

인공생명의 이해

용인송담대학 성시중*

1. 서 론

먼 우주에서 지능을 가진 외계인이 나타나 지구상에 어떻게 이렇게 다양한 생명체가 존재하게 되었는가를 묻는다면, 아마도 “약 35억년 전 지구상에 자기복제자가 출현하였고, 그들은 변화하는 환경에 적응하였다”는 대답이 가장 단순한 대답이 될 것이다. 자기복제와 적응이라는 개념은 다양한 생명을 이해하는 가장 핵심적인 개념인 것이다.

금세기 대다수의 학문이 오늘날의 다양한 생명이 존재하기까지의 과정 혹은 그 결과로 나타나는 현상에 대한 이해와 매우 밀접한 관련을 맺고 있다고 해도 과언이 아닐 것이다. 10여년전 이러한 주제들을 연구하는 전통적인 방법들을 보완해줄 새로운 분야가 공식적으로 탄생하였으며, 이 분야는 “인공생명(AL, Artificial Life)”으로 명명되었다[1].

인공생명을 문자 그대로 해석하면, “사람에 의해 만들어진 생명”이 될 것이다. 그러나 용어 자체의 뉘앙스, 탄생 배경, 추구하는 연구 주제, 사용하는 연구 방법론 등의 여러 가지 이유 때문에 인공생명에 대한 오해를 불러일으키기도 한다. 실제로 많은 사람들이 인공생명에 대해 서로 다른 개념을 갖고 있는 것도 현실이다.

인공생명의 창시자라 할 수 있는 Langton의 정의에 따르면 인공생명이란 자연의 살아 있는 생명 시스템의 행동 특성을 보이는 인공 시스템에 대한 연구이다[2]. 인공생명의 목표를 크

게 두 가지로 나누어 보면, 첫째는, 우리가 이미 알고 있는 생명(Life-as-we-know-it)으로부터 있을 수 있는 생명(Life-as-it-could-be)으로 범위를 확장시킴으로써 생물학적 현상을 보다 잘 이해하기 위한 것이며, 둘째는 생물학적 원리들을 응용하여 하드웨어, 소프트웨어, 웨트웨어(wetware)로 구현하는데 있다.

인공생명을 접근법 측면에서 관찰해 보면 인공생명 연구는 합성(synthesis)적 접근법을 기반으로 하고 있다. 이는 구성 요소들을 새로운 방식으로 결합하는 것을 의미하며, 인공생명은 생명 현상에 대한 연구에 있어 분석적이 아닌 합성적 방법을 특히 강조하는 분야라 할 수 있다.

이러한 접근법을 추구함에 따라, 특히 중요시되는 것이 창발(emergent) 현상이다. 창발 현상이란 저수준의 단순한 기체들을 단순한 방식으로 결합시킨 결과로 고수준의 복잡한 기능이 산출되는 현상을 말하는 것으로 인공생명 시스템들은 일반적으로 많은 수의 단순하고, 기본적인 단위로 구성되어 있으며, 관심을 갖고 있는 속성들이 단순한 단위들의 지속적인 상호작용을 통하여 창발하도록 설계되고 있다.

인공생명 연구를 기술하는 데에는 다양한 방식이 있을 수 있을 것이다. 인공생명에서 많이 다루는 주제들에 초점을 맞추어 생명 과학 분야(생물학, 동물 행동, 복잡성)와 공학 분야(진화적 로봇 등), 그밖에도 정치/경제/사회/문화 분야, 인지과학 분야들로 구분하여 주요 연구과제 들을 설명할 수 있을 것이다. 또한 추구하는 매체에 따라, 하드웨어, 소프트웨어,

*정회원

웨어로 구분하여 설명할 수 있고, 사용되는 각종 기법들에 따라 구분하여 설명할 수도 있으며, 추구하는 이해 수준에 따라 분자적, 세포적, 유기체적, 생태계적인 수준으로 설명하여 볼 수도 있다. 그리고 관심을 갖고 있는 현상에 따라 자기조직화, 발달, 신진대사, 행동과 사회적 행동, 학습, 적응, 진화와 공진화, 사멸, 의사소통, 문화 등의 주제로 나누어 설명해 볼 수도 있을 것이다.

