

Autonomous Mobile Robots Navigation Using Artificial Immune Networks and Neural Networks

李東濟* · 金寅植** · 李敏中*** · 崔榮奎§
 (Dong-Je Lee · In-Sic Kim · Min-Jung Lee · Young-Kiu Choi)

Abstract - The acts of biological immune system are similar to the navigation for autonomous mobile robots under dynamically changing environments. In recent years, many researchers have studied navigation algorithms using artificial immune networks. Conventional artificial immune algorithms consist of an obstacle-avoidance behavior and a goal-reaching behavior. To select a proper action, the navigation algorithm should combine the obstacle-avoidance behavior with the goal-reaching behavior.

In this paper, the neural network is employed to combine the behaviors. The neural network is trained with the surrounding information. the outputs of the neural network are proper combinational weights of the behaviors in real-time. Also, a velocity control algorithm is constructed with the artificial immune network. Through a simulation study and experimental results for a autonomous mobile robot, we have shown the validity of the proposed navigation algorithm.

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

1. 서 론

현대사회의 산업화와 인간의 생활 속에서 편리함을 추구하기 위해 로봇의 필요성이 일찍이 요구되었다. 산업용 로봇 매뉴플레이터, 무인 반송 로봇, 인간 친화 로봇, 무인 탐사 로봇 등이 다양한 분야에서 여러 가지 목적으로 이용되어지고 있다. 마이크로프로세서의 발전으로 로봇의 복잡적 기능이 가능하게 되었고, 모터 등의 기계적 발전과 더불어 구조상의 완성도도 높아져 정밀한 제어가 가능하게 되었으며, 공정과정에서 인간에 의한 물류 등을 로봇이 대신할 수 있게 되었다. 그리고 여러 가지 지능제어 알고리즘과 영상처리, 음성 및 후각 센서 기술 등에 의해 인간과 매우 비슷한 로봇도 출현하게 되었다. 또한 일반적인 생활환경에서 서비스를 위해 인간이 행하던 일들을 로봇이 대신하게 되었다. 이러한 다양한 환경에서 로봇의 필요성은 더욱 증가하는 추세이다.

자율이동로봇의 주행을 위한 알고리즘을 크게 전역경로계획과 지역경로계획으로 나눌 수 있다. 전역경로계획은 로봇이 주행해야 할 환경에 대한 정보를 미리 주고 목표점까지의 최적의 경로를 설정한 후 로봇을 주행하게 된다. 이러한 전역경로계획은 이미 알고 있는 환경에서 장애물과 충돌 없

이 주행하는 것이 가능하지만, 환경이 변화하거나 환경에 대한 정보가 잘못되면 로봇이 목표점까지 도달할 수 없는 경우가 발생한다. 이에 반해 지역경로계획은 주행해야 할 환경에 대한 정보를 가지고 있지 않은 상태에서 로봇에 장착된 센서의 입력을 통해 주변 환경을 탐지하면서 주어진 목표점까지 주행한다. 따라서 다양하게 변화하는 환경에 대해 로봇이 높은 자율성을 가지고 주행할 수 있다. 하지만 환경에 대한 정보가 없기 때문에 목표점에 도달하지 못하는 현상이 발생할 수 있다. 그래서 미리 주행해야 할 환경에 대한 정보를 주고 최적경로를 설정한 후 주행 중 나타날 수 있는 환경의 변화에 대해 실시간으로 대처하는, 전역경로계획과 지역경로계획의 결합 방법도 생각해 볼 수 있다.

기존의 지역경로계획에 대한 연구로 S. S. Ge 와 Y. J. Cui가 제안한 Potential field 방법이 있다[1-3]. 목표점은 끌어당기는 인력을 가지고 장애물은 밀어내는 척력을 가진다는 개념을 이용하여 가상의 힘을 계산하여 로봇의 진행 방향을 결정하는 방법이 Potential field 방법이다. 하지만 이러한 방법은 수학적 계산이 복잡하고, 로봇의 진행 방향에 넓은 장애물이 있으며 동시에 장애물 반대편에 목표점이 있을 때에 로봇이 장애물을 빠져나가지 못하는 경우가 있다. 또한 로봇이 U모양의 장애물을 회피하지 못하는 국부 최소점 상황이 발생할 수도 있다. 한편, 퍼지 시스템을 이용한 로봇의 주행 알고리즘도 구현된 바가 있다[4, 5]. 퍼지 시스템을 이용한 주행 경로계획은, 각 샘플링 시간마다 들어오는 센서 정보와 로봇의 진행방향에 대한 목표점 방향각을 이용하고 전문가 지식을 통한 퍼지 규칙을 설정하여 로봇의 진행방향을 결정한다. 하지만 퍼지 시스템을 이용한 주행 알고리즘을 구현할 때 입력의 개수가 증가하는 경우 퍼지 규

* 正 會 員 : 釜山大 電氣工學科 博士課程
 ** 正 會 員 : 現代自動車 研究員 · 工碩
 *** 正 會 員 : 釜山大 電氣工學科 Post-Doc · 工博
 § 正 會 員 : 釜山大 전기전자정보컴퓨터공학부 教授 · 工博
 接受日字 : 2003年 4月 9日
 最終完了 : 2003年 6月 2日

칙을 설정하기 어려운 단점이 있다. 그리고 신경회로망을 이용한 주행 경로계획도 연구되었다[6]. 신경 회로망을 통한 주행 알고리즘은 로봇이 주행해야 할 환경에 대해 주행 이전에 학습을 한다. 그러므로 학습되어지지 않은 환경에서는 로봇이 목표점에 도달하지 못하거나 변화하는 환경에 대해 안정된 주행을 하지 못하는 단점을 보인다. 이와 같은 방법들은 주위 환경에 대한 정보를 수집하고 이를 바탕으로 환경에 대한 모델링을 하여 경로계획을 수립하는 방법들이며 일련의 sensing, modeling, plan, act 순서의 과정을 거치게 된다[7]. 위와 같은 지역경로계획은 많은 계산시간이 필요하고 센서 노이즈에 민감하다는 단점이 있다.

최근 들어 로봇이 주위 환경에 대한 변화에 빠른 반응을 하게 하기 위해 행위기반(behavior-based) 경로계획에 대한 관심이 높아지고 있다. 행위 기반 경로계획은 주위 환경들에 대해 로봇의 행위들을 구성하고 환경이 변화함에 따라 적당한 행위를 선택하여 로봇의 경로를 계획한다. 예로써 신경회로망을 기반으로 행위를 구성하고 유전알고리즘을 이용하여 주위 환경에 맞는 행위를 선택하는 방법이 제안된 바 있다[8]. 최근에는 A. Ishiguro 등이 인공 면역망을 이용하여 행위들을 구성하고 센서 입력을 통해 주위환경에 맞는 행위를 결합하는 행위 기반의 주행 알고리즘을 제안하였다[9-12]. 인공 면역망 기반의 주행알고리즘은 인공 면역망을 이용하여 장애물 회피 행위, 목표점 도달 행위들을 구성하고 각 행위에서 나온 출력 값들을 결합가중치로 결합하여 로봇의 회전각을 결정한다. 이러한 방법은 로봇의 행위를 전진, 후진, 90° 회전 등의 고정된 행위만을 결정하여 연속적이지 못하고, 또한 고정된 결합가중치를 이용하여 국부 최소점이 발생하거나 목표점에 도달하지 못하는 단점이 있다. 그래서 결합가중치를 퍼지 시스템으로 결정하는 방법이 제안되기도 하였다[13]. 하지만 퍼지 시스템을 이용하여 행위 결합가중치를 결정하는 방법에는 소속함수 및 퍼지 규칙 결정의 어려움과 비퍼지화 시에 scaling factor의 조절 등과 같은 어려움이 내재되어 있다.

