

## 신경회로망 모델을 이용한 이동로봇의 경로생성 알고리즘

### Path planning algorithm of mobile robot using neural network model

\* 차 영 엽 \* , 유 창 목 \*\*

\* 원광대학교 기계설계공학과 (Tel:0653-850-6693; Fax:0653-850-6666; E-mail:ggypcha@wonms.wonkwang.ac.kr)

\*\* 원광대학교 기계공학과 대학원 (Tel:0653-850-6693; Fax:0653-850-6666; E-mail:ggypcha@wonms.wonkwang.ac.kr)

**Abstracts** The most important topic in research of mobile robot is path planning in order to avoid with obstacle. In this study the path planning algorithm using a neural network model is proposed. The inputs of neural network are range data which are acquired from laser range finder, and weights are based on difference with goal direction. The thresholds are made by considering the marginal distance between mobile robot and obstacle. Consequently the outputs are obtained by multiplying input and weight. The obtained heading direction enables the mobile robot to approach the goal, without any collision with obstacles around. The effectiveness of the this method for real-time navigation of a mobile robot is estimated by computer simulation in complex environment.

**Keywords** Path planning, Mobile robot, Neural network model, Neuron

### 1. 서론

현재 산업계에서 실용화되고 있는 대부분의 이동로봇, 특히 무인 반송차는 작업장 바닥이나 벽면에 설치된 연속적인 고정궤도를 따라서 운행하는 방식을 채택하고 있다. 이러한 방식은 이동로봇이 고정궤도로부터 크게 이탈되면 정상적인 궤도 복귀가 불가능하고 장애물 우회등 돌발적인 사고에 대해 대응할 능력이 없는 결점을 가지고 있다. 이와 같은 고정궤도 방식의 단점을 보완하고 소프트웨어에 의한 유연성을 크게하기 위해 자율주행 방식의 이동로봇에 대한 연구가 진행되고 있지만, 많은 알고리즘들은 장애물 회피의 경로계획에 있어서 복잡한 방식을 채택하고 있다.

이동로봇의 경로계획에는 형상공간 방법(configuration space method), 포텐셜 방법(potential approach) 그리고 퍼지이론(fuzzy logic)이나 신경 회로망(neural network) 등의 인공지능을 이용한 알고리즘이 사용되었다. 형상공간 방법의 경우, Lozano-Perez<sup>(1)</sup>는 visibility 그래프에 의한 다각형들로 이루어진 환경에서 로봇을 한점으로 간주한 경로계획 문제를 처음으로 다루었고, Noborio<sup>(2)</sup>는 환경을 quadtree로 모델링 하는 효과적인 방법을 제안 하였다. 그러나 이러한 형상공간 방법은 계산시간을 많이 요구하고 복잡한 환경이나 미지의 장애물이 경로상에 존재하는 경우와 같은 수시로 변화하는 환경에는 부적합하다. 포텐셜 방법의 경우, Borensteins<sup>(3)</sup>와 Adams<sup>(4)</sup>는 repulsive force를 감지된 장애물과 상사(identify) 시키고, 여기에 goal 쪽으로 attractive force를 첨가하여 그들의 합력벡터(resulting vector)의 방향으로 이동로봇의 경로를 생성하였다. 그러나 포텐셜 방법은 수학적 모델로 표현하기 힘든 복잡한 환경하에서 이동로봇의 진행방향과 속도를 결정하는데 영향을 끼치는 힘들의 계수를 결정하는데 어려운 단점이 있다. 한편, Ishikawa<sup>(5)</sup>는 건물 내에서 움직이는 이동로봇의 항법을 위하여 효율적인 주행에 관한 지식을 구축한 퍼지 이론을 사용하였

다. 그러나 이 방법은 주어진 환경에 적합한 지식 베이스(rule base)를 전문가의 지식에만 의존하여 구축해야 하는 단점이 있다. 이러한 퍼지규칙을 구축하는 어려움을 극복하기 위하여 신경회로망이 Nagata<sup>(6)</sup>와 Kozakiewicz<sup>(7)</sup>에 의해 사용되었다. 그러나 이 방법은 작업환경내에 존재하는 모든 상황들이 신경회로망을 학습(tuning)시키는데 고려되어야 하는 어려움이 있다.