본 논문에서는 인공생명 연구를 합성적 기법을 통한 다양한 생명현상에 대한 이해라는 목표와 생물학적 원리에 기반을 둔 인공생명의 구현이라는 목표를 추구하는 노력이라는 넓은 관점에서 살펴보고, 실제 생명의 이해와 인공생명의 구현에서 중요하다고 생각되는 주제들을 중심으로, 그 주제들에 대한 내용과 인공생명 분야에서는 접근 방식을 소개하고자 한다. 2장에서는 인공생명의 궁극적인 추구 목표이면서 인공생명의 기반 논리를 제공해줄 자기 재생산에 대하여 살펴보고, 3장에서는 적응을 중심으로 진화와 학습, 그리고 이들의 상호작용에 대한 연구를 예로 들어 설명하였으며, 4장에서는 종종 간과되기 쉬운 발달의 문제를 다루었고, 5장에서는 인공생명 연구에서 핵심적인 연구 대상인 창발에 대해 다루었으며, 6장은 결론이다.

2. 자기 재생산

인공생명이 공식적인 학문분야로 탄생한 시기는 1987년 개최된 제1회 인공생명 워크샵으로 볼 수 있지만, 그 효시는 훨씬 더 이전으로 볼 수 있다. 물론, 인공생명을 일상적인 의미로 받아들이는다면 그 효시를 오래 전 인간이 상상력을 발동시키기 시작한 때부터로 거슬러 올라갈 수 있으나, 인공생명의 결정적인 탄생배경이 된 것은 생명의 자기복제의 논리를 밝힌 1940년대의 von Neumann의 연구로 볼 수 있다.

그는 물리적 실현과는 독립적으로 자기복제의 논리를 연구했으며, 자기복제에 필요한 근본적인 정보처리 원리와 알고리즘에 초점을 맞추었다[3]. 이러한 원리에 대한 이해는 자기

재생산 시스템이 만족시켜야 할 조건을 밝히고 경험적으로 관찰되는 현상에 대한 대안적 해설을 제공함으로써 생물학적 재생산 메커니즘에 대한 이해를 증진시킬 수 있다. 뿐만 아니라, 인공적 자기 재생산 시스템이 제작되면 나노테크놀로지(nanotechnology)에서 우주 탐사에 이르기까지 다양한 분야에 응용될 수 있고, 궁극적으로는 자기 재생산, 자기 수리(self-repair), 성장과 진화를 포함하는 생물학적 특성을 지니는 기계의 제작에 기여할 수 있을 것이다[4].

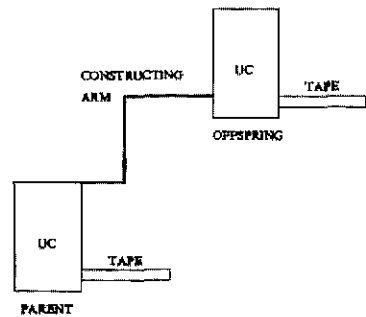


그림 1 von Neumann의 보편 구성자

자기 복제의 문제를 연구하기 위해서 von Neumann은 S. Ulam이 제안한 Cellular Automata(CA)를 사용하였다. CA는 이산적인 동역학 시스템(discrete dynamical system)으로 공간, 시간, 시스템의 상태가 모두 이산적인 시스템이며, 국부적 상호작용 규칙에 따라 동작한다. CA는 바둑판과 같이 많은 셀(cell)들로 구성되며, 특정한 시간에 특정한 상태를 갖고 있다. 모든 셀들은 인접지역의 다른 셀들의 상태에 따라 동시에 다음 상태로 변이한다.

von Neumann은 이 단순한 모델을 통하여 조립 지시(assembly instructions)가 주어지면 어떤 기계라도 조립할 수 있는 보편 구성자(universal constructor)를 상정하였다. 만일, 그 조립 지시가 보편 구성자를 만드는 것이라면, 그 기계는 자신의 복제품을 만들어 낼 것이다. 만일, 그 복제품 또한 복제할 수 있는 능력을 갖게 해주고자 한다면, 자신의 조립 지시문을 그 복제품에 복사해주면 되는 것이다. 복제 과정에서 조립 지시는 두 가지의 용도로 사용된다. 실제 기계 조립시에는 해석 용도로 사

용되며, 자손에게 조립 지시를 복사할 때에는 해석되지 않은 데이터의 형태로 사용된다. 이 과정은 실제 DNA의 번역과 전사의 개념과 동일하지만, 이 두 가지 용도가 밝혀진 것은 von Neumann의 연구가 이루어진 몇 년 후였다.

CA가 일반인에게 널리 알려진 것은 Conway의 생명 게임(game of life)이다. 그러나, CA가 연구자들의 관심을 끌게 된 것은, 1982년 Wolfram이 1차원 CA의 패턴변화를 연구하여 CA에는 네 가지 유형(class)이 있음을 밝히고 난 이후이다.

