

# 인공 면역 시스템과 분산 유전자 알고리즘에 기반한 자율 분산 로봇 시스템

## Distributed Autonomous Robotic System based on Artificial Immune system and Distributed Genetic Algorithm

심귀보 · 황철민

Kwee-Bo Sim and Chul-Min Hwang

중앙대학교 전자전기공학부

### 요 약

본 논문에서는 인공 면역 시스템과 분산 유전자 알고리즘에 기반하여 동작하는 자율분산로봇 시스템을 제안한다. 시스템에서 로봇들의 행동은 전역행동과 지역행동으로 분류된다. 전역행동은 환경에서 작업을 탐색하는데 이를 빠르게 수행하기 위하여 집합과 분산의 두 가지 행동으로 이루어져 있다. 이때 인공 면역 시스템은 로봇이 어떤 행동을 선택하여 행동할 것인가를 결정한다. 지역행동은 탐색된 작업을 수행하는 부분으로서 어떤 로봇들이 협조행동을 할지를 학습하고, 학습한 결과에 따라 작업을 수행하는 행동을 한다. 이를 위해 분산 유전자 알고리즘을 이용하여 각 로봇들은 주어진 작업에 대하여 학습을 한다. 제안된 시스템에서 학습 알고리즘은 주어지는 작업의 변화로봇들은 주어진 작업을 수행하기 위해 학습을 하고, 주어진 작업이 변할 경우 스스로 대처한다는 면에서 기존의 자율 분산 시스템보다 적응성에서 향상된 시스템이다.

### Abstract

This paper proposes a Distributed Autonomous Robotic System(DARS) based on Artificial Immune System(AIS) and Distributed Genetic Algorithm(DGA). The behaviors of robots in the system are divided into global behaviors and local behaviors. The global behaviors are actions to search tasks in environment. These actions are composed of two types: dispersion and aggregation. AIS decides one among above two actions, which robot should select and act on in the global. The local behaviors are actions to execute searched tasks. The robots learn the cooperative actions in these behaviors by the DGA in the local. The proposed system is more adaptive than the existing system at the viewpoint that the robots learn and adapt the changing of tasks.

**Key words** : 인공 면역 시스템, 분산 유전자 알고리즘, 자율분산로봇 시스템

### 1. 서 론

과거 대부분의 로봇 제어에는 중앙집중식 제어 방식이 사용되었다. 중앙집중식 제어 방식은 빠르고 정확한 제어가 가능하다는 장점이 있다. 하지만 기술이 점점 증가하고 제어하는 시스템이 복잡해짐에 따라 유연성과 강인함이 필요하게 되었고, 그 결과 사회의 구성이나 개미나 벌 등의 군집 체계, 생체시스템 등을 모델링한 자율분산시스템이 제안되었다[1]. 자율분산로봇시스템은 자율분산제어방식을 이용하여 다수의 로봇을 제어하는 시스템이다. 각각의 로봇은 자신 주변의 환경을 인식하고 어떤 행동을 할지를 결정하여 행동한다. 이때 로봇들은 상호 협조행동을 함으로써 주어진 작업을 수행하는 하나의 거대한 시스템을 구성한다. 시스템의 특징은 각 로봇들이 인식한 주변의 정보를 통합하여 분석함으로써 각각의

행동을 결정하는 것이 아니라 자신이 감지할 수 있는 범위내의 장애물이나 로봇, 작업등을 인식하고, 이것들을 바탕으로 감지된 범위내의 다른 로봇들과 협조행동을 하여 작업을 수행하기 위한 행동을 결정하게 되고 이러한 각각의 로봇들이 모여서 전체적인 시스템을 구성하게 된다는 점이다[1]. 본 논문에서는 생체시스템 중에서 생체면역계를 모델링한 인공 면역계[2]를 이용하여 자율분산시스템을 구성하였다. 자율분산 시스템 내의 각 로봇들은 학습을 통하여 주어진 작업을 수행하기 위한 최적의 방법을 탐색하게 한다. 이러한 학습 시스템은 환경에 주어지는 작업이 변화여도 그에 적절한 방법을 찾아 적용할 수 있게 함으로써 자율분산시스템이 가지는 유연성을 더욱 강하게 한다. 각 로봇의 학습알고리즘은 분산 유전자 알고리즘을 이용하였으며 학습한 정보를 통신을 이용하여 상호 교환함으로써 각 로봇들이 직접 학습하지 않더라도 간접 학습의 효과를 얻게 하여 빠른 학습이 이루어지도록 하였다.

생체 면역 시스템은 항체를 중심으로 한 B세포와 림프구 중심의 T세포가 서로 유기적으로 상호작용을 함으로써 안정한 생체방어 기능을 유지한다[2]. 또한 미지의 항원에 대응하기 위해서 세포 분열 때에 모듈단위로서 유전자의 재결합이

접수일자 : 2004년 1월 5일

완료일자 : 2004년 3월 31일

본 연구는 과학기술부의 뇌신경정보학연구사업의 '뇌정보 처리 메커니즘에 기반한 인간행동시스템연구'의 연구비 지원으로 수행되었습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

