

분산 제어식 Multi-Agent 제어 기술

중앙대학교 심귀보 · 김호덕

1. 서론

인간 사회의 모든 환경들은 인간이 사용하기에 가장 쉽고 편리하게 느낄 수 있도록 설계되어 가고 있다. 편리한 인간의 삶을 누리기 위하여 사회의 많은 부분에서 로봇이 이용되어져 가고 그 활용 범위도 점점 넓어져 가고 있다. 로봇들은 인간의 편리함뿐만 아니라 많은 위험한 분야에서 사람들 대신에 사용되어 지고 있다. 화재가 발생한 건물에서의 구조 활동이나 가스에 오염된 지역의 탐색 작업, 깊은 바다 속의 탐색, 극지방과 같은 곳에서의 기후 조사와 같은 부분에서 로봇이 사람을 대신하여 작업을 수행하고 있다. 뿐만 아니라 곤충의 집과 같은 사람이 직접 접근하기 힘든 곳의 탐색에서의 신뢰성과 이용가치가 높은 정보의 획득을 위해서 다수의 소형 로봇들이 보내지기도 한다[1]. 근래에는 로봇을 이용한 사회 안전 분야에도 많은 연구가 진행되고 있다. 로봇을 이용한 경비, 탐색 등은 기존의 카메라나 적외선 센서와 같은 보안 시스템과 연동을 통해 이루어지고 있다. 이런 로봇 시스템의 사회적 인프라가 구축되어 가면서 기존의 한 대의 로봇을 가지고는 많은 업무를 수행 할 수 없기 때문에 군집 로봇의 필요성이 증가되어져 가고 있다. 이런 군집 로봇 시스템을 제어하기 위해서 과거에는 중앙 집중식 제어를 많이 사용하고 있는데, 중앙 집중식 제어는 중앙에서 필요한 임무에 따라 모든 부분을 통제 할 수 있기 때문

에 빠르고 정확한 제어가 가능하다는 장점을 가지고 있다. 그러나 제어해야 할 로봇 제어 시스템들이 거대화되고 복잡해짐에 따라서 로봇 제어 시스템의 유연성과 강인함이 점점 중요시 되어가고 있다. 이를 만족하기 위하여 여러 가지 알고리즘을 제안되어지고 있다. Jindong Tan은 ad hoc 무선 네트워크를 이용한 a fault tolerant 알고리즘을 이용해서 구조 제어 알고리즘을 제안하였으면[2] 이 제안을 이용하여 Multi-Agent system 의 더 발전된 모델도 제시되었다[4]. 또한 여러 많은 연구자들은 Neural Network, Fuzzy, Genetic Algorithm (GA), Soft-computing등을 사용하여 로봇의 제어에 이용하였다[6-9]. 군집로봇의 통신에도 많은 비중을 차지하면서 연구되어져 가고 있다[10-12]. 특히, 자율분산 제어시스템을 이용한 알고리즘들이 개발되어져 가고 있다. 그리고 분산 제어시스템을 이용해서 군집 로봇을 제어하는 여러 가지 방법들도 제안되었다. Vaithilingam Kumarathanan은 지뢰 탐지를 위해서 분산 제어를 이용한 로봇들의 협조행동을 이용하였다[3]. 그리고 Ahmad는 지능형 Multi-Agent Mobile-Robotics System을 위해서 좀 더 개발된 분산 제어를 사용하였다[13]. 자율 분산 제어 시스템은 인간 사회나 곤충의 군집체계, 생체면역 시스템 등을 모델링하여 구성하는 모델 등이 있다. 자율분산 로봇 시스템은 이러한 자율 분산 제어시스템의 알고리즘을 이용하여 다개체(Multi-Agent) 로봇의 협조행동을 구성하고 있다. 본 고에서는 로봇의 군집 제어

중에서 분산제어식 제어 방법에 관하여 논하였다.

2장에서는 국내외 군집 로봇의 동향과 연구 선례를 소개하고 3장에서는 군집 로봇에서 분산 제어의 특징들과 분산 제어를 이용한 여러 가지 선행 연구들을 제시하고 분산 제어를 위한 여러 가지 시나리오와 그 실험들을 보여준다. 그리고 마지막으로 군집 로봇의 분산 제어의 방향을 기술하였다.

2. 군집 로봇의 동향

먼저, 이 장에서는 군집 로봇의 국내외 동향과 발전하고 있는 선례를 살펴보기로 한다. 발전 방향에 대해서도 이후에는 제시하기로 한다. 현재, 군집로봇은 미국, 유럽에서 군사용으로 선행 연구가 이루어졌으나 아직 국내에서는 연구가 미약한 실정이다.

2.1 국내 군집 로봇 동향

국내의 로봇 통제는 근접한 지역에서 로봇의 동작 자체를 제어하는 수준으로 연구되고, 로봇간의 통합 제어가 구체화 되지는 못하고 있는 실정이다. 보안 및 생활 편의를 위해 진행되고 있는 국민 로봇의 출시와 함께 가속화 될 예정이다. 현재는 다수의 로봇이 연계하여 공동 임무를 수행하는 형태가 적어 로봇통제시스템이 개별적으로 구성되어 있다. 다만 군경계용 로봇의 경우 현재 다수 로봇의 연계에 의한 중앙 통제시스템 개념이 적용되고 있는 실정이다. 특히 국내에서 군집로봇에 대한 연구는 학교를 중심으로 기초적인 연구가 일부 진행되고 있으며, 현재 체계적인 연구는 진행준비 단계에 있다.