본 연구에서는 자율 이동로봇의 경로계획에서 중요한 부분이 되는 장애물과의 충돌 회피를 위한 알고리즘으로 신경회로망 모델을 이용한 방법을 제안한다. 여기서는 라이다 거리계에서 얻어진 거리 데이터가 각 뉴런의 입력이 되고, 이동로봇의 목표점 방향을 기준으로 만들어진 값을 가중치로 하며, 장애물과 이동로봇 사이의 여유거리를 Threshold 값으로 하여, 여기서 얻어진 출력에 의하여 이동로봇의 장애물 회피경로를 생성시키고자 한다.

### 2. Neuron 모델

뇌에는 10<sup>11</sup>개의 여러 종류의 뉴런(Neuron)이 존재하고 있고, 그 중에는 내부에서 상당히 고급 기능을 가지고 있다는 것도 알려져 있다. 그러나 현재 신경회로망(Neural network)에서 사용되고 있는 모델은 McCulloch와 Pitts<sup>(8)</sup>가 1943년에 제안한 것과 같은 대단히 간략화된 모델이다. 신경회로망에서는 뉴런의 생리학적 특성에 기본을 두고, 다입력 단출력의 소자가 통상 사용된다. 여기서 뉴런의 인공적인 모델을 유니트(Unit)라 한다. 유니트는 이런 뉴런을 그물망 모양으로 연결한 신경 회로망 상에서의 교점(node)에 해당된다. 또 유니트 사이는 신경섬유에 대응되는 선으로 연결되나, 실제의 뉴런에서의 시냅스(Synapse) 결합이라고 불리워지는 결합과 같이 신호는 한방향으로만 전달되고, 여기에 어떤 가중치(Weight)가 걸려서 결합된 유니트에 입력된다. 이 가중치에 의해서 유니트 간의 결합 강도가 나타내어진다. 한 예로 Fig. 1에서는 가중치  $w_{ij}$ 가 걸린 입력치  $x_i(t)$ 의 총합이 얻어지, 응답함수  $\phi$ 에 대한 변형을 받은 후 출력된다. 출

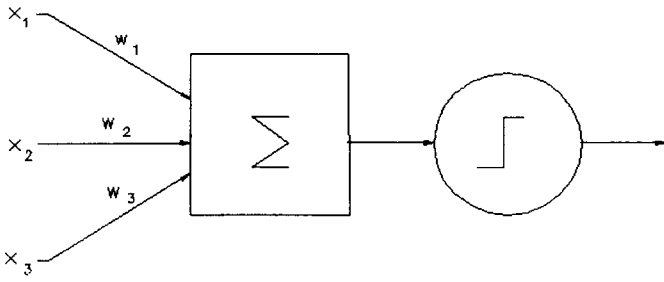


그림 1. 뉴런의 예.

Fig. 1 Schematic diagram of a neuron.

력치  $x_i(t+1)$ 는 다음과 같은 식으로 변형된다.

$$x_i(t+1) = \Theta(\sum_j \omega_{ij} x_j(t) - \mu_i) \quad (1)$$

여기서  $\mu_i$  는 Threshold value 이고, 출력치  $x_i(t+1)$ 는 그 시점에서의 유니트의 상태를 나타낸다. 가중치는 흥분성의 결합일 때는 양의 수를 억제성의 결합일 때는 음의 수를 갖는다. 그리고  $\Theta(x)$  는 다음 식과 같은 단위 계단함수(unit step function) 이다.

$$\Theta(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

### 3. 레이저 Searching 과 거리 데이터

Fig. 2는 레이저 거리계의 searching 영역을 보여준다. 레이저 거리계의 searching 영역은 이동로봇의 현재위치 O를 원점으로 하는 반경  $R_3 (=3m)$  인 원에서 goal 방향을 중심으로  $\pm 90^\circ$  인 반원의 내부로 제한 된다. 거리정보를 얻을 수 있는, 즉 레이저 슬릿이 반사되는, 면은 장애물의 길면 ( $\overline{A_1A_2}$ ,  $\overline{B_2B'}$ ,  $\overline{C_1C_2}$ ,  $\overline{C_1C}$ ) 과 작업영역의 바닥면 ( $\overline{S_1S_2}$ ,  $\overline{S_3S_4}$ ,  $\overline{S_5S_6}$ ) 이 된다. 이들 구간 사이에 레이저 슬릿의 불연속 구간( $\overline{A_1S_5}$ ,  $\overline{A_2B'}$ ,  $\overline{B_2S_4}$ ,  $\overline{C_2S_2}$ )이 존재한다. 따라서 이동로봇이 통과할 수 있는 구간은 레이저 슬릿이 바닥면 위에서 반사되는 영역과 불연속 구간으로 제한 되는데, 특히 불연속 구간은 이동로봇의 진행에 따른 레이저 거리계의 searching 위치의 변화에 따라 통과 가능 또는 불가능한 통로로 확인된다. 이와같이 얻어진 장애물의 연속적인 거리 데이터와 통로의 유무에 대한 정보는 다음 절에서 거론할 방향성 가중치 방법에 의한 국부 경로계획에서 사용된다. 특히 물체에서 반사된 레이저 슬릿에 의한 연속적인 거리 데이터는 샘플링 각도  $\Delta\theta$  마다 추출한  $N=(180^\circ / \Delta\theta + 1)$  개의 불연속 거리 데이터로 샘플링 된다. 따라서 이동로봇의 현재위치에서 goal 방향을 중심으로  $-90^\circ$  를 기준해서 반시계 방향으로 매 샘플링 각도  $\Delta\theta$ 만 큼 불연속적으로 회전한 각도를  $\theta_i$  라 하면,