본 논문에서는 자율이동로봇이 다양하게 변화하는 환경에서 목표점까지 안전하게 도달할 수 있도록 인공 면역망과 신경 회로망을 이용한 행위 기반의 지역경로계획에 관하여 연구하였다. 이를 위해서 인공 면역망을 이용한 장애물 회피 행위와 목표점 도달 행위 및 속도 가감속 행위들을 구성하였다. 그리고 신경 회로망에 의해 변화하는 환경에 대해서 결합가중치를 학습한 후, 그로써 로봇의 실제주행에서 각 행위들을 결합하였다. 변화하는 환경에 대해서 결합가중치를 조절함으로써 장애물과의 충돌 없이 로봇이 목표점에 도달할 수 있었다. 주행 중 발생할 수 있는 국부 최소점을 회피하기 위해 U자형 장애물을 신경 회로망으로 학습시킨 가상목표점 개념도 도입하였다. 또한 로봇의 주행 시간 단축과 유연한 행위를 위해 속도 가감속 행위를 인공 면역망을 이용하여 구성하였다. 이와 같이 인공 면역망과 신경 회로망에 의한 행위기반 지역경로계획의 성능이 우수함을, 센서 입력과 목표점 좌표만을 이용하여 다양한 환경에서 컴퓨터 시뮬레이션과 실제 시험을 통해 확인하였다.

2. 인공 면역망

2.1 인공 면역망의 개요

인간의 면역체계는 외부 물질의 침입으로부터 스스로를 지키기 위한 방어 시스템이다. 면역체계의 기본적 구성은 B-림프구와 T-림프구로 주로 이루어진다. 인간의 몸에 107개의 서로 다른 형의 B-림프구들이 있으며 외부의 항원(antigen)에 대해 반응하는 B-림프구들은 각각 구별되는 화학적 구조를 가지고 그것들의 표면으로부터 항체(antibody)를 생산한다. 항체는 외부에서 침투하는 특정한 항원을 인식한다. 항체에 의해 인식된 항원의 부분은 epitope 라고 불리고 이에 대한 항체 부분은 paratope 라고 한다. 면역망에서 항원과 항체사이의 관계를 열쇠와 자물쇠의 관계로 나타낼 수 있다. 하지만 최근의 면역학에 관한 연구를 보면 면역체계가 그렇게 간단한 관계로 구성되어 있지는 않다. 즉 항체가 idiotope 라고 불리는 항원의 특성을 가지고 있으며 항체의 다른 종들 사이에 열쇠와 자물쇠의 관계가 존재한다. 이러한 사실에 기초하여 Jerne은 idiotypic network hypothesis 또는 immune network hypothesis 라고 불리는 주목할 만한 가설을 제안하였다[14]. 이 network 가설에 의하면 림프구들이 분리된 시스템이 아니라, 항체들의 상호작용을 통해 다른 형의 림프구들이 서로 communication을 한다. Jerne의 항원과 항체구조를 그림 1에 나타내었다. 면역체계가 신경회로망과는 다른 형태의 병렬 분포 처리 구조(parallel distributed processing architecture)를 제공한다.

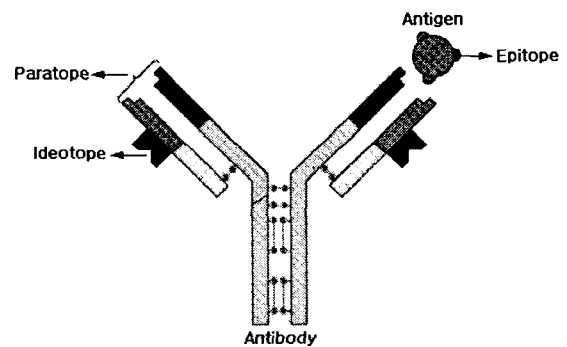


그림 1 항체와 항원의 구조

Fig. 1 Structure of antibody and antigen

2.2 인공 면역망에 의한 행위기 설계

인간의 면역체계와 로봇의 주행은 유사한 점을 많이 가지고 있다. 인간의 체내로 침투하는 바이러스나 세균 등의 항원들에 대해 기존의 항체들을 이용하거나 새로운 항체들을 생성하여 자신의 몸을 보호하듯이, 로봇의 주행 또한 주위환경의 변화에 따라 적절한 행위를 결정하여 목표점까지 도달해야 한다는 점에서 유사하다. 이러한 유사성에 착안하고 면역망의 개념을 도입하여 로봇의 행위기를 구성한다.

로봇의 주행 알고리즘을 위한 항원은, 9개의 센서로부터 들어온 로봇과 장애물사이의 거리와 목표점 방향으로 구성된다. 인공 면역망을 이용하여 목표점 도달행위와 장애물 회피행위를 구성하여 주어진 환경에서 로봇이 진행해야 할 회전각을 결정한다. 각 행위들의 항체는 로봇의 회전각들로 구성되어 있다. 그리고 로봇의 주행시간 감소와 부드러운 주행을 위하여 인공 면역망에 의한 속도 가감속 행위를 구성한다.

2.2.1 항원의 설정

로봇의 입장에서 항원은 주위 환경의 장애물까지의 거리와 목표점을 향한 진행 방향각이 된다. 이러한 정보를 기반으로 하여 항원을 구성할 수 있으며 표 1에 구체적 구성도를 나타내었다. 항원의 epitope는 10개의 요소로 구성되어 있다. 표 1의 1 ~ 9번까지의 실수 데이터는, 22.5° 간격으로 9개의 방향에 설치된 초음파 센서로부터 들어온 장애물까지의 거리를 나타낸다. 그리고 10번은 로봇이 진행해야 할 목표점 방향을 -90°~ 90°까지 9개의 정수 값으로 구분한다.

표 1 항원 구성

Table 1 Antigen's configuration

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1~9번까지의 각 센서의 거리 정보 (0.35[m] ~ 2.0[m])									목표점 방향 (1 ~ 9)

2.2.2 각 행위기의 항체의 설정

로봇의 주행에 있어서 장애물을 회피하는 행위와 목표점에 도달하는 행위는 가장 중요한 요소이다. 최근에 이러한 행위들을 각각 구성하여 결합하는 행위 기반의 주행 알고리즘이 연구되어지고 있다. 그래서 본 논문에서는 인공 면역망을 이용하여 각 행위기를 구성하였다.

각 행위 항체의 설정은 표 2와 같고 9개의 항체로 구성되어 있다. 항체1~항체9 (-90°, -67.5°, -45°, -22.5°, 0, 22.5°, 45°, 67.5°, 90°)는 22.5°간격의 로봇의 회전 방향각을 의미한다.

표 2 항체 구성

Table 2 Antibody configuration

인공 면역망을 이용한 행위기	항체 설정
목표점 도달 행위	로봇의 회전 방향 : 9
장애물 회피 행위	(-90° ~ 90°)

인공 면역망으로 구성된 장애물 회피 행위기와 목표점 도달 행위기의 항체들의 paratope 구성은 표 3과 4에서 나타내었다.