나 돌연변이가 발생하여 많은 종류의 항체를 생산할 수 있다. 이때 항원에 대해 가장 적절한 항체가 클론 선택에 의해 증식하고 자기를 손상시키거나 필요 없는 항원은 제거된다. 이와 같은 면역 시스템은 고도의 정보처리 메커니즘을 내장한 세포가 집단 내에서 상호작용 하는 병렬형 자율분산시스템이다. 면역 시스템을 모델링한 인공면역 시스템에서 각 세포들은 항원으로부터 자극을 받을 뿐만 아니라 다른 항체로부터 자극과 억제를 받는다. 그리고 자극된 정도에 따라 항원에 반응하거나 자신을 복제하는 작업을 수행함으로써 항원의 침입에 대해 적절한 대응을 하게 된다. 이렇게 세포들이 서로 상호 작용을 하면서 연결되어 있는 모습을 인공 면역 네트워크라고 하며, 각 세포들의 자극과 억제를 식으로 나타낸 것을 인공 면역 네트워크 방정식이라고 한다[2-4]. 인공 면역 네트워크를 로봇의 행동결정에 적용함으로써 함으로써 로봇의 자율분산시스템을 구성하도록 한다.

로봇의 학습에 사용된 분산 유전자 알고리즘은 유전자 알고리즘을 확장한 형태이다. 분산 유전자 알고리즘은 적용하는 방법에 따라 서로 다른 형태를 띠고 있다. 개체군을 다수의 개체군으로 분리해서 사용하기도 하고, 하나의 개체나 각각의 형질들을 기준으로 나누어 사용하기도 한다. 그 외에도 평가나 다른 주요 연산이 수행될 때, 전체를 관리하는 시스템이 존재하여 한꺼번에 수행되기도 하며 부분적으로 분산되어 이루어지기도 한다[5-8].

본 논문에서는 인공면역시스템을 이용하여 전역 행동을 결정함으로써 로봇들이 환경에서 수행해야 하는 작업을 빠르게 찾고, 작업을 수행하는데 있어서 필요한 로봇을 집합시킴으로써 최초 작업을 발견하고부터 수행할 때까지의 시간을 줄일 수 있게 전역 행동을 설계하였다. 작업을 수행하는데 있어서, 분산 유전자 알고리즘을 이용하여 작업을 어떤 식으로 수행할 것인가를 학습하고 학습한 분류자에 관한 정보를 각 로봇들이 통신을 이용하여 주고받음으로써 간접 학습효과를 얻을 수 있도록 지역 행동을 구성하였다.

## 2. 인공면역 시스템

### 2.1 면역 시스템

생체의 방어체계인 면역 시스템은 박테리아, 기생균, 병원균, 독소, 바이러스 등과 같은 항원이라고 통칭하는 매우 다양한 외부 유기체나 단백질에 대하여 생체를 방어할 수 있는 매우 정교하고 복잡한 시스템이다. 면역계는 생물학적인 진화와 비슷한 진화 메커니즘에 의해서 학습을 수행한다. 이러한

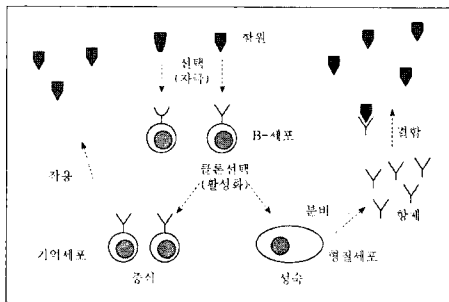


그림 1. 면역 시스템의 동작[1,2]  
Fig. 1. Operation of Immune System[1,2]

학습을 통하여 거의 모든 외부의 세포나 분자들을 인식할 수 있다. 그러기 위해서는 자신의 체내에서 만들어지고 순환하는 세포와 분자들을 외부의 것과 구별해야 한다. 또한 면역계는  $10^{16}$  정도의 다른 외부 분자들을 인식할 수 있다고 추정된다. 이것은 인간의 유전자가 약  $10^5$  종류의 면역계의 구성요소를 암호화할 수 있다는 것과 면역계가 중앙의 제어 기관이 없이 온몸에 걸쳐 분산되어 있다는 점(자율분산시스템)을 고려할 때 매우 놀라운 사실이다. 면역계를 구성하는 기본 요소는 두 가지 형태의 세포(림프구)이다. 이는 B세포(B 림프구)와 T세포(T 림프구)로써, B세포는 항체를 분비하는 체액성 반응을 하며, T세포는 면역에 관련된 세포를 자극 또는 억제하거나 감염된 세포를 죽이는 세포성 반응을 주로 담당한다. 최근의 연구 결과에 의하면, 면역계는 외계로부터 침입한 이물질들을 물리치는 단순한 기능만이 아니라, 시시각각으로 변화하는 환경 속에서 자신을 존속시키는 중요한 기능을 가지고 있다는 것이 밝혀지고 있다. 즉 각종 면역 세포가 체액 속을 단지 흩어져서 떠다니는 것이 아니라 서로 상호간에 커뮤니케이션을 통하여 고도의 정보 처리를 시스템 레벨에서 실현하고 있는 것이다[2-4].

### 2.2 면역 시스템의 동작 원리

하나의 항체는 하나의 항원만을 인식할 수 있다. 따라서 자연계에 존재하는 수많은 항원을 인식하기 위해서 면역 시스템은 학습을 한다. 새로운 항원에 대한 학습은 그와 유사한 항원에 대응하는 항체를 생산하는 B세포의 증식 및 재생산에 의하여 이루어진다. 또한 침입한 항원을 물리치면 그 항원에 대해서는 또 다시 인식이 가능한 기억세포가 만들어진다. 이 기억세포는 뇌가 아닌 패턴 인식 개체에 기억되는 것으로 생각되고 있다. 또한 항체도 하위 특이적인 수용체인 idiotope를 가지고 있기 때문에 항체 상호간의 복잡한 작용에 의해 상호 자극 및 억제를 통하여 시스템이 동작되는 것으로 생각된다. 그렇다고 항체 상호간 서로 결합하는 것이 아니라 어느 정도의 임계치를 가지고 자극과 억제를 함으로써 세균의 침입시보다 효율적으로 대처하는 것으로 판단된다. 이것을 면역네트워크 가설이라고 한다[2].