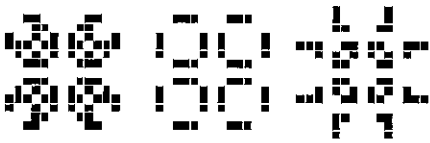


그림 2 생명 게임:CP-pulsar

3. 적응

Von Neumann의 연구가 자기 재생산의 능력을 갖춘 기계의 존재 가능성을 보여주긴 했지만, 어떻게 그러한 능력을 갖춘 기계를 만들 수 있을까? 이러한 기계를 하향식으로 설계하여 만든다는 것은 그 복잡도로 인하여 거의 불가능하다고 할 수 있다.

고등생물의 경우에, 그 생물이 제대로 살아남아 기능을 다하기까지는 적어도 두 가지의 중요한 적응 과정이 필요하다. 그것은 진화와 학습이다. 진화와 학습은 생명체의 적응성을 높이는 방향으로 행동을 변화시킨다는 측면에서 같은 수준으로 볼 수 있다. 기계학습(machine learning) 분야에서 생명체의 진화에서 아이디어를 얻은 진화 알고리즘과 생물학적 신경계에서 아이디어를 얻은 인공신경망을 주요한 학습 알고리즘으로 분류하는 것도 그와 같은 이유이며, 실제로 유전자 알고리즘과 인공신경망은 동일한 목적을 위해서 사용되는 경우가 많다.

진화와 학습의 차이점을 살펴보면, 시간척도상의 차이 말고도 진화는 퍼플레이션 수준에서의 적응이며, 학습은 개체 수준에서의 적응으로 볼 수 있다. 한 종은 무작위 변이(random

mutation)와 성적 재생산(sexual reproduction) 등을 통해 개체의 변이성을 유지하며, 여기에 선택압이 작용하여 적자가 생존하게 된다. 이에 반해, 한 개체는 일생동안 특정한 환경과 상호작용을 함으로써 환경의 요소들을 내부 구조에 포함시킴으로써 행동을 변화시킬 수 있다.

일반적으로 진화는 학습보다 훨씬 더 강력한 적응형태라고 말할 수 있다. 진화의 힘은 눈과 같이 새로운 기관을 만들어 낼 수 있지만, 학습은 그렇지 못하기 때문이다. 그러나, 고등생명체에서는 진화보다는 학습이 보다 막강한 영향력을 행사한다. 학습이 없이는 문화가 전달될 수 없으며, 진화의 힘만으로는 현대와 같은 복잡한 사회구조가 만들어지고 유지될 수 없기 때문이다.

3.1 진화

자연선택에 의한 진화는 생물학에서 핵심적인 개념일 뿐만 아니라 생태계만큼의 복잡도를 갖는 인공 시스템을 구축할 수 있는 방법으로 가장 전망이 밝은 방법이기도 하다. 19세기 다윈이 진화의 원리를 밝힌 이후로, 진화의 개념이 계산 가능한 형태로 변환되어 응용되기 시작한 것은 1950년대와 1960년대이다[5, 6]. 현재 가장 널리 알려진 것이 J. Holland의 유전자 알고리즘(genetic algorithm)이지만, 비슷한 시기에 진화 프로그램(evolutionary program), 진화전략(evolutionary program) 등이 개발되었고, 그 후에 분류자 시스템(classifier systems), 유전자 프로그래밍(genetic program) 등의 방법이 개발되었다. 이 시스템들은 형태는 조금씩 다르지만 기본적으로는 적자생존에 의한 선택에 기반을 두고 있다. 오늘날에는 이들을 통칭하여 진화 알고리즘(evolutionary algorithm)으로 부르기도 한다. 진화 알고리즘의 기본적인 과정은 그림 3과 같다.

진화 알고리즘은 많은 인공생명 모델에 있어서 핵심적인 역할을 한다[7]. 진화 알고리즘은 최적화 문제와 같이 실제적인 문제를 푸는 도구로서 사용되기도 하고, 진화 과정의 모델로 사용되기도 한다. 응용 예를 들면, 최적화, 자동 프로그래밍, 기계 학습, 경제 모델, 면역계

```

// 시간 초기화
t := 0;
// 무작위로 개체군 초기화
initpopulation P (t);
// 군내의 모든 개체 평가
evaluate P (t);
// 종료조건 검사
while not done do
    // 시간 1씩 증가
    t := t + 1;
    // 자손 생산을 위한 개체군 일부 선택
    P' := selectparents P (t);
    // 선택된 부모의 "유전자" 재조합
    recombine P' (t);
    // 확률적으로 변이 도입
    mutate P' (t);
    // 새 적합도 평가
    P' (t);
    // 적합도에 따른 생존자 선택
    P := survive P,P' (t);
od

```

그림 3 진화 알고리즘

모델, 생태계 모델, 집단 유전학 모델, 진화와 학습의 상호작용, 사회계 모델 등이다.