표 3 장애물 회피 행위 항체의 paratope 구성

Table 3 Obstacle avoidance behavior antibodies paratope configuration

항체	장애물 회피를 위한 항체의 Paratope									
	거리정보에 대한 설정									목표점 설정
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
항체1(90.0°)	2.0	#	#	0.35	0.35	0.35	#	#	#	1.0
항체2(67.5°)	#	2.0	#	#	0.35	0.35	0.35	#	#	2.0
항체3(45.0°)	#	#	2.0	#	#	0.35	0.35	0.35	#	3.0
항체4(22.5°)	#	#	#	2.0	#	#	0.35	0.35	0.35	4.0
항체5(0.0°)	#	#	#	#	2.0	2.0	2.0	#	#	5.0
항체6(-22.5°)	0.35	0.35	0.35	#	#	2.0	#	#	#	6.0
항체7(-45.0°)	#	0.35	0.35	0.35	#	#	2.0	#	#	7.0
항체8(-67.5°)	#	#	0.35	0.35	0.35	#	#	2.0	#	8.0
항체9(-90.0°)	#	#	#	0.35	0.35	0.35	#	#	2.0	9.0

표 4 목표점 도달 행위 항체의 paratope 구성

Table 4 Goal approach behavior antibodies paratope configuration

항체	목표점 도달을 위한 항체의 Paratope									
	거리정보에 대한 설정									목표점설정
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
항체1(90.0°)	2.0	#	#	#	#	#	#	#	#	1.0
항체2(67.5°)	#	2.0	#	#	#	#	#	#	#	2.0
항체3(45.0°)	#	#	2.0	#	#	#	#	#	#	3.0
항체4(22.5°)	#	#	#	2.0	#	#	#	#	#	4.0
항체5(0.0°)	#	#	#	#	2.0	#	#	#	#	5.0
항체6(-22.5°)	#	#	#	#	#	2.0	#	#	#	6.0
항체7(-45.0°)	#	#	#	#	#	#	2.0	#	#	7.0
항체8(-67.5°)	#	#	#	#	#	#	#	2.0	#	8.0
항체9(-90.0°)	#	#	#	#	#	#	#	#	2.0	9.0

표 5 속도 가감속 항체 paratope

Table 5 Velocity control antibodies paratope

[m/sec]	속도 가감속 행위를 위한 항체의 paratope								
	항원(1~9)의 거리정보에 대한 설정								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
항체1(0.15)	#	0.35	#	0.35	#	0.35	#	0.35	#
항체2(0.18)	#	0.5	#	0.5	#	0.5	#	0.5	#
항체3(0.21)	#	0.65	#	0.65	#	0.65	#	0.65	#
항체4(0.24)	#	0.8	#	0.8	#	0.8	#	0.8	#
항체5(0.27)	#	1.05	#	1.05	#	1.05	#	1.05	#
항체6(0.30)	#	1.05	#	1.3	#	1.3	#	1.05	#
항체7(0.33)	#	1.05	#	1.5	#	1.5	#	1.05	#
항체8(0.36)	#	1.05	#	1.75	#	1.75	#	1.05	#
항체9(0.40)	#	1.05	#	2.0	#	2.0	#	1.05	#

표 3과 4에 나타난 각 행위기의 항체 paratope는 항원의 epitope와 반응하여 항체의 농도를 변화시키는 역할을 한다. 항원의 epitope는 환경에 대한 정보를 나타내듯이 항체의 paratope는 항체의 활성화 조건을 의미한다. 표에서 1~9번까지의 paratope 중 '2.0'은 장애물이 멀리 있을 때 항체가 활성화됨을, '0.35'는 장애물이 가까이 있을 때 활성화됨을 나타낸다. 또한 '#'은 don't care 부분으로써 장애물의 거리와 무관함을 의미한다. 그리고 목표점에 관련된 paratope의 정수들은 항원의 환경정보의 목표점 방향정보와 일치하는 값을 가진 항체가 활성화됨을 의미한다. 초음파 센서의 최

대 거리값은 2.0[m]이므로 장애물과 거리가 멀리 있을 때 항체를 활성화하기 위한 paratope를 '2.0'으로 설정한 것이고 초음파 센서의 최소 거리값은 0.35[m]이므로 장애물과 가까이 있을 때 항체를 활성화하기 위한 paratope는 '0.35'로 설정한 것이다. 그래서 paratope의 의미를 감안하여 로봇의 회전 방향각인 9개의 항체를 활성화시키는 조건을 지속적인 가상실험과 기존의 전문가적 지식을 고려하여 구성하였다.

표 5는 로봇의 속도를 제어하기 위한 항체 paratope 설정을 나타내었다. 로봇의 주행에 있어 주위 환경의 상황에 따라 가감속을 함으로써 로봇이 더욱 부드러운 주행과 주행시간의 단축이 가능하다. 본 논문에서는 인공 면역망을 이용하여 속도 가감속 제어를 구현하였다. 항원은 1~9번까지의 초음파 센서에 의해 측정된 장애물 거리이다. 항체는 0.15~0.40[m/sec]까지 9개로서 0.03[m/sec] 간격으로 로봇의 속도로 설정하였다. paratope 설정은 전방과 좌·우측 방향에 장애물 거리를 단계적으로 설정하였고, 장애물이 매우 가깝게 있는 경우, 즉 초음파 센서 최소 거리인 0.35[m]에서부터 장애물이 가장 멀리 있는 경우인 2.0[m]까지 증가하면서 설정하였다. 그리고 2, 8번의 paratope 중 5~9항체들의 설정값을 동일하게 정한 것은 로봇의 좌·우측의 거리가 1.05[m]부터는 장애물과 충돌이 일어날 경우가 없기 때문이다. 항체들의 설정에서 0.03[m/sec]의 간격으로 설정한 것은 급격한 로봇의 속도 변화로 인한 충격을 감소시키기 위한 것이다.

2.2.3 항체 농도식

각 행위에 구성된 항체를 선택하기 위해서 항체들의 농도를 계산하여 환경에 대해 가장 적당한 항체를 선택해야 한다. 항체에 대한 농도는 N.K. Jerne의 면역네트워크 가설을 기반으로 Farmer가 제안한 동적 방정식을 이용하여 구한다. 각 행위기들에 대한 i번째 항체농도 변화식은 다음과 같다. 식 (1)은 항체 농도의 변화량만을 의미하므로 실제 항체의 농도값은 변화량을 시간변화에 대하여 누적하여 구한다. 식에서 $a_i(t)$ 는 i번째 항체의 활성화 값이고, m_i 는 항체와 항원간의 활성도를 나타내는 계수이고, m_{ij} 는 항체와 항체간의 활성과 억제를 나타내는 계수다. p_{ij} 는 i 번째 항체 paratope의 j 번째 구성요소이고 e_j 는 항원 epitope의 j번째 구성요소이다.

$$\frac{dA_i(t)}{dt} = \left[m_i + \frac{\sum_{j=1}^N m_{ij} a_j(t-1)}{N} \right] a_i(t-1) \quad (1)$$

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

$$m_i = \frac{1}{1 + \frac{\sum_{j=1}^9 (p_{ij} - e_j)^2 + w_i (p_{i0} - e_{10})^2}{M}} \quad (3)$$

M은 i 번째 항체 paratope의 구성요소 중 '#' (don't care)를 제외한 수이고 N은 설정된 항체 수이다. w_i 는 목표점 방향을 고려한 항에 대한 가중치이다. 또한 N. K. Jerne 이 제안한 항체간에도 억제, 자극의 상호현상이 일어난다는

면역 네트워크가설 의해 항체간의 활성 억제 상호계수를 결정하였다. 항체간의 상호계수는 표 6과 같다. 설정된 상호계수 중 음수는 항체간의 억제를 양수는 자극을 의미한다. 표 6의 설정 값은 가까이 있는 항체들은 자극을 하고 멀리 있는 항체들은 억제를 하도록 설정하였다.

