

논문 2007-44IE-3-5

보상신호를 수반하는 가상로봇의 학습행위 연구

(Learning Behavior of Virtual Robot using Compensation Signal)

황 수 철*

(SU CHUL HWANG)

요 약

본 논문에서는 보상신호를 수반하는 인공지능 기반의 가상 로봇 학습 행위 모델을 제안하고 이 모델을 3가지 환경에 적용시킨 후에 보상 방법에 따른 가상 로봇의 학습 속도를 비교 검토하였다. 결과로서 환경이 다소 복잡하면 즉, 로봇 집단의 크기, 먹이 수, 장애물 수가 다소 많은 경우 학습 세대가 충분하다면 강화 보상 방법이 강화와 억제를 혼합한 보상 방법 보다 우월함을 알 수 있었다. 하지만 복잡하지 않은 환경에서는 혼합 보상 방법이 우수했다.

Abstract

In this paper we suggest a model that the virtual robot based on artificial intelligence performs learning with compensation signals and compare the learning speed of the virtual robot according to the compensation method after applying it to three type environments. As a result our model has showed that positive compensation is superior to hybrid one mixed positive and negative if there are enough time for learning in case of more or less complicated environment with the numerous foods, obstacles and robots. Otherwise hybrid method is better than positive one.

Keywords : Virtual Robot, Neural Network, Genetic Algorithm, Machine Learning

I. 서 론

로봇의 지적 행동을 표현하고 처리하기 위해서 유전자 프로그래밍 방법에 의해서 진화적 학습^[1]을 수행하거나 신경망을 이용한 자율적인 에이전트의 행동 진화적 학습^[2]에 관한 연구가 진행된 바 있다. 또한 신경망을 이용하여 인공 유기체 집단의 먹이 수집 행동에 관한 연구도 있었다^[3]. 최근 이러한 연구를 기반으로 다양한 환경에서 인간을 대신하여 작업을 수행하기 위해서 인공지능 기술을 이용한 로봇 기술 응용 분야가 빠른 속도로 확대되고 있다. 예를 들어, 센서를 장착한 청소기 같은 가전 로봇^[4]이 실용화되기도 하였다.

본 연구에서는 가상 로봇 모델을 구성하고 다양한 환

경에서 시뮬레이션 해봄으로써 추후 가전 로봇의 성능 향상에 기여할 수 있는 기법을 찾는 데 도움을 주고자 한다.

이를 위해 보상신호를 수반하는 인공지능 기반의 가상 로봇의 학습행위 모델을 제안하고, 가상 로봇의 행동 지식을 신경망과 분류 규칙으로 표현한 가상로봇의 인공 진화 모델^[5]에 보상 기능을 추가해서 얻어지는 결과를 고찰하고 분석하였다.

II. 본 론

기존의 모델들은 보다 나은 자율 에이전트나 지능형 시스템을 구현하기 위해서 인공 신경망과 유전자 알고리즘을 결합한 진화 신경망을 사용하여 학습을 수행한다^[6,7]. 이번 연구에서 제안하는 모델은 분류 규칙과 신경망을 이용하여 가상 로봇의 행동 지식들을 표현하고, 유전자 알고리즘^[8]에 의해서 학습을 수행하였다. 그리고 각 가상 로봇은 스스로의 경험에 대한 환경의 보상 신호 값을 사용하도록 하였다. 본 모델은 문제 영역에 대

* 정회원, 인하공업전문대학 컴퓨터시스템과
(Dept. of Computer Engineering and Systems, Inha Technical College)

※ 이 논문은 2006학년도 인하공업전문대학 교내연구
비지원에 의하여 연구되었음.

접수일자: 2007년7월31일, 수정완료일: 2007년9월7일

한 사전 지식을 전혀 제공하지 않은 기계 학습 방법을 사용한다.

1. 가상로봇의 모델 구성

그림 1은 본 연구에서 제안하는 가상로봇의 모델 구성도를 보인 것이며, 크게 3 부분으로 나뉘어 진다.