국내에서는 대학을 중심으로 군 행동을 위한 통신 모델 연구, 군집로봇과 센서 네트워크간의 통신을 위한 Ad-hoc 센서 네트워크 연구, 협조행동을 위한 군 행동 알고리즘 연구, 군집로봇의 동작계획 알고리즘 연구 등 군집로봇에 대한 기초적인 연구가 진행되고 있다. 먼저, 군집로봇의 지역적 통신 시스템에 관한

연구를 말할 수 있다. 통신의 복잡도가 작고 로봇의 수가 많을 때 유리한 방식으로 적외선 센서나 비전과 같은 지역적인 매체를 이용하고 로봇 상호작용에 의한 자발적인 조직화가 필요한 방법이다. 여기서 개미 집단에서 볼 수 있는 국소적 상호작용에 의한 군 지능 알고리즘을 구축할 수도 있다. 두 번째, 면역계 기반의 군집로봇의 의사결정 시스템에 관한 연구이다. 면역계 요소(세포 집단)들의 상호 자극과 억제를 통한 침입항원의 대응방법을 모델링한 것으로 항원(환경변화)에 대한 항체(대응전략)를 생성하는 방법을 적용한 것이다. 군집행동 발현을 위한 의사결정 도구로 사용하였다. 세 번째, 군집로봇의 학습 및 진화 시스템을 이용한 군집 제어 시스템이 있다. 개개의 로봇은 강화학습을 통해 국소적 환경에 적응(학습)하고 시간적, 공간적 조건이 만족하면 로봇간의 정보(유전자)를 교환하여 진화한다. 전역적이고 급격한 환경의 변화에도 대처가능하고 각 로봇의 개별적인 행동으로부터 전체 시스템의 창발적인 행동과 협조행동을 이끌어 낼 수 있다. 무엇보다도 낮은 환경에서의 협조 탐색문제에 적용을 한다.

2.2 국외 군집 로봇 동향

각국에서 여러 형태의 로봇에 대해 개발하고 있으나 국내 상황에서 언급 한 것처럼 여러 로봇이 공동으로 연계하여 하나의 시스템으로 기능을 수행하는 로봇통제시스템의 개발은 아직 확대되고 있지 않고 있다. 국외의 예를 보면, 먼저 Coordinated Multi-agent System 기술의 연구 동향을 볼 수 있다. 군집 로봇(swarm robots)을 제어하는 기술은 행동 결정 주체에 따라 중앙통제방식(Centralized Control)과 분산통제방식(Distributed Control)으로 나누어서 이루어지고 있다. 두 번째, Multi-agent Navigation 기술의 연구 동향을 살펴 볼 수 있는데 현재까지 군집 로봇 제어는 중앙제어식 방법보다는 분산제어식 방법에 기반을 둔 연구가 많이 이루어지고 있다.



(가정)

(건물)

[그림 1] U-환경에서의 협조 군집 시스템 기술

2.3 군집 로봇 연구 선례

군집로봇 자기조직화 기술의 연구 동향을 보면 유럽 공동체 (European Community)에서 FET (Future and Emerging Technology) 발굴을 위한 Swarm-bots 프로젝트를 수행(2001. 10. ~ 2005. 4)하였다. 이 연구는 자기-조직화, 자기-조합할 수 있는 군집 로봇을 설계 개발하였으며 군집지능 및 군집로봇분야의 연구를 선도하였다. 일본에서는 JAIST에서 군집로봇의 대형제어 (Formation Control)에 대한 연구가 진행되었으며 일부 로봇의 고장시 새로운 로봇이 대신 임무를 수행하도록 동적인 임무 할당 등의 능력을 가지고 있다. 외국의 대학 연구 선례를 살펴보자.

- CMU(Manuela Veloso Lab.) : Treasure Hunt with Humans, Segways, Pioneers, Gators, and AIBOs



그 기능을 최적화한다.

사람과 로봇들의 역할을 분담하여 특정 Object (보물)을 찾는다. 그리고 사람과 로봇간의 협조를 통한 목표를 추적하고 각 로봇의 특징에 따라

- USC (Maja Mataric Lab.) : Communication-Based Coordinated Multi-Robot Systems

소프트웨어 시뮬레이션을 통한 실세계의 구현을 중심으로 한다. 그리고 로봇간의 통신과 협조를 통한 작업수행을 한다. 또한 통신을 통해 조합된 정보에 따라 각 로봇의 행동을 결정하는 알고리즘 제안하였다.



- U of Penn(Vijay Kumar Lab.):Multiple Autonomous Robots (MARs)

RC카 형태의 로봇과 기구 형태의 로봇을 통해 협조 행동을 구현하는 것이 특징이다. 상대방 인식을 통한 협조 행동과 Localization에



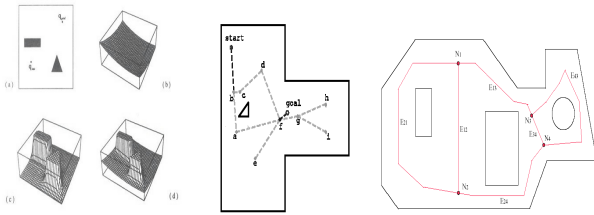
대한 프로젝트를 진행한다. 특히, 선형적 지식이 없는 환경의 탐색을 위한 Multi-Robot Platform개발을 목적으로 두고 진행하고 있다.

3. 분산 제어 기술의 특징 및 선행 연구들

근래에는 군집 로봇의 제어에서 분산제어 기술이 많이 연구되어져 가고 있다. 분산 제어는 각각의 로봇의 개별 개체들이 모두 독립적으로 서로 간의 임무를 수행하는 방식이다. 각각의 로봇의 자율성이 보장되고 다양한 정보를 동시에 취득하고 교류하는데 유리한 특징을 가지고 있다.

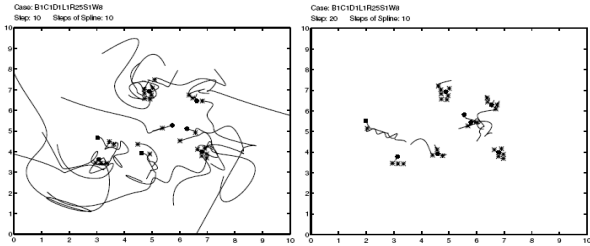
3.1 분산제어 기술

가장 일반적인 분산제어식 방법은 중력장(potential field) 방법과 로드맵(Roadmap) 방법이고, 그 외에 분산주행 방법과 행위기반 (Behavior-based) 방법이나



(A. 중력장 방법) (B. 로드맵 방법) (C. 분산주행 방법)

[그림 2] 해외의 군집 로봇 주행제어 연구들



[그림 3] 군집 로봇 협조행동 시뮬레이션

셀 분해 방식이 있다. [그림 2]와 같이 각각의 주행 제어들을 그림으로 설명하였다.

군집 로봇의 분산 제어는 각각의 개체를 독립적으로 주행을 하면서 주변의 환경을 인식하고 그 데이터들을 서로 통신을 통해서 공유하게 된다. [그림 3]과 같은 각각의 자율이동 로봇들이 주행을 하면서 협조 행동을 하는 시뮬레이션을 보여준다[18]. 이와 같이 독립적인 개체하나하나가 주체가 되어서 수평적인 관계를 유지하면서 군집 행동을 하는 형태를 보여준다.

