

Design of Autonomous Mobile Robot System Based on Artificial Immune Network and Internet

李 東 濟* · 李 敏 中** · 崔 榮 奎***
(Dong-Je Lee · Min-Jung Lee · Young-Kiu Choi)

Abstract - Recently conventional artificial intelligence(AI) approaches have been employed to build action selectors for the autonomous mobile robot (AMR). However, in these approaches, the decision making process to choose an action from multiple competence modules is still an open question. Many researches have been focused on the reactive planning systems such as the biological immune system.

In this paper, we attempt to construct an action selector for an AMR based on the artificial immune network and internet. The information from vision sensors is used for antibody. We propose a learning method for artificial immune network using evolutionary algorithm to produce antibody automatically. The internet environment for an AMR action selector shows the usefulness of the proposed learning artificial immune network application.

Key Words : Artificial Intelligence, Autonomous Mobile Robot, Artificial Immune Network, Internet

1. 서 론

자율이동로봇(autonomous mobile robot)은 가장 단순한 구조로 두 축의 바퀴로 이루어진 로봇이다. 자율이동로봇의 목적은 장애물과의 충돌을 회피하면서 목표물에 도달하는 것이며, 센서의 종류에 따라 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째, 전역센서를 가진 이동로봇은 최적의 경로를 생성하여 도달하는 것을 목표로 한다. 그리고 두 번째 지역적인 센서를 가진 이동로봇은 도달확률이 가장 좋은 것을 목표로 한다. 센서로부터 인식된 정보로 장애물과 충돌하지 않으며 목표물에 도달하는 행동을 선택하는 로봇의 제어를 행동선택기라고 한다. 행동선택기 구성 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째 방법은 수학적 모델을 이용하여 목적을 달성할 수 있도록 관계식을 이용하는 방법이다[1, 2]. 그러나 이 방법은 중앙 집중적인 방식으로 정해진 규칙에 의해 단일한 행동으로 구성되기 때문에 지역적인 루프에 빠졌을 때 무한루프의 행동패턴을 형성하여 목표물에 도달할 수 없는 상태가 된다. 게다가 목표가 다양해지고 행동이 복잡할수록 수식이 복잡해져 구현하기 힘들다. 그리고 두 번째 방법은 인공 지능적인 방법으로 인간의 판단 과정을 모방하여 표현, 인식하는 방법이다[3, 4]. 이 방법은 복잡한 수식이 필요 없고, 그 방식이 분산적인 제어 구조이므로 첫 번

째 방법에서 발생하는 문제점을 극복할 수 있다. 그리고 다양한 지능적인 방법을 이용한 행동 선택기 설계에 관한 연구가 많이 진행되고 있다[5-9].

최근에 인간의 면역체계를 모방한 인공 면역망 알고리즘을 이용하여 자율이동로봇의 행동 판단에 적용하는 방법이 연구된 바 있다[10-13]. 인공 면역망의 활성화와 억제 관계가 마치 인간이 선택의 문제에 대해 고민하는 과정을 모델링한 구조로서 행동 판단에 아주 좋은 성능을 발휘한다. 그러나 인공 면역망 알고리즘은 구조가 복잡하고 알고리즘 수행 시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 또한 기존의 인공 면역망을 이용한 행동선택기 설계 시 내부 항체(antibody)의 복잡한 코딩 정보를 사용자가 시행착오방법으로 생성해야 할 때, 센서의 수가 증가하거나 작업이 복잡할 경우 사용자가 적합한 내부 정보를 구성하기에는 너무 많은 시간이 소요되는 문제점이 있다.

본 논문에서는 항체 코딩 정보를 면역망 학습법에 의해 자동으로 구성하고, 사용자에게 의해 구성되어진 코딩 정보와 비교하여 충분한 도달 성능을 나타냄을 보인다. 그리고 학습된 코딩 정보에 의해 다양한 패턴의 행동을 나타내는 행동선택기가 구성됨을 검증한다. 또한 최근 자율이동로봇은 실제 많은 분야에 적용되고 있고 특히 인간이 작업하기 힘든 장소나 실제 거리가 너무 멀어 갈 수가 없는 공간에 작업 지령을 내릴 수 있는 시스템이 사용될 수 있으나 원격로봇 제어 시스템은 고가의 비용이 든다. 하지만 현재 전 세계적으로 거미줄과 같이 연결된 인터넷망을 이용하면 이러한 문제점은 해결될 수 있으므로 인터넷망을 이용한 로봇 제어는 많이 연구되고 있다[14-18]. 그러므로 본 논문에서도 장애물 회피 알고리즘인 인공 면역망을 이용하여 기존의 정적이고 단순한 기능을 탈피하고 최근 기술인 ActiveX

* 正 會 員 : 釜山大 電氣工學科 博士課程
** 正 會 員 : 釜山大 電氣工學科 Post-Doc · 工博
*** 正 會 員 : 釜山大 컴퓨터및정보통신연구소 전자전기정보컴퓨터공학부 教授 · 工博
接受日字 : 2001年 7月 6日
最終完了 : 2001年 10月 4日

를 이용한 멀티미디어 환경에서 인터넷 원격 제어 시스템을 실험을 통해 구현하였다.

2. 인공 면역망

2.1 인간의 면역 체계

인간의 면역 체계의 기본 구조는 T-림프구와 B-림프구로 구성되어 있다. 2가지의 림프구중에서 외부의 항원(antigen)에 반응하는 림프구는 대부분 B-림프구이다. 인간의 몸에는 대략 107개의 다른 종류의 B-림프구를 가지고 있다. 그림 1은 B-림프구의 항체를 나타낸다.

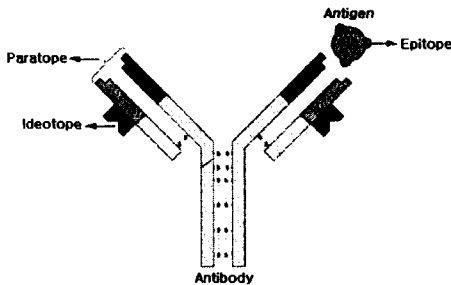


그림 1 항체와 항원의 구조

Fig. 1 Structure of antibody and antigen

그림 1에서 B-림프구의 항체는 "Y" 형상을 가지고 있고, 항체는 고유 정보를 가진 paratope와 ideotope로 구성된다. 항체의 paratope와 항원의 epitope는 열쇠와 자물쇠의 관계처럼 서로 일치할 경우 항체에 의해 항원은 억제된다. 항체와 항원의 관계를 N. K. Jerne 가설에 의해 새로운 인공 면역망이 제안되어졌다[19-21]. 그 구조는 기본적으로 항원과 항체의 억제 관계에서 추가로 두 종류 항체들의 ideotope와 paratope가 일치하면 활성화와 억제의 관계를 가진다. 이러한 항체와 항원의 구조를 인공 면역망이라고 한다

그리고 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 선천면역은 최초로 인간이 가지고 태어나는 면역체로써 기본적으로 항원에 대해 할 수 있다. 그리고 획득면역은 처음 침입한 항원에 대해 기억할 수 있고 다시 침입할 때 특이적으로 반응하여 효과적으로 항원을 제거할 수 있는 특징이 있다.