표 6 활성화 억제 계수 m_{ij}

Table 6 Stimulation and suppression coefficient m_{ij}

항체	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0.0	0.3	0.2	0.1	0.0	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1
2	0.3	0.0	0.3	0.2	0.1	0.0	-0.1	-0.1	-0.1
3	0.2	0.3	0.0	0.3	0.2	0.1	0.0	-0.1	-0.1
4	0.1	0.2	0.3	0.0	0.3	0.2	0.1	0.0	-0.1
5	0.0	0.1	0.2	0.3	0.0	0.3	0.2	0.1	0.0
6	-0.1	0.0	0.1	0.2	0.3	0.0	0.3	0.2	0.1
7	-0.1	-0.1	0.0	0.1	0.2	0.3	0.0	0.3	0.2
8	-0.1	-0.1	-0.1	0.0	0.1	0.2	0.3	0.0	0.3
9	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	0.0	0.1	0.2	0.3	0.0

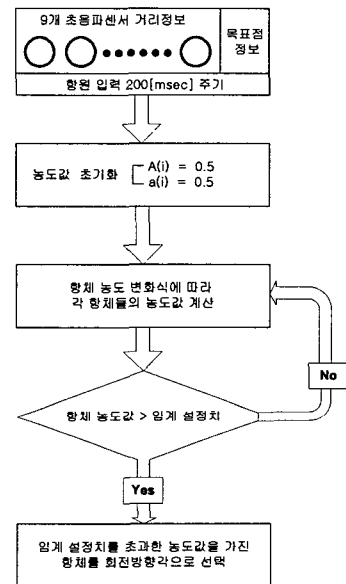


그림 2 각 인공 면역망의 농도 계산 흐름도

Fig. 2 Flowchart of concentration calculation for each immune artificial networks

식(1), (2), (3)을 통해 한 주기마다 들어온 초음파 센서의 거리정보와 목표점 방향정보를 통해 각 항체의 농도 값은 계산되어지고 정해진 임계치를 넘어가는 항체의 농도 값이 발생할 때까지 계속적으로 연산을 한다. 장애물 회피와 목표점 도달 행위에서 임계치 이상을 넘은 항체는 각 행위의 항체로 선정되고 선정된 항체의 회전각들은 결합 가중치에 의해 결합하여 로봇의 최종 회전 방향각으로 결정된다. 그림 2는 항체의 결정과정을 나타내었다.

항체의 농도 계산과정 중 본 논문에서는 장애물 회피 인공 면역망에서 w_i 는 0.0으로 목표점 도달 인공 면역망에 대해서는 w_i 는 2.0으로 설정하였다. 그리고 각 항체들의 초기

농도 값은 0.5로 설정하였으며 임계 설정치는 0.95로 정하였다. 위의 과정을 통하여 각 행위기의 인공 면역망으로부터 결정된 로봇의 회전 방향각들은 다음 장에서 설명할 신경회로망을 이용하여 결정된 결합가중치를 통해 로봇의 최종 회전 방향각을 결정하게 된다.

3. 행위 결합 및 국부 최소점 상황 회피

구성된 장애물 회피와 목표점 도달 행위기에서 선택된 항체들, 즉 로봇의 회전각을 신경 회로망을 이용한 결합에 대해서 설명하고 로봇이 주행 중 발생할 수 있는 국부 최소점 상황을 신경 회로망으로 국부 최소점이 발생하는 환경의 학습을 통해 탈출하는 방법에 대해서 설명한다.

3.1 신경회로망에 의한 행위 결합

신경 회로망은 인간이나 동물들이 가지고 있는 생물학적인 뇌의 신경세포(Neuron)를 모델화하여 인공적으로 지능을 만드는 것이다. 즉 인간의 뇌에 존재하는 생물학적 신경세포와 이들의 연결 관계를 단순화시켜 수학적으로 모델링하여 인간의 두뇌가 나타내는 지능적 형태를 구현하는 것이다. 신경 회로망을 이용하여 복잡한 시스템이나 비선형성을 가진 문제를 단순한 입출력 관계로 표현할 수 있다면 로봇 주행 알고리즘에 있어 변화하는 환경에 따라 적당하게 행위기들의 출력 값들을 결합하기 위해 적절히 이용할 수 있을 것이다.

행위기반의 제어기법에서 행위들의 결합방법은 competitive 방법과 cooperative 방법이 있다. 이 중 competitive 방법은 여러 행위들 중 주위 환경에 알맞은 하나의 행위만 결정하는 방법이고 cooperative 방법은 모든 행위들에 대해 주위 환경에 따른 적절한 가중치를 부여하여 결합하는 방법이다. 본 논문에서는 행위결합 시 cooperative 방법을 이용하였다 [15-17]

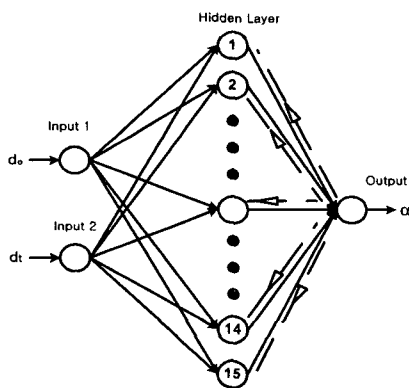


그림 3 행위기 결합 신경 회로망의 구조
Fig. 3 Configuration of Behavior Combination Neural network

자율이동로봇이 주어진 목표점까지 장애물과 충돌하지 않고 안전하게 주행하기 위해서는 주행하는 동안 가장 기본적으로 장애물 회피 및 목표점 도달의 두 가지 조건을 동시에 만족하는 방향으로 이동하여야 한다. 하지만, 두 가지 조건

은 로봇이 목표점까지 주행하는 동안 자주 상충하는 경우가 발생하므로 이 문제에 대한 해결책이 필요하다. 따라서 환경정보를 이용하여 인공 면역망에 의해 구현된 각 행위의 출력에 신경 회로망을 이용한 행위 결합기에 의해 두 행위에 적절한 가중치를 곱하여 최종 출력을 구한다.

인공 면역망으로 구성된 행위들의 출력 가중치를 조절하기 위한 신경 회로망의 구조는 그림 3과 같다. 행위 결합 신경 회로망의 구조는 입력 2개와 은닉층의 뉴런 수는 15개이고 출력은 1개이다. 행위 결합 신경 회로망의 입력에 대한 내용은 표 7에서 나타내었다.

표 7 행위기 결합 신경회로망의 입·출력
Table 7 Inputs and output of Behavior combination neural network

입력 1(d_o)	입력 2(d_t)	출력(α)
초음파 센서(1 ~ 9)의 장애물 거리 중 최소 값	로봇에서 목표점까지의 거리	장애물 회피 결합 가중치

신경회로망의 입력1(d_o)의 값은 로봇에 설치된 9개의 초음파 센서로부터 들어온 장애물 거리 중 최소 값을 선택하여 이용하였고 입력2(d_t)는 로봇에서 목표점까지의 거리를 이용하였습니다. 그리고 출력(α)은 장애물 회피 행위의 결합가중치로 설정하였다.