특히 다음 두 가지의 장점을 말할 수 있다. 첫째, 시스템 전체의 거동이 결정되어 있지 않기 때문에 미지의 상황이나 개체로서는 해결할 수 없는 사태에도 자율적으로 대처 할 수 있는 풍부한 유연성을 가지고 있다. 둘째, 어떤 목표를 달성하기 위한 방법이 복수 개 가지고 있기 때문에 예측하지 못하는 사태가 발생 하더라도 강건하게 대처할 수 있다.

동시간에 많은 정보들을 수집할 수 있고 로봇마다 다른 임무들을 줄 수 있어서 다른 종류의 로봇들과의 인터페이스도 유효하게 된다. 분산제어에서 각각의

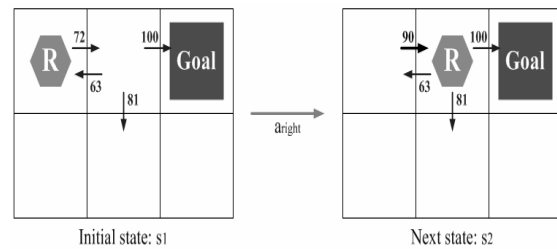
로봇이 주행과 협조행동을 위해서 지능 시스템을 적용하여서 협조행동을 하는 연구들도 많이 이루어져가고 있고 현재에도 진행 중에 있다.

3.2 분산제어 기술 선행 연구내용

군집 로봇의 제어에 있어서 과거에는 중앙 집중식 제어가 주를 이루고 연구되어졌다. 근래에 들어서는 분산제어에 관한 연구가 많이 되어져가고 있다. 군집 로봇들이 분산 제어를 하면서 로봇들 간의 협조 행동을 하게 되는데, 협조행동을 위한 많은 알고리즘들이 개발되고 있다. 특히, 협조 행동에 있어서 지능 시스템을 이용한 연구가 활발히 일어나고 있다. 여기서 간단히 지능 시스템을 이용한 연구들을 소개한다.

3.2.1 Q-learning Algorithm이용한 로봇이동

지능 시스템을 통해서 로봇들을 분산제어하고 물체를 추적하는 연구의 살펴보자. 분산 제어에 앞서서 각각의 로봇이 주행하는 방법에 관해서 시작한다. 주행하는 것은 간단히 카메라나 센서를 통해서 주행하는 로봇에게 GA, Fuzzy 시스템 같은 지능 시스템을 이용한 알고리즘을 통해서 주행을 하게 된다. [그림 4]를 보면 Q-learning 알고리즘을 이용해서 로봇은 과거의 행동을 통해서 학습되어진 데이터를 가지고 다음 행동에 있어서 어떻게 할 것인지를 결정하게 되는 것을 볼 수 있다.



[그림 4] Q-learning Algorithm을 이용한 주행

현재 위치의 Q값은 $\hat{Q}(s_1, a_{right}) = 72$, a_{right} 는 로봇의 행동을 나타내는데 로봇은 오른쪽으로 다음 행

동을 하게 된다. 로봇이 오른쪽으로 이동을 한다면 $r = 0$, $\gamma = 0.9$ 의 미리 지정된 값으로 그 값들이 갱신을 하게 된다. 다음 식에 의해서 값이 주어진다.

$$\begin{aligned} \widehat{Q}(s_1, a_{right}) &\leftarrow r + \gamma \max_{a_2} \widehat{Q}(s_2, a_2) \\ &\leftarrow 0 + 0.9 \max_{a_2} \{63, 81, 100\} \\ &\leftarrow 90. \end{aligned} \quad (1)$$

3.2.2 인공면역계 기반의 군 행동 알고리즘[14]

군집 로봇의 행동에 있어서 면역알고리즘에 의하여 우세한 전략이(strong strategy) 군 전략으로써 선택되어서 행동을 한다. 즉, 모든 로봇이 우세한 전략을 택하게 되면, 이때 군행동이 나타날 수 있다. 또한 환경이 변화했을 때 모든 로봇은 조정과정을 거쳐 환경에 맞는 적절한 전략으로 바꾸어 나간다. 이 알고리즘은 면역 시스템의 클론 선택과 면역네트워크 가설에 바탕을 둔 것이다.

① 항원-항체의 면역 네트워크 모델

면역학자인 Jerne는 항원과 항체(B-세포) 그리고 항체 상호간의 자극 및 억제 관계에 의한 면역 네트워크 가설(immune network hypothesis)을 제안하였다. 이 모델에서 항체는 항원뿐만 아니라 다른 항체와의 상호작용을 통해 그 농도가 변한다. Farmer는 Jerne의 가설에 대한 동적 방정식을 제안하였다. 본 연구에서는 Farmer가 제안한 동적방정식에서 시스템의 적응 능력을 개선하기 위하여 보조(helper) 및 억제(suppressor) T-세포의 모델이 추가된 면역 네트워크 방정식을 제안한다. 식 (2)~(4)는 면역 시스템의 항원, B-세포(항체), T-세포의 관계를 모델화 한 보안된 면역 네트워크 방정식이다.

$$\begin{aligned} S_i(t+1) = S_i(t) + &\left(\alpha \frac{\sum_{j=1}^N (m_{ij} - m_{ji}) s_j(t)}{N} + \beta g_i(t) \right. \\ &\left. - c_i(t) - k_i s_i(t) \right) \end{aligned} \quad (2)$$

$$s_i(t) = \frac{1}{1 + \exp(0.5 - S_i(t))} \quad (3)$$

$$c_i(t) = \eta(1 - g_i(t)) S_i(t) \quad (4)$$

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 T-세포의 농도, m_{ij} 및 m_{ji} 는 항체 i 와 항체 j 의 상호 자극 계수(친화성), $g_i(t)$ 는 항체 i 에 대한 항원의 자극값(친화성), α, β, η 는 상수이다.

(4)식에서 T-세포의 농도 $c_i(t)$ 는 항원의 자극값($g_i(t)$)이 크고 항체의 자극값($S_i(t)$)이 작은 경우 값이 작아지기 때문에 결국 (2)식에서 보조 T-세포(B-세포 자극)의 역할을 하고 반대로 항원의 자극값이 작고 항체의 자극값이 클 경우 값이 커져서 억제 T-세포(B-세포 억제)의 역할을 담당한다. 실제로 면역 시스템에서 T-세포는 항원의 침투 초기에 B-세포를 활성화하는데 도움을 주고(보조 T-세포) 항원이 퇴치되었을 때 더 이상 B-세포가 증식하는 것을 억제(억제 T-세포)해 시스템의 원상복귀를 빠르게 한다. 즉, 항체의 자극 활성화 값(자극값)과 항원의 반응항에 의하여 주 역할을 하는 T-세포가 결정된다.