먼저 그림1의 하단은 유전자 알고리즘을 통해서 로봇이 보다 우수한 행동 지식을 갖도록 하는 행동지식 진화학습 수행부이다. 행동 지식은 분류규칙과 신경망으로 구성된다. 이러한 행동 지식은 초기에는 {0,1}로 표현된 유전자 형태로 유전자 풀에 랜덤하게 만들어지며, 유전자 알고리즘에 의해서 이 지식은 보다 우성의 유전자로 진화된다. 이렇게 진화된 유전자가 가상 로봇의 행동지식으로 사용된다면 주어진 목표를 효과적으로 성취할 수 있을 것이다.

그림1의 중간은 가상 로봇을 위한 구체적인 지식을 생성하는 부분이다. 즉, 유전자 풀에서 가상 로봇이 사용할 행동지식 즉, 유전자를 가져와 디코드 시켜서 분류규칙과 신경망을 만들어 내는 행동지식 생성부이다.

그림1의 상단은 가상로봇 개체이자 행동지식을 이용하여 주어진 환경에 작업하는 행동지식 실행부이다. 가상 로봇은 센서를 통해 환경으로부터 정보를 입력받고 이에 상응하는 행동을 실행한다. 즉, 가상로봇은 감지된 정보와 규칙베이스에 있는 모든 규칙들을 매칭 검사하여 대응된 해당 규칙들을 활성화한 후 감지된 정보와 분류규칙의 결과를 신경망에 입력하여 신경망 학습을 통해서 얻어진 적절한 행동을 수행한다. 행동 실행 후 가상로봇은 행동 결과에 따른 보상 신호를 사용함으로써 보다 효과적인 행동을 수행할 수 있을 것이다.

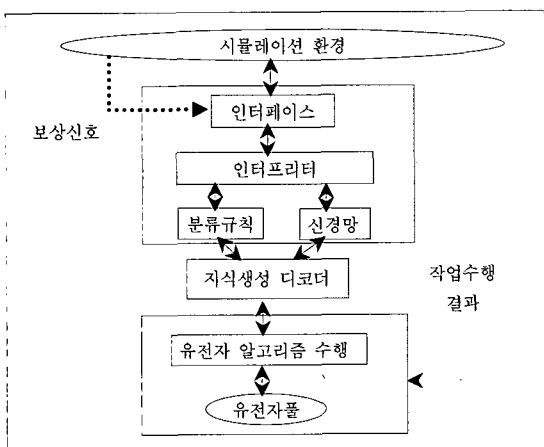


그림 1. 가상 로봇 학습 행위 모델
Fig. 1. Learning behavior model of virtual robot.

이렇듯 하나의 유전자 즉 행동지식을 가지고 일정 세대 동안 환경에서 작업한 후 그 결과 값이 다시 유전자 풀에 들어가 다음 세대의 행동지식을 생성하기 위해서 사용된다.

2. 행동지식의 유전자 표현

유전자 풀에 들어가는 유전자는 {0,1}로 이루어진 고정 길이의 비트 스트링 형태로 표현된다. 그리고 이를 이용하여, 가상로봇의 행동 지식을 이진화된 정보 형태로 저장(encode)된다.

유전자 정보는 다음과 같이 두 부분으로 구성된다.

① 메타 데이터

유전자 내에 기록된 행동 지식을 디코드 하기 위해 필요한 정보이다. 예를 들어, 분류 규칙의 총 개수와 신경망을 구성하기 위한 연결 구성자의 개수, 신경망의 연결 강도 값의 범위등과 같은 실제 행동 지식의 상위 정보들을 포함한다.

② 행동 지식 데이터

분류 규칙과 신경망으로 된 가상 로봇의 실제 행동 지식에 대한 정보 표현들이 연속하여 인접하게 저장된다.

3. 행동진화 학습방법

본 모델에서는 진화 학습을 위한 방법으로서 정상상태 유전자 알고리즘 기법을 사용한다. 이 알고리즘은 다음 세대를 구성하는 개체들을 완전히 새롭게 구성하는 것이 아니라 현재의 세대로부터 일부의 개체들만이 변경되는 구조이다. 이러한 기법을 본 모델에서 채택하는 이유는 가상 로봇의 행동 학습에 대한 전체 개체들의 의미 있는 적합도를 구하는 것이 현실적으로 곤란하기 때문이다.