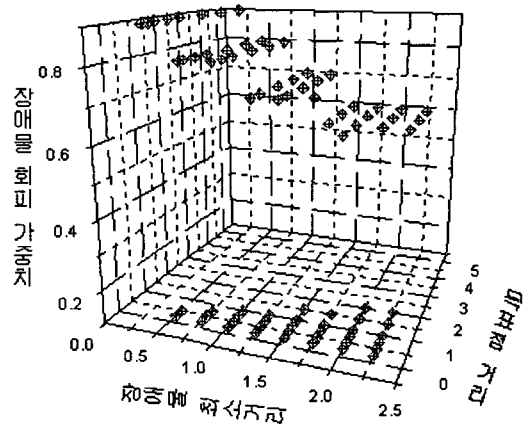


그림 4 신경 회로망 학습 데이터
Fig. 4 Learning Data of neural network

신경 회로망의 입력을 장애물 거리 중 최소 값과 목표점까지의 거리를 이용한 것은 두 개의 개념이 상반적인 관계를 가지기 때문이다. 즉 장애물 거리의 최소 값이 목표점거리보다 크게 되면 장애물 회피 가중치를 높이고 반대의 경우에는 장애물 회피 가중치를 낮추면 된다. 이러한 조절을 통해 환경의 변화에 적절히 조절할 수 있게 된다. 그리고 목표점이 장애물과 매우 가까이 붙어 있는 상황에서 고정된 결합 가중치를 이용하거나 퍼지 시스템을 이용한 결합 방식의 경우 목표점에 도달하지 못하거나 목표점 부근의 장애물

에 충돌하는 현상이 발생하였다. 이러한 단점을 보완하기 위해 신경 회로망의 학습 시 목표점까지의 거리가 장애물 거리보다 작으면 목표점 도달 가중치를 매우 큰 값으로 설정하여 학습하였다.

그림 4는 가중치 조절 신경 회로망을 학습하기 위한 data를 나타내었다. 학습 data는 입력1(d_o)는 0.25~2.25[m]까지 입력2(d_i)는 0.25~5[m]까지 구간을 나누었고 장애물 회피 행위에서 선택된 항체의 결합 가중치(α)의 값은 0.1~0.9사이의 값으로 설정하여 총 81가지의 경우를 결정하여 학습하였다. 학습 방법은 신경 회로망의 일반적인 학습 방법인 역전파 알고리즘(Back-propagation)을 이용하였고 off-line상에서 학습하였다. 실제 자율이동로봇이 주행 중인 on-line상의 신경 회로망은 초음파 센서의 입력이 들어오는 200[msec] 주기마다 연산하여 출력 값(α)을 결정하고 목표점 도달 행위에서 선택된 항체의 가중치(β)는 식(4)와 같이 계산되어 결정된다.

$$\beta = 1 - \alpha \tag{4}$$

최종적으로 각 행위에서 결정된 항체인 장애물 회피 행위와 목표점 도달 행위를 결합하여 식(5)와 같이 로봇의 최종 회전각을 결정한다.

$$\theta_{Total} = \alpha \times \theta_{Obstacle} + \beta \times \theta_{Target} \tag{5}$$

단, θ_{Total} 은 최종회전각, $\theta_{Obstacle}$ 은 장애물 회피 회전각, θ_{Target} 은 목표점 도달 회전각이다.

3.2 신경 회로망에 의한 국부 최소점 상황 회피

일반적인 환경에서 지역경로계획에 의해 목표점까지 자율이동로봇이 주행하는 동안 목표점에 도달하지 못하고 같은 행동은 반복하거나 한 장소에 정지하는 경우가 발생할 가능성이 있다. 이러한 현상이 발생한 경우를 국부 최소점(local minimum) 상황이라 한다. 본 논문에서는 주위 환경정보를 이용하여 신경 회로망을 이용하여 국부 최소점 상황 지역을 학습하여 가상의 목표점을 설정하여 국부 최소점 지역을 회피하였다.

표 8 국부 최소점 회피 신경 회로망의 입·출력
Table 8 Inputs and output of Local minimum Avoidance Neural network

입력 1 θ_i	입력 2 d_i	입력3 d_{o4}	입력4 d_{o6}	입력5 d_{o6}	출력 Binary
로봇 진행각과 목표점 각의 차이	로봇과 목표점 사이의 거리	4, 5, 6 센서의 장애물 거리			국부 최소점 (Yes or No)

국부 최소점 회피를 위한 신경 회로망의 구조는 그림 5와 같다. 신경 회로망의 구조는 입력 5개와 은닉층의 뉴런

(neuron)수는 15개, 출력은 1개이다. 신경 회로망의 입력과 출력의 설정은 표 8과 같다. 국부 최소점 발생지역의 확실한 학습을 위하여 주위의 장애물 정보 외에도 목표점 및 거리를 첨부하였다. 신경 회로망의 학습을 위한 data는 로봇이 주행 중에 발생하였던 국부 최소점 상황에서 얻은 data들을 이용하여 off-line상에서 학습하였고 학습 방법은 역전파 알고리즘을 이용하였다.

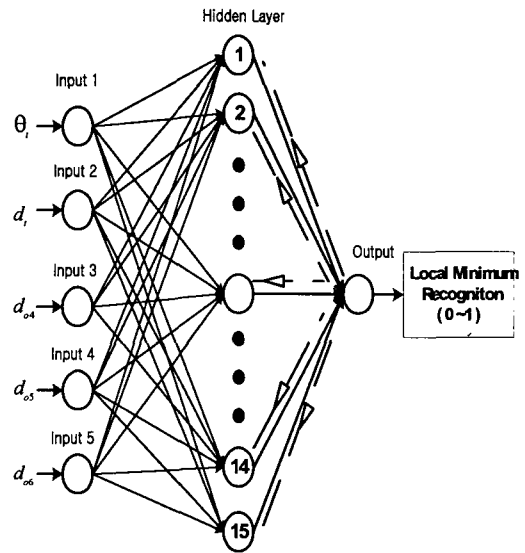


그림 5 국부 최소점 회피를 위한 신경 회로망
Fig. 5 Neural network for Local minimum avoidance

실제 로봇의 주행에서는 초음파 센서의 매 주기마다 목표점 각과 거리, 그리고 장애물 거리정보를 통하여 학습된 신경 회로망을 이용하여 on-line으로 연산을 하고 만약 국부 최소점이 발생하였던 지역에 로봇이 진행한다면 신경 회로망의 출력은 임계 설정치 이상의 값을 출력하게 되고 현재의 로봇의 목표점을 국부 최소점을 회피할 수 있는 가상의 목표점으로 target switching을 하게 된다. 본 논문에서는 신경 회로망 출력 값의 임계 설정치는 0.97로 설정하였다. 그림 6은 실제 목표점과 가상의 목표점을 설정한 위치를 나타낸다. 실제 주행 중에 로봇이 국부 최소점 지역에 도달하면 지정된 가상의 목표점으로 향하게 switching을 하고 국부 최소점을 탈출하면 다시 실제 목표점을 향해 주행한다.

그림 7은 본 논문에서 제안한 로봇 주행 알고리즘의 구성도이다. 각 행위들은 목표점 도달 행위, 장애물 회피 행위 그리고 속도 가감속 행위로 구성되어 있다. 목표점 도달행위와 장애물 회피 행위의 출력 값은 로봇의 회전각 정보를 가진다. 각 행위의 출력 값들은 결합가중치로 곱하여 로봇이 회전해야할 명령 값으로 결정된다. 변화하는 환경에 대해 각 행위의 결합가중치를 적절히 조절함으로써 로봇의 안전한 주행이 가능하다. 이와 같은 적절한 결합가중치 조절을 위해 신경회로망이 채택되었다.

