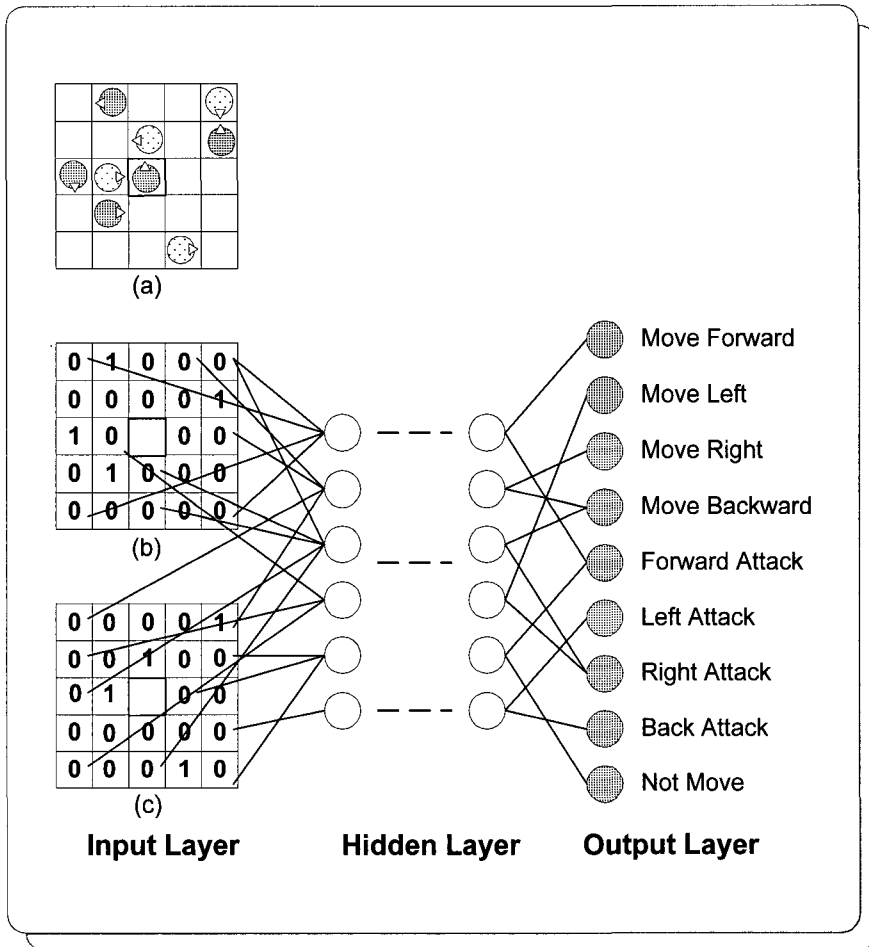
은 유기체의 행동함수(behavior function)로 작용하여 행동을 결정하고, 결정된 행동이 환경과 상호작용을 하게 된다. (그림 5)은 신경망의 처리과정을 보여준다. 전체적으로는 일반적인 인공생명 시뮬레이션의 구조와 동일하며, 유기체와 환경이 서로 상호작용하는 동안에 유기체는 환경으로부터 강화신호를 받아들여 신경망을 강화 학습한다. 신경망 학습 알고리즘으로 강화역전파 알고리즘을 사용하여 학습시간을 단축시켰다.

### 3.3 신경망의 구성

본 시뮬레이션에서는 유전 정보를 이용하여 신경망을 구성하며 이를 게임 캐릭터의 행동함수로 이용하였다. 신경망의 입력으로는 현재 캐릭터가 위치한 곳을 중심으로 5x5의 격자 환경을 인식한다. 자신의 위치를 제외한 24곳에 대하여 상대방과 자신편의 유무에 따라 각각 1 또는 0의 값으로 입력한다(그림 6).

기존의 대부분의 게임을 기반으로 하는 시뮬레이션에서는 주변의 3x3격자를 이용하고, 페르몬을 이용하여 유기체들이 페르몬을 인식할 수 있도록 하였다. 이러한 시뮬레이션에서 페르몬이 협동적 작업에 미치는 직접적 영향은 밝혀지지 않았으며, 단지 어느 정도의 영향을 미칠 것이라고 유추하였다[6]. 본 논문의 시뮬레이션에서는 이러한 페르몬과 같은 별도의 통신 수단을 제외하고, 대신에 보다 전역적인 협동 행동, 집단행동을 유도하기 위하여 3x3의 환경 정보보다 넓은 범위의 5x5격자를 인식할 수 있도록 하였다. 넓은 환경의 범위를 인식하도록 하는 것은 다른 응용영역에 적용하는데 보다 일반적인 방법이 된다. <표 2>는 신경망의 각 입력/은닉/출력 단자에 대한 설명이다.