인공생명 모델에 있어 앞서 언급한 진화 알고리즘뿐만 아니라, 진화에 기반을 둔 기법을 많이 사용한다. 그 중 가장 대표적인 예가, T. Ray에 의해 개발된 디지털 유기체 Tierra를 들 수 있다[8].

그는 컴퓨터 내에 가상의 환경을 만들어 자기 복제하는 기계어 코드들이 에너지원인 CPU time을 놓고 경쟁하도록 만들었다.

실험 과정에서 스스로 복제할 능력을 갖추지 못한 기생충이 탄생해 숙주를 감염시키고, 시간이 흐르면서 면역 기능을 갖춘 숙주가 등장하는 등 실제 기생충과 숙주의 생물학적 군비 확장 경쟁(biological arms race)과 비슷한 현상을 보여주었다. 현재는 Network Tierra 버전을 이용하여 지속적인 연구가 수행되고 있다 [9].

3.2 학 습

학습은 개체의 일생동안의 생활에서 발생하는 과정으로, 대부분의 생물에서 생존에 필수적인 요소이다. 학습 분야는 기계학습(machine learning) 분야에서 많이 연구되어 왔는데, 크게 분류하자면, 귀납적 패러다임(inductive paradigm), 유추 패러다임(analogy paradigm), 유전적 패러다임(genetic paradigm), 그리고 연결주의 패러다임(connectionist paradigm)으로 나눌 수 있다[10]. 인공생명 분야에서는 귀납적 패러다임이나 유추 패러다임은 많이 사용되지 않고, 학습 분야에서는 인공신경망 분야를 특히 많이 사용하고 있다. 인공생명 연구자들이 인공신경망 자체를 직접적으로 연구하는 경우는 드물고, 진화 알고리즘과 병행하여 이용하는 경우가 특히 많다.

3.3 진화와 학습 및 볼드윈 효과

볼드윈(Baldwin)은 1896년에 American Naturalist에서 '진화에서의 새로운 요인(A New Factor in Evolution)'이라는 글을 기고하여, 라마르크적 진화를 따르지 않고도 획득 형질이 유전될 가능성을 제안하였다[11]. 이것이 후에 볼드윈 효과로 불리게 되었으며, 100여년 동안 많은 논란거리가 되었다. 실제 생물계에서 볼드윈 효과를 관찰한다는 것은 복잡성이나 필요한 기간면에서 거의 불가능하기 때문이다.

진화와 학습의 관계에 있어 초기에 이루어진 연구는 주로 볼드윈 효과가 실제로 존재하는지를 살펴보는 것이었다. 이 연구는 Hinton과 Nowlan의 연구로 시작되었으며[12], 그 후 많은 연구들이 인공생명을 통하여 진화와 학습의 관계에 대한 통찰력을 얻고자 노력하고 있다 [13~17].

대부분의 연구에서 행동을 만들어 내기 위해 학습하는 인공신경망을 사용하고, 인공신경망은 세대를 거쳐감에 따라 진화한다. 그러나 라마르크적 진화와는 달리 일생동안 학습된 성질은 다음 세대로 전달되지 않고, 개체가 태어날 때 물려받았던 인공신경망의 초기값이 다음 세대로 전달된다.

이러한 체계 하에서 볼드윈 효과가 나타나는 과정은 일반적으로 다음과 같다. 학습을 통해 빨리 적응하여 좋은 성과를 낸 개체는 높은 적응값을 갖게 되며, 다음 세대에 자손을 나올 가능성이 높아진다. 또한 진화는 보다 빨리 학습할 수 있는 능력을 갖춘 개체를 선택함으로써 선택된 개체는 다음 세대에는 더욱 빨리 학습을 할 수 있다. 이러한 과정이 상승작용을 일으켜, 학습이나 진화만으로 얻을 수 있는 것보다 더 효율적인 행동을 빠른 시간 내에 만들어 낼 수 있다는 것이 인공생명에서 보통 말하는 볼드윈 효과다.

물론 볼드윈 효과가 항상 나타나는 것은 아니다. 학습과 진화를 결합함으로써 상승작용을 일으키기도 하지만, 상쇄작용을 일으키기도 한다. 인공생명 실험에서 진화의 속도를 어떻게 설정하느냐에 따라 반대 효과도 일어난다. Mayley은 학습이 유전적 차이를 “감추는” 역할을 함으로써 선택압을 감소시킬 수 있다고 하였다[18]. 그러므로, 볼드윈 효과와 “감추는” 효과가 상충관계에 있으며, 이는 학습 비용과 환경의 차이(landscape epistasis)에 의해 영향을 받는다.