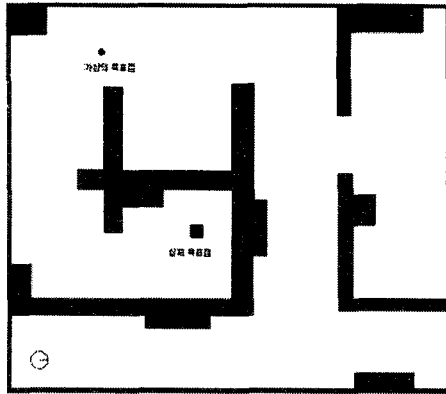


그림 6 주행 환경 및 목표점 위치
Fig. 6 Navigation environment and Goal position

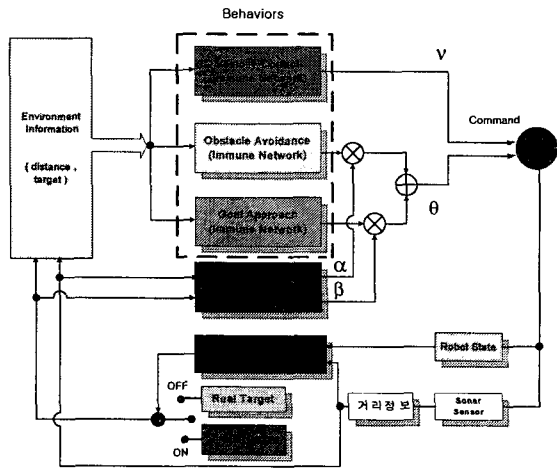


그림 7 전체 로봇 주행 알고리즘
Fig. 7 Overall robot navigation algorithm

4. 시뮬레이션 및 실험 결과

4.1 시뮬레이션 결과

제안된 주행알고리즘의 검증을 위해 실제 환경과 비슷한 환경을 구성하여 가상 실험을 하였다. 시뮬레이션의 개발 환경은 Windows 98 SE이고 프로그램은 델파이를 사용하였다. 시뮬레이션 상의 자율이동로봇에 대한 설정치는 표 9와 같다.

표 9 시뮬레이션상의 설정치
Table 9 Specification at simulation environment

시뮬레이션 환경	
로봇 직경	0.45[m]
최고·저 속도	0.15~0.4[m/sec]
Sensing 주기	200[msec]
원형장애물 직경	0.35[m]
센서 측정거리	0.35~2.0[m]

4.1.1 원형 장애물이 배치된 환경

그림 8은 원형 장애물이 배치된 환경에서 기존의 인공 면역망을 이용한 주행과 제안된 방법을 이용한 주행을 비교하였다. 그림 8(a)는 고정된 결합 가중치를 이용하여 목표점 도달과 장애물 회피 행위를 결합한 주行的 결과이다. 그림 8(b)는 퍼지 시스템을 이용하여 결합 가중치를 결합한 경우의 시뮬레이션 결과이다. 그림 8(c)와 (d)는 본 논문에서 제안한 신경 회로망을 이용하여 결합 가중치를 조절하여 주행한 시뮬레이션 모습이다. 그림 8(a)는 목표점에 도달하기까지 불필요한 행위를 행하거나 오랜 주행시간이 걸렸다. 그림 8(b)는 목표점에 안전하게 도착하였으나 주행 중 불필요한 감속으로 인하여 주행시간이 길어짐을 볼 수 있다. 그림 8(c)는 장애물이 없는 구간에서는 가속을 하여 주행시간이 단축됨을 알 수 있다. 그림 8(d)에서는 원형 장애물 5개를 추가한 가상실험에서 안전하게 목표점에 도착함을 알 수 있다.

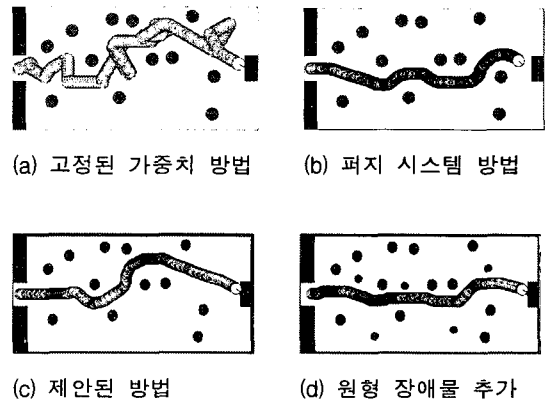


그림 8 원형 장애물이 배치된 환경에서의 시뮬레이션 결과
Fig. 8 Simulation results in Environment with circular obstacle

4.1.2 일반적인 실내 환경

그림 9는 일반적인 실내 환경에서의 시뮬레이션 결과를 보였다. 그림 9(a)와 (b)는 일반적인 환경 중에서도 U자형 벽면이 많이 구성되어 있는 환경이다. U자형 장애물이 구성되어 있는 환경에서도 초음파 센서와 목표점 방향으로 구성된 환경정보를 통한 신경 회로망으로부터 출력된 적절한 결합 가중치를 이용하여 회피함을 보이고 장애물이 없는 지역에서는 가속을 통한주행 시간의 단축을 보여준다. 그림 9(c)와 (d)는 사무실 환경을 구성하여 시뮬레이션을 행하였다. 그림 9(c)에서는 좁은 통로와 다양한 환경변화에 잘 적응하여 목표점에 도달함을 보여주고 그림 9(d)와 같이 목표점이 벽면에 매우 가깝게 지정된 경우에 목표점 도달 가중치를 높여 장애물 회피 행위에 의해 발생할 수 있는 목표점 근처에서 맴도는 현상을 발생시키지 않고 안전하게 목표점에 도달함을 알 수 있다.

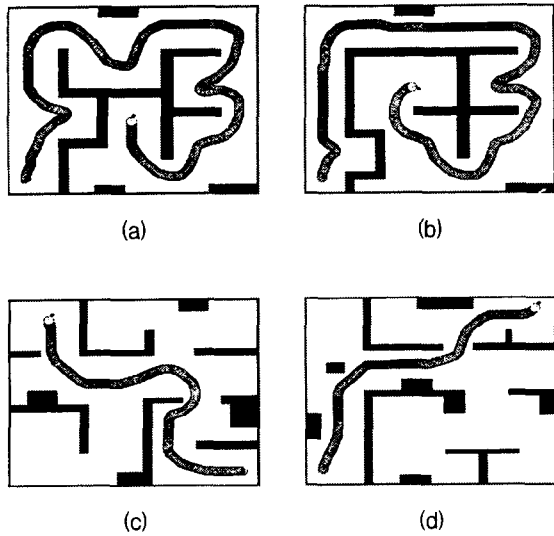


그림 9 일반적인 실내 환경에서의 시뮬레이션 결과
Fig. 9 Simulation results in general indoor environment

4.1.3 국부 최소점 상황이 발생하는 환경

그림 10은 일반적인 환경에서 자율이동로봇이 주행 중 발생할 수 있는 국부 최소점 상황을 회피하는 시뮬레이션 결과를 보였다. 그림 10(a)는 국부 최소점이 발생하는 지역을 학습하지 않고 결합 가중치 변화만을 통하여 주행하였을 때의 모습을 보였다. 로봇이 U자형 장애물이 도달하였을 때 장애물 반대편에 위치한 목표점으로 인하여 벽면을 계속해서 맴도는 현상이 발생한다. 그림 10(b)에서는 이러한 국부 최소점 상황을 회피하기 위하여 4장에서 설명하였던 장애물 거리정보와 목표점 거리·방향정보를 이용해 학습한 신경 회로망을 통하여 국부 최소점 지역임을 인식하여 가상의 목표점으로 target switching하여 회피한 후 실제 목표점에 안전하게 도달함을 보였다.

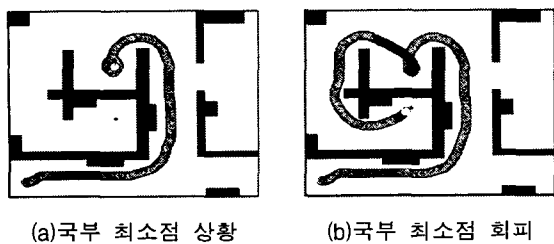


그림 10 국부 최소점이 발생하는 환경
Fig. 10 Environment with Local minimum situation

4.1.3 실제 실험과 유사한 환경

그림 11은 자율이동로봇을 이용하여 실험을 할 환경에 대해 사전에 시뮬레이션을 통해 제안된 주행 알고리즘을 검증해 보았다. 그림 11(a)는 교내의 복도를 가상의 공간으로 구

성하여 시뮬레이션 한 결과이다. 그림 11(b)는 그림 11(a)와 동일한 환경에 원형 장애물을 배치하였을 경우이며 시뮬레이션 결과 장애물과 충돌 없이 안전하게 목표점에 도달함을 알 수 있다.