입력유닛이 48개, 은닉유닛이 71개, 출력유닛이 9개로 전



(그림 6) 캐릭터의 상황인식

〈표 2〉 신경망의 구성 요소

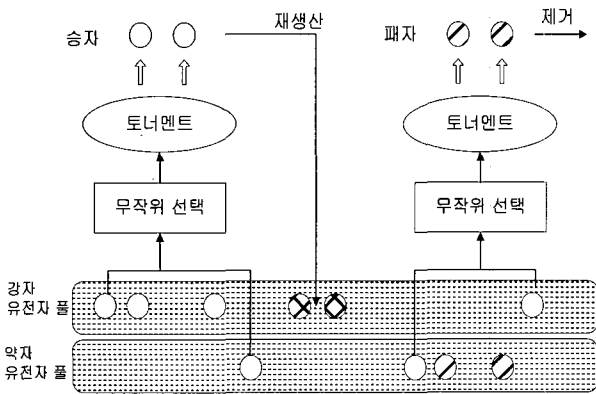
Input Unit	24개의 자신편에 대한 존재 유무 24개의 상대편에 대한 존재 유무
Hidden Unit	71개로 내부적으로 개체의 기억장소로 사용
Output Unit	4개의 움직임 방향에 대한 유닛 1개의 움직이지 않음 4개의 각 방향에 대한 공격 유닛

체 128개의 유닛으로 신경망이 구성되어 진다.

(그림 6) (a)는 상황에서 5x5 환경 정보에 대하여 자신편 (b) 상대편 (c)로 인식한 내용을 각각 신경망에 입력하는 것을 보여준다

3.4 유전 알고리즘 적용

경쟁은 승자 결정, 패자 결정 두 번의 토너먼트를 통해 진행된다. 각 토너먼트마다 유전자 풀(Gene Pool)로부터 경쟁에 참여하는 유기체 집단을 임의로 선택한 후 토너먼트를 거쳐 패자를 제거하고 승자의 자손으로 대체한다(그림 7). 승패는 각 인공유기체들이 남아있는 체력으로 결정한다.



(그림 7) 토너먼트의 진행

4. 실험 결과 및 분석

4.1 이종 인공유기체의 행동 공진화 분석

피식자 캐릭터 집단의 경우 5000세대 이후부터는 이동 시도 횟수보다는 정지 횟수가 증가하여 포식자 캐릭터를 피하기보다는 방어적인 전략으로 돌아섬을 알 수 있다. 이후 50000 세대까지 계속해서 이동시도는 계속 줄었으며 정지 횟수는 꾸준히 늘어감을 알 수 있다. 공격 횟수는 5000세대까지는 계속 줄다가 5000세대 이후로는 평균을 유지한다. 이동횟수가 줄었는데도 불구하고 공격횟수가 떨어지지 않았다는 것은 가만히 있으면서 공격을 하는 수비 전략을 따랐다는 것을 알 수 있다.

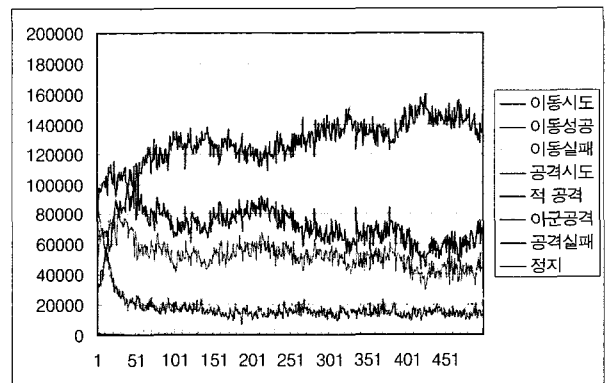
포식자 캐릭터 집단의 경우 피식자 캐릭터를 찾아다니면서 공격을 해야하기 때문에 처음 2000세대까지는 이동하는 횟수가 크게 늘어난다. 그 후에도 50000세대까지 계속해서

꾸준하게 증가하고 있다. 공격 시도는 5000세대 정도까지는 급격하게 줄다가 5000세대 이후부터는 평균을 유지하면서 공격하고 있다. 또한 포식자 캐릭터는 피식자 캐릭터의 절반의 숫자로 구성되어 있음에도 불구하고 공격 횟수는 피식자 캐릭터 전체와 비교하여 그다지 차이가 나지 않는다. 이동 횟수가 늘면서 공격횟수가 유지된다는 것은 피식자 캐릭터의 수비 전략에 반대되는 공격 전략을 택하고 있음을 알 수 있다.