② 항원(antigen)과 항체(antibody)의 정의

항원은 작업의 분포에 따라서 작업의 밀도를 다음의 4단계로 나눌 수 있다. 각각은 작업의 밀도가 ① 높다, ②중간, ③낮다, ④없다 가 된다. 이러한 각각의 환경에 대하여 로봇은 다음과 같은 몇 개의 전략으로 대응할 수 있을 것이다. 군집 로봇시스템에서는 그 전략은 집합(Aggregation), 탐색(Random search), 확산(Dispersion), 귀향(Homing)에 대응될 있다. 따라서 이들 4단계의 각 환경을 항원으로 간주하고 이에 대한 전략은 항체로 간주한다.

반면 본 연구에서는 항체는 위에서 정의한 주변 환경(항원)에 대하여 다음의 4가지 대응 전략(항체)을

사용하였다. 각 전략의 의미는 다음과 같다.

- 집합(Aggregation : Ab0) : 집단의 개체들이 정해진 거리를 유지하면서 모인다.
- 탐색(Random Search : Ab1 - basic strategy) : 임의의 방향으로 움직이며 작업을 찾는다.
- 확산(Dispersion : Ab2) : 집단의 개체들이 정해진 거리를 설정하고 유지하기 위하여 퍼진다.
- 귀향(Homing : Ab3) : 특정한 지역이나 위치를 찾아간다.

③ 군의 의사결정 알고리즘

로봇은 시스템 내에서 주어진 작업을 수행할 때 주변의 지역적인 정보에 의하여 자신의 행동을 결정해야만 한다. 이때 그 로봇은 시스템 전체의 모든 정보를 알 수 없기 때문에 시스템 단위의 이동이나 정렬 등의 군 행동을 실현하기 어렵다. 본 연구에서는 면역 반응의 아이디어를 군집 로봇시스템의 군 전략의 조정에 적용하는 것이다. 일단 하나의 로봇이 주변 환경의 인식을 통하여 적당한 행동 전략을 결정했다면, 이 전략은 다른 로봇과 만났을 경우 서로간의 관계에 의하여 자극 또는 억제를 받는다. 이 과정은 자율이동로봇의 지역적 통신시스템에 의하여 구현될 수 있다. 한 로봇이 다른 로봇과 마주쳤을 경우, 같거나 유사한 전략은 상호 자극을 받으며 상이한 전략과는 서로 억제를 받는다.

[표 1] 군집 로봇시스템과 면역시스템의 관계

군집 로봇시스템	면역시스템
로봇의 주변 환경	항원
행동 전략	항체(B-세포)
제어 변수	T-세포
적합	자극
부적합	억제
우수한 로봇	활성세포(클론)
열등한 로봇	비 활성화된 세포

이때 많은 자극을 받은 로봇은 자신의 행동을 시스템에 적당한 것으로 간주하여 다른 로봇을 만났을 때 전략을 전달해 줄 수 있다. 이러한 과정에 의하여 군의 전략이 통일되게 결정된다. 표 2는 면역 시스템의 요소와 군집 로봇시스템의 각 요소들을 대응시킨 표이다.

로봇의 의견을 조정하기 위한 로봇의 알고리즘은 다음과 같다.

• 군의 의사결정 알고리즘

[단계 1] 모든 행동 전략에 대한 항체의 자극 값 및 농도를 초기화한다.

$$t=1$$

$$S_i(0) = s_i(0) = 0.5$$

단, $i = 0, \dots, N-1$; N 은 행동 전략의 개수이다.

[단계 2] 다른 항체에 비하여 농도가 높은 항체의 전략을 선택해서 실행한다. 단, 초기에는 기본 전략 (Ab1)을 선택한다.

[단계 3] 한 로봇이 다른 로봇을 만났을 때, 그들은 통신을 하여 서로의 행동 전략에 대하여 자극 또는 억제를 한다. 이때 상대 로봇으로부터 항체의 농도 값을 전달받아 (5)식과 (3), (4)식을 이용하여 자신의 항체의 자극값(S_i) 및 농도(s_i), 그리고 T-세포의 농도(c_i)를 계산한다. (2)식의 자극 값의 갱신식은 ($m_{ij} - m_{ji}$)를 하나의 항 즉, m_{ij} 로 바꾸어 표현하면 (5)식과 같이 나타낼 수 있다.

$$S_i(t) = S_i(t-1) + \left(\alpha \frac{\sum_{j=0}^{N-1} m_{ij} s_j(t-1)}{N} + \beta g_i(t-1) - c_i(t-1) - k_i \right) s_i(t-1) \quad (5)$$

단, $i=0, \dots, N-1$; s_j 는 다른 로봇의 항체의 농도, m_{ij} 는 항체 i 와 j 의 상호 자극 계수 α, β 는 다른 로

봇과 환경(항원)의 반응률을 나타내는 파라미터이다.

[단계 4] 만약 한 로봇의 항체의 가장 높은 농도가 상한치($\bar{\tau}$)를 넘으면 이 로봇은 우수한 로봇이 된다.

만약 한 로봇의 모든 항체의 농도가 하한치($\underline{\tau}$)보다 작으면 이 로봇은 열등한 로봇이 된다.

$$\bar{\tau}(\text{upper threshold}) = \frac{1}{1 + e^{-0.5}} \quad (6)$$

$$\underline{\tau}(\text{lower threshold}) = \frac{1}{1 + e^{0.5}} \quad (7)$$

[단계 5] 만약 열등한 로봇이 우수한 로봇을 만나면 각 전략의 농도 값을 전달받아 새롭게 갱신한다. 이것은 B-세포의 클론 선택을 모방한 것이다.

[단계 6] t를 증가시키고 단계 2 로 간다.

위의 군 면역 알고리즘은 면역 시스템의 3가지 부분을 모델링한 것이다. 즉, 이것은 클론 선택(clonal selection), 면역 네트워크(immune network), T-세포(T-cell)의 기능이다.