그림 1은 면역시스템의 동작을 나타내는 그림이다. 특정한 항원이 침투했을 때, 그것을 인식하는 B세포가 자극을 받아 활성화된다. 활성화된 B세포는 클론 복제를 통하여 기억세포를 만들거나 스스로 성숙해 혈장세포로 변한다. 보조 T세포는 이 과정을 촉진시키는 역할을 하는데, 항원과 결합한 매크로파지의 자극에 의해 활동을 개시한다. 혈장세포는 침입한 항원을 인식할 수 있는 항체를 분비하여 항원이 사라지면 억제 T세포에 의해 분비를 멈추게 된다. 위의 그림에 면역 네트워크는 표현되어 있지 않지만 B세포와 T세포 상호간에 자극과 억제 관계를 형성한다. 이 면역 네트워크는 평상시에는 평형상태를 유지하다가 항원을 인식한 B세포가 발생하면 그 세포를 빠르게 증식하도록 하는 구조로 이루어져 있다 [2-4].

### 2.3 면역 네트워크

면역 네트워크가 어떻게 동작하는지는 아직 정확히 밝혀져 있지 않다. 하지만 그에 관하여 제안된 몇 가지의 가설들이 존재한다. 본 논문에서는 면역학자인 Jerne가 제안한 면역 네트워크 가설[2]에 보조 및 억제 T세포의 모델이 추가된 자율분산로봇시스템에 적용한 면역 네트워크 방정식이다 [3-4].

$$S_i(t+1) = S_i(t) + \left( \alpha \frac{\sum_{j=1}^N m_{ij} s_j(t)}{N} + \beta g_i(t) - c_i(t) - k_i \right) S_i(t) \quad (1)$$

$$s_i(t) = \frac{1}{1 + \exp(0.5 - S_i(t))} \quad (2)$$

$$c_i(t) = \eta(1 - g_i(t)) S_i(t) \quad (3)$$

표 1. 항체간의 상호 자극 계수  
table 1. Mutual stimulus coefficients

$m_{ij}$	집합	분산
집합	1	-0.1
분산	-0.1	1

단  $i = 0, \dots, N-1$ ;  $N$ 은 항체 종류의 수,  $S_i(t)$ 는 항체  $i$ 의 자극값,  $s_i(t)$ 는 항체  $i$ 의 농도,  $s_j(t)$ 는 항체  $j$ 의 농도,  $c_i(t)$ 는 항체  $i$ 의 농도를 조절하는 보조 및 억제 T세포의 농도,  $m_{ij}$ 는 항체  $i$ 와  $j$ 의 상호 자극 계수,  $g_i(t)$ 는 항체  $i$ 에 대한 항원의 자극값,  $\alpha, \beta, \eta$ 는 상수이다. 식 (3)에서 T세포의 농도  $c_i(t)$ 는 항원의 자극값 ( $g_i(t)$ )이 크고 항체의 자극값 ( $S_i(t)$ )이 작은 경우 값이 작아지기 때문에 결국 식 (1)에서 보조 T세포의 역할을 하고 반대로 항원의 자극값이 작고 항체의 자극값이 클 경우 값이 커져서 억제 T세포의 역할을 한다. 이때 보조 T세포는 B세포를 자극하고, 억제 T세포는 B세포를 억제한다[3-4].

2.2 면역 시스템의 동작

본 논문에서는 면역 네트워크 방정식을 이용하여 각 로봇의 전역행동을 결정하였다. 각 로봇의 전역행동은 수행할 작업을 탐색하고, 탐색한 작업을 수행하기 위하여 필요한 다른 로봇들을 모으는 과정이다. 따라서 이에 필요한 행동을 집합과 분산의 두 가지로 나타내었다. 각 로봇들은 자신의 주변 환경을 탐색하여 상황을 판단하고 어떤 전역행동을 할지를 결정한다. 우선 주변에 수행할 작업이 없는 경우 각 로봇들이 서로 근접한 거리에 있다는 것은 전체적인 탐색공간을 줄이게 된다. 따라서 작업의 양에 비해 너무 많은 로봇들이 집합해있는 경우 분산됨으로써 전체적인 탐색 공간을 넓혀 다른 작업을 찾기 쉽게 한다. 또한 작업을 발견한 경우 작업에 필요한 로봇들이 모여야 작업을 수행할 수 있다. 탐색된 작업 주변으로 로봇들이 모임으로써 작업을 수행할 수 있는 조건을 만족시킬 수 있도록 하였다. 이 과정에서 작업의 존재와

로봇의 수에 따라 어떤 전역행동을 할 것인가를 판단하는 것이 중요한 문제이다. 따라서 주변에서 탐색된 작업과 로봇을 항원으로 하고, 선택할 전역행동들을 항체로 하여 면역 네트워크 방정식을 적용하였다.

