1999년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집 1999. 7.19-21

인공 면역망 구조 학습에 근거한 자율 이동 로봇 시스템 설계

° 이동제, 이민중, 최영규, 김성신
부산대학교 공과대학 전기공학과

Autonomous Mobile Robot System Design based on a Learning Aritificial Immune Network Structure

° Dong-Je Lee, Min-Joong Lee, Young-Kiu Choi, Sungshin Kim
Dept. of Electrical Eng. Pusan National Univ.

Abstract - The conventional structure for an action selector of an Autonomous Mobile Robot (AMR) has been criticized for a repeated action. To overcome this problem, recently many researches have been focused on the reactive planning systems such as the biological immune system.

In this paper, we propose a learning aritificial immune network. the learning method is to use Genetic Algorithm (GA). The computer simulation show that the usefulness of the learning immune network.

1. 서 론

기존의 AMR의 행동선택기 구성 방법으로 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫째, 모든 관계를 모델링하여 수학적으로 목적을 달성할 수 있도록 관계식을 이용하는 것이다. 둘째, 인공 지능적인 방법으로 인간의 감성을 모방하여 표현, 이식하는 방법이 있다. 전자는 중앙 집중적인 방식으로 목표가 다양해지고 행동이 복잡할수록 수식 또한 복잡해져 구현하기 힘들다. 후자는 분산적인 방법으로 복잡한 수식이 필요 없고, 그 방식이 분산적인 제어 구조이므로 전자와 같은 단점을 극복할 수 있다. 인간의 면역체계를 모방하여 공학에 적용한 인공 면역망이 있다[1]. 인공 면역망을 이용 AMR의 행동 판단에 적용하는 방법이 이루어졌다[2]. 인공 면역망은 행동 판단에 아주 좋은 성능을 발휘한다. 하지만 내부 항체의 코딩정보를 사용자가 시행착오방법으로 생성해야 하므로 실제 복잡한 외부환경의 정보에 대해서는 적합한 정보를 생성하기 힘들다.

따라서 본 논문에서는 항체 코딩 정보를 사용자에 의해서가 아닌 컴퓨터의 반복에 의해 스스로 최적의 항체 코딩 정보를 찾고, 제안한 방법이 유용함을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 검증한다.

2. 인공 면역망

2.1 인공 면역망의 구조

인간의 면역망의 기본 구조는 T-림프구와 B-림프구로 구성되어 있다. 인간의 몸에는 대략 10^7개의 다른 종류의 B-림프구를 가지고 있다. 그림 1에서 보여지듯이 항체(antibody)는 "Y" 형상을 가지고있고, 항체의 paratope와 항원(antigen)의 epitope는 열쇠와 자물쇠의 관계처럼 서로 일치할 경우 항체에 의해 항원은 억제된다. 또한 N.K.Jerne의 가설에 의해 새로운 인공면역망이 제안되어졌다[3]. 그 구조는 두 종류의 항체들의 ideotope와 paratope가 일치하면 활성과 억제의 관계를 가진다.

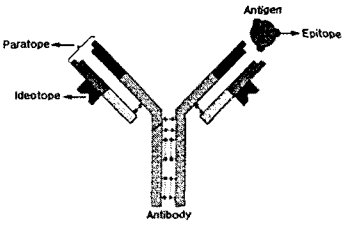

그림 1. antibody 와 antigen의 구조
Fig 1. Structure of antibody and antigen

2.2 항체의 생성

인간의 면역은 크게 태어날 때부터 지니고 있는 선천면역(先天免疫:innate immunity)과 후천적으로 생활 등에 적응되어 얻어지는 획득면역(獲得免疫:acquired immunity)으로 구분된다. 여기서 획득면역은 처음 침입한 항원에 대해 기억할 수 있고 다시 침입할 때 특이적으로 반응하여 효과적으로 항원을 제거할 수 있는 특징이 있다.