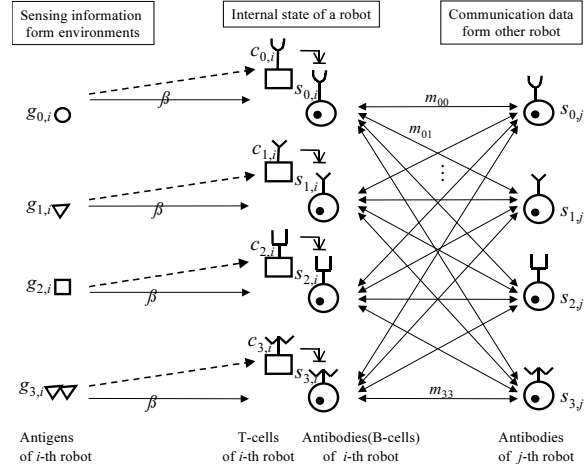
(1) B-세포의 클론선택: 우수한 로봇은 자신의 전략을 다른 로봇에게 전달해 준다.

(2) B-세포의 면역 네트워크: 로봇은 통신을 통하여 다른 로봇의 행동 전략과 비교를 함으로써 자신의 행동 전략에 자극 또는 억제를 받는다.

(3) 보조 T-세포 및 억제 T-세포: 보조 T-세포는 항원이 침투했을 때(환경 변화) B-세포의 기능을 도와주며 억제 T-세포는 항원이 제거되었을 때 항체의 농도를 초기 상태로 회복시킴으로써 다시 새로운 항원이 침투했을 때 적응속도를 향상시킨다.

[그림 5]는 제안한 면역 네트워크의 개념도이다. 이 그림은 항원과 항체, 항원과 T-세포, 항체 상호간의 상호작용을 보여주고 있다. 각 항원은 주변 물체의 밀도에 따라 그 값이 결정되고 각각의 항원은 그 모양을 인식하는 항체(B-세포) 및 T-세포와 반응한다. 또한 항체의 농도는 다른 로봇으로부터 받은 항체의

농도와 면역 네트워크의 관계에 의해 자극 및 억제를 받음으로써 증가하거나 감소한다.



[그림 5] T와 B 세포 모델을 포함한 면역 네트워크 모델

3.2.3 분산유전알고리즘에 의한 행동진화[15]

① 분산유전알고리즘(Distributed genetic algorithm)

분산유전알고리즘은 유전 알고리즘의 변형된 것으로서 실행방법에 따라 다음의 세 가지 형태가 있다.

첫째는 개체군을 여러 개의 군으로 나누어 다른 컴퓨터에서 진화하면서 각각의 개체군을 통합하는 방법이고, 둘째는 하나의 개체(agent)가 하나의 염색체가 되며 각 개체 간 통신에 의한 방법 등으로 일괄적이 아닌 분산적으로 진화하는 방법, 셋째는 염색체를 여러 개의 부분으로 나누어 개체(agent)에 할당하고 임무 수행 후 다시 개체를 합쳐 하나의 염색체로 재구성하는 방법이다. 본 연구에서는 두 번째의 방법을 사용하여 로봇의 진화를 실현한다. 이 방법은 진화의 대상인 염색체가 하나의 로봇이 됨으로서 여러 대의 로봇으로 구성되어 있는 자율분산로봇시스템에 실제적으로 적용하여 각각의 개체인 로봇이 시스템의 목적(예를 들면 협조행동을 통한 작업의 완수)에 맞도록 진화를 시킬 수 있는 장점이 있다.

단순 유전 알고리즘에서는 적합도의 평가, 선택, 교

배 및 돌연변이의 과정이 일괄적으로 이루어진다. 그러나 분산유전알고리즘은 이러한 연산이 각 개체에 대하여 분산적으로 이루어진다. 이것은 진화 알고리즘의 연속세대 모델에 해당하는 것으로 각각의 개체(본 논문에서는 로봇이 됨)는 적합도의 평가 능력과 선택, 염색체의 교배 및 돌연변이의 기능을 갖추어야 한다. 이러한 진화의 과정에 의해 로봇은 다른 환경에서 획득된 우수한 로봇의 염색체를 받아들여 자신의 수행능력을 향상시킨다. 이것은 다수의 로봇에 의한 협조 학습(진화)의 과정으로 볼 수 있다.

② 염색체(Chromosome)

로봇이 진화의 대상으로 하는 것은 자신이 가지고 있는 염색체이다. 본 논문에서는 로봇이 현재까지 학습한 데이터인 Q-테이블의 값을 염색체로 하였다. 이 Q-테이블의 값은 로봇이 환경에 대응하여 학습한 결과로서 로봇마다 각자 학습한 다른 값을 가지고 있으며 진화의 대상으로 하기에 적당하다. 따라서 염색체는 실수치의 연속으로 구성되어 있는 Q-값이 된다.

③ 선택(Selection)

환경에 대하여 평가도 받아보지 못한 로봇이 선택되는 것을 방지하기 위하여 교배 후 최소한 일정한 주행 시간(평가시간)이 지난 로봇에 대하여 선택될 수 있는 자격을 부여한다. 만약 어떤 로봇이 자신보다 우수한 로봇을 만나면 그 로봇을 선택하여 유전자를 받아오고 자신의 유전자와 교배를 하여 새로운 유전자를 만들어낸다. 물론 선택의 과정은 로봇의 지역적 통신에 의해 이루어진다.

④ 교배(Crossover)

염색체가 Q-테이블이기 때문에 하나의 상태와 그 상태에서 취할 수 있는 행동의 집합을 하나의 유전자(gene)로 하였다. 따라서 유전자의 총 수는 로봇이 가질 수 있는 총 상태의 수가 된다. 일반적으로 두 개의

부모개체를 선택하여 교배하면 새로 생기는 자식의 개체는 두 부모의 특성을 함께 가지게 된다. 이때 두 부모개체의 형질은 새로 생겨난 자식들에게 유전됨으로서 일단 선택이 된 부모의 염색체는 소실되지 않고 두 개의 자식에게 나누어 유전된다. 그러나 본 연구에서 사용하는 분산유전알고리즘은 하나의 로봇은 선택에 의해 가져온 염색체와 자신의 염색체를 합쳐 새로운 하나의 염색체를 재생산하여 자신의 염색체로 치환하므로 두 부모의 염색체 중 절반은 소실된다. 따라서 이러한 교배에 의하여 우수한 개체가 소실될 가능성도 존재한다. 이러한 점을 보완하기 위하여 본 연구에서는 개선된 교배방법을 제안한다.