2.2 인공 면역망 행동선택기 설계

그림 2는 우리 몸 내부의 면역체계를 나타내고 있고, 그림 3은 인공 면역망을 이용하여 구성된 자율이동로봇의 행동선택기 구조를 나타내고 있다[11]. 그림 2에서 외부의 항원에 대하여 인간의 몸 내부의 면역체계에서는 각각의 항체들 서로간의 활성화 및 억제 작용과 외부 항원에 대한 활성화 작용이 어우러져 항원에 대항하는 구조를 보여주고 있고, 이것을 모방하여 그림 3의 자율이동로봇의 행동선택기 알고리

즘에 적용한다. 항원에 해당하는 부분은 이동로봇에서 인식된 정보로 하고 항체는 선택되어야 할 행동 개체로 나타내었다. 그리고 그림 2와 그림 3에서 점선은 억제도, 실선은 활성도를 나타내며 각 행동 개체들간의 그리고 행동 개체의 외부 환경간의 활성화와 억제 관계를 나타낸다.

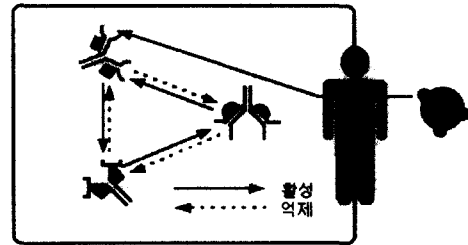


그림 2 인간의 면역망

Fig. 2 Immune network of human being

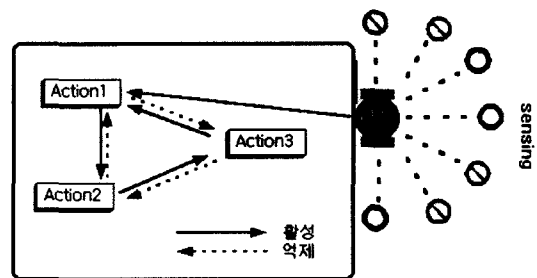


그림 3 인공 면역망에 의한 자율이동로봇의 행동 선택기

Fig. 3 Action selector based on artificial immune network

2.2.1 항원과 항체의 구조 정의

본 논문에서는 그림 4와 같이 자율이동로봇의 외부 환경 인식을 총 9개의 센서 중 8개의 물체 인식 센서로 장애물을 인식하고 1개의 방향 센서로 목표물의 방향을 인식한다. 그리고 장애물의 인식 거리는 자율이동로봇의 반경 2배로 설정한다. 인식된 외부 환경 정보는 항원의 epitope에 해당하는 부분으로 표 1과 같이 정의된다.

표 1에서 장애물이 존재하면 '1', 존재하지 않으면 '0'으로 이진화되고 목표물 방향은 그림 4에서 보여지는 것과 같이 '1~8'의 정수 값으로 epitope의 데이터 구조를 형성한다.

항체는 paratope와 ideotope의 데이터 구조로 구성되어 있다. 항체 각각의 개체는 행동선택기의 행동 개체와 대응되고 행동선택기 내부의 고정된 데이터 값들이다. 외부 인식 값 즉 epitope와 비교되는 값으로 그 데이터 구조는 표 2에서 나타내고 있다. 표 2는 epitope의 구조와 흡사하나 내부 데이터 값으로 '#'이 추가되었다. 이 값의 의미는 비교 배타적 논리합(단, '#'의 경우 제외)의 연산자 적용 시 외부 환경에 상관없이 가중치를 부여하지 않는다.

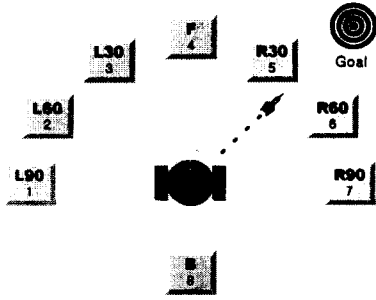


그림 4 자율이동로봇의 외부 환경 인식

Fig. 4 External environment sensing of autonomous mobile robot.

표 1 Epitope 구조 정의

Table 1 Definition of epitope structure

IF 장애물 존재 ○ then '1'								목표물방향 ('1'~'8')
IF 장애물 존재 × then '0'								
L90	L60	L30	Front	R30	R60	R90	Back	Target

표 2 Paratope, Ideotope 구조 정의

Table 2 Definition of paratope and ideotope structure

IF 장애물 존재 ○ then '1'								목표물방향 ('1'~'8')
IF 장애물 존재 × then '0'								
IF Don't care then '#'								Don't care ('#')
L90	L60	L30	Front	R30	R60	R90	Back	Target

2.2.2 항체 농도식

각 항체 개체에 i 번째에 해당되는 항체의 농도는 a_i 로 표시하고 농도 변화량은 $\frac{da_i}{dt}$ 로 나타낼때 항체 농도식은 다음과 같다.

$$\frac{da_i}{dt} = \left\{ \frac{\sum_{j=1}^N w_{j,i} \cdot a_j}{N} - \frac{\sum_{j=1}^N w_{i,j} \cdot a_i}{N} + m_i \right\} \cdot a_i \quad \text{단, } 1 \leq i \leq N \quad (1)$$

$$w_{j,i} = \sum_{k=1}^L I_j(k) \oplus \bar{P}_i(k) \quad (2)$$

$$w_{i,l} = \sum_{k=1}^L I_i(k) \oplus \bar{P}_l(k) \quad (3)$$

$$m_i = \sum_{k=1}^L E(k) \oplus \bar{P}_i(k) \quad (4)$$

식 (1)에서 N 은 항체의 총 수, $w_{j,i}$ 와 $w_{i,l}$ 는 항체의 활성화와 억제 지수를 나타내는 정수 값을 가지는 $N \times N$ 행렬

의 원소이다. m_i 는 항원에 의해 활성화되는 지수를 나타내는 정수 값의 $N \times 1$ 행렬의 i 번째 원소이며 외부 환경에 따라 변화되는 값이다.

