

인공미생물체를 위한 진화생태계의 구성과 그 응용

추승우^o 조환규
과학영재학교 부산대학교
khaddar@khaddar.net hgcho@pusan.ac.kr

Constitution of evolution ecosystem for artificial microbes and its applications

Sungwoo Choo Hwankyu Cho
Busan Science Academy Pusan National University

요 약

본 논문의 목적은, 간단한 DNA를 기반으로 서로 상호 작용하는 인공미생물체를 위한 진화생태계를 구성하는 것이다. 여기서, 강화 신호를 사용한 신경 회로망의 학습을 통해 인공미생물체의 지능 및 진화과정을 모방해서 자신의 DNA 및 주변 환경에 따라 행동 패턴이 변화하도록 하였다. 또한, 미생물의 진화론적 관점에서 생식 과정에서 두 개체산의 유전자 교환 등이 일어날 수 있도록 하였다. 그리고 이렇게 만들어 진 진화생태계의 응용 가능성에 대해 다룬다.

1. 서 론

최근 인간 게놈 프로젝트(Human Genome Project)가 완료되면서 유전자에 대해 많은 의문점이 생겨나고 있다. 그 중 가장 대표적인 문제는 유전자가 어떻게 해석되느냐에 관한 것이다.

본 논문은 이러한 부분에 대한 새로운 접근 중 하나로써 컴퓨터를 이용한 인공진화시스템을 제안한다. 일반적으로 사용되는 인공진화시스템은 자그마한 컴퓨터 코드를 메모리 상에서 증식 및 변형시키는 구조로 이루어져 있다. 하지만 이러한 방식은 실제 생명체와 가깝게 구현하기가 어렵다는 단점이 있다. 이 부분에 대하여 본 논문에서는 신경망 및 유전자 알고리즘을 사용하여 이 문제를 해결[1]하였으며, 미생물체의 외형적인 모습을 평가에 반영하여 보다 실제 생태계와 비슷한 구조를 만들고자 하였다[3][4].

그래서 본 논문에서는 mosim(Microbe Simulator)이라 불리는 인공미생물체를 위한 진화생태계 시뮬레이션 프로그램을 제작하여서 미생물체가 어떻게 변화해 가는지를 시뮬레이션하였다.

2. 미생물 학습 및 보상 모델

2.1. 미생물의 학습 능력

신경계를 가지고 있지 않은 생물은 일반적으로 같은 행동을 반복하는 특성이 있다. 일부 미생물의 경우, 화학물질을 이용해서 약간의 학습능력을 가진 경우가 있기는 하지만 그렇게 학습된 정보는 그 개체에만 종속적인 특징을 가진다. 여러 대에 걸친 변화(진화)는 자연선택에 의해서 이루어진다고 보는 것이 일반적인 견해이다. 하지만 우수한 적응능력을 가진 개체의 경우, 살아남을 가능성이 크기 때문에 이 논문에서는 신경망을 이용한 '학습가능한 미생물' 모델을 구현하였다[4].

2.2. 보상 모델

본 시뮬레이션에서는 신경망의 입력의 일부분을 미생물이 위치한 곳을 중심으로 한 100×100픽셀 크기의 정보로 한다. 하나의 픽셀은 그 픽셀의 색 정보를 포함하기 때문에, 신경망이 받을 수 있는 입력 패턴의 수는 약 6.7×10¹⁰정도로 매우 많다. 게다가 미생물의 유전자 또한 신경망 입력되기 때문에 실제 복잡도는 훨씬 높아진다. 또한, 신경망에 입력되는 패턴은 고정된 형식을 지니지 않은 수시로 바뀌는 주변 환경을 투영하므로 입력 패턴과 목적 패턴과 같은 형태의 학습 패턴을 정하는 것은 매우 어렵다. 따라서, 학습 패턴을 이용한 감독자 학습을 수행할 수 없으며 본 논문에서는 그 대안으로 보상 함수(reward function)를 이용하여 강화 신호를 계산하는 강화 학습 모델을 사용하였다. 입력 패턴에 대한 목적 패턴을 정해 놓지 않고 이전에 자신이 취했던 행동으로 인해 발생한 환경의 변화를 인지하고 행동의 유용성을 평가하여 보상 모델에 따른 강화 신호를 결정하게 된다. 이렇게 발생한 강화 신호는 신경망의 오차값으로 다시 입력되며, 이는 은닉층과 입력층으로 전파된다.

