

## 학습기법을 이용한 다중 협동 에이전트의 창발 행동에 관한 연구

박성수\*, 안동언\*\*

\*한진기공

\*\*전북대학교 공과대학 전자정보공학부 컴퓨터공학 전공

### A study of emergent behaviors multiple cooperating agent using learning method

Sung Su Park\*, Dong Un An\*\*

\* Korea Plant Service & Engineering Co

\*\*School of Electronics & Information Engineering, Dept. of Computer Science & Engineering

ChonBuk National University

E-mail : \*parkss64@hotmail.com, \*\*duan@moak.chonbuk.ac.kr

#### I. 서론

#### Abstract

This paper proposes a pursuing system utilizing the learning method where multiple cooperating agents emulate social behaviors of animals and insects and realize their group behaviors. Each agent contains sensors to perceive other agents in several directions and decides its behavior based on the information obtained by the sensors. In this paper, a neural network is used for behavior decision controller. The input of the neural network is decided by the existence of other agents and the distance to the other agents. The output determines the directions in which the agent moves. The connection weight values of this neural network are encoded as genes, and the fitness individuals are determined using a genetic algorithm. Here, the fitness values imply how much group behaviors fit adequately to the goal and can express group behaviors. The validity of the system is verified through simulation.

현재까지의 에이전트(로봇)은 특정한 장소에서 단순 반복되는 일만 해왔다, 그러나 산업현장에서는 특정한 작업밖에 하지 못하는 에이전트보다는 여러 가지 일에 대하여 유연하게 대처할 수 있는 에이전트(로봇)이 필요하게 되었으며, 에이전트의 기술향상과 기능의 복잡화로 에이전트 지능화의 필요성이 대두되었다. 기존의 인공지능 및 수학모델에 기초한 제어는 아직 이러한 지능화의 문제를 완벽히 해결하지 못하고 있다. 이러한 문제를 해결하고자 대두된 개념이 인공지능의 학습 기법들이다. 우리가 어려운 문제에 부딪혔을 때 그 해결책을 자연계의 생물로부터 찾는 경우가 종종 있다. 이러한 시도로부터 종래에 개별적으로 이루어지고 있던 자연계 생물에 대한 연구결과를 통합하고, 나아가 연구를 보다 활성화하면서 어떤 새로운 연구방법을 모색해 보자는 취지로 인공 생명에서 유전자 알고리즘이라는 연구분야가 탄생하게 되었다[1,2]. 본 논문에서는 인공 생명의 창발적 특성을 기계학습 분야에 적용하기 위하여 에이전트(로봇) 분야에서 주로 응용하는 추적 시스템을 개발하고자 한다. 추적 시스템에는 에이전트(로봇)

과 먹이가 존재한다. 에이전트를 피해 도망가는 먹이를 에이전트가 진화를 통하여 먹이를 잡는 시스템이다. 추적 시스템 시뮬레이터 개발과정에서 에이전트와 먹이의 구조를 인공 신경망을 이용하여 모델링을 하였으며 모델링된 신경망 구조는 유전자 알고리즘으로 진화시켜가는 모델이다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 본 논문의 기반 연구를 기술하고 3 장에서는 추적시스템에서의 에이전트의 진화를 설명하고, 4 장에서는 실험 및 평가를 보이며 마지막으로 본 논문의 결론을 맺는다.

## II. 관련연구

본 장에서는 본 논문의 관련연구로 인공 신경망과 추적 시스템에 대해서 간단히 설명한다.

### 2.1 인공 신경망

인공 신경망(artificial neural network)은 뉴런(neuron)을 표현하는 다수의 유닛(unit)으로 구성되며, 유닛은 정보 처리의 기본 단위가 된다. 유닛들은 서로 링크(link)를 통하여 연결되어 있고 링크는 가중치(weight value)를 갖는다. 이러한 가중치는 신경망에 지식을 표현할 수 있도록 해준다. 신경망은 크게 세부분의 계층(layer)으로 이루어진다. 첫째, 입력층(input layer)은 외부로부터 신호를 입력받아서 은닉층(hidden layer) 또는 출력층(output layer)으로 전달하는 역할을 한다. 둘째, 은닉층은 입력층으로부터 신호를 전달받아서 출력층으로 전달한다. 셋째, 출력층은 전달받은 신호를 외부로 출력하는 역할을 한다[6, 7]. 유닛은 신경망을 구성하는 노드(node)로 볼 수 있으며, 한 노드는 여러 다른 노드들로부터 신호를 받아서 특정 신호를 다른 노드들로 전달할 수 있다. 전과 규칙을 살펴보면 다음과 같다.