식 (2), (3), (4)에서 L 은 항체의 전체 비트 수 크기를 나타내고, $I_j(k)$ 는 j 번째 항체의 ideotope의 k 번째 비트 값을 나타낸다. $P_i(k)$ 는 i 번째 항체의 paratope의 k 번째 비트 값을 나타낸다. $E(k)$ 는 항원의 epitope의 k 번째 비트 값을 나타낸다. \oplus 는 배타적 논리합 연산자로 '1'과 '0'의 결과를 가지며 '#'과의 연산일 경우 결과는 무조건 '0' 값을 가진다. 즉 연산자의 의미는 paratope와 입력을 각각의 비트 단위로 비교하여 일치하는 비트만큼의 정수 값을 행렬의 단위 값으로 가진다. 위 항체 농도 식은 변화량을 나타내므로 실제 항체 농도 값은 변화량을 시간 변화에 대해 누적하여 구한다.

$$A_i = (1 - \gamma) \cdot a_i^{obstacle} + \gamma \cdot a_i^{goal} \quad \text{단, } 1 \leq i \leq N \quad (5)$$

본 논문에서는 두 개의 인공 면역망을 사용하므로 전체 항체 농도식은 식(5)와 같이 목표물 추종과 장애물 회피에 대한 두개의 면역망 $a_i^{obstacle}$ 와 a_i^{goal} 의 합으로 구성된 A_i 로 계산되며, 두 인공 면역망의 결합은 인공망 결합계수 γ 에 비례하여 나타난다[11].

2.2.3 항체 농도식

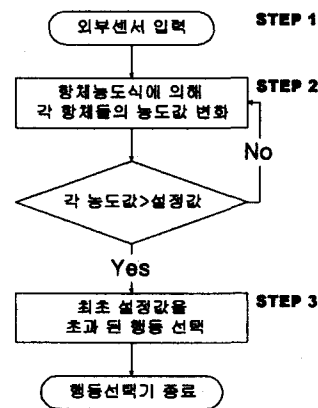


그림 5 행동선택기 흐름도
Fig. 5 Flowchart of action selector

한 번의 행동선택이 되는 과정을 그림 5에서 흐름도로 보여 주고 있다. 각 단계를 그림 6, 7, 8로 나누어 설명하면 다음과 같다.

● STEP 1

그림 6은 자율이동로봇이 외부 환경을 인식하였을 때 내부의 가중치 벡터가 생성되는 과정을 보여 준다. 센서에 의해서 외부환경을 입력받았을 때 항원 데이터를 구성하고 N

개의 paratope를 활성화하여 벡터 m 을 구한다. 그리고 내부 항체들의 활성화와 억제 작용에 의해서 행렬 W 가 결정된다.

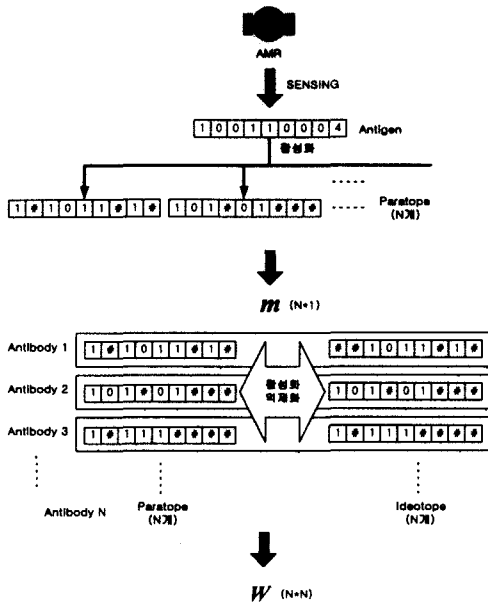


그림 6 가중치 벡터 생성
Fig. 6 Weight vector creation

● STEP 2

두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 구한 벡터 m 과 행렬 W 의 값을 식 (1)을 이용하여 각 항체들의 농도값 변화를 구하는 단계이다. 그림 7은 식(1)을 도식화하여 나타내었다. 농도치 변화는 항체들의 활성화와 억제화 그리고 항원의 활성화로써 3 가지성분으로 구성된다. 그림 7의 사각형은 매 시간 변화에 대해 변화하는 성분 값이고 원은 고정된 성분 값을 나타낸다.

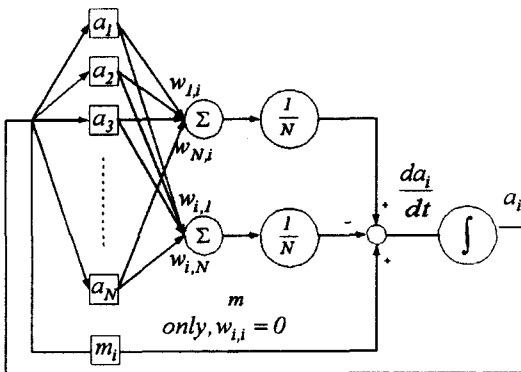


그림 7 항체의 농도식
Fig. 7 Concentration of antibody

● STEP 3

최종 행동선택이 이루어지는 단계로 모든 행동들의 농도

값은 단계 1과 단계 2의 과정에 의해 계속 농도 값이 변화하게 된다. 그 농도 값들 중 그림 8과 같이 한계 설정 값에 가장 먼저 도달하는 농도값의 행동 X를 결정한다.

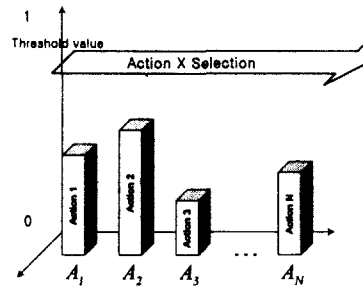


그림 8 행동 X의 선택
Fig. 8 Selection of action X

2.3 인공 면역망 행동선택기 학습

본 논문에서는 인공 면역망 알고리즘을 이용하여 행동선택기 설계 시 내부 항체의 복잡한 코딩 정보를 컴퓨터의 반복적인 학습 알고리즘을 적용하여 보다 편리하게 구성하기 위해서 진화 알고리즘(evolutionary algorithm)을 사용하였다.