면역 네트워크 방정식을 적용하기 위해서 항원이 어떤 자극값을 가지는지를 설정해야 한다. 항원의 자극값은 앞에서 언급한 것과 같이 작업과 로봇으로 설정된다. 그림 2는 이 항원의 설정을 나타내고 있다. 우선 그림 2(a)에서 나타내는 집합을 자극하는 항원은 감지범위 내에서 작업이 얼마나 오랫동안 감지되었는가를 이용하여 설정하였다. 과거 10회 동안 탐지범위 내에서 작업에 감지된 회수를 계산하고 10회 모두 감지되었을 경우는 1을 한번도 감지되지 않은 경우는 0을 자극값으로 가진다. 그리고 그 사이의 값들은 선형으로 설정하였다. 이는 감지범위 내에서 작업이 지속적으로 감지되는 경우 작업이 제대로 수행되지 않는 것으로 판단하고 작업을 수행하기 위해 필요한 다른 로봇들을 집합하여 작업이 수행되게 하기 위함이다. 이 경우 작업을 수행하고 있는 로봇은 수행중인 작업에 의하여 지속적으로 자극을 받기는 하지만 시간이 경과함에 따라 수행중인 작업이 없어지기 때문에 무시하였다. 그림 2(b)에서 나타내고 있는 분산을 자극하는 항원의 설정은 감지범위 내에 얼마나 많은 로봇이 있는가를 이용하여 설정하였다. 감지범위 내에 존재하는 로봇의 대수가 4대 이상일 경우 자극값을 1로 하고, 감지된 로봇이 없는 경우를 0으로 하였다. 그 사이의 값들은 역시 선형으로 설정하였다. 4대의 로봇이 감지된 상황을 기준으로 항원의 자극값이 최대를 가짐으로써 로봇이 5대 이상 모여 있을 경우 로봇이 하나의 작업을 수행하기 위하여 필요한 로봇의 수보다 많은 로봇이 모여 있는 경우로 판단을 하여 분산행동을 취하게 설정하였다. 항체간의 자극 계수는 표 I 과 같이 설정을 하였다. 같은 항체는 서로 자극을 해주고 다른 항체간에서 약간의 억제작용을 하도록 설정을 하였다. 그 외에  $\alpha$ 는 0.001,  $\beta$ 는 0.8,  $\eta$ 는 0.05,  $k_i$ 는 0.1로 설정을 하였다. 파라미터 값은 실험을 통하여 선정하였다.

3. 분산 유전자 알고리즘

3.1 분산 유전자 알고리즘

분산 유전자 알고리즘은 유전자 알고리즘을 자율분산로봇 시스템에 적용하기 위하여 기본 개념을 확장하여 분산시스템에 적용시킨 것이다. 분산 유전자 알고리즘은 크게 3가지 방식으로 분류할 수가 있다. 첫 번째는 유전자의 일부를 분산 시스템의 각각의 요소에 분배하여 진화를 시킨 후 이 유전자를 모아서 전체의 유전자를 구성하는 방법이다[5]. 이때 적합도는 나누어진 개체에서 개별적으로 평가된다. 주로 로봇들의 협조에 의한 경로계획이나 시스템의 기능이 분화된 경우에 주로 사용한다. 두 번째는 시스템의 요소에 각각 독립적인 유전자를 갖도록 하고 이들의 분산적인 진화에 의해 좋은 개체를 찾아나가는 방법이다[6]. 개개의 로봇이 동등한 조건을 가지고 행동규칙 등의 진화에 의한 군 행동 실현을 목표로 할 때 주로 이용한다. 세 번째는 유전자를 각 유전형질별로 분류하여 로봇에게 할당하고 임무 수행 후 다시 합하여 하나의 유전자로 재구성하는 방법이다[7,8]. 본 논문에서는 두 번째 방식의 분산 유전자 알고리즘을 기초로 하여 학습을 하였다.

분산 유전자 알고리즘과 유전자 알고리즘의 차이는 평가

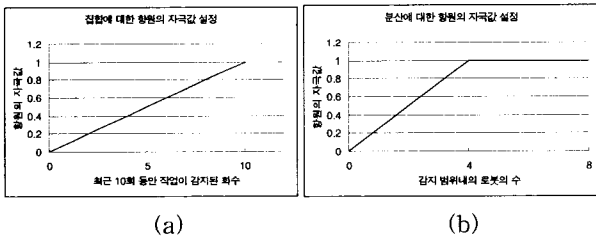


그림 2. (a) 집합과 (b) 분산을 담당하는 항체를 자극하는 항원의 자극값 설정 함수

Fig. 2. The stimulus function of antigen that stimulates antibodies, which are related to (a) aggregation and (b) dispersion.

하는 방법에 볼 수 있다. 유전자 알고리즘에서는 각 유전자의 평가와 선택, 재생산이 전체적으로 이루어진다. 하지만 분산 유전자 알고리즘에서는 각 로봇들이 자신이 가진 유전자의 성능을 평가하고, 로봇들 간의 지역적 통신을 이용하여 유전자의 재생산이 이루어진다.