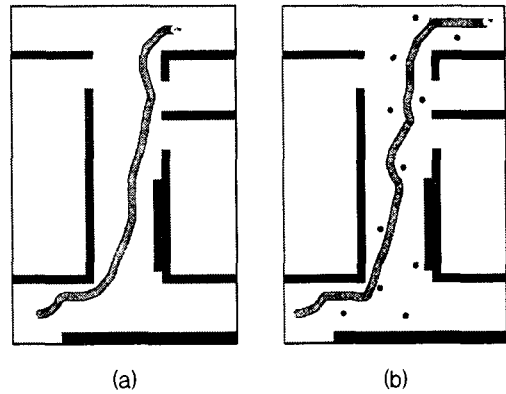


그림 11 실험과 유사한 환경
Fig. 11 Similar environment to experiment

4.2 실험 및 결과

실험은 자체 제작한 원통형의 차륜형 자율이동로봇을 이용하여 본 논문에서 제안된 주행 알고리즘을 검증하였다. 표 10은 실험 시에 로봇의 설정치를 나타내었다. 실험 조건은 아래와 같다.

- ▶ 로봇은 주행 전 환경에 대한 정보는 없고 단지 초음파 센서 정보와 목표점 좌표만을 주어 주행하였다.
- ▶ 주행 환경은 일반적인 실내환경인 복도환경에서 실험하였다.
- ▶ 로봇의 출발점을 절대좌표의 기준점인 (0,0)으로 설정하였다.
- ▶ 로봇의 목표점은 절대좌표를 기준으로 하여 (X, Y)값으로 주었다.
- ▶ 목표점 도달여부는 현재의 로봇좌표에서 목표점 거리가 0.2[m] 이내로 들어오면 정지하도록 설정하였다.
- ▶ 실험의 결과인 grid-map은 초음파 센서의 입력주기인 200[msec]마다
- ▶ 거리정보와 좌·우측 모터의 엔코더로부터 들어온 신호를 이용하여 계산한 절대좌표를 매주기마다 저장하였다가 off-line 상에서 그렸다.

표 10 실험 시 자율이동로봇에 대한 설정치
Table 10 Specification for the AMR at experiments

최고·저 속도	0.15 ~ 0.4[m/sec]
최대 가속도	0.5[m/sec ²]
초음파 센서 측정 거리	0.35 ~ 2.0[m]
초음파 센서 scan 주기	200[msec]

자율이동로봇의 실험 주행 환경은 표 11과 같다.

표 11 주행 환경

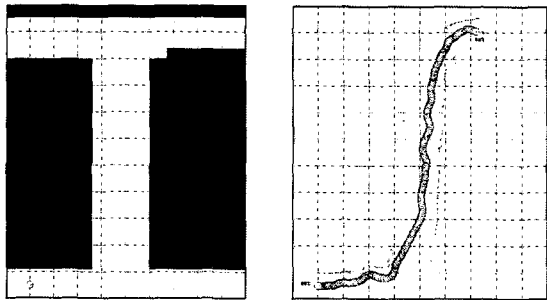
Table 11 Navigation environment

주행 환경(가로 × 세로)	10[m] × 11[m]
grid-map 1칸(가로 × 세로)	1[m] × 1[m]
grid-map의 장애물 표시	9개의 초음파 센서거리 중 최소 값
원형장애물 직경	0.35[m]
목표점 좌표(x_t , y_t)	(6.5[m], 9.5[m])

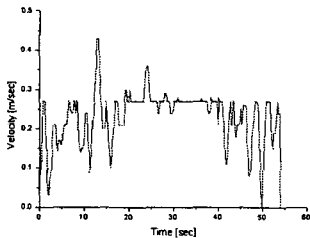
4.2.1 실내 환경에서의 주행 I

실험 I은 본 논문에서 제안한 주행알고리즘을 이용하여 일반적인 실내 환경에서의 주행을 검증하였다. 그림 12(a)는 로봇이 주행한 실내 환경이다. 그림에서 로봇이 현재 위치한 곳이 절대좌표의 영점(0, 0)이 된다. 현재 로봇위치에서 로봇이 주행해야할 목표점을 주고 실험을 하였다. 그림 12(b)는 로봇이 주행한 좌표와 초음파 센서로부터 들어온 정보를 매 주기마다 저장하여 off-line상에서 grid-map으로 표현한 것이다. grid-map에서 detect된 장애물의 점들은 9개 방향의 초음파 센서의 거리정보 중 가장 짧은 거리와 방향만을 고려하여 표시하였다. 그림 12(c)는 실내환경 I에서 자율이동로봇이 주행 시에 변화한 속도 값을 나타내었다.

전체 주행에서 자율이동로봇은 목표점에 54.0[sec]만에 도달하였고 장애물이나 벽면에 충돌 없이 주행하였다. 그리고 인공 면역망으로 구성된 각 행위기로부터 결정된 로봇의 회전각을 환경의 변화에 따라 가중치를 조절하여 안전하게



(a) 주행 환경 (b) Grid-map



(c) 로봇 속도 그래프

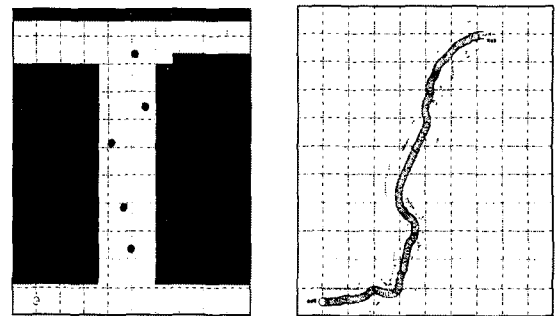
그림 12 실내 환경 I에서의 주행
Fig. 12 Navigation experiment at Indoor environment I

주행함을 볼 수 있다. 또한 로봇의 속도변화와 환경을 비교해보면 장애물이나 벽면이 가까이 있는 경우에는 속도를 감속하고 장애물이 없는 부분은 속도를 가속하여 총 주행시간을 줄이고 좀더 부드러운 주행을 함을 볼 수 있다.

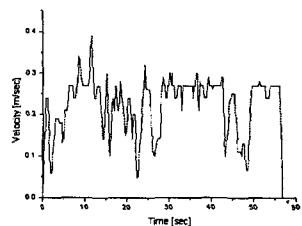
4.2.2 실내 환경에서의 주행 II

실험 II는 실험 I과 동일한 환경에서 동일한 목표점을 주고 지름 35[cm]의 원형 장애물 5개를 배치하여 환경이 변화되거나 주행공간이 좁은 경우에서 제안된 주행알고리즘을 검증하였다. 그림 13(a)는 실험 I과 동일한 환경에 원형 장애물을 배치한 모습을 보였다. 그림 13(b)는 로봇이 주행 후 저장된 장애물정보와 좌표를 이용하여 grid-map으로 표현하였다. 그림 13(c)는 주행 중 자율이동로봇의 속도 변화를 나타내었다.