Step 1) 모든 입력 신호들과 해당하는 웨이트값을 곱하여 이것들은 합한다.

$$x = \sum x_i \cdot w_i \quad (x_i: \text{입력 신호}, w_i: \text{웨이트값})$$

Step 2) 활성화 함수(activation function)를 이용하여 출력값을 계산한다.

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

### 2.2 추적 시스템

추적 시스템의 가상 환경은 10x10 의 크기의 격자 환경이고, 여기에는 에이전트와 먹이가 존재한다. 실험 환경 시스템은 상,하,좌,우가 연결된 격자 구조이다. 따라서 에이전트는 한 방향으로 계속 움직이면서 다시 처음의 자리로 되돌아 온다. 특정 위치에는 하나의 에이전트 또는 하나의 먹이만이 존재할 수 있다. 그리고 본 논문에서 먹이는 사전지식을 가지고 있다. 먹이는 에이전트의 위치를 인식하여 에이전트가 가장 가까운 위치 좌우상하로 움직일 수 있고, 만약 상하좌우를 살펴보아서 더 이상 움직일 수 없다면 그냥 제자리에 멈출 수 있다.

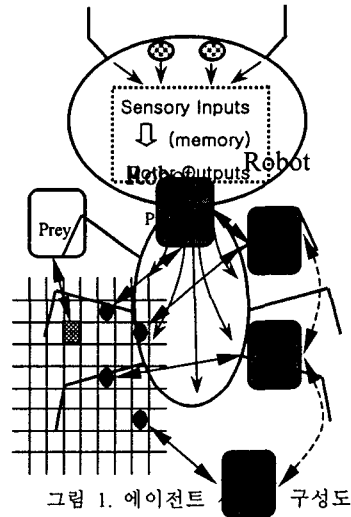


그림 1. 에이전트 구성도

## III. 추적 시스템에서 에이전트의 창발 행동 구현

### 3.1 에이전트의 구조

에이전트는 한정된 거리내의 환경에 대해서 다른 에이전트 또는 먹이의 존재를 인식할 수 있으며, 행동은 먹이를 포위하는 것과 잡는것 그리고 4 방향으로 거리 1만큼 움직는 것이 가능하다. 또한 에이전트는 여러개의 감각기관을 가질 수 있다. 에이전트의 행동은 감각기관을 이용하여 제한된 거리의 주위 환경을 인식하고 행동한다. 이의 과정을 그림으로 나타내면 그림 2 과 같다.

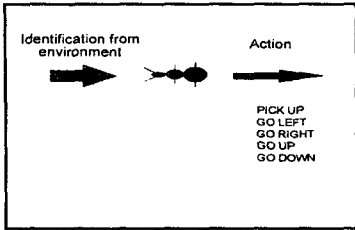


그림 2. 환경 인식과 행

3.2 창발 행동 진화 전략

본 시뮬레이션에서는 창발 행동을 위한 진화 방법을 알아보기 위하여 다음 세대를 구성하는 방법으로 전체 경쟁법과 토너먼트 경쟁법을 고려하였다. 전체 경쟁법은 특정 세대를 구성하는 모든 종들에 대하여 정해진 시간만큼 각각 수행하고 누적된 보상 점수에 비례하는 확률로 다음 세대를 생성한다. 다음 세대의 에이전트들을 생성하는 연산자로는 재생산, 교배 그리고 돌연 변이를 이용한다. 전체 경쟁법 알고리즘에서 다음 세대의 에이전트들을 구성하기 위한 알고리즘은 다음과 같다.

<전체 경쟁 알고리즘>

- Step 1) 모든 에이전트들을 정해진 시간만큼 수행시킨다.
- Step 2) 누적된 보상 점수에 비례하여 다음 세대를 구성할 에이전트들을 선택한다.
- Step 3) 선택된 에이전트들을 재생산 과 교배를시킨다.
- Step 4) 새로 만들어진 에이전트들을 돌연변이시킨다.