3. 학습을 위한 AMR의 행동 선택기 설계

3.1 행동 선택기

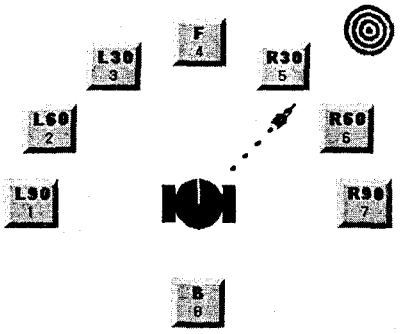

그림 2. AMR의 외부 환경 sensing
Fig 2. External environment sensing of AMR

그림 2와 같이 AMR의 외부 환경의 변화는 8개의 센서로 장애물을 인식하고 1개의 센서로 목표물의 방향을 인식한다. 인식 거리는 AMR의 반경 2배로 한다. AMR의 행동 개체들은 8가지 즉, *전진, 후진, (우측 30° , 60° , 90°), (좌측 30° , 60° , 90°)* 으로 한정된다.

각 paratope, ideotope, epitope는 인식되는 값과 같은 유형으로 표 1과 같은 형태를 가진다. 장애물이 존재하면 '1', 존재하지 않으면 '0', 상관없으면 '#'으로 나타

낸다. 목표물 방향은 그림 2에서 보여지는 것과 같이 정수값 '1~8' 또는 '#'으로 나타낸다.

표 1. paratope, ideotope, epitope 형태 정의
Table 1. Definition of paratope, ideotope and epitope structure

장애물 인식 (○ → '1', × → '0', don't care:'#')								목표물 ('1~8','#')
L90	L60	L30	Front	R30	R60	R90	Back	Target

그림 3과 같이 인간의 면역 체계를 모방하여 구성한 AMR의 행동선택기 구조를 그림 4에서 나타내고 있다[2]. 그림 3과 그림 4에서 점선은 억제도를 실선은 활성도를 나타내며 각 행동 개체들과 그리고 행동 개체와 외부 환경에 대한 활성과 억제를 나타내고 있다.

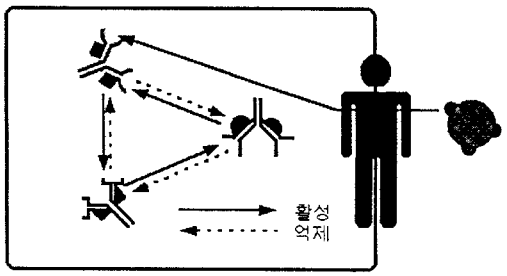

그림 3. 인간의 면역체계
Fig 3. Immune network of human

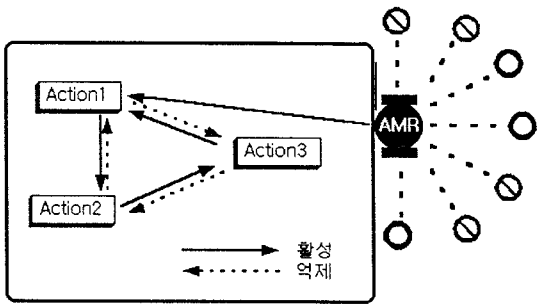

그림 4. 인공 면역망에 의한 AMR의 행동 선택기 구조
Fig 4. Artificial immune network-based action selector structure

각 행동 개체들의 i 번째 항체 농도 변화식은 다음과 같이 구성된다[2].

$$\frac{da_i}{dt} = \left\{ \frac{\sum_{j=i}^{N} m_{j,i} \cdot a_j}{N} - \frac{\sum_{l=i}^{N} m_{i,l} \cdot a_l}{N} + m_i \right\} \cdot a_i \qquad (i=1\sim N) \quad (1)$$

여기서, N 은 항체의 총 수이고, $m_{j,i}$는 j와 i번째 항체의 활성 억제 지수를 나타내는 정수값의 $(N\times N)$ 행렬이며 항체의 epitope가 결정되면 값이 고정된다. m_i는 항원에 의해 활성화되는 지수를 나타내는 정수값의 $(N\times 1)$ 행렬이며 외부환경이 변화하면 변화되는 값이다.