제안된 교배의 방법은 기본적으로 일정교배(uniform crossover)와 유사하다. 그러나 강화학습의 특성을 살리기 위하여 임의로 발생한 0과 1의 마스크를 사용하여 교배를 하는 기존의 방법과는 달리 각 유전자는 현재까지 학습한 횟수를 저장하고 있어서 이 횟수에 비례하여 두 로봇의 유전자 중 하나의 유전자를 택한다. 결국 학습이 많이 된 유전자에 대하여 선택될 확률을 높여서 좋은 유전자의 소실을 막을 수 있도록 하였다.

부모 개체의 두 염색체를 g (유전자)와 q (학습된 횟수)의 쌍으로 표현하면 로봇 1과 로봇 2의 염색체는 (8)식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} (\vec{g}^1, \vec{q}^1) &= ((g_1^1, \dots, g_n^1), (q_1^1, \dots, q_n^1)) \\ (\vec{g}^2, \vec{q}^2) &= ((g_1^2, \dots, g_n^2), (q_1^2, \dots, q_n^2)) \end{aligned} \quad (8)$$

단, n 은 총 유전자의 개수이다.

이때 새로운 교배 방법에 의하여 생성되는 염색체는 (9)식과 같이 나타낼 수 있다.

$$(\vec{g}, \vec{q}) = ((g_1^{s_1}, \dots, g_n^{s_n}), (q_1^{s_1}, \dots, q_n^{s_n})) \quad (9)$$

$$\text{단, } s_i = \begin{cases} 1 & p_i < \frac{q_i^1}{q_i^1 + q_i^2}, i=1, \dots, n \text{ 이고, } p_i \text{는} \\ 2 & \text{else} \end{cases}$$

0과 1사이의 임의의 난수이다.

즉, 유전자의 학습된 횡수를 고려하여 부모 1과 2의 염색체를 유전 받는다.

⑤ 적합도 함수(Fitness function)

적합도 함수는 진화의 방향을 결정하는 가장 중요한 파라메타이다. 실제적으로 이 적합도 함수에 의하여 로봇들이 원하는 행동이나 협조행동을 하도록 진화해 간다. 뿐만 아니라, 적합도의 값은 서로 다른 로봇을 선택하는 기준이 된다. 본 논문에서는 협조탐색의 문제로서 충돌을 피하면서 많은 물체를 획득하는 것을 목표로 하고 있으므로, 물체를 획득하였을 경우 적합도가 상승하고, 장애물이나 로봇에 충돌하였을 경우 적합도가 떨어진다. 여기에서 로봇의 적합도는 최종 주행시간 동안 받은 보상이나 벌칙에 의해 (10)식과 같이 표현할 수 있다. 여기서 주행시간은 교배 등에 의해 염색체가 바뀐 후 최소한의 평가를 받는 시간이며 모든 로봇이 동등한 조건에서 평가를 받을 수 있도록 과거 주행시간 동안 계산된 적합도를 가지고 선택을 위한 판단을 할 수 있도록 하였다. 또한 (10)식의 세 번째 항은 취하는 행동에 대하여 소비되는 에너지의 양이 다른 경우에 고려할 수 있다.

$$fitness = \alpha x + \beta y - \gamma z \quad (10)$$

여기서, x 는 보상(reward)의 수이고, y 는 벌칙(penalty)의 수, z 는 로봇이 취하는 행동에 대하여 소비되는 에너지의 양을 각각 나타낸다. 그리고 α , β , γ 는 중요도를 나타내는 비례상수이다.

적합도 함수에 의하여 로봇의 진화의 추이를 변화시킬 수 있다. 예를 들어 (10)식에서 α 의 값을 상대적으로 크게 하면 충돌이나 에너지 소비를 작게 하는 개체 보다는 물체획득에 뛰어난 개체가 많이 생겨난다. 그러나 초기에 학습의 영향이 클 때에는 진화의 방향도 세 가지 항목에 대하여 비슷하게 이루어지지만 시간이 지

남에 따라 학습의 영향이 줄어들게 되므로(온도계수 T 의 감소에 의해) 점점 진화의 영향이 증대된다.

⑥ 시뮬레이션 결과

본 연구에서는 자율이동로봇군의 행동학습과 진화를 위하여 군집 로봇의 협조탐색 문제의 하나인 다수 로봇에 의한 물체획득 문제로 설정하였으며 실험을 위하여 다음과 같은 환경을 가정하였다. 로봇의 수: 25개, 물체의 수: 500개, 장애물의 수: 100개, 1회의 수행시간: 1000단위시간, 평가시간: 500단위시간, 작업 공간: 20×20m(로봇의 크기는 5×5cm), 통신 반경: 75cm, 센싱 반경: 32.5cm 등이다. 단, 1단위시간 동안 로봇은 회전 또는 2.5cm 전진할 수 있다. 또한 작업 대상인 물체 및 장애물은 작업 공간 내에 골고루 퍼져 있고, 모든 로봇은 작업공간에서 다른 로봇과의 거리를 충분히 유지하도록 흩어진 후 작업을 수행한다고 가정한다.

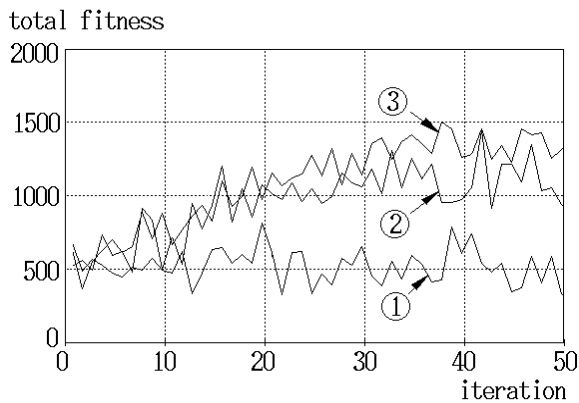
제안된 방법들의 유효성의 검증을 위하여 시뮬레이션에서는 학습과 진화를 하지 않을 경우, 학습만을 수행할 경우, 진화와 학습을 동시에 수행할 경우에 대하여 수행하여 결과를 비교하였으며, 적합도 함수는 α 의 비중을 크게 한 경우와 β 의 비중을 크게 한 경우에 대하여 각각 진화의 추이를 비교하였다.