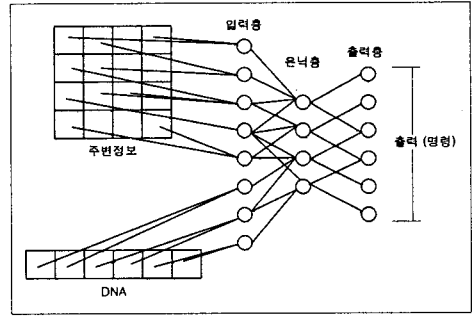
목적 패턴의 역할을 대체하는 보상 함수의 결정은 미생물의 행동 특성을 좌우한다. 이러한 보상 함수는 인공생명의 창발성 원리에 따라 시스템의 하부 구조인 미생물의 시점에서 설계한다. 이러한 저수준에서 보상 함수를 적용하더라도 전체적인 환경에 영향을 미칠 수 있기 때문이다.

미생물은 일정한 시간(1 step)이 모두 끝났을 때 이전 시스템의 행동에 대한 강화 신호를 학습한다. 이를 통해 다른 미생물과 상호 작용을 통해 받게 되는 강화 신호를 학습하게 된다.

보상 모델에서는 신경망의 출력이 해당 상태에서 취할 수 있는 행동일 경우 +의 강화 신호를 발생시키며, 할 수 없는 행동일 경우에는 -의 강화 신호를 발생시킨다.

[표 1] 보상 모델의 보상값 표

종류		보상값
이동	성공	+1
	실패	-1
방향전환		+1
생식	성공	+1
	실패	-1
공격	성공	+1
	실패	-1
피공격		-1
행동없음		0

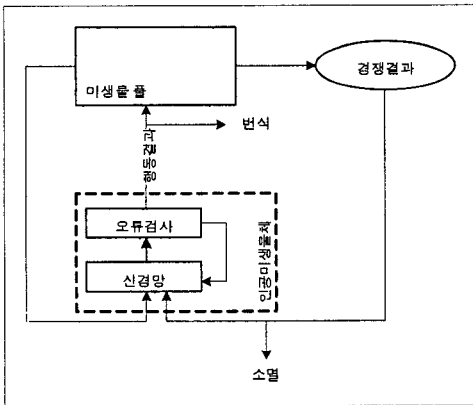


[그림 3] 신경망을 통한 주변인식과 반응

2.3. 인공미생물체의 표현

각 인공미생물체를 표현하는 방법으로는 유한 오토마타, 규칙 기반 제어, 유전자 프로그래밍, 신경망 등을 이용할 수 있다.

본 시뮬레이터의 구조는 [그림 2]와 같다. 전체적으로는 일반적인 인공생명 시뮬레이터의 구조와 동일하며, 미생물과 환경이 서로 상호작용하는 동안, 인공미생물체는 환경으로부터 강화신호를 받아들이며 신경망을 강화 학습한다. 이러한 개체 수준의 학습은 극히 일부만 다음 세대에 영향을 미칠 수 있도록 조정된다.



[그림 2] 시뮬레이터의 작동 구조

2.4. 신경망의 구성

본 시뮬레이션에서는 유전 정보를 이용하여 신경망을 구성하며, 이를 미생물체의 행동함수로 사용하였다. 신경망의 입력으로는 자신의 유전정보와 주변 100x100픽셀만큼의 색 정보를 압축해서 입력한다 [그림 3]. 이렇게 입력된 정보는 해당 인공미생물체의 행동 패턴을 결정하게 된다.

2.4.1. 인공미생물체간의 상호작용

어느 정도의 범위 안에 있는 미생물들은 서로 상호작용을 할 수 있다. 이 상호작용은 크게 생식, 공격이 있는데, 이 절에서는 공격에 대해서 다룬다. 생식은 진화시스템에서 매

우 중요한 역할을 하므로 아래에서 따로 설명하기로 한다.