$$m_{j,i} = \sum_{k=1}^{L} I_j(k) \oplus \overline{P_i(k)} \qquad (2)$$

$$m_{i,l} = \sum_{k=1}^{L} I_i(k) \oplus \overline{P_l(k)} \qquad (3)$$

$$m_i = \sum_{k=1}^{L} E(k) \oplus \overline{P_i(k)} \qquad (4)$$

여기서, L은 항체의 전체 비트수 크기를 나타내고, $I_j(k)$는 j번째 항체의 ideotope의 k번째 비트값을 나타낸다. $P_i(k)$는 i번째 항체의 paratope의 k번째 비트값을 나타낸다. $E(k)$는 항원의 epitope의 k번째 비트값을 나타낸다. $\oplus$ 는 배타적 논리합 연산자로 '1', '0' 의 결과를 가지며 '#' 과의 연산일 경우 결과는 무조건 '0' 값을 가진다. 최종 항체의 선택은 가장 먼저 정해진 한계값에 도달하는 항체를 선택하게 된다.

행동 선택기에서의 구성은 목표물과 장애물에 대한 두 개의 면역망 $a^{obstacle}$와 a^{goal} 로 구성된다. γ는 면역망 결합계수이며 전체 면역망의 농도값은 다음과 같이 나타낸다[2].

$$a_i = (1-\gamma)\cdot a^{obstacle}{}_i + \gamma \cdot a^{goal}{}_i \qquad (0< \gamma <1) \quad (5)$$

3.2 행동 선택기 학습구조

인간의 면역체계의 두 가지 형태 즉 선천면역과 획득면역으로 구성되는 것과 유사하게 표 2와 표 3에서 음영으로 나타내어지는 부분은 선천면역으로 그 값이 사용자가 쉽게 생각할 수 있는 값으로 고정되어지고 나머지 부분은 획득면역 즉, 유전 알고리즘에 의해 '1', '0', '#' 중 한 값이 랜덤으로 주어진 코딩정보에 의해 AMR의 행동 형태에 대한 적합도 함수에 의해 평가되고 결정된다.

표 2. 장애물 회피 학습을 위한 항체구성
Table 2. Structure of antibody for obstacle avoidance

항체	장애물 paratope의 구성								행동
항체 1				0				#	전진
항체 2							0	#	후진
항체 3					0			#	우측 30°
항체 4						0		#	우측 60°
항체 5							0	#	우측 90°
항체 6			0					#	좌측 30°
항체 7		0						#	좌측 60°
항체 8	0							#	좌측 90°

표 3. 목표물 학습을 위한 항체구성
Table 3. Structure of antibody for target

항체	목표물 paratope의 구성								행동
항체 1				0				4	전진
항체 2							0	8	후진
항체 3					0			5	우측 30°
항체 4						0		6	우측 60°
항체 5							0	7	우측 90°
항체 6			0					3	좌측 30°
항체 7		0						2	좌측 60°
항체 8	0							1	좌측 90°

목표물과 장애물에 관한 면역망 결합계수 γ 또한 paratope 학습 알고리즘 내부에서 같이 학습되고, epitope에 의한 고정 변수 행렬 m_{ij}는 임의로 주어진다. 학습 후 적합도를 판별하기 위한 함수는 다음과 같다.

$$J = \frac{1}{1 + w_1 \times crash + w_2 \times arrive + w_3 \times T_f} \quad (6)$$

여기서, w_1, w_2, w_3는 양의 정수 가중치, crash는 충돌유무, arrive는 도달유무, T_f는 도달시간이다.

4. 시뮬레이션

4.1 시뮬레이션 환경

그림 5과 같이 면역망에 의한 AMR 시뮬레이션을 위해 윈도우 95에서 GUI환경을 구성하였다. AMR의 이동 환경은 340×190 픽셀내의 원형 장애물과 목표물로 구성되어져 있다. AMR의 이동 속도는 한 샘플링 시간당 2 픽셀로 일정하게 둔다. 매 순간 행동 변화에 의한 시간 지연은 고려하지 않는다.