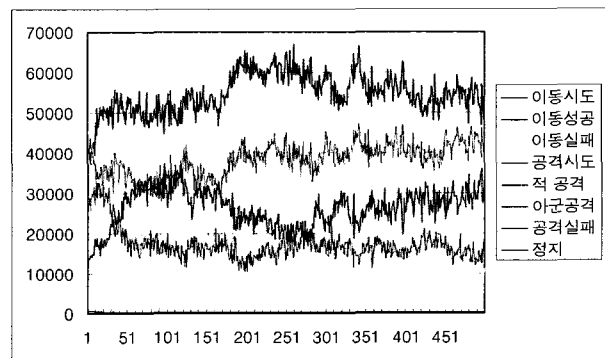
또한 피식자 캐릭터와 포식자 캐릭터는 공통적으로 처음부터 일정 세대에 이르기까지는 학습과 진화를 통해서 불필요한 움직임을 줄여서 생존율을 높이려는 모습을 보였다.

피식자 캐릭터는 포식자 캐릭터를 찾아서 공격하는 공격 전략보다는 정지하여 공격하는 수비 전략을 택해서 생존율을 높이 고자 했다. 이는 피식자 캐릭터 각각의 생명력이 포식자 캐릭터와 비교해서 절반 밖에 되지 않고 공격력도 떨어지기 때문에 피식자 캐릭터 각각 떨어져서 움직이기보다는 모여서 방어하는 전략이 강자 캐릭터를 상대하는데 좋다는 것을 학습과 진화를 통해서 알게 된 것이다.

포식자 캐릭터는 피식자 캐릭터와는 반대로 그 수가 적고 각각의 생명력과 공격력이 강하기 때문에 계속 이동하면서 약자 캐릭터의 빈틈을 노려서 공격하는 모습을 보였다. 개체 수가 피식자 캐릭터의 절반임에도 불구하고 이동 횟수와 공격 횟수가 거의 비슷하다는 것이 피식자 캐릭터보다는 포식자 캐릭터가 보다 많이 움직이고 공격했음을 의미한다.



(그림 8) 피식자 캐릭터의 전체 통계



(그림 9) 포식자 캐릭터의 전체 통계

4.2 관련 시스템 비교

본 모델을 기존 연구에서의 타 시스템들과 비교한 것을 <표 3>에 나타내었다.

<표 3> 관련 시스템과의 비교

특징	본 모델	인공개미[7]	Bug시스템[5]	KD시스템[2]
학습 대상	가상 로봇 집단	가상 로봇 집단	가상 로봇 집단	가상 로봇 집단
대상 속성	이종	동종	동종	동종
지식 표현	혼합형: 분류규칙+ 강화역전파 신경망	구조적으로 표현된 프로그램	신경망	혼합형: 분류규칙+ 신경망
하위 지식표현	비트스트링	없음	비트스트링	비트스트링
학습방법	유전자알고리즘	유전자프로그래밍	유전자알고리즘	유전자 알고리즘
사전 지식	필요없음	필요 (중단 집합과 함수 집합)	필요 없음	필요 없음
수행 환경	가상공간	가상 공간	가상 공간	가상 공간

본 모델의 특징은 한 환경 속에서 서식하는 인공유기체들의 종을 달리하여 경쟁하게 하였으며, 서로간의 진화를 통해 균형 있는 가상세계를 형성하였으며, 각 인공유기체들이 학습하는데 있어서 강화역전파와 신경망과 분류규칙을 이용하여 학습의 결과 속도를 향상시켰다.

5. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 분류 규칙과 신경망을 이용한 가상 로봇 집단의 행동 진화 모델을 제안하였다. 본 모델에서는 행동 지식이 두 수준에서 표현된다. 먼저, 상위 수준에서는 분류 규칙과 강화 역전파와 신경망을 함께 사용하여 표현력을 향상하고자 하였다. 즉, 로봇이 주변 상황을 인식하면 규칙들을 통해서 패턴을 분류하고, 그 결과를 신경망에서 받아서 최종적으로 적절한 행동들을 활성화 하며 행동 학습으로 강화 역전파 알고리즘을 사용하였다. 그리고 하위 수준에서는 행동 지식이 비트스트링 형태로 염색체에 표현되도록 하였으며, 이들 염색체를 대상으로 유전자 연산을 적용하여 학습이 수행된다. 또한 특정 염색체의 적합도를 측정하기 위해서는 해당 염색체로부터 상위 수준의 행동 지식을 생성하고 수행해야 한다.

또한 본 논문에서 사용된 인공유기체들의 속성을 달리하

여 같은 환경 속에서 서로 달리 학습하고 진화하는 모습을 보여주었으며, 강화역전파와 알고리즘으로 학습의 속도와 질을 향상시켰다.