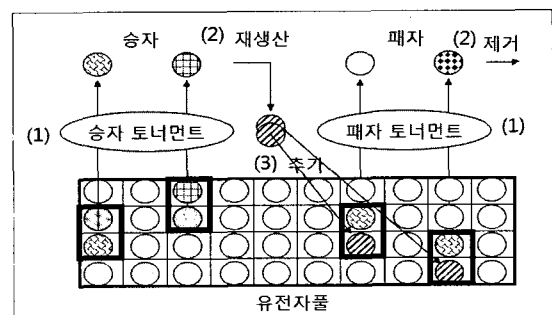


그림 2. 2차원 지역 선택 방법
Fig. 2. 2-dimensional local selection method.

이 알고리즘에서 선택 연산을 적용하기 위한 여러 가지 방법이 있을 수 있는데, 본 연구에서는 그림 2처럼 2차원 지역 선택법을 사용하였다. 이 방법은 유전자들을 2차원의 공간에 배치시킨 후 임의로 인접한 것들을 선택하여 경쟁시키는 방법이다. 그림 2는 2차원 공간으로 표현된 유전자 풀에서 임의의 경쟁 상대 4쌍을 꺼내서 (1)승자 및 패자 토너먼트를 통해서 승자 2개와 패자 2개를 각각 찾아낸 후 (2)승자는 재생산하고 패자는 유전자 풀에서 제거하여 (3)재생산된 유전자로 대체하는 방법을 보인 것이다. 선택 연산을 위한 토너먼트에 참여한 모든 개체는 나름대로의 주어진 환경에서의 행동의 경험 지식을 축적하며, 이를 기반으로 자신의 학습 행동을 수정해 나갈 수 있다.

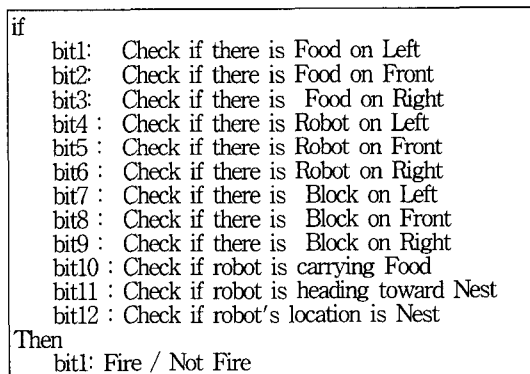
기타 연산으로 교배, 돌연변이 같은 일반적인 유전자 연산자를 적용하였으며, 최종 선택된 유전자는 그림1의 지식생성 디코더에서 가상 로봇의 지식을 생성하는데 사용된다.

4. 행동지식을 위한 분류규칙과 신경망

본 연구에서 행동지식을 위해 사용된 분류규칙과 신경망은 다음과 같다.

① 분류규칙

분류규칙은 주어진 환경에 대응하는 행동들을 만들어 내는 지식으로 if-then 형태의 조건부와 결론부로 구성된다^[5]. 그림 3은 분류 규칙과 그 의미를 보인 것으로 #은 “don't care”를 의미한다. 예로서 규칙1의 조건부는 4번째 비트와 10번째 비트의 의미가 반영되어서 “왼쪽



규칙번호	조건부	결론부
1	###1####1#0	0 or 1
2	###1#0###1#1	
...	...	
10	#0###1#1000#	

그림 3. 분류규칙과 의미

Fig. 3. Classification rules and its meaning.

방향에 다른 로봇이 있고 자신이 음식을 나르고 있다” 면을 의미한다. 만약 외부로부터 이러한 값이 들어오면 1번 규칙이 실행되어 결과로서 1을 출력한다.

본 연구에서는 조건부 12비트, 결론부 1비트로 구성된 규칙을 10개 사용하였다.