또한 인공세계에서는 어떠한 진화 방법도 가능하므로 라마르크적 진화도 고찰해 볼 수 있다. 라마르크적 진화를 따를 경우 자손이 부모가 학습했던 것에서 시작하여 학습을 지속할 수 있으므로 처음부터 다시 학습해야 하는 다윈적 진화에 비해 더 효과적일 수 있으며, 실제 몇몇 연구들이 이러한 생각을 뒷받침해 주었다. 그러나 이러한 방법이 컴퓨터 세계에서 항상 효율적이라고 보기는 어렵다. Whitley 등은 어떤 함수 최적화 문제에서는 볼드윈 효과를 이용하는 학습과 진화의 결합이 라마르크적 진화보다도 더 효과적일 수 있음을 보여주었다[16]. 또한 Sasaki와 Tokoro는 변화하는 환경에서는 다윈적 진화가 라마르크적 진화보다 더 강건하며(robust) 안정된(stable) 행동을 보일 뿐만 아니라 동적인 환경 자체를 향하여 적응성을 유지한다는 사실을 발견하였다[19].

여기에서 좀더 발전하여, Hutchins와 Hazlehurst는 문화적 과정에서의 학습 문제를 살펴

보았다[20]. 그들은 볼드윈 효과가 유효하더라도 그 효율성과 속도 면에서는 여전히 더딘 것이며, 문화가 한 세대의 학습에서 다른 세대로의 학습을 연결해 주는 보다 더 강력한 효과임을 보여주었다. 그들의 체계하에서 문화적 편기(cultural bias)는 학습을 안내하며, 학습은 다시 진화를 안내한다. 그 외에도 Elman은 학습과 발달의 관계를 살펴보았는데, 학습에 있어서의 점진성이 중요하며 오랜 발달기가 학습을 통한 행동의 습득에 긍정적인 역할을 할 수 있음을 보여주었다[21].

4. 발 달

다세포 유기체에서는 단일 세포의 세포 분열과 기능 분화라는 발달 과정을 통해 시공간상의 복잡한 형태와 패턴이 형성되는데, 이러한 창발 현상을 일반적으로 형태 형성(morphogenesis)이라 한다. 현재까지 발달에 관한 자세한 메커니즘이 아직까지 잘 알려진 것이 없으며 발달 문제에 관한 연구가 다소 부족했으나, 생물의 유전적 변화가 그 표현형에 직접 영향을 미치는 것이 아니라, 발달이라는 과정이 유전적 정보와 표현형을 매개한다는 관점에서 볼 때, 발달에 관한 연구는 매우 중요한 부분의 하나이다. 뿐만 아니라 구현의 관점에서 볼 때에도 발달은 복잡한 표현형들에 대한 간결한 유전적 표현을 가능하게 한다는 장점도 갖고 있다.

형태 형성에 대한 초기 모델로써는 등질적인 매체로부터 패턴의 창발 현상을 설명하기 위한 A. Turing의 reaction-diffusion 모델이나 성장하는 생물학적 구조를 모델링하기 위한 Eden의 모델 등이 있으며, 환경에의 민감도를 고려한 Ulam의 CA 모델 등이 있다. 이와 같은 모델들은 환경에 의해 지나친 영향을 받으며, 새로운 재료의 추가는 시스템의 발달 부분에서의 성장으로 나타난다는 단점이 있다. 그러나, 생물의 경우에 형태 형성은 유전적 요인에 의해 가장 큰 영향을 받으며, 성장은 모든 부분에서 동시에 일어난다. 이러한 측면을 강조하기 위하여 만들어진 것이 L-system이다[22].

린덴마이어 시스템(Lindenmayer systems), 혹은 줄여서 L-system은 1968년에 A. Lindenmayer가 세포의 발달을 모델링하기 위해 개발한 기법으로 string rewriting 시스템이다. 세포들은 기호로 표현되고, 세포 분화는 기호를 기호열로 대치시킴으로써 일어난다. 예를 들어, A와 B라는 두 개의 세포 유형을 가진 단순한 시스템이 있다고 가정하고, 세포 A는 AB로 분화되고, 세포 B는 BA로 분화된다고 가정하면, AB로 시작한 세포는, 다음 단계에서는 ABBA로, 그 다음 단계에서는 ABBA-BAAB, 그 다음 단계에서는 ABABAA-BBAABABBA로 분화될 것이다. 나무를 관찰해 보면, 나무의 가지들은 전체 나무의 축소판과 닮아 보이는데, 이와 같은 패턴은 L-system으로써 쉽게 표현될 수 있다.