3.2 로봇의 학습 알고리즘

자율 분산 로봇 시스템에서 로봇들의 종류는 몇 가지로 분류할 수 있다. 각 로봇들은 각기 다른 형태로 작업을 수행하며 하나의 작업을 수행하기 위해서는 몇 대의 로봇이 모여서 하나의 팀을 구성하여야 한다. 하나의 팀은 하나의 작업을 수행할 수 있으며 각 작업이 수행될 때에 팀을 구성하고 있는 로봇들이 어떤 작업을 수행하는 로봇들로 구성되어 있는가에 따라 작업의 효율이 달라진다. 로봇들은 지역 행동을 하면서 작업을 수행하기 위한 최적의 팀 구성을 학습한다. 이를 위하여 각 로봇은 작업을 수행하면서 자신이 가지고 있는 유전자의 적합도를 평가할 수가 있다. 평가된 로봇들은 작업을 수행하지 않는 경우 다른 로봇과 통신을 하면서 가지고 있는 유전자를 재생산하거나 전파함으로써 보다 나은 팀 조합을 찾는다.

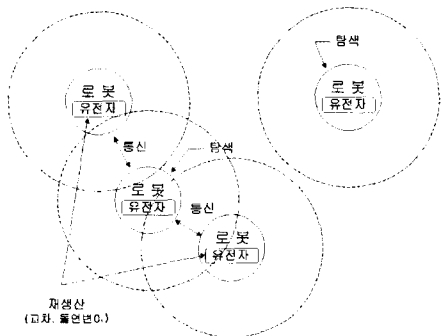


그림 3. 분산 유전자 알고리즘을 적용한 자율 분산 로봇의 구성  
Fig. 3. The composition of DARS with DGA

그림 3은 자율 분산 로봇 시스템에서 분산 유전자 알고리즘을 적용한 로봇의 구성과 알고리즘의 동작을 간단히 보여준다. 각 로봇들은 센서를 이용하여 주위의 환경을 감지하고, 통신을 이용하여 정보를 주고받는다. 이때 각 로봇의 감지거리와 통신 반경은 제한되어 있어서 지역적인 정보만 얻을 수 있고, 광범위하게 전체 환경에 대한 정보를 얻지는 못한다. 또한 각 로봇들은 하나의 유전자를 가지고 있고, 이 개체가 가진 정보를 이용하여 작업을 수행할 방법을 결정한다. 이때 작업 수행 성능을 평가하여 유전자의 적합도를 결정한다. 평가된 유전자를 가지고 있는 로봇의 경우 유전자의 전파나 재생산을 위한 행동을 취하게 된다. 두 대의 로봇이 통신을 하였을 때 두 로봇이 가진 유전자가 평가가 되었고, 모두 작업을 수행중이 아니라면 두 로봇은 가지고 있는 유전자의 적합도를 비교한다. 높은 적합도를 가지고 있는 유전자는 자신의 형질을 낮은 적합도를 가지고 있는 로봇에게 전파하고, 유전자를 전파 받은 로봇은 자신의 유전자와 전파 받은 유전자를 이용하여 교차와 돌연변이를 수행하여 2개의 새로운 유전자를 생성한다. 생성된 두개의 유전자 중 랜덤하게 하나의 유전자를 선택하여 새로운 유전자로 삼고 유전자의 적합도는 결정하지 않는다.

로봇이 팀을 구성하기 위해서는 팀 구성에 사용할 유전자

를 결정하여야 한다. 하나의 팀 안에는 여러 개의 유전자가 존재하고, 어떤 유전자를 사용하느냐에 따라 작업을 수행할 때의 성능이 달라진다. 하지만 무조건 높은 적합도를 가지고 있는 유전자를 선택할 경우 두 가지의 문제가 생긴다. 첫 번째는 평가되지 못한 유전자의 경우 시간이 지날수록 선택되어 수행될 확률이 낮아지게 된다. 두 번째는 최초 작업을 발견한 로봇이 자신의 유전자에 의하여 팀을 구성하였을 경우 팀 안에서 그 유전자가 가장 높은 적합도를 가진다는 것을 보장할 수 없기 때문에 팀이 구성되면서 적용되는 유전자가 바뀐다는 것이다. 따라서 최초에 작업을 발견한 로봇을 master라 칭하고 이 로봇은 자신이 가진 유전자에 의거하여 작업을 수행할 다른 로봇을 찾게 된다. master의 유전자를 만족하는 로봇이 존재할 경우 이 로봇을 slave라고 명하여 작업을 수행하기 위한 팀이 모두 구성 될 때까지 대기하다가 팀이 완벽히 구성된 경우 작업을 수행하도록 하였다. 또한 slave는 가지고 있는 유전자의 평가나 적용은 하지 않도록 설정하였다. master가 일정 시간이 지나도록 하나의 팀을 구성하지 못할 경우 현재 환경에서 master가 가진 유전자에 의해 팀을 구성하는 것이 힘들다고 판단하고, master의 역할을 포기하도록 하였다. 그에 따라 그 작업을 감지하고 있는 다른 로봇이 master가 되고 새로운 master가 가진 유전자에 의해 새로운 팀이 적용되게 하였다.

