

# 분류자 시스템과 인공 면역 네트워크에 기반한 자율 분산 로봇 시스템 개발

## Distributed Autonomous Robotics System based on Classifier System and Artificial Immune Network

황철민, 박창현, 심귀보

중앙대학교 전자전기공학부

Chul-Min Hwang, Chang-Hyun Park, and Kwee-Bo Sim

School of Electrical and Electronic Engineering, Chung-Ang University

E-mail : kbsim@cau.ac.kr

### ABSTRACT

본 논문에서는 인공 면역 네트워크와 분류자 시스템을 이용한 자율 분산 로봇 시스템을 제안한다. 시스템에서 각 로봇의 행동은 전역행동과 지역행동으로 구성된다. 전역행동은 작업을 찾고 수행하기 위해 필요한 환경을 조성하는데 필요한 전반적인 행동들을 결정하고, 지역 행동은 작업을 수행할 때 각 로봇들이 어떤 방식으로 동작하는가를 결정한다. 이때 전역 행동은 인공 면역 네트워크를 이용하여 결정되며 작업을 빠른 속도로 탐색하며 탐색한 작업 주위로 적절한 수의 로봇이 집합하도록 한다. 또한 지역 행동은 분류자 시스템을 이용하여 결정되며 작업을 수행하는데 적절한 로봇의 역할을 결정한다.

**Key words :** 인공 면역 네트워크, 분류자 시스템, 자율 분산 로봇 시스템

### I. 서 론

자율 분산 로봇 시스템은 다수의 로봇으로 구성된 하나의 거대한 시스템을 제어하는 방식이다. 각각의 로봇은 자신 주변의 환경을 인식하고 어떤 행동을 할지를 결정하여 행동한다. 이때 각 로봇들은 상호 협조행동을 함으로써 주어진 작업을 수행하는 하나의 거대한 시스템을 구성한다. 이 시스템의 특징은 로봇들이 환경 전체의 정보를 모음으로서 행동을 결정하는 것이 아니라 자신이 감지할 수 있는 범위 내의 장애물이나 로봇, 작업등을 인식하고 이것들을 바탕으로 자신의 행동을 결정한다는 것이다 [1]. 본 논문에서는 인공 면역계와 분류자 시스템을 이용하여 자율 분산 로봇 시스템을 구성하였다.

면역 시스템은 항원으로 통칭되는 다양한 외부의 침입으로부터 생체를 방어할 수 있는 매우 정교하고 복잡한 자율 분산 시스템으로 알려져 있다. 면역계를 구성하는 기본 요소로는 항체를 분비하는 체액성 반응을 하는 B-세포와 면역에 관련된 세포를 자극 또는 억제하거나 감염된 세포를 죽이는 세포성 반응을 하는 T-세포로서 구성된다. 뿐만 아니라 다른 항체로부터도 자극과 억제를 받는다. 그리고 자극된 정도에 따라 항원에 반응 하거나 자신을 복제하는 작업을 수행함으로써 항원의 침입에 대해 적절한 대응을 하게 된다. 이렇게 세포들이 서로 상호 작용을 하면서 연결되어 있는 모습을 인공 면역 네트워크라고 하며, 이를 로봇의 행동 결정에 이용하였다[2,3].

분류자 시스템은 기계학습의 한 종류로서 전

체의 룰들 중에서 환경에 대하여 유용한 룰들을 찾아내는 것이다. 룰들의 strength를 할당하기 위하여 'bucket brigade algorithm'을 사용하여 할당 받은 strength에 근거하여 유용한 룰들을 탐색한다[4]. 본 논문에서는 여러 분류자 시스템 중에서 XCS를 이용하였다. XCS는 전통적인 분류자 시스템이 가지는 문제를 해결하기 위해 제안된 형태로서 기존에 제안되었던 ZCS(Zeroth Level Classifier System)[5]와 유사한 형태를 가지나 보다 진보한 형태라고 할 수 있다[6-8]. 이를 이용하여 작업의 수행에 필요한 로봇의 역할을 결정하였다.

제안한 시스템은 자율 분산 로봇의 행동을 전역행동과 지역행동으로 분류한다. 면역 네트워크 방정식을 이용한 전역행동에서 빠른 속도로 작업을 탐색하고 작업을 처리가 가능한 환경을 조성한다. 다음으로 분류자 시스템을 이용한 지역행동에서 작업의 종류에 따른 로봇의 역할을 학습함으로써 알려지지 않은 작업에 대해서도 최대한의 작업 능률을 이끌어 낸다. 본 논문에서는 모의 실험을 통하여 제안된 자율 이동 로봇 시스템의 성능과 새로운 작업에 대한 적응성을 평가한다.