② 신경망

신경망을 표현하는 방법으로 유전자 상에 비트 스트링 형식으로 기술된 연결 구성자를 사용한다. 각 연결 구성자는 {from, to, weight}와 같이 세 개의 부분으로 구성되며, 신경망을 구성하는 한 노드에서 다른 노드로의 연결 가중치를 표현한다. 연결이 시작될 노드를 지시하기 위해 from을 사용하고, 연결의 대상이 되는 노드를 지시하는데 to를 사용한다. 그리고 이 연결의 강도를 표현하기 위해 weight를 사용한다. 이 신경망은 가상로봇이 환경과 작용할 때 센서로부터 감지된 값, 분류 규칙 실행 결과 값 등을 입력받아 신경망 학습을 통해서 적절한 행동을 창출하는데 사용된다.

5. 행동지식 사용 및 강화 신호

그림 4는 앞서 언급한 그림1의 상단부인 가상로봇 개체에서 실질적으로 행동지식을 이용하는 방법을 보인 것이다. 즉, 그림1의 인터프리터가 환경으로부터 들어온 모든 값과 분류규칙 및 신경망을 이용하여 다음에 수행할 적절한 행동을 출력해 내는 과정을 보인 것이다.

본 논문에서는 신경망의 학습을 위해서 오류 역전파 알고리즘을 도입한다^[9]. 실세계를 모델링하기 위한 가상 로봇의 진화 환경에서 가상 로봇으로 주어지는 환경 입력의 패턴은 대부분 종류가 매우 많고, 신경망에 입력되는 패턴은 고정된 정적 패턴이 아닌 수시로 변하는 동적 패턴 혹은 정적 패턴과 동적 패턴이 혼합된 형태이므로, [입력 패턴, 목적 패턴] 형태의 학습 패턴을 정

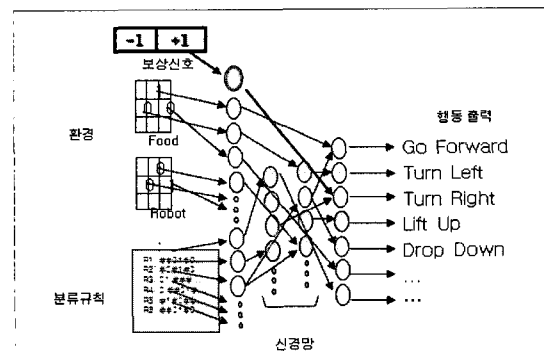


그림 4. 가상로봇 개체의 행동지식 사용 과정

Fig. 4. Process using behavior knowledge of virtual robot.

하는 것은 매우 어렵다. 따라서 본 모델에서는 사전에 입력 패턴에 대한 목적 패턴을 정해 놓지 않고 직전에 자신이 취했던 행동으로 인해 발생한 환경의 변화를 인지하고 행동의 유용성을 평가하여 처리한다.

일반적으로 가상 로봇 행동의 유용성 판단은 전문가의 휴리스틱에 의거해 판단한다. 이를 근거로 본 논문에서는 가상 로봇이 주어진 환경에서 작업을 한 후에 얻어지는 결과에 대한 보상 신호를 사용하였다. 신경망에서 목적 패턴의 역할을 대체하는 보상 함수는 가상 로봇 학습 행동의 방향과 효과에 영향을 줄 수 있다. 보상 신호를 가상 로봇의 관점에서 고려하였으며, 가상 로봇의 입장에서 다음 세대로의 선택에 유리하다고 판단되는 행동에는 (+) 보상, 불리하다고 판단되는 행동에는 (-) 보상을 하여 행위를 억제하게 하였다. 이렇게 하여 나온 실행 결과는 가상 로봇을 위한 보다 더 좋은 행위 지식을 만들어 내는데 사용될 것이다.

가상 로봇이 이렇듯 일정 시간 동안 환경과 상호 작용하여 적절한 행동을 수행한 후, 각 가상 로봇 수준에서의 학습 행동 결과는 다시 이진화된 비트 스트링으로 표현된 유전자가 되어 유전자풀에 들어간다. 그리고 다음 세대의 유전자 즉 보다 나은 행동을 할 수 있는 우성의 유전자를 생산하는데 사용된다.

III. 실험

본 모델을 PC XP 윈도우 상에서 BORAND C++으로 구현하였으며, 가상 로봇이 등지로 먹이를 모으는 기존 연구[3]의 실험 환경을 토대로 파라미터 값과 보상 값을 달리하면서 실험하였다.