향후 연구과제로는 보다 복잡한 응용 영역에서 빠른 수행을 위해서는 신경망과 규칙 수행을 위한 전용의 하드웨어를 적용해 보는 것이 필요하다. 구조적으로 신경망과 분류 규칙은 높은 병렬성을 갖고 있으며 진화 연산은 분산되어 수행될 수 있다. 따라서 전용의 하드웨어 환경에서 진화 학습을 수행한다면 더욱 복잡한 응용 영역들에도 폭넓게 이용될 수 있을 것이다. 또한 실세계에서 로봇들을 진화 학습시키기 위해서는 실제 단위 동작들을 수행하는데 많은 시간이 소요되어 매우 비효율적이다. 따라서 시뮬레이터에서 실제와 동일한 환경을 재현하여 빠르게 학습할 수 있는 방법에 대한 연구가 필요하다.

참고 문헌

- [1] 배환국, "인공 유기체 집단간의 경쟁을 통한 상호진화에 관한 연구", 석사학위 논문, 중앙대학교 컴퓨터공학과, 1996.
- [2] 조경달, "분류 규칙과 신경망을 이용한 가상 로봇의 행동 진화", 박사학위 논문, 중앙대학교 컴퓨터공학과, 2004.
- [3] 김기태, "지능형 컴퓨터의 처리를 위한 인공지능의 기법과 응용", 도서출판 기한재, pp.269-299, 1998.
- [4] Lee, K.-J., Zhang, B.-T., "Learning Robot Behaviors by Evolving Genetic Programs", Proc. of the 26th International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation (IECON-2000), Vol.4, pp.2867-2872, 2000.
- [5] Malrey Lee, "Evolution of behaviors in autonomous robot using artificial neural network and genetic algorithm", Journal of Information Science, 155(1-2), pp.43-60, 2003.
- [6] Collins, R.J., "Studies in Artificial Evolution", Phd Thesis, Philosophy in Computer Science, University of California, Los Angeles, 1992.
- [7] Koza, J.R., "Genetic Programming: On the programming of computers by means of natural selection", MIT Press. ISBN 0-262-11170-5, 1992.
- [8] Holland, J.H., Reitman, J.S., "Cognitive Systems Based on Adaptive Algorithms", Pattern-Directed Inference Systems, Academic Press, NY, 1978.
- [9] Smith, S.F., "A Learning System Based on Genetic Adaptive Algorithms", Ph.D. Thesis, University Pittsburgh, 1980.
- [10] Kubica, J. and Rieffel, E., "Collaborating with a Genetic Programming System to Generate Modular Robotic Code", A joint meeting of the eleventh International Conference on Genetic Algorithms (ICGA-2002) and the seventh Annual Genetic Programming Conference (GP-2002),
- [11] Booker, L.B., "Classifier systems, endogenous fitness, and

delayed rewards: A preliminary investigation”, Proc. of the International Workshop on Learning Classifier Systems (IWLCS-2000), 2000.

- [12] Goldberg, D.E., “Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning”, Addison-Wesley. ISBN0-201-15767-5, 1989.
- [13] Langton, C., “Artificial LifeII.”, Addison Wesley. pp.1-47, 1989.
- [14] Holland, J.H., “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, University of Michigan Press. Reprinted by MIT Press, 1975.
- [15] Lee, K.-J., Zhang, B.-T., “Learning Robot Behaviors by Evolving Genetic Programs”, Proc. of the 26th International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation (IECON-2000), Vol.4, pp.2867-2872, 2000.



### 김기태

e-mail : ktkim@ailab.cse.cau.ac.kr

1966년~1972년 중앙대학교 공과대학 조교  
 1971년~1972년 중앙대학교 전자계산소 조교  
 1972년~1979년 중앙대학교, 한양대학교, 홍익대학교, 아주대학교 강사  
 1979년~2005년 중앙대학교 공과대학 전자계산학과 교수

1988년~1990년 중앙대학교 공과대학 교학부장  
 1991년~1992년 Connecticut State Univ. 교환교수  
 1997년~1999년 중앙대학교 정보산업대학원 원장  
 1997년~1999년 중앙대학교 전산정보처 처장  
 1997년~1999년 중앙대학교 수퍼컴연구소 소장  
 현재 중앙대학교 공과대학 컴퓨터공학부 명예교수  
 관심분야: 인공지능, 인공생명, CBR, 신경망 등



### 조남덕

e-mail : ndcho@softcamp.co.kr

1999년 중앙대학교 컴퓨터공학과(학사)  
 2001년 중앙대학교 대학원 컴퓨터공학과(석사)  
 2003년 중앙대학교 대학원 컴퓨터공학과(박사)

2000~현재 소프트캠프(주) 연구원

관심분야: 인공생명, 인공지능, 시맨틱 웹, 인터넷 보안 등