[그림 5]는 시행회수에 따른 매회(1회 : 1000단위시간) 적합도의 총합을 나타낸 그림이다. 그림에서 ①은 학습과 진화를 하지 않을 경우, ②는 학습만을 수행할 경우, ③은 진화와 학습을 동시에 수행할 경우를 각각 나타낸다. 시뮬레이션 결과를 보면 알 수 있듯이 학습과 진화를 하지 않은 경우 로봇은 자신이 취할 수 있는 행동에 대하여 같은 비율로 임의의 행동을 취하므로 우연히 물체 앞에 도달하였을 경우만 물체를 획득한다. 반면 학습을 수행한 경우는 시간이 지남에 따라 물체를 획득 및 장애물 회피의 행동을 꾸준히 학습하고 있다. 또한 학습과 진화를 동시에 수행한 경우는 학습만 수행한 경우에 비하여 좋은 성능을 보여주고 있다. 이것은 진화를 통하여 로봇이 학습하지 못한 상태에 대

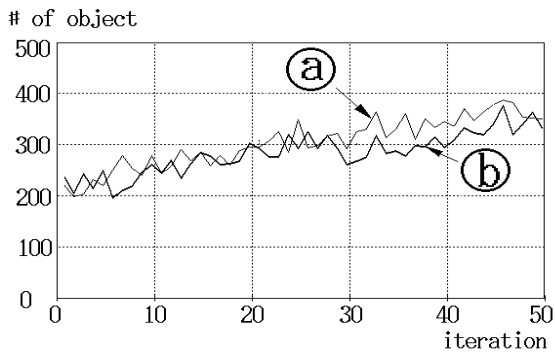
한 정보도 가질 수 있게 됨으로 성능의 향상을 가져온 것으로 볼 수 있다. 학습과 진화를 동시에 시행한 경우 모든 로봇이 획득한 물체는 초기 시행 때는 200개에서 400개 까지 꾸준히 향상되며 충돌횟수는 초기에는 125 회 내외에서 50회 정도로 감소하였다.

[그림 6]는 시행회수에 따른 물체의 획득 수를 나타낸 그림이고, [그림 7]은 시행회수에 따른 장애물과의 충돌 회수를 나타낸 그림이다. 이들 그림에서 ㉠와 ㉡는 (10)식의 적합도 함수에서 진화에 영향을 미치는 비례상수의 크기가 ㉠는 $\alpha=20, \beta=1$ 인 경우이고, ㉡는 $\alpha=1, \beta=20$ 인 경우이다.

시뮬레이션 결과에 의하면, 획득한 물체에 대하여 적합도 함수에서 α 의 비중을 크게 하면 장애물 회피보다

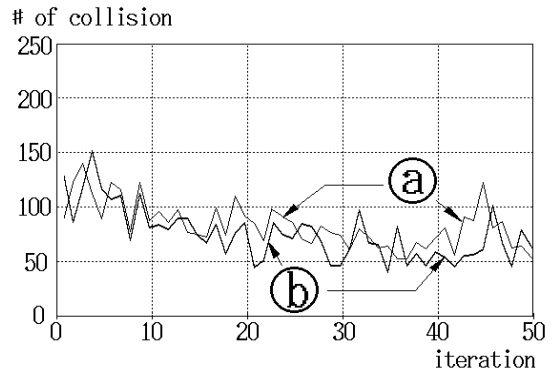


[그림 5] 시행회수에 따른 적합도 합의 변화($\alpha, \beta = 5$)



(a) $\alpha=20, \beta=1$ (b) $\alpha=1, \beta=20$

[그림 6] 시행회수에 따른 획득한 물체의 수

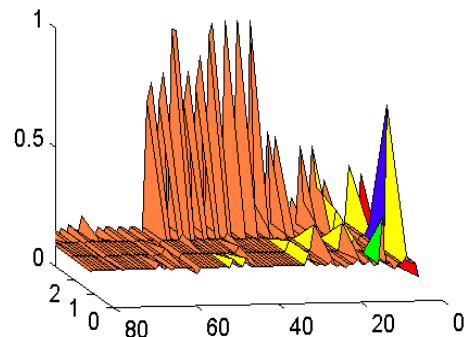


(a) $\alpha=20, \beta=1$ (b) $\alpha=1, \beta=20$

[그림 7] 시행회수에 따른 충돌회수

는 물체의 획득에 더 우수한 능력을 나타냈으며, 반면 β 의 비중을 크게 하면 그 반대의 경우가 나타났다. 이러한 차이는 적합도가 다른 로봇의 선택의 기준이 되기 때문에 적합도의 특성에 맞는 로봇이 주로 선택된 결과이다. 이때 뚜렷한 진화의 영향은 학습이 어느 정도 진행된 후에 나타난다.

[그림 8]은 50회 수행 후 진화된 로봇 중 임의의 한 로봇의 학습된 Q값을 나타낸 그림이다. 그림에서 알 수 있듯이 주어진 상태에서 유익한 행동의 Q값이 매우 크게 성장해 있음을 볼 수 있다. 그림에서 상태 54에서 80은 로봇 뒤쪽 센서에 물체가 감지되는 경우로 이러한 경우는 앞에 있는 물체를 취하지 않고 180도 회전할 경우에만 발생하는 상태이다. 따라서 점점 학습이 진행됨에 따라 그와 같은 경우는 거의 발생하지 않기 때문에 학습이 되지 않았음을 보여주고 있다[15].



[그림 8] 최종 얻어진 Q 값

위와 같은 연구들에서 서로 협조 행동을 통해서 실행하려는 행동에 우선순위를 부여하면서 우선순위의 행동을 하게 된다. 또한 각각의 로봇은 통신을 통해서 여러 대의 로봇이 각각의 임무를 수행하면서 서로 정보들을 공유하게 된다. 군집로봇의 통신을 살펴보면 로봇들의 통신함에 있어서 통신 범위에 따라 전역적 통신과 지역적 통신 두 가지로 나눌 수 있으며 크기가 큰 시스템에서는 지역적인 통신이 유리하다. 또 하나의 분류 방법으로 수신자의 여부에 따라 특정한 수신자에게 정보를 보내는 정보전달(message passing) 모델과 어떤 특정한 수신자가 정보를 받을 것을 기대하지 않고 정보를 내보내는 사인보드(sign board) 모델로 나누어서 분류하고 있다. 그리고 이런 분류들의 모델들을 검토하고 융합하는 새로운 통신모델 들도 제안되어지고 있다.