4. 모의실험

4.1 환경 설정

로봇들이 수행할 작업은 주변 환경에 있는 물체를 감지하고 감지된 물체의 종류에 따라 여러 종류의 로봇들로 팀을 구성한 뒤 팀을 구성하고 있는 로봇들이 서로 협조행동을 하여 물체를 미리 약속된 목표 지역으로 이동시키는 것이다. 앞에서 설명한 것과 같이 로봇들의 행동은 크게 전역 행동과 지역 행동의 두 가지로 분류할 수 있다. 전역 행동은 인공 면역 시스템의 면역 네트워크 방정식을 이용하여 구현되었으며 로봇이 물체를 탐색하고, 탐색된 물체를 운반하기 위하여 필요한 로봇들을 선택하기 쉽도록 물체 주변으로 로봇들을 집합시킨다. 지역 행동은 분산 유전자 알고리즘을 이용하여 구현되었으며 물체를 운반할 때 가장 빠르게 운반하기 위한 최적의 팀 조합을 탐색한다. 다음의 그림 4는 앞에서 설명한 모의실험이 동작하는 환경을 간단하게 나타내고 있다. 여기서 사각형과 삼각형은 운반하여야 할 물체를 나타내며 검은색

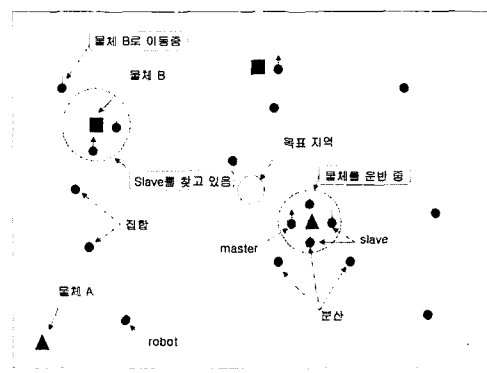


그림 4. 모의실험 환경  
Fig. 4. The environment of simulation

동그라미는 로봇을 나타낸다. 화살표를 가지고 있는 로봇은 master로 동작하고 있는 로봇을 나타내며 선만을 가지고 있는 로봇은 slave로 동작하는 로봇을 나타내고 있다. 그림 안에서 오른쪽에 점선으로 표현된 원 내부의 로봇들은 현재 완벽한 하나의 팀이 구성되어 물체를 운반하고 있는 상태이며 왼쪽의 점선으로 표현된 원 내부의 로봇들은 아직 팀을 구성 중인 상태이다. 이때 왼쪽의 점선으로 표현된 원 외부에 존재하는 slave 로봇은 master에 의해 slave로 결정은 되었으나 아직 물체를 운반하기 위한 작업 반경 내에 있지 않기 때문에 이동 중인 상태를 나타내고 있다. 중앙에 있는 실선으로 된 원은 물체를 운반하여야 할 목표 지역이다.

모의실험 환경에서 사용된 물체를 운반하기 위해서는 4대의 로봇이 필요하고 물체의 종류에 따라 가장 빠르게 운반할 수 있는 팀 조합이 존재한다. 만약 물체를 운반할 때 최적의 조합이 아닌 다른 조합의 팀이 운반을 할 경우 운반하는데 있어서 속도의 저하로 그 영향이 나타난다. 로봇의 종류를 R0~R3라고 하였을 때 표 2는 로봇 상호간의 작업 효율을 나타내고 있다. 이 표를 참고하여 작업 효율을 계산하는 방법을 살펴보면 물체를 운반하기 위한 최적의 팀 조합이 R0, R0, R1, R2일 때 실제 구성된 팀이 R0, R1, R2, R3이면 실제 작업 효율은  $(1+1+1+0.3)/4$  가 되어 0.825가 된다.

표 2. 로봇이 다른 종류의 로봇을 대신하였을 경우의 작업 효율

Table 2. The efficiency of the robots when they execute other roles.

	R0	R1	R2	R3
R0	1	0.3	0.1	0.3
R1	0.3	1	0.3	0.1
R2	0.1	0.3	1	0.3
R3	0.3	0.1	0.3	1

유전자의 구성은 6bits의 이진 코드로 구성되었다. 4종류의 로봇을 사용하였기 때문에 2bits로 하나의 로봇 종류를 나타내었고, 유전자에 의하여 결정되어진 3대의 로봇과 유전자를 가지고 있는 로봇을 합하여 모두 4대의 로봇이 하나의 팀을 구성하도록 하였다. 하나의 팀이 구성되어 물체를 운반할 경우 물체를 운반하는 속도를 이용하여 master가 가진 유전자의 적합도를 평가하였다. 유전자 알고리즘을 적용할 때 교차 확률은 1, 돌연변이 확률은 0.1로 설정하였으며 파라미터 값들은 실험에 의하여 결정하였다.

표 3. 물체 운반할 경우 필요한 최적의 팀 조합  
table 3. The best union of the team for the tasks

물체	로봇의 종류			
A	R0	R1	R2	R3
B	R0	R0	R3	R3

실험을 하기 위하여 두 가지 종류의 물체를 설정하였다. 두 가지 물체를 운반할 경우 최적의 팀 조합은 위의 표 3과 같다. 물체의 총 수는 20개로 하고 로봇은 각 종류마다 25대씩 100대를 사용하였다. 물체가 목표 지역으로 운반되었을 경우 다시 랜덤하게 위치를 정하여 다시 생성함으로써 전체적인 물체의 수를 유지하도록 하였다. 모의실험은 세 가지 방법으로 이루어 졌다. 첫 번째는 A형 물체와 B형 물체에

대하여 각각 모의실험을 하여 보았다. 두 번째는 A형 물체를 이용하여 모의실험을 하다가 어느 정도 최적해가 탐색되었을 때 재생산되는 물체를 B형 물체로 바꾸어서 모의실험을 하였다. 마지막으로 A형 물체와 B형 물체가 동시에 존재하는 경우 A형 물체에 관한 학습을 하는 유전자와 B형 물체를 학습하는 유전자를 따로 두어서 최적 조합을 탐색하도록 하여 모의실험을 하여 보았다.