1. 가상 로봇과 실험환경

가상 로봇은 몸체와 암(arm), 센서들로 구성되며, 센서들을 통해서 거리 1 만큼 인접한 전방향, 좌우 방향과 음식을 인식하고 이동 할 수 있다고 가정한다. 그림 5의 시뮬레이션 화면 오른편 처럼 실험 환경은 20×20의 격자 구조를 가진다. 실험 환경의 중앙에 "Nest"로 표시한 영역이 등지이며, 가상 로봇들이 이곳에 먹이를 모아야 한다. 각 격자들에는 "Food"로 표시된 먹이 또는 "Block"으로 표시된 장애물, "Robot"으로 표시된 로봇 등이 위치할 수 있다. 제약 사항으로 같은 격자에 동시에 두 가지가 존재할 수 없다. 예를 들면, 어떤 로봇의 앞에 먹이가 있다면 앞으로 이동하는 것은 불가능하다. 또한 환경 속에 있는 장애물은 고정되어 있으며, 먹

표 1. 가상로봇의 행위 정의

Table 1. Basic behavior definition of virtual robot.

로봇 행동	의 미
Go Forward	현재의 방향으로 한 칸 이동
Turn Left	현 위치에서 왼쪽으로 90도 회전
Turn Right	현 위치에서 오른쪽으로 90도 회전
Lift Up	전방의 먹이를 집어 올리기
Drop Down	갖고 있는 먹이를 내려놓기

이는 로봇에 의해서 옮겨질 수 있다. 실험 환경 하에서 주어지는 전체적인 먹이의 양을 일정하게 유지된다. 만약 어떤 로봇이 먹이를 집어 올리면 환경에는 자동으로 새로운 먹이가 임의의 위치에 자동으로 생성된다. 로봇은 등지가 아닌 곳에서 내려놓는 것은 기본적으로 불가능하도록 하였다. 내려놓는 동작 속에는 현재 위치가 등지가 아니라면 무효화된다. 그리고 로봇이 먹이를 등지에 놓는 경우는 해당 위치에 먹이를 표시하지는 않고, 다만 평가 점수만을 준다. 가상로봇의 기본행동은 [표 1]과 같다.

2. 오류 역전과 신경망 구성

본 연구에서 사용한 신경망은 각각 1개의 입력층과 출력층 그리고 2개의 은닉층으로 구성된다. 입력층은 환경으로부터 오는 로봇의 이동상태, 음식상태, 보상값 그리고 규칙용으로 총 44개의 노드가 있으며, 출력층은 표1의 가상 로봇의 행동을 위해서 5개의 노드로 구성되었으며 은닉층은 2개로 각각 6개의 노드로 구성된다.

3. 적합도 평가

적합도 평가 방법으로서 단순하고 정적인 방식을 채용한다. 인공 진화 실험 내의 유전자에 대한 적합도는 그것으로부터 발현된 가상 로봇들이 주어진 시간동안 활동하면서 얻은 평가 점수의 합으로 정의한다.

평가 점수 산출 규칙으로서 로봇이 최종적인 목표인 등지에 먹이를 내려놓는 경우에만 점수를 주는 방법도 있으나, 이와 같은 규칙을 적용하면 초기 단계에는 거의 먹이를 모으지 못한다. 따라서 작은 수준의 행동이라도 유리한 결과를 초래할 수 있는 경우는 작은 점수를 주는 전략을 채용한다. 본 연구에서 사용한 로봇 개체가 평가 점수를 받는 규칙은 다음과 같다.

- ① 로봇이 움직이고, 그 결과로 전면에 먹이가 존재한다면 1점 부여

- ② 로봇이 먹이를 들어 올린 경우에도 1점 부여
- ③ 로봇이 먹이를 성공적으로 등지에 내려 놓는다면 500점 부여

특정 유전자 P의 적합도 수식은 다음과 같다. 여기서 n은 환경에서 함께 활동하는 로봇 집단의 크기이며, R_i 는 특정 로봇이 활동 시간 동안 얻은 점수의 합이다.

$$Fitness(P) = \sum_{i=1}^n R_i \quad (1)$$

4. 학습보상

가상 로봇의 환경에 대한 강화 학습을 위한 보상 함수는 로봇 학습 행동의 방향과 효과를 좌우한다. 학습 보상은 보상 신호의 종류에 따라 [표 2]와 같이 정의하였으며 의미는 아래와 같다.