표 3 장애물 회피 학습을 위한 항체구성

Table 3 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 4 목표물 추종 학습을 위한 항체구성

Table 4 Structure of antibody for target tracking

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°

인공 면역망을 학습하기 위해서 인간의 면역 체계의 두 가지 형태 즉 선천면역과 획득면역으로 구성되는 것을 모방하여 표 3과 4에 나타내었다. 표 3과 4에서 음영으로 나타내어지는 부분은 선천면역으로 그 값은 사용자가 쉽게 생각할 수 있는 값으로 고정되어지고 나머지 부분은 획득면역 즉, 학습 알고리즘에 의해 '1', '0', '#' 중 랜덤으로 주어진 정

보에 의해 자율이동로봇의 행동 형태에 대한 적합도 함수에 의해 평가하고 결정된다. 표 3과 4의 항체의 정보 생성에 있어 두 가지로 구분된 형태로 설정한 이유는 적합도가 높은 해를 찾을 때 모든 경우를 찾을 수도 있으나 그 해가 광범위하여 해의 영역을 최소화하기 위해 설정하였다. 그리고 목표물과 장애물에 관한 면역망 결합계수 γ 또한 paratope 학습 알고리즘 내부에서 같이 학습되고, paratope만 학습하여도 항체 농도식의 가중치 벡터에 영향을 미치므로 epitope는 일정한 값으로 고정해 둔다.

인공 면역망을 학습하기 위한 적합도 함수는 식(6)과 같다.

$$J = \frac{1}{0.2 + w_1 \times crash + w_2 \times arrive_{distance} + w_3 \times (T_n / T_f)} \quad (6)$$

w_1, w_2, w_3 는 양의 정수 가중치, T_f 는 학습을 위하여 자율이동로봇에게 주어진 최대 시간이다. *crash*는 충돌 할 경우 '1', 없을 경우 '0'의 값을 가진다. *arrive_{distance}*는 자율이동로봇이 T_f 의 주어진 시간 이내에 목표점에 도달 할 경우 '0', 그렇지 않을 경우 목표점과 가장 가까운 위치의 거리 값을 가진다. T_n 은 자율이동로봇이 목표점에 도달하는 시간이며 도달하지 못하는 경우 T_n 은 T_f 와 같다. 이러한 적합도 함수 값이 높을수록 로봇은 충돌 없이 목표점에 도달하는 행동에 가까워진다.

그림 9는 인공 면역망을 학습시키기 위한 흐름도를 나타내었다.

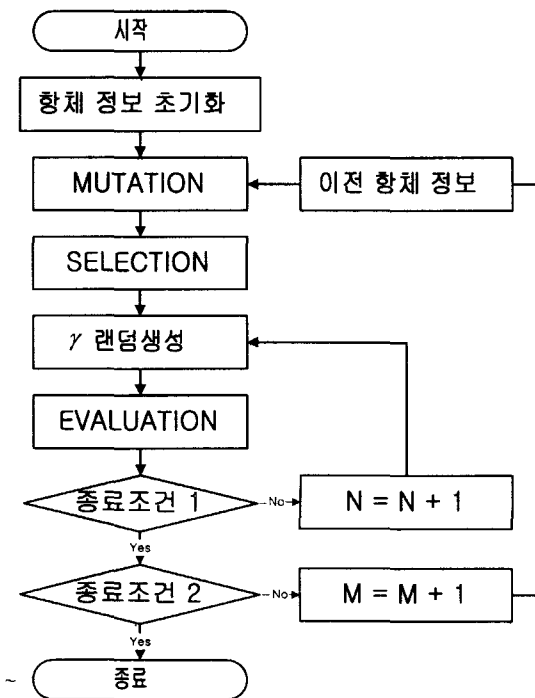


그림 9 인공 면역망 학습을 위한 흐름도
Fig. 9 Flowchart for training artificial immune networks

그림 9에서 N과 M은 γ 의 최적 값을 찾기 위한 세대수이고, 항체의 내부 정보 즉, 표 3과 표 4의 최적 정보를 찾기 위한 W 과 m 이다. 종료조건 1은 γ 값 중 적합도 함수식(6)에 의해 평가되고 종료조건 2는 종료조건 1에 의해 γ 값이 결정된 항체 정보들 중 적합도 함수식(6)에 의해 평가된다. γ 값을 생성 가우시안 랜덤 함수로 한다.

Selection 단계에서는 평가된 이전 항체 정보 중 적합도 값에 비례한 확률로 선택하게 된다. Mutation 단계에서 모든 정보를 랜덤하게 구성하여 항체의 표를 구성한다. Evaluation 단계에서 실제 구성된 모든 내부 정보에 의해 로봇의 행동 선택기가 구성되고 실제 시뮬레이션 환경에서 자율이동로봇이 동작시키고 동작된 모든 정보를 기준으로 적합도 함수식(6)에 의해 수치적인 값으로 평가된다. 종료조건 1은 γ 값의 변화에 의한 가장 적합도가 높은 γ 값을 찾으므로 ES(evolution strategy)와 유사한 구조를 가진다. 종료조건 2는 표 3과 4의 변화에 의한 가장 적합도가 높은 행동선택기가 구성되므로 GA(genetic algorithm)와 유사한 구조를 가진 전체적인 항체 구성을 위한 알고리즘이 구성된다.

3. 자율이동로봇 시스템

3.1 자율이동로봇

본 논문에서 제안하는 알고리즘을 검증하기 위해서 그림 10 같이 물체를 잡을 수 있는 자율이동로봇을 제작하여 실험하였다. 자율이동로봇은 크게 4개의 부분으로 구분할 수 있다. 첫 번째, 구동부는 자율이동로봇을 구동하기 위해 MPU 80c196kc를 사용하였으며, motor는 스텝 모터 NK243-01at 한 쌍 사용하여 유니폴라로 구동하였다. 두 번째, arm 부분은 힘 센서를 사용하지 않고 전류 제한 구동 회로에 의해 제어된다. 그리고 세 번째, RF통신 부분은 목표물의 방향데이터를 받기 위해 양방향 무선 모듈(BiM-433-F)를 사용하였다. 마지막으로 전원부분은 스위칭 레귤레이터 LM2575를 사용하여 일정전압을 유지하였다.

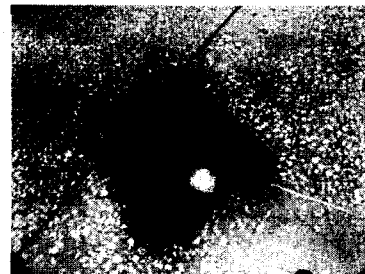


그림 10 자율 이동 로봇
Fig. 10 Autonomous mobile robot

그림 11은 80c196kc 프로그램의 알고리즘을 나타내었다. 80c196kc에서는 총 3개의 인터럽트를 사용하였다. 그 중 왼쪽 모터는 Timer2를 사용하였고, 오른쪽 모터는 software timer를 사용하여 그림 11의 알고리즘과 병렬로 구동되고 serial 인터럽트를 이용, RF모듈을 통해 로봇 제어 client와

통신한다.