2.4.2. 공격 및 피공격

미생물체간의 공격은 어느 한 미생물체의 공격신호의 촉발로 시작된다. 해당 미생물의 신경망이 공격 신호를 보내고, 다른 미생물이 상호작용반경안에 있다면 두 미생물 사이의 에너지를 비교한 후, 확률적으로 승패가 결정되게 된다.

승패의 결정으로 인해 두 미생물의 에너지 상태가 변화하고, 이는 자연선택의 원리에 따른 우수 유전자를 가진 개체 외의 개체가 빨리 소멸할 수 있도록 하는 역할을 한다.

2.4.3. 생식

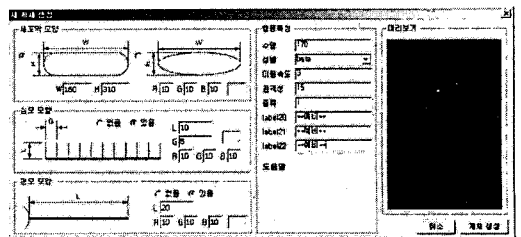
모든 인공미생물체는 생식 기능을 가지고 있다. 이러한 생식은 진화시스템에서 매우 중요한 부분을 차지한다. 생식의 방법에 따라서 진화의 양상이 크게 달라질 수 있기 때문이다.

본 시뮬레이션에서의 생식은 크게 두 가지로 나뉘어진다. 무성 생식의 경우, 부모의 DNA에 약간의 random factor를, 그리고 부모의 신경망 가중치값에 큰 random factor를 적용하여 자식에게 물려주게 된다.

유성 생식의 경우, 양 부모의 DNA와 신경망 가중치를 50%의 확률로 섞게 된다. 이렇게 함으로써, 양 부모의 형질을 모두 가진 자식 미생물 개체가 생성되게 된다.

3. 실험 및 결과

시뮬레이션은 본 연구를 위해 특별히 제작된 프로그램인 mosim을 이용해서 실시했다. mosim은 기본적인 형태의 바이러스 모양을 가진 개체를 시뮬레이션하는 프로그램으로써, 섬모(cilium), 편모(flagellum) 등의 특수속성을 지정해



[그림 4] mosim의 '새 개체 생성' 대화상자

줄 수 있다. [그림 4]는 처음 개체를 만들 수 있는 '새 개체 생성' 화면을 나타낸다.

이렇게 만들어진 개체는 풀(가상의 미생물을 배양하는 저장공간) 안에 놓여지게 되며, 시뮬레이션을 시작하면 풀 위에서 인공미생물체가 움직이기 시작한다. [5][6][7]

2.6. 시뮬레이션 조건

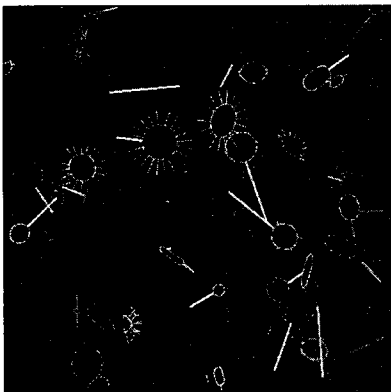
진화 시뮬레이션에서 초기 개체를 설정해 주는 것은 매우 중요하다. 본 시뮬레이션에서는 개체의 이동 속도가 느리기 때문에, 단 한번의 생식도 하지 못하고 소멸해 버리는 경우가 생기기도 하였다. 이러한 모든 문제가 초기 개체를 잘못 설정한 경우 일어날 수 있는 일들이다.

다음에 시뮬레이션을 시작할 때 초기 개체가 가져야 할 조건들을 나열하였다.

- 초기 개체는 100 이상의 수명을 가져야 한다. 수명이 짧을 경우, 생태계 전체의 모든 미생물체가 소멸되는 경우가 발생한다.
- 초기 개체 1개로 시작할 경우, 무성생식을 해야 한다. 유성생식을 하는 개체의 경우 짝이 되는 생물이 없으면 번식이 불가능하다. 따라서 생태계는 발전하지 않는다.
- 초기에 지나치게 많은 미생물체를 생성하면 시뮬레이터가 자체적으로 다양성을 확보할 수 없게 된다.