- ① 먹이 집기 성공 : 먹이를 성공적으로 들어올린 경우 : +1
- ② 먹이 귀환 성공 : 먹이를 등지에 성공적으로 내려 놓은 경우 : 1
- ③ 로봇 이동 성공 : 장애물이 있는 곳으로 이동하거나 환경 격자 밖으로 벗어나지 않고 성공적으로 이동한 경우 : +1
- ④ 먹이 집기 실패 : 먹이가 없는데 들어올리는 경우 : -1
- ⑤ 로봇 이동 실패 : 장애물이 있거나, 환경 밖으로 이동하려는 경우 : -1
- ⑥ 먹이 귀환 실패 : -1

표 2. 보상 방법 정의

Table 2. Compensation method Definition.

보상 방법	성공 (강화)	실패 (억제)
먹이 들기	+1	-1
로봇 이동 성공	+1	-1
먹이 귀환 성공	+1	-1

5. 실험용 파라미터 및 실행에

[표 3]의 파라미터를 가지고 다양한 실험 환경을 형성하여 각 환경에 대해 강화만 하였을 경우(P)와 강화와 억제를 동시에 하였을 경우(H)에 대해 실험을 하였다. 환경#1은 먹이와 가상로봇의 개수는 동일하되 블

표 3. 실험 환경

Table 3. Experiment Environments.

환경	먹이	블럭	가상로봇
환경 #1	1-1	20	2
	1-2	20	4
환경 #2	2-1	20	4
	2-2	20	4
환경 #3	3-1	10	4
	3-2	20	4

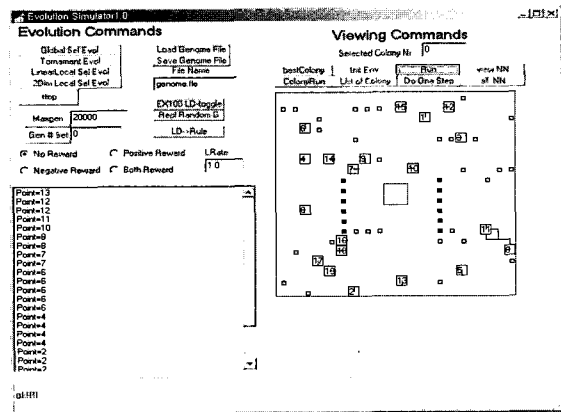


그림 5. 시뮬레이션 화면

Fig. 5. Screen shot on simulation.

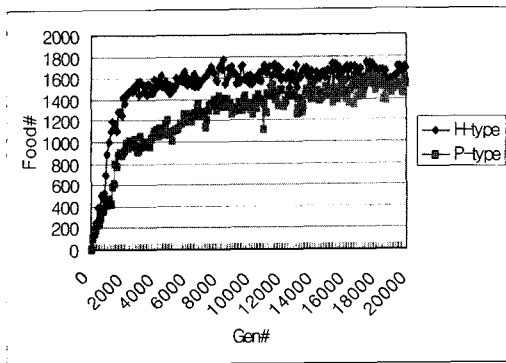
록의 수에 차이를 둔 환경이며, 환경#2는 가상로봇의 개수를 달리하는 환경이다. 마지막 환경#3은 먹이의 개수에 차이를 둔 환경이다.

[그림 5]는 로봇들의 행동을 보인 시뮬레이션 화면이다. 로봇들의 방향과 위치와 먹이를 나르는 상태 변화 등을 쉽게 관찰할 수 있다. 특히 0번 로봇에 대해서는 50단계 까지 추적 선을 그리도록 하여 어떤 형태의 이동 경로로 움직이는지 쉽게 관찰 할 수 있다.