L-system은 컴퓨터 그래픽에서 식물등을 모델링하는데 주로 사용되었으나[23]. 최근에는 생물학 분야에서는 세포 분화 패턴과 형태 형성 연구, 로봇 공학에서는 구조적 패턴 인식과 음성 인식, 컴퓨터 과학 분야에서는 프로그래밍 언어의 의미론 등의 다양한 분야에서 연구되고 있다.



그림 4 2D bracketed OL-system

동물의 형태 형성에 관한 연구는 아직까지 초기 단계에 머물고 있는 실정이며, 연구의 상당 부분은 진화하는 인공신경망의 발달 모델에 초점을 맞추고 있다[24]. 특히 주목을 끌만한

것은 Dellaert와 Beer의 연구로 비록 단순하긴 하지만 자율 에이전트의 몸체와 신경계의 공진화 가능성을 발달 모델을 통해 보여주었다 [25].

5. 창 발

창발이라는 용어가 여러 학문 분야(물리학, 화학, 생물학, 심리학, 사회과학, 신경망, 유전자 알고리즘, 분류자 시스템, 인공생명 등)에서 널리 쓰이고 있음에도 불구하고, 그것이 정확히 무엇이나에 대해서 체계적으로 기술하기는 쉽지 않다. 일반적으로 말하자면, 창발 현상이란 저수준의 단순한 기체들을 단순한 방식으로 결합시킨 결과로 고수준의 복잡한 기능이 산출되는 현상을 말하는 것으로 인공생명 시스템들은 일반적으로 많은 수의 단순하고, 기본적인 단위로 구성되어 있으며, 관심을 갖고 있는 속성들은 이들의 상호작용을 통하여 창발한다.

창발의 가장 대표적인 예는 Reynolds의 boid이다[26]. 각 boid는 다음과 같이 단 세 가지의 단순한 행동 규칙만을 따른다. (1) 다른 boid들과 충돌하지 않도록 한다. (2) 주변의 다른 보이드들과 같은 방향을 유지한다. (3) 주변의 boid들의 평균 위치를 향해 움직인다. Reynolds는 이와 같은 세 가지 행동 규칙을 통하여 무리 짓기 행동이 창발할 수 있음을 보였다. 이후, 이와 같은 알고리즘은 동물, 새, 물고기 등의 집단행동을 모델링하기 위해 사용되었으며, Batman Returns, Cliffhangers, Lion King 등의 영화에서 동물들의 집단 행동을 표현하는데 응용되었다.

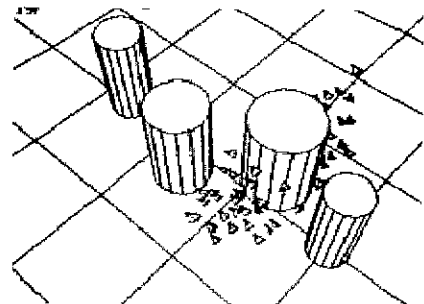


그림 5 Reynolds의 boid

창발의 또 다른 예는 로봇 분야에서 Brooks의 포섭 구조(Subsumption architecture)로 대변되는 행동 중심의 인공지능(behavior-based AI)이다[27]. 전통적인 인공지능에서는 하향식(Top-down) 방법을 이용하여 지능을 기능적인 정보처리 모듈로 쪼개고, 각 모듈들은 그 자체로서는 별 다른 일을 하지 못하지만, 각 모듈들을 조합함으로써 전체 시스템의 행동이 나타나도록 설계한다. 그러나, 행동중심의 인공지능에서는 지능을 개별 행동생성 모듈들로 분해하므로, 각 모듈들은 실제로 특정한 행동을 수행할 능력을 갖고 있다. 행동 중심의 인공지능에서는 이 각 모듈들이 상호 협동하여 보다 복잡한 행동들을 만들어 낸다.

전통적인 지식기반의 인공지능에서 실제 세계에서 활용될 수 있는 로봇을 구현하기 위해서는 센서에서 감지된 환경을 지각 모듈에서 기호의 형태로 표현한 후, 계획 모듈에서 계획을 만들어, 기호의 형태로 명령을 전달하면, 이것이 해석되어 실행 모듈에서 실제 어떤 행동을 수행한다. 반면 행동 중심의 인공지능에서는 특정한 목적을 달성하기 위해, 그에 필요한 다양한 행동 모듈들을 계층적으로 구축하며, 이 모듈들은 각각 특정한 행동을 수행하고, 병렬적으로 운영된다. 이 행동 모듈들을 조정하기 위해서 포섭 구조와 같이 단순한 중재 방식이 사용된다.