4.4. 시뮬레이션 결과 및 분석

시뮬레이션을 시작한 후, 1시간 정도의 시간이 지나면 [그림 5]와 같은 상태가 된다.



[그림 5] 1시간 경과후의 상태

[표 III] 보상 모델별로 제한을 받는 환경정보의 종류

시간	주요한 변화
4분	무성생식으로 첫 번째 2세대 미생물이 나타남
10분	첫 번째 유성생식으로 나타난 2세대 미생물이 발견됨
30분	생명주기가 점점 짧아져서 13세대 미생물이 발견됨
45분	수렴양상을 나타냄; 섬모가 있고 둥근형의 미생물이 많이 생존
60분	시뮬레이션 종료

[표 III] 에서는 1시간에 걸친 시뮬레이션 과정 중에 나타

난 주요 현상이 나타나 있다. 가장 큰 현상은 둥근 모양에 섬모가 달린 미생물이 많이 생존한다는 것이다. 이는 화면 상에서 많은 부피를 차지하게 만들기 때문에 주위 미생물들에게 미치는 영향이 커지기 때문인 것으로 추정된다.

또한, 대부분의 미생물체가 편모를 달고 있는데, 편모는 주위 미생물체에 미치는 영향을 극대화해서 생존 확률을 높이는 것으로 보인다.

4. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 미생물의 진화과정을 시뮬레이션하기 위해 인공생명 시뮬레이터를 이용하는 방법론을 제안하였다. 공간 안에서 미생물들이 신경망, 유전알고리즘과 학습을 이용하여 서로 상호작용하면서 어떠한 일이 일어나는지에 대한 시뮬레이션을 수행하였다.

시뮬레이션 결과로써 몇몇 종류의 미생물체로 그 모양이 수렴함을 알 수 있었으며, 이는 실세계의 진화과정의 예측 또한 충분히 가능할 수 있음을 나타낸다. 일례로써 HIV나 독감 바이러스 같이 변이가 빠른 바이러스의 변이양상을 미리 알고 백신을 준비할 수 있다면 전세계 인류를 공포로 몰아넣었던 1917년 독감이나 SARS등은 '치명적인 질병' 수준에서 '예방가능한 질병' 수준으로 바뀔 것이다. 또한, 휴먼 게놈프로젝트의 결과물인 염기서열지도의 부분 부분이 어떠한 역할을 하는 지 밝히는 데도 본 연구를 응용할 수 있을 것이다.

향후 연구 과제로는 본 시뮬레이션과 같이 지나치게 단순한 조건이 아닌 보다 복합적인 파라미터를 가지는 시뮬레이션에 대한 연구가 필요하다고 생각된다. 특히, 실 세계의 모든 파라미터를 옮겨놓는 것이 불가능하다고 여겨지는 만큼, 큰 영향을 미치는 파라미터를 골라내어서 그를 위한 정교한 진화 알고리즘을 작성하는 것이 우선되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] C. Langon, "Studying artificial life with cellular automata", Physica D, Vol 22, pp.120-149, 1986.
- [2] G. F. Miller, D. Cliff, "Co-Evolution of Pursuit and Evasion I : Biological and Game - Theoretic Foundations", Cognitive Science Research Paper, p.311, 1995.
- [3] G. F. Miller, D. Cliff, "Artificial Life as Theoretical Biology: How to do real science with computer simulation", Cognitive Science Research Paper, p.378, 1995.
- [4] 조성배, "인공생명: 기법 및 응용", JCEANF'97 제5회 인공지능-신경망 및 퍼지시스템 종합학술대회 논문집, pp.147-151, 1996.
- [5] R.J. Collins, "Studies in Artificial Evolution", Ph.D. Thesis, Philosophy in Computer Science, University of California, 1992.
- [6] J.R. Koza, Genetic Programming: On the programming of computers by means of natural selection, MIT Press, 1992.
- [7] F. Menczer, R.K. Belew, "Latent energy environments: A tool for artificial life simulations", Technical Report CS93-298, 1993.