$$\theta_i = (i-1)\Delta\theta \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

과 같이 나타낼 수 있다. 임의의  $\theta_i$  에서의 샘플링된 거리 데이터  $d_i$  는 이동로봇의 현재위치에서  $\theta_i$  방향으로 그 직선인 반사된 레이저 슬릿과 만나는 점까지의 거리가 된다.

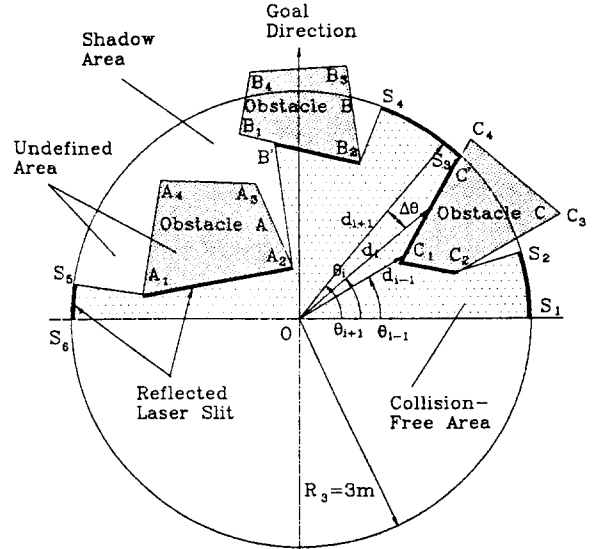


그림 2. 레이저 거리계의 탐색영역.

Fig. 2 Searching area of laser range finder.

## 4. Neuron 모델을 사용한 경로계획

### 4.1 경로계획을 위한 Neuron 모델

이동로봇이 현재위치에서 목표점으로 가장 빠르게 접근하는 이동방향은 현재위치와 목표점을 직선으로 연결한 방향이 될 것이다. 그러나 이 직선상에 장애물이 존재하는 경우 부득이 이를 피해서 가야 하는데, 되도록이면 목표점 방향과의 각도차가 작은 방향으로 진행하는 것이 더 경제적이다. 따라서 현재 이동로봇의 위치에서 각 방향의 거리 데이터  $x_i$ 를 뉴런의 입력으로 하고, 목표점 방향에서 멀어질수록 가중치  $\omega_i$ 가 적어지는 가중치 함수를 도입한 새로운 뉴런 모델을 Fig. 3과 같이 생각할 수 있다. 다른 한편으로 이동로봇 몸체와 장애물사이의 여유거리를 뉴런의 Threshold value  $x_0$ 로 해주고, 현재 이동로봇의 위치에서

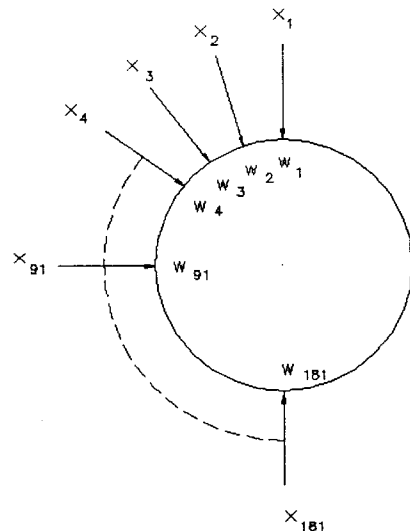


그림 3. 이동로봇의 경로계획을 위한 뉴런모델.