4. 군집 로봇에서 분산제어의 앞으로 방향

군집로봇의 제어에 있어서 현재 분산 제어를 사용해서 제어하고 있고, 제어를 위해서 지능 시스템을 이용해서 보다 발전된 모델의 분산 제어를 이루어지고 있다. 앞으로 군집 로봇에 분산 제어만을 사용해서 하는 것이 아니라 중앙 제어하고 같이 연동해서 사용하는 방향으로 연구가 되어져 가고 있다. 중앙제어와 분산 제어의 단점들을 서로 보완하고 장점들을 최대한 살릴 수 있는 제어 모델들이 제시되어져 가고 있으면 군집 로봇에 있어서 통신, 위치 인식 등의 문제들도 같이 연구 되어져 군집 로봇 제어의 많은 분야에서 발전되어 가고 있다. 이런 군집 로봇에 대한 연구의 진보는 수백 대 또는 수천 대의 자율이동 로봇의 복잡한 협조 작업을 수행하는 것을 기대할 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] 윤한열, 심귀보, 「다수 로봇의 목표물 탐색을 위한 Area-Based Q-learning 알고리즘」, 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 한국 퍼지 및 지능시스템학회, vol. 15, no. 4, pp. 406-411, 2005.
- [2] Jindong Tan, Ning Xi, Weihua Sheng and Jizhong Xiao, "Modeling Multiple Robot Systems for Area Coverage and Cooperation", Proc. fo the 2004 IEEE International Conference on Robotics & Automation, vol. 3, pp. 2568-2573, New Orleans, LA, April, 2004.
- [3] Vaithilingam Kumarathan, Thrishantha Nanayakkara, "Intelligent Collaboration among Robotic Agents for Landmine Detection", Proc. of the Annual Sessions of the Sri Lanka Association for Artificial Intelligence, 2005.
- [4] Alessabdro de Luna Almeida, Samir Aknine, Jean-Pierre Briot, Jacques Malenfant, "Plan-Based Replication for Fault-Tolerant Multi-Agent Systems", Proc. of the 20th International Parallel and Distributed Processing Symposium, 2006.
- [5] Izzet Can Envarli, Julie A. Adams, "Task Lists for Human-Multiple Robot Interaction", Proc. of the IEEE International Workshop on Robots and Human Interaction Communication, pp. 119-124, Aug. 2005.
- [6] Alain Cardon, Thierry Galinho, Jean-Philippe Vacher, "Genetic algorithm using multi-objectives in a multi-agent system", Proc. of Robotics and Autonomous System, pp. 179-190, 2000.
- [7] Xiaojiang Zhang, "Fuzzy control system for a mobile robot collision avoidance", Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology, pp. 125-128, 1994.
- [8] Ding Yingying, He Yan, Jiang Jing-Ping, "Self-Organizing Multi-robot System Based on Personality Evolution", Proc. of the IEEE
- [1] 윤한열, 심귀보, 「다수 로봇의 목표물 탐색을 위한 Area-Based Q-learning 알고리즘」, 퍼지

International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2002.

- [9] Prasanna Sridhar, Shahab Sheikh-Bahaei, Shan Xia, Mo Jamshidi, “Multi agent Simulation using Discrete Event and Soft-computing Methodologies”, Proc. of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 1, pp 1004-1012, Dec, 2003.
- [10] Thomas W. Dunbar, Joel M. Esposito, “Artificial Potential Field Controllers for Robust Communications in a Network of Swarm Robots”, Proc. of the Thirty-Seventh Southeastern Symposium, pp. 401-405, March. 2005.
- [11] Mary Berna-Koes, Illah Nourbakhsh, Katia Sycara, “Communication Efficiency in Multi-Agent Systems”, Proc. of the IEEE International Conference on Robotics & Automation, pp. 2129-2134, April. 2004.
- [12] Chris A. C. Parker, Hong Zhang, “A Practical Implementation of Random Peer-to-Peer Communication for a Multiple-Robot System”, Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation Roma, Italy, pp. 3730-3735, April. 2007.
- [13] Mohd Ridzuan Ahmad, Shamsudin H.M. Amin, Rosbi Mamat, “Development of Decentralized Based Reactive Control Strategy for Intelligent Multi-Agent Mobile Robotics System”, Proc. of the Seventh International Conference on Control, Automation, Robotics And Vision, pp. 220-227, Dec. 2002.
- [14] 심귀보, 이동욱, “지역적 통신과 인공면역계에 기반한 군집 로봇의 협조 전략과 군 행동”, 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 한국 퍼지 및 지능시스템학회, vol. 16, no. 1, pp. 72-78, 2006.
- [15] 심귀보, 이동욱, “군집 로봇의 협조 행동을 위한 로봇 개체의 행동학습과 진화”, 퍼지 및 지능시스템학회

논문지, 한국 퍼지 및 지능시스템학회, vol. 16, no. 2, pp. 131-137, 2006.

- [16] Jining Liu, Jianbing Wu, “Multi-Agent Robotics Sstems”, CRC Press LLC 2001.



심 귀 보

1984 중앙대학교 전자공학과(공학사)
 1986 중앙대학교 전자공학과(공학석사)
 1990 동경대학교 전자공학과(공학박사)
 1991~현재 중앙대학교 전자전기공학부 교수
 2003~2004 일본 계측 자동제어학회(SICE) 이사
 2000~2004 제어자동화시스템공학회 이사
 2002~현재 중앙대학교 산학연컨소시엄센터 센터장 및 기술 이전센터 소장
 2005 한국퍼지 및 지능시스템학회 수석부회장
 2006~현재 한국퍼지 및지능시스템학회 회장
 2005 제어자동화시스템공학회 Fellow 회원
 관심분야 : 인공생명, 지능로봇, 지능시스템, 다개체시스템, 학습 및 적응알고리즘, 소프트 컴퓨팅(신경망, 퍼지, 진화연산), 인공면역시스템, 침입탐지시스템, 진화 하드웨어, 인공두뇌, 지능형 홈 및 홈네트워크, 유 비쿼터스 컴퓨팅 등
 E-mail : kbsim@cau.ac.kr



김 호 덕

2005 중앙대학교 전자전기공학부 공학사
 2006 중앙대학교 전자전기공학부 대학원 석사과정 재학중
 관심분야 : Evolvable H/W, Processor Design, Genetic Algorithm, DARS, etc.
 E-mail : hoduck@wm.cau.ac.kr