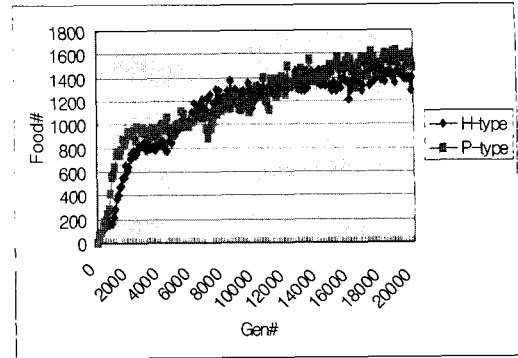
6. 실험결과

표 3의 환경을 가지고 실험을 하여 그림6~8과 같은 결과를 얻었다. 그림6은 블록 개수에 차이를 둔 환경 #1에 대한 결과로서, 그림6 (a)에서 처럼 블록수가 적을 때 강화(+)와 억제(-)를 동시에 한 경우(H)가 학습 속도가 빠르며, 반면에 블록수가 많을 때는 그림6 (b) 처럼 강화 신호만 준 경우(P)가 학습 속도가 대체로 빨랐다.

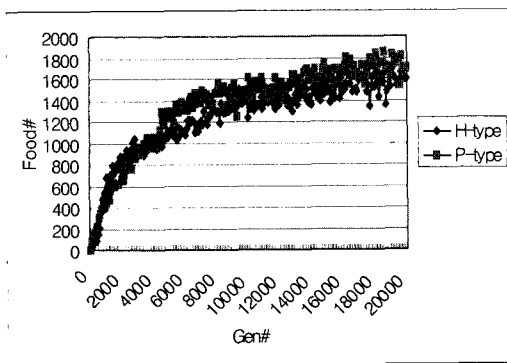
그림7은 가상로봇의 개수에 차이를 둔 환경#2에 대한 실험 결과로서, 이 실험에서는 로봇 개수가 적을 때(환경#2 2-1)에는 시간이 흐름에 따라 혼합(+/-) 신호를 사용한 경우(H)가 학습 속도가 높았고(그림7 (a)), 반면에 로봇 개수가 많을 때(환경#2의 2-2)는 강화(+) 신호



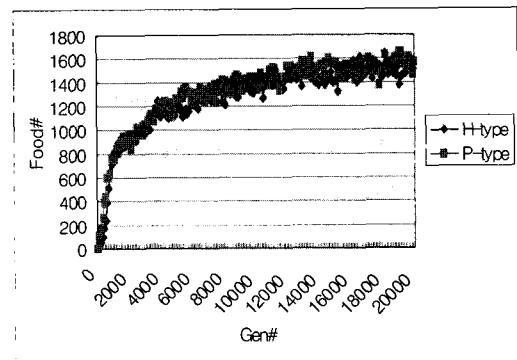
(a) 환경#1 1-1



(a) 환경#3 3-1



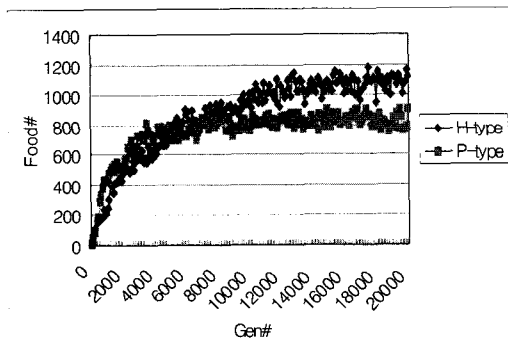
(b) 환경#1 1-2



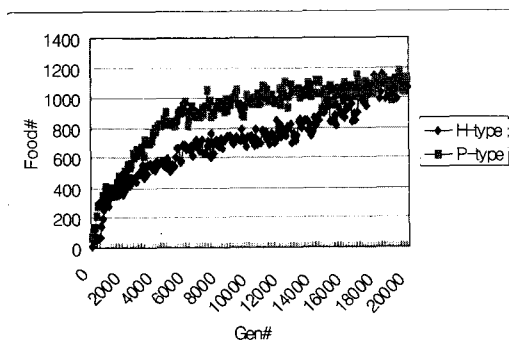
(b) 환경#3 3-2

그림 6. 실험환경 #1에서의 학습속도 결과
Fig. 6. Result of learning speed in Environment #1.

그림 8. 실험환경 #3에서의 학습속도 결과
Fig. 8. Result of learning speed in Environment #3.