Fig. 3 Neuron model for path planning of mobile robot.

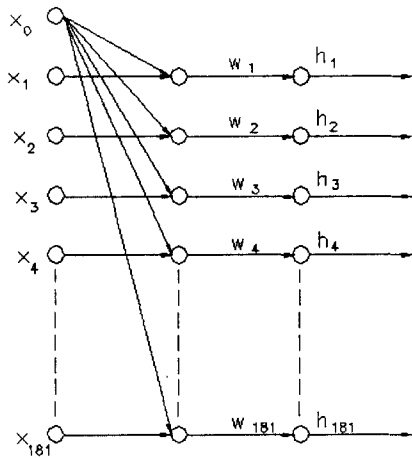


그림 4. 이동로봇의 경로계획을 위한 수정된 뉴런모델.

Fig. 4 Modified neuron model for path planning of mobile robot.

각 방향의 거리 데이터  $x_i$ 를 뉴런의 입력으로 하고, 목표점 방향과의 관계에 의한 가중치  $w_i$ 를 고려한 각 방향의 뉴런모델을 고려한 경우 Fig. 3과는 다른, 아래 그림과 같이 Fig. 4와 같은 새로운 뉴런 모델을 생각할 수 있다. 결국 앞에서 얻은 샘플링된 거리 데이터와 그 방향의 가중치 값을 곱한 결과에서 큰 값을 가지는 방향일수록 목표점에 빨리 도착할 수 있는 가능성이 큰 방향이 된다. 즉 임의의 각도  $\theta_i$ 에서의 거리 데이터  $d_i$ , 즉  $x_i$ 와 그 방향의 가중치  $w_i$ 의 곱에 음수인 Threshold value  $x_0$ 를 각 뉴런에 더해주면 각 방향에 대한 뉴런에서 다음과 같은 계산이 이루어진다.

$$h_i = \begin{cases} w_i(x_i - x_0) & \text{if } (x_i - x_0) > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (4)$$

여기서 Threshold value  $x_0$ 는 로봇 몸체의 반경을  $R_r$ 이라하고 장애물 회피를 위한 안전여유를  $W_s$ 라 하면 다음과 같은 식으로 주어진다.

$$x_0 = R_r + W_s \quad (5)$$

Fig. 5는 이동로봇의 한 지점에서 레이저 거리계로부터 얻은

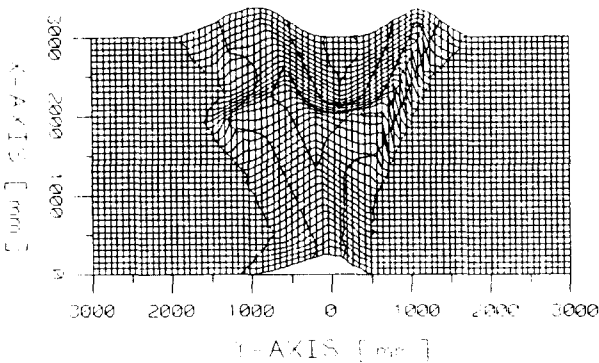
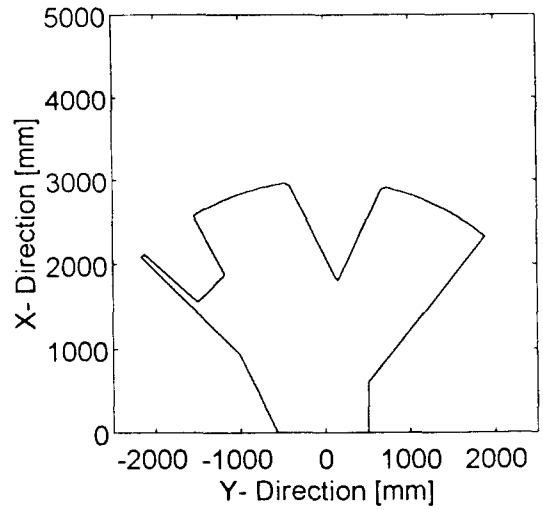
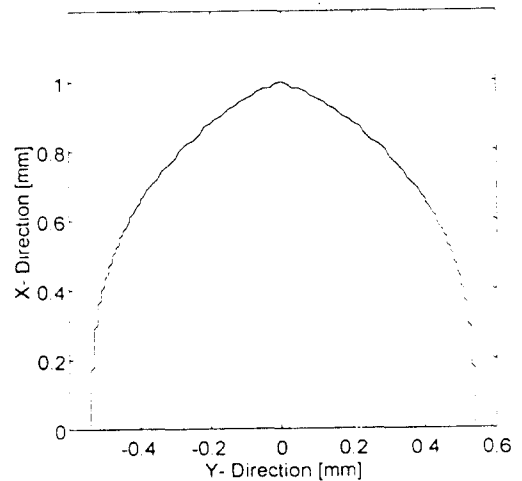