## II. 인공 면역 네트워크

### 2.1 인공 면역 네트워크

면역계에서 항원과 항체간의 상호 관계를 나타내는 면역 네트워크의 모델링 중에서 면역학자인 Jerne가 제안한 면역 네트워크를 사용하였다. 이는 B-세포와 항원 항체의 관계를 모델링하여 방정식으로 나타내었다. 본 논문에서는 이미 다른 논문에서 모의 실험을 통하여 여러 차례 검증이 된 Jerne의 네트워크 방정식에 보조 및 억제 T-세포의 모델이 추가된 면역 네트워크 방정식을 이용하였다.[2,3]

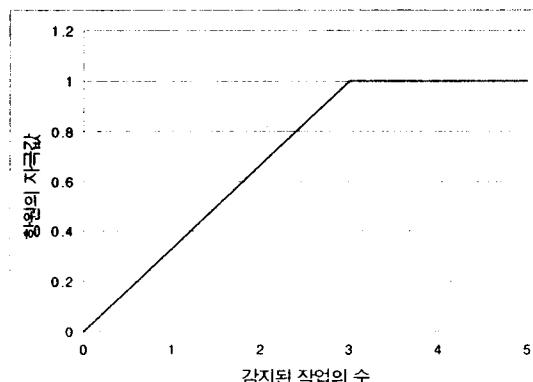


그림 1. 집합을 자극하는 항원의 자극값

### 2.2 면역 네트워크의 적용

본 논문에서는 면역 네트워크 방정식을 이용하여 로봇의 전역행동을 결정하였다. 로봇의 전역행동은 일차적으로 로봇들의 작업 탐색 속도를 높이고(분산), 탐색한 작업을 수행하기 위해 필요한 로봇들이 모이도록(집합) 한다. 각 분산과 집합을 항체로 보고 분산행동이 필요한 환경(로봇이 많은 경우)과 집합행동이 필요한 환경(작업이 많은 경우)를 항원으로 설정하였다. 그럼 1,2는 항원의 자극값의 설정을 나타내고 있다. 그림 1은 집합에 대한 항원의 자극값 설정이며 그림 2는 분산에 대한 항원의 자극값 설정이다. 감지된 수에 따라 자극값이 결정되며 집합의 경우 작업의 수가 3이상일 때 1의 자극값을 분산의 경우 로봇의 수가 12이상일 때 1의 값을 가진다. 하나의 작업을 수행하기 위하여 필요한 로봇의 수가 4대이기 때문에 그에 비례하게 설정하였다.

## III. 분류자 시스템

### 3.1 XCS

XCS는 Wilson에 의해 제안된 분류자 시스템의 한 형태이다. 기존의 분류자 시스템은 유전자 알고리즘을 이용하여 새로운 룰을 탐색할 때에 전체 개체군에서 strength를 적합도처럼 이용하여 선택과 삭제를 하기 때문에 낮은 strength를 갖지만 유용한 룰이 과제되기 쉽다는 단점을 가진다. 이런 문제점을 해결하기 위하여 XCS에서는 기존의 strength를 대신하여 예측값과 오차값, 적합도를 이용하였으며 유전자 알고리즘을 개체군이 아닌 Action Set에서 수행하였다. 그 외에도 개체군의 크기가 고정되지 않고 필요에 따라 룰이 추가되고 삭제됨에 따라 적절한 개체군의 크기가 유지된다[6-8].