토너먼트 경쟁법은 다음 세대를 구성하기 위하여 토너먼트 크기를 4 로 한정하였고 현재의 세대로부터 에이전트들을 4 개씩 선택하여 4 개의 집단을 구성하고, 2 개의 집단에서 각각 우수한 2 에이전트를 선택하고, 나머지 2 개의 집단에서는 열등한 2 에이전트를 선택한다. 그런 다음에는 우수한 2 에이전트를 다음세대를 만들기 위하여 재생산, 교배 그리고 돌연변이를 시키고 열등한 2 에이전트를 제거 시킨다. 토너먼트 경쟁법은 한 세대에 부모 에이전트와 자식 에이전트가 공존하는 일종의 steady-state 알고리즘이며, 에이전트들이 소집단내에서만 서로 경쟁한다는 점이 특징이다. 토너먼트 경쟁법에서 다음 세대를 생성하는 알고리즘을 살펴보면 다음과 같다.

<토너먼트 경쟁 알고리즘>

- 1) 무작위로 4 개의 토너먼트로 구성된 4 개의 집단을 선택한다.
- 2) 두개의 집단을 선택하여 정해진 시간만큼 수행하고, 각 집단에서 우수한 에이전트를 하나씩 선택한다.
- 3) 나머지 두개의 집단을 선택하여 정해진 시간만큼 수행하도록 하고 각 집단에서 열등한 에이전트를 하나씩 선택하여 삭제한다.
- 4) 우수한 에이전트를 서로 재생산과 교배하여 자식 에이전트를 생성한다.
- 5) 생성된 에이전트들을 돌연변이 시킨다.

IV. 시뮬레이션 및 평가

본 장에서는 추적 시스템에서 다중 협동 에이전트의 창발 행동을 설명한다. 시뮬레이션에 사용한 주요 파라미터들은 다음의 <표 1>와 같다.

<표 1> 시뮬레이션 파라미터

<ul style="list-style-type: none"> <li>● 수행 시간: 1000(무작위 경쟁법에서의 1 세대를 1 시간으로 표현)</li> <li>● 전체 에이전트의 종류: 100 (한 세대를 구성하는 에이전트의 종류이며 고정 값 임)</li> <li>● 특정 에이전트를 구성하는 에이전트의 수: 20</li> <li>● 에이전트 센서의 범위: 자신이 위치한 상하좌우 방향으로 2 까지 인식</li> <li>● 먹이의 수량: 1(항상 4 방향 중에 에이전트가 없는 곳으로 도망)</li> <li>● 먹이의 도망 속도: 에이전트에 비해 10% 느림</li> <li>● 먹이의 도망 전략: 현재위치 또는 상하좌우로 1 만큼 움직일 때 에이전트가 가장 적게 인접하는 곳으로 도망한다.</li> <li>● 에이전트의 점수 보상법: 먹이가 인접한 곳으로 이동하면 1 점을 받고 먹이가 인접한 상태에서 EAT 행동을 하면 1 점을 받는다.</li> <li>● 활동 시간: 20 ( 에이전트는 20 번 행동)</li> <li>● 교배율: 0.6 (선택된 두 개의 에이전트 교배 확률)</li> <li>● 돌연변이율: 유전 정보의 최소 단위가 돌연 변이될 가능성은 0.03</li> <li>● 신경망에서의 최대 입력 유닛의 수: 32</li> <li>● 신경망에서의 최대 은닉 유닛의 수: 21</li> <li>● 신경망에서의 최대 출력 유닛의 수: 5</li> <li>● 신경망에서의 Weight 퍼일드의 Bit Length: 6 bit</li> </ul>
--

● 환경: 10\*10 의 격자(상하 좌우가 연결된 구조)