자율이동로봇과 통신하기 위한 RF 무선 송신기(FM radiometric transceiver)는 반이중(half duplex) 데이터 전송을 할 수 있는 소형의 UHF 무선 모듈이다. 또한 실내에서는 30m, 실외에서는 120m 거리에서 40Kbit/s 의 속도로 데이터 전송이 가능한 저가의 구동장치이다. 최대 19600bps 전송이 가능하나 작동 시 안정적인 전송을 위해 9600bps로 구동한다.

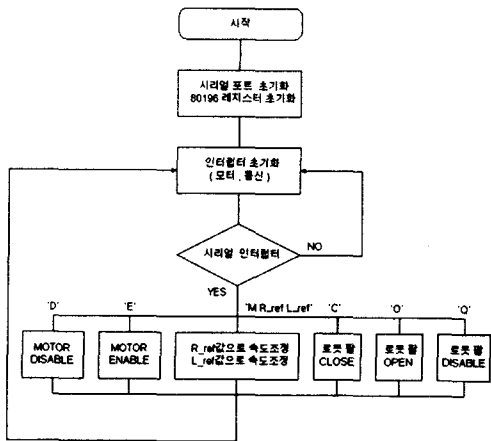


그림 11 80c196kc 모니터 프로그램

Fig. 11 80c196kc monitor program

3.2 비전 시스템

본 논문에서 vision system의 역할은 자율이동로봇의 센싱 정보와 목표물의 방향을 감지하는 것과 web sever를 통해 client측이 학습된 데이터를 전송 robot에 명령을 할 수 있고 제어되는 영상을 해석하여 client측이 볼 수 있는 영상으로 보내는 것이다. Vision sensor(CCD camera)에서 수신된 제어영역의 영상은 제어를 위한 정보추출 단계로 다양한 image processing 작업을 통해 로봇의 위치정보, 주변 물체들의 유무 및 목표물 위치 등에 관한 정보를 얻는데 사용된다. 로봇의 좌표는 color index를 사용하여 인식한다.

비전 시스템은 static vision & moving object tracking 방법을 사용하였다. 카메라와 렌즈는 CCD color camera 42만 화소와 4mm lens를 각각 사용하였다. 그리고 영상정보를 얻기 위해서 overlay card (MediaCamp 7)을 사용하였다. 그림 12는 비전 프로그램을 나타내고 있다.

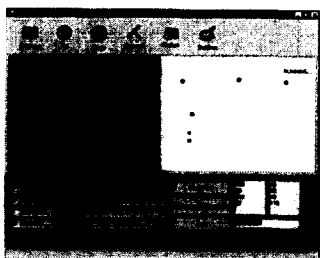


그림 12 비전 프로그래밍
Fig. 12 Vision programming

4. 인터넷 환경과 자율이동로봇

본 논문에서는 자율이동로봇을 인터넷을 이용하여 제어하였다. 그림 13은 인터넷 환경과 자율이동로봇 시스템의 전체적인 구성도를 나타낸 그림으로 크게 3부분으로 구분할 수 있다. 첫 번째, robot control client 부분(그림 13의 (1))은 sever 부분(그림 13의 (2))을 통해서 들어오는 WWW client의 명령을 받아서 자율이동로봇을 제어하게 되며 제어된 영상을 해석하고 그래픽 영상으로 sever 부분에 전달하여 WWW client 부분(그림 13의 (3))이 볼 수 있도록 하였다. 두 번째, server부분은 실시간으로 영상을 전송하고 robot control client 부분과 WWW client를 연결한다. 그리고 마지막으로 WWW client 부분은 sever에서 보내오는 실시간 영상을 보여 주고, 또한 사용자가 자율이동로봇에 움직일 수 있도록 위치명령을 줄 수 있다. 그리고 WWW client 부분은 그림 14와 같이 client측의 user interface를 만들었다. User interface 부분은 그림 14와 같이 3부분을 나누어서 사용자가 편리하게 사용할 수 있도록 하였다. 첫째, 자율이동로봇을 제어 할 수 있는 motion control command window 부분과 둘째, 자율이동로봇의 작업 과정을 실시간으로 볼 수 있는 real-time media player window 부분, 마지막으로 사용자 또는 관리자와 채팅을 할 수 있는 chatting window로 나눌 수 있다.

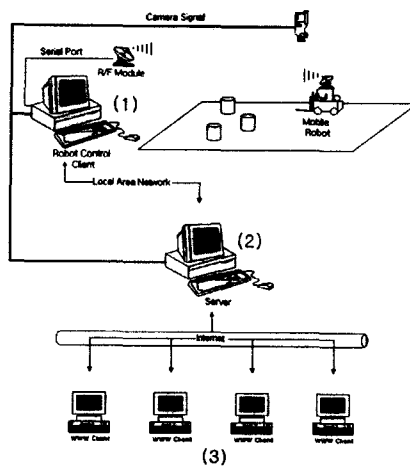


그림 13 전체 시스템
Fig. 13 Total system

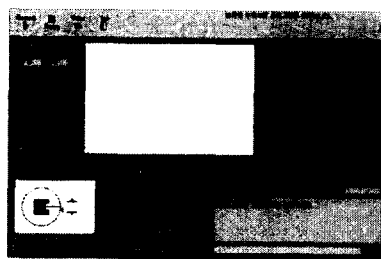


그림 14 사용자 인터페이스
Fig. 14 User interface

5. 실험 및 결과

5.1 모의실험에 의한 학습 및 결과

그림 15은 인공 면역망에 의한 자율이동로봇 시뮬레이션을 위해 윈도우 95환경에서 GUI환경을 구성하였다. 자율이동로봇의 이동 환경은 340×190 pixel내의 장애물과 목표물로 구성되어져 있다. 자율이동로봇의 이동 속도는 2 pixel/sampling_time 로 일정하게 둔다. 자율이동로봇의 센싱거리는 로봇 반경의 2배로 한다. 모의 실험을 위한 내부 파라미터의 값은 M=10, N=10, $T_n=500$, $\omega_1=200$, $\omega_2=1$, $\omega_3=1$, Threshold value=0.8, γ 의 평균 0.5, 표준편차 0.4 이다.