4.2 실험 결과

다음에 나타나는 그림 5부터 그림 8까지는 모의실험을 한 결과를 나타내고 있다. 2종류의 작업에 대하여 4가지 방법으로 100대의 로봇을 이용하여 실험을 하였으며 로봇들이 군행동을 하면서 유전자를 적용시켜 봄으로서 평가를 받았을 때 그 평가받은 유전자의 수가 어떤 추이를 가지는 지와 평가된 유전자들의 평균 적합도가 어떻게 변화하는 지를 나타내었다. 이를 위해 일정 시간을 주기로 값들을 측정하였으며 평가받지 않은 로봇이 가진 유전자의 적합도는 학습에 영향을 미치지 않기 때문에 제외하였다.

그림 5는 A형 물체에 관한 최적해 탐색한 결과 그래프이다. 이를 보면 시간이 지남에 따라 평가를 받은 로봇의 수는 점점 증가하고 있으며 평균 적합도도 거의 1에 수렴하고 있다. 수렴한 후에 가끔씩 미세한 진동이 있는데 이것은 새롭게 평가된 유전자의 영향으로 발생하는 것이며 약간의 시간이 지나면 다시 1로 수렴하는 것을 볼 수 있다. 또한 평가받는 로봇의 수가 증가하는 추이를 보면 평가받은 로봇의 수가 증가할수록 증가 속도가 떨어지는 것을 알 수 있는데 이는 전체 로봇에 비하여 평가받지 않은 로봇의 비율이 점점 떨어지기 때문에 발생하는 현상이다.

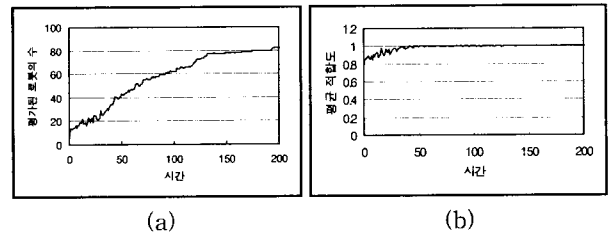


그림 5. A형 물체에 관한 최적해 탐색에서 평가된 개체의 (a)수와 (b)평균 적합도

Fig. 5. (a)The number and (b) the average fitness of evaluated robots for the type A task

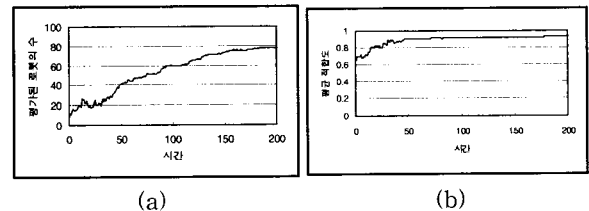


그림 6. B형 물체에 관한 최적해 탐색에서 평가된 개체의 (a)수와 (b)평균 적합도

Fig. 6. (a)The number and (b) the average fitness of evaluated robots for the type B task

그림 6은 B형 물체에 관한 최적해 탐색을 한 결과 그래프이다. A형 물체에 관한 최적해 탐색 그래프와 전체적으로 유사함을 보여주고 있다. 하지만 평균 적합도 그래프에서 큰

차이점을 한 가지 찾아볼 수 있는데 수렴하는 평균 적합도가 1에 도달하지 못한다는 것이다. 이런 차이가 발생하는 이유는 B형 물체를 운반하기 위한 최적의 팀 조합에서 R1과 R2 두 가지 종류의 로봇이 빠져있기 때문에 발생하는 현상이다. R1과 R2 로봇들은 자신을 제외한 나머지 3대의 로봇들을 아무리 조합을 해도 B형 물체를 운반하기 위한 최적의 팀 조합을 만들어낼 수 없기 때문에 적합도가 1이 될 수 없다.

그림 7은 환경에 존재하는 작업이 최초에 A형 이었다가 시간상으로 200을 지나면서 B형으로 바뀌었을 때 그 영향이 평가된 로봇의 수와 평균 적합도에 어떻게 나타나는 지를 보여 주고 있다. 바뀌는 시간을 기준으로 평가된 로봇의 수는 급격하게 감소하였다가 다시 학습을 하고 있다. 평균 적합도 역시 감소하였다가 다시 학습을 하여 B형 물체에 최적의 팀 조합을 찾는 것을 볼 수 있다. 이를 볼 때 제안된 알고리즘이 변화하는 물체에 관하여도 적절히 대처할 수 있음을 알 수 있다.

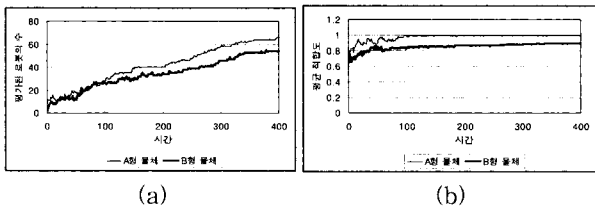


그림 8. A형 물체와 B형 물체의 최적해를 찾기 위한 유전자를 따로 가지고 있는 경우 평가된 개체의 (a)수와 (b)평균 적합도

Fig 8. (a)The number and (b) the average fitness of evaluated robots, which have the individual chromosomes for the two tasks(type A, B).

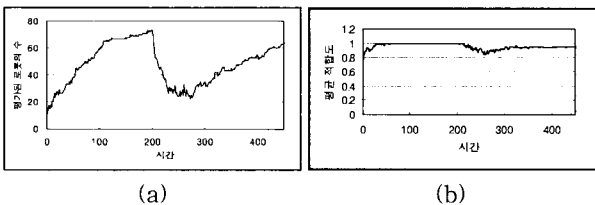


그림 7. 공급되는 물체가 A형에서 B형으로 바뀌었을 경우 평가된 개체의 (a)수와 (b)평균 적합도

Fig. 7. (a)The number and (b) the average fitness of evaluated robots when the tasks transform the type A into the type B.