그림 3 은 에이전트의 창발 행동을 보여주고 있다. 그림에서 볼 수 있듯이 또한 본 논문에서는 에이전트끼리 통신과 협력을 관찰할 수 있었다. 여기서 협력과 통신이라고 하는 것은 즉 3 개의 에이전트 먹이를 둘러싸고 열심히 추적을 하지만 다른 에이전트가 먹이가 도망갈 통로를 차단하지 않으면 완전히 먹이를 잡는 것은 불가능하고 그리고 에이전트들이 4 방향으로 먹이를 둘러싸고 있다고 할지라도 에이전트들이 자기 자리를 지키지 않으면 먹이를 다시 놓치게 된다. 이와 같이 먹이를 잡기 위해서는 서로 협력이 필요하였고, 협력의 방법은 먹이와 에이전트간의 서로의 위치를 파악하고 자신의 행동을 적절히 정해서 움직이는 것이다 라고 할 수 있다. 그리고 서로의 위치를 파악하는 것은 여기서 통신으로 보고있다. 이와 같이 다수의 에이전트들이 협력하는 것은 문제를 병렬적으로 해결하기 위한 방법으로 생각된다. 이러한 특성을 이용하면 특정 에이전트들이 고장을 일으키더라도 다른 에이전트들이 쉽게 역할의 대체가 가능하기 때문에 공통의 목적을 안정적으로 달성할 수 있다는 장점이 있다.

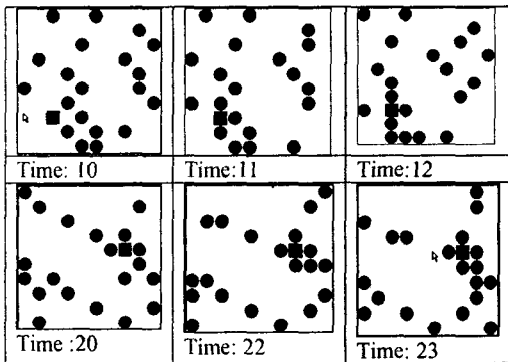


그림 3. 에이전트의 창발 행동 과정

### V. 결론

본 논문은 인공생명 기법을 결합하여 새로운 다중협동 에이전트의 창발 행동 진화의 가능성을 타진하고자 하였다. 그 일환으로 추적 시스템을 모델로 인공 신경망과 유전자 알고리즘을 결합했다. 즉 가상 환경 상에서 에이전트와 먹이를 나타내는 신경망을 만들어 내고 그 구조를 진화시킬 수 있는 모델을 제시하였다. 본 논문의 시뮬레이션은

교배율과 돌연변이율을 변화시키면서 여러가지 선택 방법을 이용하여 진화 전략들을 비교 평가하였으며, 진화 과정에서 나타나는 행동의 변화를 관찰하였다. 그 결과, 토너먼트 경쟁법들은 전체 경쟁법에 비하여 매우 높은 에이전트의 창발 행동 실험을 보였다. 또한 가상의 환경 속에서도 지적인 행동 패턴이 생명체가 생존하기 위해서 진화 과정을 통하여 창발될 수 있음을 관찰하였고, 이러한 생명체와 유사한 에이전트의 진화 방법은 인간의 개입이 필요 없는 구조라는 장점을 갖는다.

### 참고문헌

[1] A. Asama et. Al. eds, *Distributed Autonomous Robotic Systems I, II*, Springer-Verlag, 1994, 1996.

[2] D. W. Lee, K. B. Sim, "Behavior Learning and Evolution of Collective Autonomous Mobile Robots using Distributed Genetic Algorithms," *Proc. of 2<sup>nd</sup> AScian Control Conference*, Vol.2, pp.675-678, 1997.7.

[3] D.W. Lee, K.B. Sim, "Development of Communication System for Cooperative Behavior in Collective Autonomous Mobile Robots," *Proc. of 2nd AScian Control Conference*, Vol.2, pp.615-618, 1997.7.

[4] D.W. Lee, H. B. Jun, and K.B. Sim, "Artificial Immune System for Realization of Cooperative Strategies and Group Behavior in Collective Autonomous Mobile Robots," *Proc. of Fourth Int'l Symp. On Artificial Life and Robotics*, pp.232-235, 1999.

[5] Victor R. Lesser, "Cooperative Multiagent systems: A personal view of the state of the art", *IEEE Transactions on knowledge data engineering*, Vol.11, No. 1, pp.133-142.1999.

[6] Il-Kwon Jeong and Ju-Jang Lee, "Evolving Fuzzy Logic Controllers for Multiple Mobile Robots Solving a Continuous Pursuit Problem", *IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings*, pp.685-689, 1999.

[7] Kam-Chuen Jim, C.Lee Giles, "Talkin Helps: Evolving Communicating Agents for the Predator-Prey Pursuit Problem", *Artificial Life* 6, pp. 237-254, 2000.