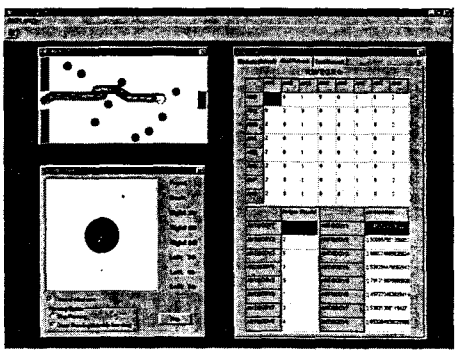

그림 5. 시뮬레이션 환경
Fig 5. Simulation environment

4.2 시뮬레이션 결과

다음 그림은 학습 된 몇 가지 결과를 나타내었다. 항상 높은 적합도를 가진 면역망이 가장 좋을 수는 없으므로 어느 정도 이상의 적합도를 가진 면역망 중 사용자가 임의의 작업에 적합한 면역망 한가지를 선택하여 사용할 수 있다.

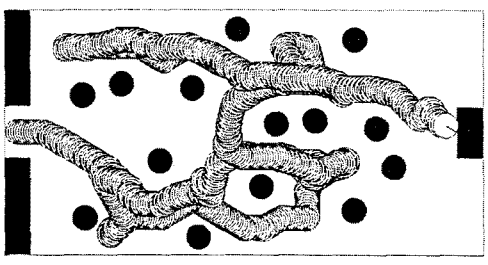

그림 6. 반복된 행동을 하지 않는 결과
Fig 6. Result without repeated action

그림 6에서는 면역망의 장점으로 반복된 행동을 계속하지 않고 전역적으로 목표물을 찾아가는 행동을 보이고 있다.

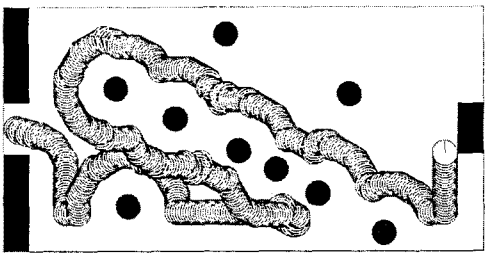

그림 7. 우수법과 유사한 행동을 가지는 결과
Fig 7. Result with action similar to right hand law

그림 7에서는 장애물 회피 알고리즘의 일반적인 우수법과 유사한 행동을 보이고 있다.

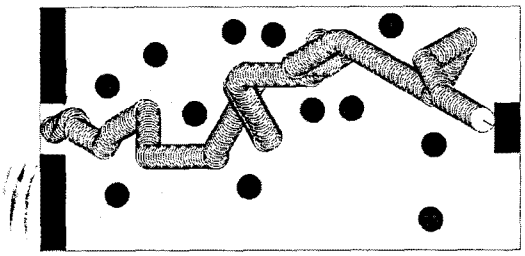

그림 8. 행동이 변화 후 일정한 결과
Fig 8. Result with stationary after change

대부분의 면역망은 행동 선택이 자주 바뀌는 형태가 많다. 하지만 AMR의 속도가 고속일 경우 변화에 적응하기 힘들다. 따라서 그림 8과 같은 면역망이 일관된 행동을 보장 할 수 있다.

5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 면역망을 이용 AMR의 행동 선택기에 적용하고 유용함을 보였다. 기존의 조건문에 의한 행동 선택기의 단점인 같은 행동의 반복으로 무한 루프에 빠지는 행동을 보완하였고, 학습된 항체의 변환만으로 다양한 패턴의 AMR의 행동 선택기를 설계할 수 있다.

향후 실제 로봇의 행동 선택기에 적용하여 그 타당성 검증이 요구된다.

[참 고 문 헌]

[1] J. Doyne Farmer, Normal H. Packard, "The Immune System, Adaptation, and Machine Learning," *Physica*, 22D(1986), pp. 187-204, North-Holland, 1986.

[2] Akio Ishiguro, Yuji Watanabe and Yoshiki Uchikawa, "An Immunological Approach to Dynamic Behavior Control for Autonomous Mobile Robots," *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, USA, Aug. 1995.

[3] N.K.Jerne, "The immune system," *Scientific American*, Vol.229, No.1, pp.52-60, 1973.

[4] Akio Ishiguro, Yuji Watanabe and Yoshiki Uchikawa, "Proposal of Decentralized Consensus-making Mechanisms Based on Immune System," *Proceeding of International Symposium on Artificial Life and Robotics*, pp.122-127, 1996.