그림 8은 A형 물체와 B형 물체가 같은 비율로 섞여 있을 때 A형의 최적해를 찾기 위한 유전자와 B형의 최적해를 찾기 위한 유전자를 따로 로봇이 가지고 있는 경우를 나타내고 있다. A형과 B형에 대한 최적해를 탐색하기 위한 유전자를 따로 가지고 있기 때문에 A형만 존재하는 경우와 B형만 존재하는 경우의 학습그래프와 크게 차이가 있지는 않다. 하지만 상대적으로 물체의 수와 로봇의 수가 절반으로 줄어든 것과 같기 때문에 전체적인 탐색 속도만 감소하였다.

### 5. 결 론

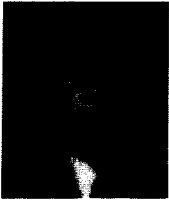
이 논문에서는 자율 분산 로봇 시스템에서 각 로봇들의 협조행동을 학습하는 방법을 제안하고, 모의실험을 통하여

그 성능을 평가하여 보았다. 제안된 학습 방법의 분산 유전자 알고리즘을 이용하여 작업을 수행하기 위하여 어떤 로봇들을 협조하여야 하는가에 관한 협조행동의 문제를 해결하고, 주어진 문제가 변화했을 경우 변화에 대한 적응성도 평가하여 보았다. 또한 로봇이 가지고 있는 유전자의 수를 증가시킴으로써 다양한 문제가 존재하는 경우에 대해서도 충분히 적용할 수 있음을 보였다. 이러한 구조는 변화하는 환경이나 작업에 대하여 지속적인 제어가 불가능 할 때 매우 유용하게 사용될 수 있다. 뿐만 아니라 자율 분산 로봇 시스템이 제어의 유연성과 강건함을 위하여 제안된 시스템이라는 관점에서 학습의 개념이 추가된 자율 분산 로봇 시스템은 일반적인 자율 분산 로봇 시스템보다 환경의 변화에 유연하고 강한 시스템으로써 진보된 형태라 할 수 있다.

### 참고문헌

- [1] H. Asama, "Trends of Distributed Autonomous Robotic Systems," Distributed Autonomous Robotic Systems, vol. 1, pp. 3-8, 1994.
- [2] N. K. Jerne, "Idiotopic Network and Other Preconceived Idias," Immunological Rev., vol. 79, pp. 5-24, 1984.
- [3] 이동욱, 심귀보, "인공 면역 시스템 기반 자율분산로봇 시스템의 협조 전략과 군행동," 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제9권, 제6호, pp.627-633, 1999. 12.
- [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," Proceedings of the 4th International Symposium on Artificial Life and Robotics, vol 1, pp. 232-235, 1999. 1.
- [5] A. Loraschi et. al., "Distributed Genetic Algorithms with An Application to Portfolio Selection Problems," Proc. of IC Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms, pp. 384-387, 1995.
- [6] E. Horiuchi, K. Tani, "Behavior Learning of Group of Mobile Robots with a Distributable Genetic Algorithm," J of RSJ(Japan), vol. 11, no. 8, pp. 1212-1219, 1993.
- [7] D.W. Lee, K.B. Sim, "Behavior Learning and Evolution of Collective Autonomous Mobile Robots using Distributed Genetic Algorithms," 2nd Asian Control conference, vol. 2, pp. 675-678, 1997. 7.
- [8] 이동욱, 심귀보, "강화학습과 분산유전자알고리즘을 이용한 자율이동로봇군의 행동학습 및 진화," 대한전공학회 논문집, 제34권, S편, 제8호, pp. 56-64, 1997. 8.

저 자 소 개



**심귀보(Kwee-Bo Sim)**

1984년 : 중앙대학교 전자공학과 공학사

1986년 : 동대학원 전자공학과 공학석사

1990년 : The University of Tokyo  
전자공학과 공학박사

1991년~현재 : 중앙대학교  
전자전기공학부 교수

2000년~현재 : 제어자동화시스템공학회  
이사 및 지능시스템연구회 회장

2002년~현재 : 중앙대학교 산학연컨소시엄센터 센터장

2003년~현재 : 일본계측자동제어학회(SICE) 이사

2003년~현재 : 한국퍼지 및 지능시스템학회 부회장

관심분야 : Artificial Life, Intelligent Robot, Intelligent Systems, Artificial Brain, Multi-Agent System, Distributed Autonomous Robotic System, Machine Learning, and Adaptation Algorithm, Soft Computing(Neuro, Fuzzy, Evolutionary Computation), Evolvable Hardware, Artificial Immune System, Intrusion Detection System, etc.

Phone : +82-2-820-5319

Fax : +82-2-817-0553

E-mail : kbsim@cau.ac.kr

Homepage URL : <http://alife.cau.ac.kr>



**황철민 (Chul-Min Hwang)**

2003년 : 중앙대학교 전자전기공학부  
공학사

2003년~현재 : 동대학원 전자전기공학부  
석사과정

관심분야 : 자율분산로봇 시스템, 기계학습, 분류자 시스템

Phone : +82-2-820-5319

E-mail : saramsa2@wm.cau.ac.kr