예를 들어, 건물 내의 감시 로봇을 구축한다면, 문을 인식하고 통과하는 모듈, 벽을 따라가는 모듈, 장애물을 피해가는 모듈 등을 구축하여 이들이 병렬적으로 작동하도록 한다. 단순한 중재 방식으로서의 장애물을 피해가는 모듈은 벽을 따라가는 모듈보다 우선 순위를 갖도록 하고, 벽을 따라가는 모듈은 문을 통과하는 모듈보다 항상 우선순위를 갖도록 하는 것이다. 이렇게 구축된 로봇은 자신의 행동 과정을 사전에 계획하지 않았지만, 관찰자의 관점에서 보면, 마치 건물 내를 감시하기 위한 목적을 갖고 움직이는 로봇처럼 보일 것이다.

또한 앞서 설명했던, 지역적인 상호작용을 통하여 하나의 세포에서 다세포 유기체가 성장하는 것도 창발현상의 하나로 볼 수 있다. 이외에도 창발의 다양한 예를 들 수 있는데, 이

들 모두는 기본적으로 인공생명이 하향식이 아닌, 상향식 접근 방법을 취하고 있기 때문에 나타나는 현상으로 볼 수 있으며, 창발에 대한 이해는 결국 주어진 목적(성질)을 달성하기 위해 하위 구성요소들을 어떻게 상호작용시켜야 하는가에 대한 설계의 실마리를 제공해 줄 수 있을 것이다..

6. 결 론

지금까지 자기 재생산, 진화, 학습, 그리고 발달 등의 주제를 살펴보고, 인공생명 분야에서 이들을 어떤 식으로 접근하고 있는지 살펴 보았다. 그러나 이들은 상호 독립된 주제가 아니라, 상호 밀접한 연관관계를 갖고 있음을 명심해야 할 것이다. 현재는 이들이 비교적 독립적으로 연구되고 있거나 한 두 가지의 상호작용에 대한 연구가 진행되고 있지만, 향후 이들에 대한 보다 종합적인 연구가 진행되어 갈 것이다.

또한 지금까지의 논의에서 빠진 중요한 부분 중의 하나가 환경의 문제이다. 변화하는 환경의 선택압이 없었더라면, 지금과 같은 복잡하고 다양한 생태계가 만들어지기는 어려웠을 것이다. 그러나 환경은 그저 주어지는 것이 아니라 다른 에이전트가 자신의 환경을 구성하고, 자신이 다른 에이전트의 환경이 되기도 하면서, 환경과 생명체(혹은 환경과 인공 에이전트)는 지속적인 상호작용을 한다. 많은 인공생명 모델들이 이와 같은 상황을 모델에 포함시키고 있으며, 개체와 환경과의 상호작용도 중요한 연구부분의 하나가 될 것이다.

인공생명의 형성 초기에 생물학 분야의 연구자들에게는 오히려 별 관심을 끌지 못했으나, 지금은 관심도가 점점더 높아져가고 있는 추세이다. 인공생명은 전통적인 연구 방법을 보완할 수 있는 새로운 분야로, 이에 대한 연구를 통하여 컴퓨터 모델이 생명 현상을 이해하는 한 가지 좋은 도구를 제공해줄 수 있으며, 이러한 이해는 또다시 새로운 컴퓨터 모델을 만들 수 있는 영감을 제공할 수 있을 것이다. 이러한 상승작용을 통해 생명에 대한 보다 더 깊은 이해가 가능할 수 있을 것이다. 또한, 인공