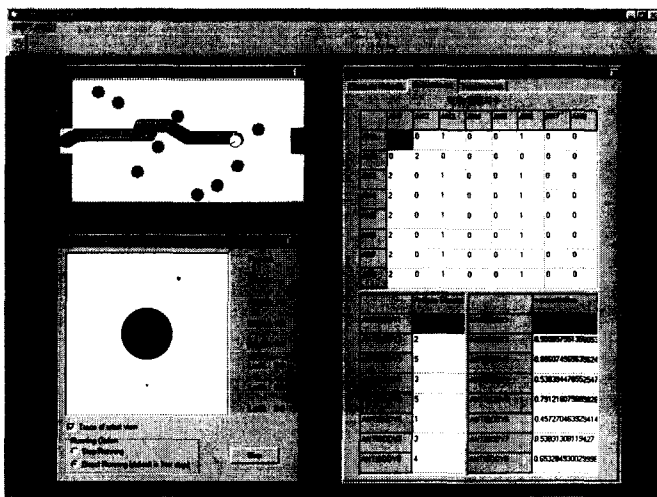


그림 15 모의실험 환경
Fig. 15 Simulation environment

결과 그림 16 ~ 20 에서 인공 면역망을 사용하지 않을 때에 의한 행동선택기 결과와 인공 면역망에 의해 학습 후 획득된 다양한 결과를 나타내었다. 각 결과 그림의 상단에는 약 30회의 장애물을 불규칙적으로 배치 후 장애물에 충돌하지 않고 목표물에 도달하는 성공률을 나타내었다.

그림 16에서는 룰에 의한 행동선택기의 무한히 반복된 행동을 하는 경우를 나타내었다. 그림 16에서 굵은 실선 내부에서 지역적인 루프에 빠져 무한히 반복하는 행동을 보이고 있다. 그리고 그림 17 ~ 20 까지 결과는 실제 학습 시 장애물 배치에 따라 결과는 다른 행동 패턴을 나타내는 학습 결과가 도출된다. 그 중 4가지의 높은 적합도 함수 값을 가지는 경우를 나타내었다.

그림 17은 시행착오법에 의해 내부 코딩 정보를 구성 한 결과이다. 인공 면역망을 이용하였으므로 굵은 실선 부분에서 5회 정도 반복 후 지역적인 루프에서 빠져나가는 결과를 보이고 있다.

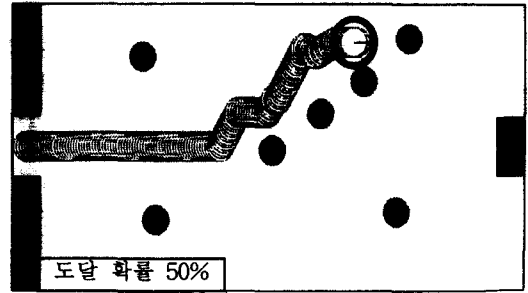


그림 16 규칙에 의한 행동선택기 결과
Fig. 16 Result under selector-based rule

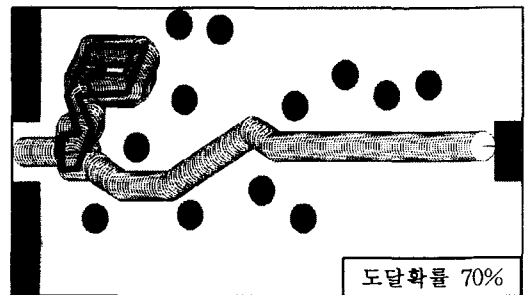


그림 17 시행착오법에 의한 행동선택기 결과
Fig. 17 Result of action selector using trial and error method

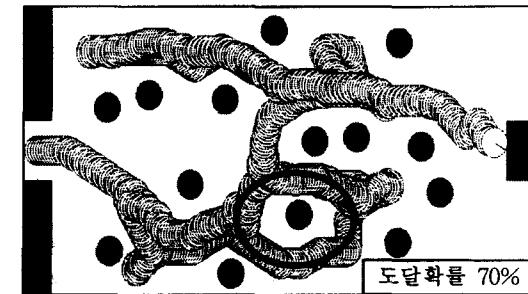


그림 18 반복된 행동을 하지 않는 결과
Fig. 18 Result under non-repeated actions

표 5 반복된 행동을 하지 않는 결과의 학습된 정보

Table 5 Result of learned information under non-repeated actions

항제	장애물 paratope의 구성								
항제 1	#	1	1	0	0	#	#	1	#
항제 2	1	0	0	#	#	#	#	#	#
항제 3	0	#	1	0	0	0	#	0	#
항제 4	1	1	#	1	0	#	1	0	#
항제 5	#	1	#	#	1	#	#	1	#
항제 6	0	1	0	1	0	1	1	#	#
항제 7	#	0	0	0	1	0	#	1	#
항제 8	#	1	#	1	#	0	1	1	#

항제	목표물 paratope의 구성								
항제 1	1	#	#	0	#	0	0	#	4
항제 2	0	0	#	0	#	1	#	0	3
항제 3	1	1	1	#	0	0	0	#	5
항제 4	0	#	1	1	0	0	#	#	6
항제 5	#	0	0	#	0	1	0	1	7
항제 6	1	#	0	1	#	0	0	0	3
항제 7	0	0	0	1	#	1	#	#	2
항제 8	0	0	#	1	0	#	#	0	1

그림 18에서는 인공 면역망의 장점으로 굵은 실선 부분에서 6회 정도 반복 후 전 영역으로 목표물을 찾아가는 행동을 보이고 있다. 인공 면역망의 경우 반복하더라도 완전히 같은 경로를 움직이지 않으므로 루프에서 빠져나갈 수 있다. 그리고 표 5는 학습된 장애물에 대한 항제정보와 목표물에 대한 항제정보를 나타내었다. 그리고 본 논문에서는 두 개의 면역망을 사용하였고 식 (5)에서 $\gamma = 0.595231188330672$ 을 설정함으로써 목표물에 대한 항제농도의 값이 조금 우세하게 학습이 되었다.