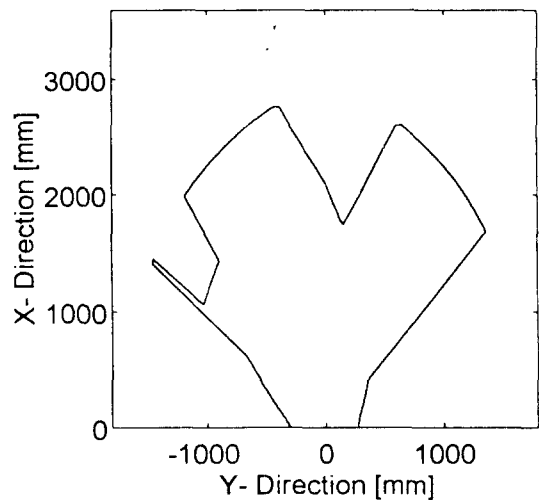
그림 5. 거리데이터의 3차원적 표현.  
Fig. 5 3D discription of range data.



(a)



(b)



(c)

그림 6. (a) 신경회로망 모델의 입력, (b) 가중치 함수, (c) 출력.  
Fig. 6 (a) Input data, (b) Weighting function, and (c) Output of neural network model.

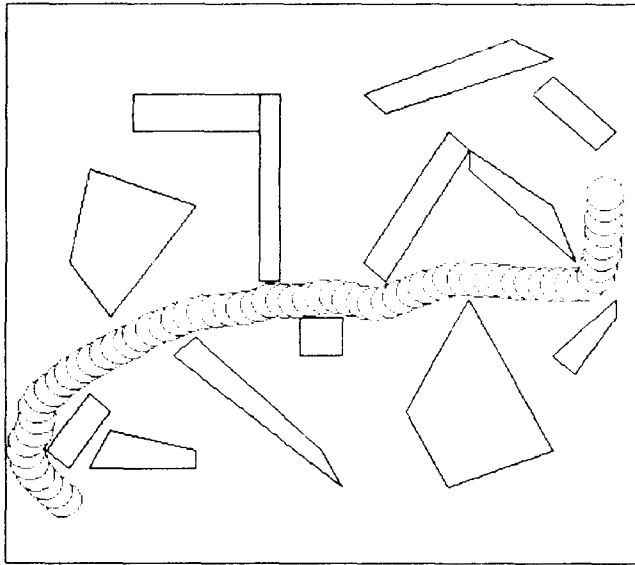


그림 7. 경로계획 모의실험 결과.

Fig. 7 Simulation result of path planning.

3차원 거리 데이터를 3차원적으로 보여준 것이다. 지면과 맞닿아 있는 부분(지면에 수직방향으로 Level 이 없는 부분)은 장애물이 있는 부분이어서 이동로봇이 접근할 수 없는 영역이고, 장애물과의 떨어진 거리를 지면에 수직방향으로의 Level 로 나타내었다. Level을 나타내는 등고선 사이의 간격은 장애물에서 실제로 300mm 떨어져 있는 것을 의미한다. Fig. 6은 Fig. 5의 거리 데이터를 신경 회로망 모델에 적용한 경우이다. Fig. 6(a)는 레이저 거리계로부터 얻어지는 거리 데이터를 보여주고 있다. Fig. 6(b)는 Involute 함수에서 얻을 수 있는 가중치 함수를 보여준다. 그림에서 보면, goal 방향을 중심으로 여기서 멀어질수록 가중치 값이 작아지는, 좌우 대칭형 함수임을 알 수 있다. Fig. 6(c)는 식(4)에서 Threshold value  $x_0$  를 0으로 놓고 계산된 각 뉴런의 출력치  $h_i$  를 보여준다. 여기서 각 뉴런의 출력값은 레이저 거리계로부터 얻어지는 샘플링된 거리 데이터와 곱해지는 가중치 함수의 영향에 의해서 목표점 방향에 가까울수록 과장되어 나타나고, 멀어질수록 축소되어 나타남을 알 수 있다.