전체 주행에서 자율이동로봇은 총 56.8[sec]만에 목표점에 도달하였고 벽면이나 장애물과의 충돌 없이 주행하였다. 그리고 원형장애물들이 배치된 변화된 환경에서도 목표점 도달행위와 장애물 회피행위를 가중치 조절을 통해 적절히 결합함으로써 안전하게 목표점에 도달함을 보여주었다. 그리고 원형장애물이 배치된 위치에서는 속도를 감속하여 장애물과의 충돌을 방지하였고 진행방향에 장애물이 없는 경우에는 좌·우측에 위치한 장애물이 위치해 있어도 속도를 줄이지 않고 주행함으로써 주행시간을 단축하였다. 즉 실험 I과 실험 II의 총 주행시간을 비교해보면 원형 장애물이 증가한 환경에서도 총 주행시간이 2.8[sec]만큼만 증가함을 보여주며 환경의 변화에 적절히 속도를 조절함을 알 수 있다.



(a) 주행 환경 (b) Grid-map



(c) 로봇 속도 그래프

그림 13 실내 환경 II에서의 주행
Fig. 13 Navigation experiment at Indoor environment II

4.4.3 실험 주행 사진

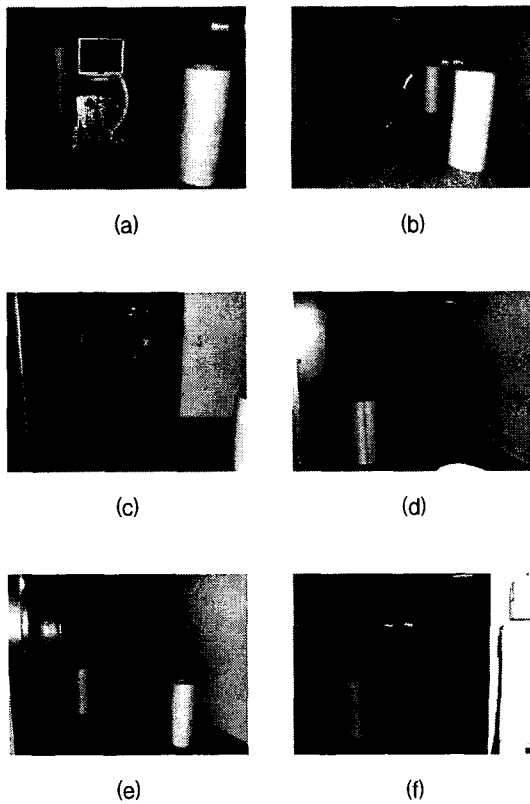


그림 14 주행 실험 사진
Fig. 14 Navigation experiment pictures

5. 결 론

자율이동로봇이 미지의 환경에서 장애물과 충돌 없이 안전하게 목표점에 도달하기 위하여 인공 면역망과 신경 회로망을 이용한 지역경로계획을 구성하였고, 실험에 이용한 자율이동로봇의 시스템 구성과 주행 알고리즘을 제시하였다.

인공 면역망을 이용하여 주행에 필요한 행위들을 구성하였으며 항원, 항체 설정 시 장애물 유·무만을 가리는 것이 아니라 장애물까지의 실제 거리 값을 이용하였고 항체를 로봇의 회전 방향각으로 설정하여 주행하도록 하였다. 그리고 속도 가감속을 인공 면역망으로 구성하여 주행시간의 단축, 부드러운 주행도 가능하도록 구성하였다. 행위결합에는 신경 회로망을 이용하였으며 환경의 변화에 따라 적절하게 행위들의 결합가중치를 조절하여 로봇의 회전방향을 결정하였다. 또한 국부 최소점이 발생하는 지역도 target switching 개념을 이용하여 신경 회로망을 학습시킴으로써 회피 가능하게 하였다.

본 논문에서 제안한 주행 알고리즘을 검증하기 위해 컴퓨터 시뮬레이션을 하였고 또한 실제 환경에서 실험도 하였다. 이를 통해 변화하는 환경에서도 로봇이 장애물과 충돌 없이 목표점에 도달함을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] J. Borenstein and Y. Koren, "Obstacle avoidance with ultrasonic sensors," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol. 4, no. 2, pp. 213-218, 1988.
- [2] J. Borenstein and Y. Koren, "Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots," *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 19, no. 5, pp. 1179-1187, 1989.
- [3] Ge, S.S. and Y.J. Cui, "New potential functions for mobile robot path planning," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 16, pp. 615 -620, 2000.
- [4] W. L. Xu and S. K. Tso, "Sensor-based fuzzy reactive navigation of a mobile robot through local target switching," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 29, no. 3, pp. 451-459, 1999.
- [5] W. Li, "Fuzzy logic based robot navigation in uncertain environments by multisensor integration," *IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pp. 259 -264, 1994.
- [6] K. Pal Prabir and Kar Asim, "Mobile robot navigation using a neural net," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 2 pp. 1503 -1508, 1995.
- [7] C. Ye and D. Wang, "A novel behavior fusion method for the navigation of mobile robots," *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, pp. 3526-3531, 2000.
- [8] Seong-Joo Han and Se-Young Oh, "Evolutionary algorithm based neural network controller optimization for autonomous mobile robot navigation," *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, vol. 1 pp. 121 -127 , 2001
- [9] A. Ishiguro, R. Watanabe, and Y. Uchikawa, "An immunological approach to dynamic behavior control for autonomous mobile robots," *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, vol. 1 pp. 495 -500, 1995.
- [10] A. Ishiguro, R. Watanabe, and Y. Uchikawa, "ImmunoId: an architecture for behavior arbitration based on the immune networks," *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, vol. 3, pp. 1730 -1738, 1996.
- [11] A. Ishiguro, R. Watanabe, and Y. Uchikawa, "Emergent construction of behavior arbitration mechanism based on the immune system," *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp. 481 -486, 1998.
- [12] D. Dasgupta, *Artificial Immune Systems and Their Applications*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Germany, 1999.
- [13] 김양현, 이동제, 이민중, 최영규, "인공 면역망과 퍼지 시스템을 이용한 자율이동로봇 주행," *대한전기학회논문지*, 51D권 9호, pp. 402-412, 2001.
- [14] N. K. Jerne, "The immune system," *Scientific American*, vol. 229, no. 1, pp. 52-60, 1973.
- [15] Ronald C. Arkin, *Behavior-Based Robotics*, The MIT Press, 1998.
- [16] D. Kortenkamp, R. Bonasso and R. Murphy, *Artificial Intelligence and Mobile Robots*, The MIT Press, 1998.

- [17] K. Y. Im and S. Y. Oh, "An extended virtual force field based behavioral fusion with neural networks and evolutionary programming for mobile robot navigation," *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*, vol. 2, pp. 1238-1244, 2000.
- [18] 이동제, 이민중, 최영규, "인공 면역망과 인터넷에 의한 자율이동로봇 시스템 설계," *대한전기학회논문지*, 50D권 11호, pp. 522-531, 2001.

저 자 소 개



이 동 제 (李 東 濟)

1975년 2월 28일생. 1998년 부산대학교 전기공학과 졸업. 2000년 부산대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2003년 동대학원 전기공학과 수료(박사). 현재 엘리아테크 연구원.

Tel : 051-510-1445 Fax : 051-513-0212
E-mail : dongje@eliatech.com



이 민 중 (李 敏 中)

1970년 10월 14일생. 1996년 부경대 전기공학과 졸업, 1998년 부산대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2001년 동대학원 전기공학 졸업(공박). 현재 보강 하이텍 연구원.

Tel : 051-510-1445 Fax : 051-513-0212
E-mail : mnjlee@hanmail.net



김 인 식 (李 東 濟)

1975년 8월 23일생. 2001년 부경대학교 전기공학과 졸업. 2003년 부산대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 현대자동차 연구원.

Tel : 051-510-1445 Fax : 051-513-0212
E-mail : in-sic@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(공박). 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