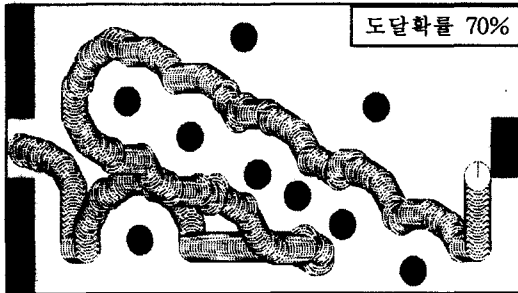


그림 19 우수법과 유사한 행동을 가지는 결과
Fig. 19 Result under action similar to the right-hand-law

표 6 우수법과 유사한 행동을 가지는 결과의 학습된 정보
Table 6 Result of learned information under action similar to the right-hand-law

항제	장애물 paratope의 구성								
항제 1	#	#	0	0	1	0	1	#	#
항제 2	1	1	#	#	#	#	0	0	#
항제 3	1	0	0	0	0	1	0	1	#
항제 4	#	#	#	1	0	0	#	0	#
항제 5	#	1	#	0	1	0	0	#	#
항제 6	0	1	0	1	1	#	#	0	#
항제 7	0	0	#	0	1	#	#	#	#
항제 8	0	0	0	1	1	0	#	1	#

항제	목표물 paratope의 구성								
항제 1	1	0	#	0	0	#	0	0	4
항제 2	#	0	0	1	1	#	#	0	8
항제 3	1	#	0	#	0	1	0	#	5
항제 4	0	0	#	0	0	0	1	1	6
항제 5	0	#	#	0	#	#	0	1	7
항제 6	0	0	0	0	#	1	1	#	3
항제 7	1	0	#	1	1	1	1	1	2
항제 8	0	0	1	#	#	#	1	#	1

그림 19에서는 본 논문에서 제안된 학습알고리즘을 이용하여 인공 면역망을 학습하였을 경우 장애물 회피 알고리즘의 일반적인 우수법과 유사한 행동을 보이고 있다. 하지만 우수법의 알고리즘에 인공 면역망의 잇점을 가지고 있으므로 보다 나은 성능을 나타낸다. 또한 식 (5)에서 $\gamma = 0.834217823686313$ 으로 학습되었다.

대부분의 면역망은 행동 선택이 자주 바뀌는 형태가 많다. 하지만 자율이동로봇의 속도가 고속일 경우 변화에 적응하기 힘들다. 그런데 본 연구에서는 그림 20과 같이 면역망이 일관된 행동을 보여주고 있다 ($\gamma = 0.655208543176611$).

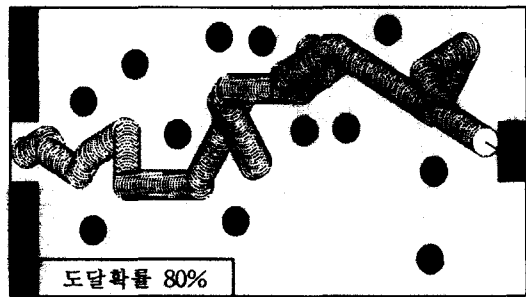


그림 20 간헐적인 행동 변화 결과
Fig. 20 Result under non-periodically varying action

표 7 간헐적인 행동 변화 결과의 학습된 정보
Table 7 Result of learned information under non-periodically varying action

항제	장애물 paratope의 구성								
항제 1	1	0	#	0	0	#	0	#	#
항제 2	#	0	#	1	#	0	1	#	#
항제 3	1	1	1	0	#	1	1	#	#
항제 4	0	#	#	0	1	#	#	1	#
항제 5	#	0	#	1	1	1	0	1	#
항제 6	#	#	0	#	1	1	1	0	#
항제 7	0	0	#	0	1	1	1	#	#
항제 8	0	0	#	#	1	1	0	#	#

항제	목표물 paratope의 구성								
항제 1	#	#	0	0	1	0	1	#	4
항제 2	0	0	1	1	1	0	1	0	8
항제 3	#	0	#	0	0	1	1	0	5
항제 4	0	0	0	1	#	0	0	1	6
항제 5	0	#	0	#	0	1	0	1	7
항제 6	1	0	0	0	0	0	#	#	3
항제 7	1	0	0	#	1	#	#	#	2
항제 8	0	1	0	0	0	#	#	0	1

5.2 실험 결과

본 논문에서 제안한 알고리즘을 검증하기 위해서 인터넷 환경에서 홈페이지에 접속하여 목표물의 좌표 명령을 받은 후 원격지의 자율이동로봇이 목표물까지 장애물을 회피하여 도달하는 과정을 보여준다. 일반적인 룰에 의한 장애물 회

피로는 목표물에 도달하기 힘든 U 형태로 장애물(벽면 포함)을 배치하였다. 그림 21의 왼쪽 그림은 목표점부터 시작점까지 자율이동로봇 주변의 장애물 정보와 목표물 방향을 인식하여 인공 면역망 알고리즘에 의해 목표물로 출발하는 모습을 인터넷으로 연결된 client 컴퓨터에서 보여주고 있고, 자율이동로봇 주위의 센서정보를 그림 21의 오른쪽에 나타내었다. 그리고 인터넷 상에서 사용자는 자율이동로봇이 장애물을 회피하는 과정을 볼 수 있다. 그림 22는 목표물에 도달한 결과를 보이고 있다. 장애물과의 충돌 없이 목표물에 도달하였다.

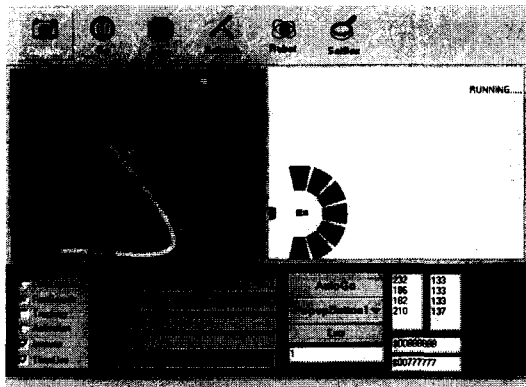


그림 21 실험의 초기화면
Fig. 21 Initial view of the experiment

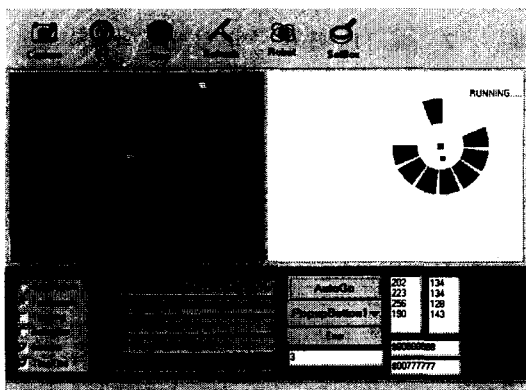


그림 22 실험의 최종화면
Fig. 22 Final view of the experiment

6. 결 론

본 논문에서는 면역망을 이용한 자율이동로봇의 행동 선택기를 구성하였으며 면역망을 이용한 경우가 그렇지 않은 경우보다 더 높은 도달 확률을 나타내었다. 그리고 시행 착오법에 의한 방법일 경우 약 70%도달 확률을 보였으나 보다 편리하게 구성한 인공 면역망의 경우 70% 이상의 도달 확률을 보임으로써 본 연구에서 제안한 방법이 더 우수함을 확인할 수 있었다. 기존의 조건문에 의한 행동 선택기의 경우 지역적인 루프에 빠졌을 때에 무한히 반복하는 데에 비해 인공 면역망의 경우 몇 번의 반복 후 지역적인 루프에서 빠져나오는 장점을 보이고 있다. 또한 학습된 항체의 변환