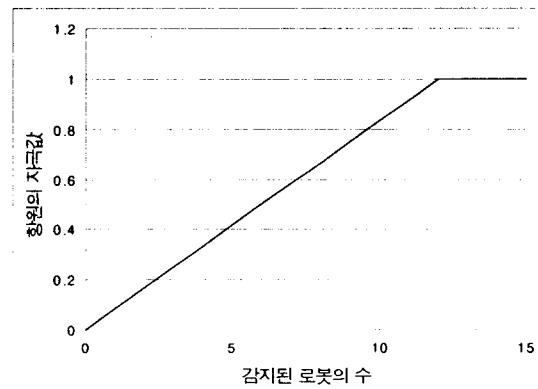


그림 2. 분산을 자극하는 항원의 자극값

그림 3은 XCS의 개략적인 진행 순서를 나타내고 있다. 최초에 시스템은 환경으로부터 입력을 받아 시스템 내에서 사용하는 형식으로 변환을 한다. 이를 개체군과 비교를 하여 Match Set을 구성한다. 구성된 Match Set에서 룰들의 행동에 대한 이용하여 Prediction Array를 구성한다. Prediction Array에서 확률적 선택 또는 최대값 선택을 이용하여 하나의 행동을 선택하고 그 행동을 출력행동으로 선택한다. Match Set에서 행동이 일치하는 룰들을 이용하여 Action Set을 구성한다. 출력행동은 환경에 영향을 미치게 되고 그 정도에 따라 보상값이 주어진다. 환경에서 받은 보상값과 Prediction Array의 최대값을 이용하여 이전에 사용된 Action Set의 예측값( $p$ )과 오차값( $e$ ), 적합도( $F$ )를 갱신한다. 마지막으로 Action Set내에서 유전자 알고리즘을 적용하여 새로운 룰을 생성하고, 적합도가 낮은 룰들을 삭제한다[6-8].

### 3.2 XCS의 적용

XCS은 시스템에서 지역 행동을 결정한다. 지역행동은 로봇이 작업을 수행하는 데 있어서 어떠한 역할을 담당하는지를 나타낸다. 작업의 종류는 최대 4가지로 하고 로봇이 수행할 수

있는 역할의 종류를 4종류로 제한하였다. 하나의 작업을 수행하기 위하여 필요한 로봇의 수는 4대이다. 룰은 이전으로 나타내었으며 최초 2비트는 작업의 종류를 다음 2비트는 수행하여야 할 작업의 순서를 마지막 2비트는 로봇이 수행할 작업의 역할을 나타내었다. 이때 전반부의 4비트는 조건부로서 환경을 검색하여 얻은 입력과 비교하여 룰의 사용 가능성을 판별하는 부분이고, 후반부의 2비트는 행동부로서 환경에 출력을 나타낸다. 조건부에는 '#'로 표시되는 'don't care'가 있어서 입력과 비교될 때에 입력과 상관없이 같은 인식하는 역할을 한다.

표 1. 로봇의 작업 효율

	R1	R2	R3	R4
R1	1	0.5	0	0.5
R2	0.5	1	0.5	0
R3	0	0.5	1	0.5
R4	0.5	0	0.5	1

## IV. 모의 실험

### 4.1 환경 설정

실험의 목표는 로봇들이 환경에서 작업을 감지하고 감지한 작업을 처리하는 것을 목표로 한다. 작업을 처리하기 위해서는 4대의 로봇이 동시에 작업을 수행하여야 한다. 또한 최적의 작업 수행 성능을 얻기 위해서 필요한 로봇의 역할이 존재한다. 각 로봇은 작업을 수행하는데 있어서 3가지 역할 중 하나의 역할을 선택하여 작업을 수행한다. 작업은 2가지 종류를 10개씩 모두 20개를 사용하였으며 공간에 랜덤하게 배치하였다. 작업의 양을 10으로 하고 한번에 최대 수행할 수 있는 작업의 양을 1로 하였다. 작업이 모두 수행된 경우 작업의 위치를 랜덤하게 재배치하고 작업의 양을 10으로 초기화 함으로서 전체 작업의 수를 일정하게 유지하였다. 로봇이 작업의 종류와 자신의 수행 위치에 따라 작업을 수행을 위한 역할을 결정한다. 이때 작업 수행에 필요한 로봇의 역할과 로봇이 수행하는 역할에 따른 성능은 표 1과 같이 설정하였다. 로봇이 선택한 규칙에 대한 평가는 작업을 수행하는 성능에 따라 평가하였다.