#### 4.2 Collision-Free Path

앞에서 거론한 뉴런모델에 따라 각 뉴런의 출력치가 구해지고 가장 큰 값부터 순서대로 배열되었다면, 먼저 가장 큰 값을 갖는 뉴런 방향에 대한 open pathway 시험을 한다. 먼저 레이저 탐색 범위  $R_3 (= 3m)$  내에서 신경회로망의 출력치가 가장 큰 방향으로 이동로봇이 통과 가능한 통로가 있는지를 시험하여야 한다. 이는 최대 출력치 방향으로 장애물 사이의 최소폭 사이를 이동로봇이 통과할 수 있는지를 시험 함으로서 가능하다. 최대 출력치 방향의 장애물 사이의 최소폭을  $W$  라 하면, 다음의 open pathway 시험조건

$$W \geq 2(R_r + W_r) \quad (6)$$

을 만족하면 신경회로 모델에서 선택된 최대 출력치 방향이 최종적으로 이동로봇의 다음 step의 heading 방향이 되고, 만족하지 않으면 그 다음 큰 값을 갖는 뉴런방향을 선택하여 open pathway 시험을 다시 수행해서, 이 조건을 만족하는 뉴런방향을 다음 step의 heading 방향으로 결정한다.

#### 4.3 모의 실험

모의실험에서 로봇의 새로운 heading 방향 결정을 위한 sampling 시간은 1 sec 로 하였고, 레이저 거리계의 searching 범위는 반경 3m 인 원에서 goal 방향을 중심으로  $\pm 90^\circ$  이내의 영역으로 한정하였다. 여기서 사용된 가중치 함수는 Archimedes의 spiral 곡선이다. 또한 샘플링 각도  $\Delta\theta = 1^\circ$  로 하여 181개의 불연속 거리데이터를 사용하였다. 이 모의실험 결과는 매 1 sec 마다 이동로봇의 경로를 원으로 표시한 것이다. Fig. 7은 goal 명령이 주어진 경우에 이동로봇의 항법 결과를 보여주고 있다 ( $W_r = 50mm$ ). 여기서 로봇은 여러개의 통로가 있는 경우의 복잡한 환경에서 성공적으로 통과함을 알 수 있다.

### 5. 결론

본 연구에서는 자율 이동로봇의 경로계획에서 중요한 부분이 되는 장애물과의 충돌 회피를 위한 알고리즘으로 신경회로망 모델을 이용한 방법을 제안하였다. 여기서는 레이저 거리계에서 얻어진 거리 데이터가 각 뉴런의 입력이 되고, 이동로봇의 목표점 방향을 기준으로 만들어진 값을 가중치로 하며, 장애물과 이동로봇 사이의 여유거리를 Threshold 값으로 하여, 여기서 얻어진 출력에 의하여 이동로봇의 장애물 회피경로를 생성시켰다. 이 방법은 이동로봇의 heading 방향을 주위의 장애물과 충돌하지 않으면서 가장 짧은 경로로 goal 에 접근할 수 있도록 결정해준다.

### 참고문헌

- [1] Lozano-Perez T. and Wesley M.A., 1979, "An algorithm for planning collision-free paths among polyhedral obstacles". Commun. ACM, pp.560-570.
- [2] Noborio H., Naniwa T. and Arimoto S., 1988. "A fast path planning algorithm by synchronizing modification and search of its path-graph", Proc. IEEE Intern. Workshop on Artificial intelligent for Industrial Application, pp.351-357.
- [3] Borenstein J. and Koren Y., 1989, "Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots", IEEE Trans. on Sys., Man and Cyber., No.5, pp.1179-1187.
- [4] Adams M.D. and Probert P.J., 1990, "Towards a real-time navigation strategy for a mobile robot", Proc. of the IEEE Intern Workshop on Intelligent Robots and Systems, pp.743-748.
- [5] S.Ishikawa, "A method of indoor mobile robot navigation by fuzzy control", in Proc. Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp.1013-1018, Dec. 1991.
- [6] S.Nagata, M.Sekiguchi and K.Asakawa, "Mobile robot control by a structured hierarchical neural network", IEEE Contr. Syst. Mag., Vol. 10, No. 3, pp. 69-76, 1990.
- [7] C.Kozakiewicz and M.Ejiri, "Neural network approach to path planning for two dimensional robot motion", in Proc. Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp.818-823, 1991.
- [8] W.S.McCulloch, W.Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", Bull. Math. Biophysics, 5, pp. 115-133, 1943.