만으로 다양한 패턴의 자율이동로봇의 행동 선택기를 설계할 수 있다. 이렇게 학습된 인공 면역망 행동 선택기를 인터넷 망의 원격 제어 시스템은 원거리에서 목표물의 위치만을 전송 받고 자율이동로봇 회피 알고리즘은 근거리에서 적용됨으로 본 시스템은 인터넷의 시간지연 문제는 존재하지 않고 실험 시에 목표물 추종 성능이 만족 할 만 하였다. 실제 홈페이지에 접속하여 멀티미디어 인터페이스의 로봇 제어가 가능한 시스템이므로 산업 현장에 실제 적용 가능함을 알 수 있다.

감사의 글

본 연구는 정보통신부의 정보통신우수시범학교 지원사업의 연구결과입니다.

참 고 문 헌

- [1] Yoshio Kawauchi, Makoto Inaba and Toshio Fukuda, "A principle of distributed decision making of cellular robotic system (CEBOT)," in *Proceedings of the 1994 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 833-838, 1994.
- [2] An-Hui Cai, Toshio Fukuda and Fumihito Arai, "Hierarchical control architecture for cellular robotics system," in *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1191-1196, 1995.
- [3] Lynne E. Parker, "Learning in cooperative robot teams," in *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence, France*, pp. 12-23, Aug. 1993.
- [4] Lynne E. Parker, "Distributed multi-robot sensing and tracking: A behavior-based approach," in *Proceedings of the SPIE International Symposium on Intelligent Systems and Advanced Manufacturing*, pp. 110-121, Oct. 1995.
- [5] G. C. Anousaki and K. J. Kyriakopoulos, "Simultaneous localization and map building for mobile robot navigation," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 6, no. 3, pp. 42-53, 1999.
- [6] B. S. Ryu and H. S. Yang, "Integration of reactive behaviors and enhanced topological map for robust mobile robot navigation," *IEEE Transactions on Systems, Man, & Cybernetics Part A: Systems & Humans*, vol. 29, no. 5, pp. 474-485, 1999.
- [7] G. H. Shah Hamzei and D. J. Mulvaney, "Self-organizing fuzzy decision trees for robot navigation: an on-line learning approach," in *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 3, pp. 2332-2337, 1998.
- [8] D. Floreano and F. Mondada, "Evolutionary neurocontrollers for autonomous mobile robots," *Neural Networks*, vol. 11 no. 7-8, pp. 1461-1478, 1998.
- [9] M. A. Xiaowei, L. I. Xiaoli, M. A. Yulin and C. A. I.

Hegao, "Real-time self-reaction of mobile robot with genetic fuzzy neural network in unknown environment," in *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 4, pp. 3313-3318, 1998.

- [10] J. Doyne Farmer and Normal H. Packard, "The Immune system adaptation and machine learning," *Physica* 22D, pp. 187-204, North-Holland, 1986.
- [11] Akio Ishiguro, Yuji Watanabe and Yoshiki Uchikawa, "An immunological approach to dynamic behavior control for autonomous mobile robots," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Aug. 1995.
- [12] Akio Ishiguro, Yuji Watanabe and Toshiyuki Kondo, "Proposal of decentralized consensus-making mechanisms based on immune system," in *Proceedings of the International Symposium on Artificial Life and Robotics*, pp. 122-127, 1996.
- [13] Akio Ishiguro, Toshiyuki Kondo and Yuji Watanabe, "An immunological approach to dynamic behavior arbitration for autonomous mobile robots," in *Proceedings of International Symposium on Artificial Life and Robotics*, pp. 132-137, 1996.
- [14] Tse Min Chen and Ren C. Luo, "Multisensor based autonomous mobile robot through Internet control," in *Proceedings of the 23rd International Conference on Industrial Electronics, Control, and Instrumentation*, vol. 3, 1997.
- [15] Tse Min Chen and Ren C. Luo, "Remote supervisory control of an autonomous mobile robot via world wide web," in *Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, vol. 1, 1997.
- [16] T. Fitzpatrick, "Live remote control of a robot via the Internet," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 6, no. 3, pp. 7-8, 1999.
- [17] Riko Safaric, Karel Jezernik, D. W. Calkin and R. M. Parkin "Telerobot control via Internet," in *Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, vol. 1, pp. 298-303, 1999.
- [18] G. Hirzinger, B. Brunner, R. Koeppe, K. Landzettel and J. Vogel "Teleoperating space robots - impact for the design of industrial robots," in *Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, vol. 1, 1997.
- [19] N. K. Jerne, "The immune system," *Scientific American*, vol. 229, no. 1, pp. 52-60, 1973.
- [20] N. K. Jerne, "Towards the network theory of the immune system," *Ann. Immunol. (inst. Pasteur)*, 125C, pp. 373-389, 1974.
- [21] N. K. Jerne, "Idiotypic networks and other preconceived ideas," *Immunological Rev.*, 79, pp. 5-24, 1984.

저 자 소 개



이 동 제 (李東濟)
 1975년 2월 28일 생. 1998년 부산대 전기공학과 졸업. 2000년 부산대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동대학원 전기공학 박사 과정.
 Tel : 051-510-1445, Fax : 051-513-0212
 E-mail : leedongje@hanmir.com



이 민 중 (李敏中)
 1970년 10월 14일 생. 1996년 부경대 전기공학과 졸업, 1998년 부산대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2001년 동대학원 전기공학 졸업(공학). 현재 부산대 BK21 지역대학육성사업단에서 Post-Doc.
 Tel : 051-510-1445, Fax : 051-513-0212
 E-mail : mnjlee@hanmail.net



최 영 규 (崔榮奎)
 1957년 6월 18일 생. 1980년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1982년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1987년 동 대학원 전기 및 전자공학과 졸업(공학). 1990~1991년 CALTECH Visiting Scholar. 1998~1999년 Univ. of Southwestern Louisiana Visiting Professor. 현재 부산대 공대 전자전기정보 컴퓨터 공학부 교수
 Tel : 051-510-2371, Fax : 051-513-0212
 E-mail : ykichoi@pusan.ac.kr