생명 구현 노력을 통하여 얻어지는 결실은 그 자체로 다양한 공학분야에 폭넓게 적용될 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] Langton, C.G., Ed., *Artificial Life*, Addison-Wesley, 1990.
- [2] Langton, C.G., Ed., *Artificial Life: An Overview*, The MIT Press, 1995.
- [3] Sipper, M., "If the Milieu is Reasonable: Lessons from Nature on Creating Life." *Journal of Transfigural Mathematics*, Vol. 3, No. 1., pp. 7-22, 1997.
- [4] Perrier, J.-Y, Sipper, M., and Zahnd, J., "Toward a Viable, Self-Reproducing Universal Computer," *Physica D*, 97, pp. 335-352, 1996.
- [5] Holland, J.H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, 2nd Ed., The MIT Press, 1992.
- [6] Goldberg, D.E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- [7] Mitchell, M. and Forest, S., "Genetic Algorithms and Artificial Life," in Langton, C.G. Ed., *Artificial Life: An Overview*, pp. 267-182, 1995.
- [8] Ray, T.S., "An Approach to the Synthesis of Life," In Langton et al., ed., *Artificial Life II*, Addison-Wesley Publishing Co., pp. 371-408, 1992.
- [9] Ray, T.S., "Continuing Report on the Network Tierra Experiment," <http://www.hip.atr.co.jp/~ray/tierra/netreport/netreport.html>, 1996.
- [10] Carbonell, J., *Paradigms of Machine Learning*, The MIT Press, 1990.
- [11] Baldwin, J.M., "A New Factor in Evolution: Part I and Part II, *American Naturalist*, Vol. 30, 441-451(I), 536-553(II), in <http://paradigm.soci.brocku.ca/~lward/>, 1986.
- [12] Hinton, G.E. and Nowlan, S.J., "How Learning can Guide Evolution," *Complex Systems*, Vol. 1, pp. 495-502, 1987.
- [13] Ackley, D.E. and Littman, M.L. "Interactions between Learning and Evolution, In. Langton, C.G., et. al., Eds., *Artificial Life II*. Reading, Addison-Wesley, 1991.
- [14] Grau, F., and Whitley, D., "Adding Learning to the Cellular Development of Neural Networks: Evolution and the Baldwin Effect," *Evolutionary Computation*, Vol. 1 No. 3, 213-233, 1993.
- [15] Nolfi, S., Elman, J.L., and Parisi, D., "Learning and Evolution in Neural Networks. Adaptive Behavior," Vol. 3, No. 1, pp. 5-28. 1994.
- [16] Whitley, L.D., Gordon, S., Mathias, K. "Larmarekian Evolution, The Baldwin Effect and Function Optimization," In Davidor, Y. et. al., Eds., *Parallel Problem Solving from Nature-PPSN III*. Springer-Verlag, pp. 6-15. 1994.
- [17] Hightower, R., Forrest, S., Perelson, A., "The Baldwin Effect in the Immune System: Learning by Somatic Hypermutation." In Eshelman, L.J. Ed., *Proceedings of the 5th Intl. Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, San Francisco, CA. pp. 184-192, 1995.
- [18] Mayley, G., "Guiding or Hiding: Explorations into the Effects of Learning on the Rate of Evolution," *Husbands, P. and Harvey I., Eds., Fourth European Conference on Artificial Life*, MIT Press, 1997.
- [19] Sasaki, T., Tokoro, M., "Adaptation

toward Changing Environments: Why Darwinian in Nature?" In Husbands, P. and Harvey, I., Eds, Fourth European Conference on Artificial Life, MIT Press, 1997.

[20] Hutchins, E. and Hazlehurst, B., "Learning in the Cultural Process," in Langton, C.G., et. al., Eds., Artificial Life II, Addison-Wesley, 1991.

[21] Elman, J.L., Learning and Development in Neural Networks: The importance of starting small. Cognition 48, pp. 71-99. 1993.

[22] Prusinkiewicz, P., Hammel, M. and Mech, R., "Visual Models of Morphogenesis: A Guided Tour", <http://ftp.cpsc.ucalgary.ca/projects/bmv/vmm/title.html>, 1995.

[23] Chen, H.-W., L-System Plant Geometry Generator, <http://www.tc.cornell.edu/Visualization/contrib/cs490-94to95/hwchen>, 1995.

[24] Belew, R.K., Kammeyer, T.E., "Evolving Aesthetic Sorting Networks Using Developmental Grammars. In Forrest, S. Ed., Proc. Fifth Intl. Conf. on Genetic Algorithms (ICGA-93), San Mateo, CA, Morgan Kaufmann. 1993.

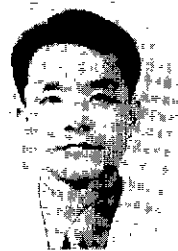
[25] Dellaert, F. and Beer. R.D., "A De-

velopmental Model for the Evolution of Complete Autonomous Agents," In Pattie Maes et. al., Eds., From Animals to Animats 4: Proceedings of the Fourth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior, Cambridge, MA: The MIT Press/Bradford Books, 1996.

[26] Reynolds, C.W., "Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model," in Computer Graphics, Vol. 21, No. 4, (SIGGRAPH '87 Conference Proceedings), pp. 25-34. 1987.

[27] Brooks, R.A., "A Robot That Walks; Emergent Behaviors from a Carefully Evolved Network," MIT AI Lab Memo 1091, February 1989.

성 시 중



1991 고려대학교 경영학박사
 1994 고려대학교 대학원 경영학과 석사
 1994~1998 고려대학교 지능정보 시스템 연구실 (IISL) 연구원
 1998 고려대학교 대학원 경영학과 박사
 1998~현재 용인송담대학교 전자계산과 전임강사
 관심분야: 인공지능, 신경망, 지능형 에이전트, 인공생명 등의 경영학적 응용
 E-mail: shjpong@ysc.ac.kr