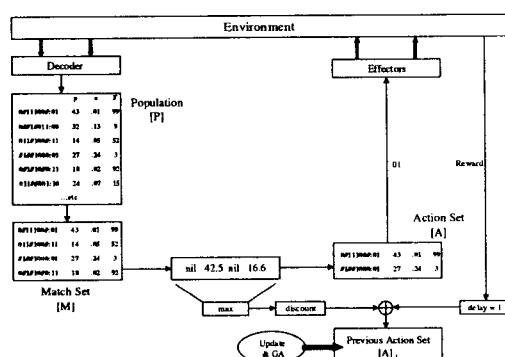


그림 3. XCS의 개략적 진행 순서도

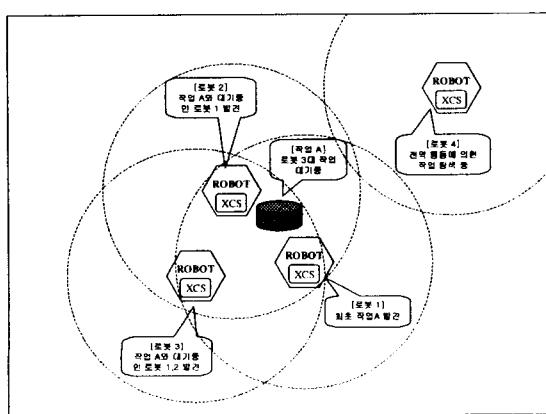


그림 4. 모의 실험에서 로봇의 동작

#### 4.2 실험 결과

설정된 환경에서 실험을 한 결과 로봇들이 작업을 수행하는데 걸리는 시간을 측정하였다. 최대의 처리 속도를 1이라 하고 일정시간 처리된 작업의 양과 처리한 회수를 이용하여 모의 실험 환경에서 평균 작업 성능을 그림 5에 나타내었다. 그림 5에서 가로축은 시간의 경과를 나타내고 있고, 세로축은 모의 실험에서 평균 작업 성능을 나타내고 있다. 이 그림을 보면 로봇이 작업을 처리하는 속도가 최초 0.5 정도에서 0.6 정도로 증가하여 진동하는 것을 볼 수 있다. 이는 XCS의 학습에 의하여 전체적인 처리 성능이 향상된 것으로 볼 수 있으며 지속적인 진동이 발생하는 이유는 새로운 룰의 탐색으로 발생되는 것이다. 전체적으로 성능이 1까지 도달하지 못하는 이유는 룰의 평가가 하나의 룰에 대하여 이루어지는 것이 아니라 서로 협조한 결과에 의하여 이루어 지기 때문에 상호간의 간섭으로 인한 문제로 생각되어 진다.

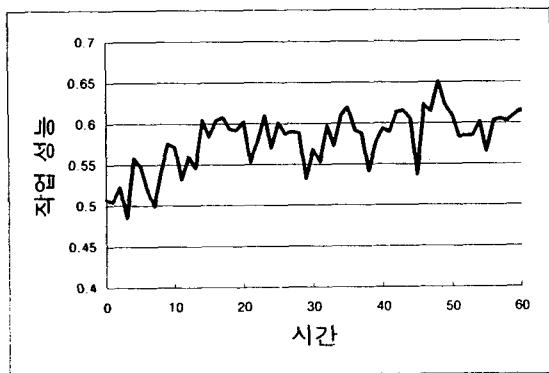


그림 5. 작업 처리 성능

#### V. 결 론

본 논문에서는 인공 면역 네트워크와 분류자 시스템을 이용하여 자율분산 시스템을 구현하고 모의 실험을 통하여 성능을 살펴 보았다. 제안된 시스템은 수행하여야 할 작업에 관한 사전 정보 없이 학습을 통하여 작업을 수행하기에 적절한 역할을 판단하고 수행하는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 시스템을 이용하여 사전에 작업이나 환경에 대한 정확한 정보를 얻을 수 없는 우주 탐사등에 활용할 수 있을 것으로 기대 된다.

감사의 글 : 본 연구는 과학기술부의 뇌신경정보학연구사업의 ‘뇌정보처리 메커니즘에 기반한 인간행동시스템연구’의 연구비

지원으로 수행되었습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

#### VI. 참고문헌

- [1] H. Asama, "Trend of Distributed Autonomous Robotic Systems," *Distributed Autonomous Robotic Systems*, vol. 1, pp. 3-89, 1994.
- [2] N. K. Jerne, "Idiopathic Network and Other Preconceived Idias," *immunological Rev.*, vol. 79, pp. 5-24, 1984.
- [3] 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 4<sup>th</sup> International Symposium on Artificial Life and Robotics*, vol. 1, pp. 232-235, 1999. 1.
- [4] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
- [5] Sterwart W. Wilson, "ZCS: A Zeroth Level Classifier System," *Evolutionary Computation*, vol. 2, No. 1, pp. 1-18, 1994.
- [6] S. W. Wilson, "Classifier Fitness Based on Accuracy," *Evolutionary Computation*, vol. 3, no. 2, 1995.
- [7] S. W. Wilson, "Generalization in the XCS Classifier System," *Genetic Programming 1998: Proceedings of the Third Annual Conference*, pp. 665-674, 1998.
- [8] M. V. Butz, and S. W. Wilson, "An Algorithmic Description of XCS", *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1996, pp. 253-270, 2001.