(a) 환경#2 2-1



(b) 환경#2 2-2

그림 7. 실험환경 #2에서의 학습속도 결과
Fig. 7. Result of learning speed in Environment #2.

를 준 경우(P)가 전체적으로 학습 속도가 높았다(그림7 (b)).

그림 8의 먹이 개수에 차이를 둔 실험 환경#3에서는 전체적으로 혼합 신호(H)와 강화 신호(P)간에 학습 속도면에서 큰 차이를 보이지 않았지만 전반적으로 강화 신호만 사용했을 경우가 약간 학습 속도가 빠름을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 논문은 가상 로봇의 학습행위 모델을 기반으로 보상신호 기능을 추가 한 후 보상 방법에 따라 가상 로봇의 학습 성능이 어떻게 변하는지 확인하고자 보상신호를 수반하는 가상로봇의 학습 행동 모델을 구성하고 다양한 환경에서 실험을 하였다. 그 결과 환경 내 먹이와 로봇의 개수가 동일하지만 블록 수가 적을 경우에는 혼합 보상 신호가 가상로봇의 학습을 향상시켰으며, 환경 내 먹이와 블록 수가 동일하지만 가상로봇 개수가 적을 경우는 혼합 신호를 사용했을 때가 보다 더 학습 속도가 높았다. 하지만 블록 수 또는 가상로봇 수가 많은 경우에는 강화보상 방법이 학습속도가 높았다. 마지

막 환경의 경우는 가상로봇의 학습 성능에서 전체적으로 큰 차이를 보이지 않았다.

결국 이번 실험을 통해서 환경이 다소 복잡하면 즉, 로봇 집단의 크기, 먹이 수, 장애물 수가 다소 많은 경우 학습 세대가 충분하다면 강화 보상 방법(P)이 강화와 억제를 혼합한 보상 방법(H) 보다 우월함을 알 수 있었다. 그렇지 않을 경우는 강화 보상 방법이 우수함을 알 수 있었다.

현재까지의 연구 결과를 업그레이드시키기 위해서 즉 가상 로봇의 학습 속도를 높이기 위한 방안으로 가상로봇의 행위 지식을 담고 있는 유전자의 선택에 대한 다양한 방법 적용을 구상 중에 있으며, 추후에 이 분야의 연구 결과를 활용하기 위한 응용 로봇으로 iRobot를 선정하여 분석 중에 있다.

참 고 문 헌

- [1] Silva, A., Neves, A., Costa, E., "Polymorphy and Hybridization in Genetically Programmed Networks", Parallel Problem Solving from Nature - PPSN VI 6th International Conference, 2000.
- [2] Aharonov-Barki, R., Beker, T., Ruppin, E., "Emergence of memory-Driven Command Neurons in Evolved Artificial Agents", Neural Computation 13(3), pp. 691-716, 2001.
- [3] Collins, R.J., "Studies in Artificial Evolution", Phd Thesis, Philosophy in Computer Science, University of California, Los Angeles, 1992.
- [4] iRobot, iRobot Create Owner's Guide, 2007.
- [5] Hwang, S. C, Cho, K. D., Gordon, V. S., "The Evolving Model and Application of Virtual Robots", The 2005 IEEE Int'l Conference on IRI, pp.392-397, Las Vegas, USA, Aug.15-17, 2005.
- [6] Parisi, D., Nolfi, S. and Cecconi, F., "Learning, Behavior and Evolution", Toward a Practice of Autonomous systems, MIT Press, 1991.
- [7] Yao, X., "Evolving Artificial Neural Networks", Proceedings of the IEEE, 87(9), pp.1423-1447, 1999.
- [8] David E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley, 1989.
- [9] Jeannette Stanley, Introduction to Neural Networks, California Scientific Software, 1989.

저 자 소 개



황 수 철(정회원)

1986년 중앙대학교 전자계산학과
학사 졸업.

1988년 중앙대학교 전자계산학과
석사 졸업.

1993년 중앙대학교 컴퓨터공학과
박사 졸업.

1991년~현재 인하공업전문대학 컴퓨터시스템과
교수

<주관심분야 : 인공지능, 지능형시스템, 게임AI>