

유전자 알고리즘을 이용한 이동 로봇 주행 파라미터의 최적화

Optimization of Parameters in Mobile Robot Navigation Using Genetic Algorithm

°김 경 훈, 조 형 석

한국과학기술원 기계공학과 (Tel: (042)869-3253; Fax: (042)869-3210; E-mail: khkim@leca.kaist.ac.kr)

Abstracts In this paper, a parameter optimization technique for a mobile robot navigation is discussed. Authors already have proposed a navigation algorithm for mobile robots with sonar sensors using fuzzy decision making theory. Fuzzy decision making selects the optimal via-point utilizing membership values of each via-point candidate for fuzzy navigation goals. However, to make a robot successfully navigate through an unknown and cluttered environment, one needs to adjust parameters of membership function, thus changing shape of MF, for each fuzzy goal. Furthermore, the change in robot configuration, like change in sensor arrangement or sensing range, invokes another adjusting of MFs. To accomplish an intelligent way to adjust these parameters, we adopted a genetic algorithm, which does not require any formulation of the problem, thus more appropriate for robot navigation. Genetic algorithm generates the fittest parameter set through crossover and mutation operation of its string representation. The fitness of a parameter set is assigned after a simulation run according to its time of travel, accumulated heading angle change and collision. A series of simulations for several different environments is carried out to verify the proposed method. The results show the optimal parameters can be acquired with this method.

Keywords Genetic algorithm, Navigation algorithm, Fuzzy decision making

1. 서론

이동 로봇의 주행 알고리즘에 대한 연구는 크게 (1) 전체 경로 계획(global path planning)에 의한 방법[1, 2]과 (2) 반응적 주행(reactive navigation)을 이용한 국부 경로계획법[3, 4]으로 나눌 수 있다. 이 중에서 반응적 주행 알고리즘은 변화무쌍하고 잘 알려지지 않은 환경에 더욱 적합한 형태로 알려져 있다. 저자들은 이미 퍼지 의사 결정(Fuzzy Decision Making) 이론을 이용한 반응적 주행 알고리즘[5]을 제안하였다. 이 알고리즘은 장애물 회피와 목적지 도달이라는 로봇의 두가지 목표에 대해 가장 적합한 중간 이동 경유점을 결정하는 데에 퍼지 의사결정 이론을 적용하였다.

이러한 주행 알고리즘에는 로봇의 크기, 속도, 회전반경, 장애물 감지 센서의 갯수, 장애물 감지 최대거리 등 로봇 자체의 파라미터에 따라 필수적으로 조정되어야 하는 몇개의 파라미터가 항상 존재한다. 이러한 파라미터의 조정작업은 여러번의 시뮬레이션이나 실험을 통해 이루어지므로 매우 반복적이고 지루한 작업이다. 따라서 이러한 파라미터 조정을 자동으로 이루어지게 할 수 있는 지능적인 기법이 요구된다. 이러한 기법으로서 유전자 알고리즘을 생각할 수 있다. 유전자 알고리즘은 대상 시스템의 모델링없이도 시스템 파라미터를 최적화할 수 있는 방법이므로, 로봇의 주행 알고리즘과 같이 복잡하고 모델링할 수 없는 시스템에 적용하기 매우 적당하다.

이 논문에서는 유전자 알고리즘을 이용하여 이동 로봇의 주행 알고리즘에 사용되는 파라미터를 자동으로 조정하는 방법에 대해 고찰한다. 주행 알고리즘의 각종 파라미터는 유전자로 부호화되어 유전자 알고리즘에 적용된다. 유전 알고리즘에 의해 선택된 각 파라미터는 시뮬레이션을 통해 그 적합도가 평가되고, 적합도는 다음 세대의 유전자 집합을 만들어내는 데 이용된다. 이러한 과정을 여러 세대 거치면서 유전자 알고리즘은 가장 적합도가 높은 파라미터를 찾을 수 있게된다. 제안된 방법은 일련의 시뮬레이션 결과를 통해 그 타당성을 입증하였다.

2. 이동 로봇의 모델

본 논문에서는 저자들이 개발한 이동 로봇 LCAR를 적용대상으로 하고 있다. LCAR는 그림 1과 같이 몸통의 중심으로 좌우에 배치된 2개의 구동바퀴의 속도차이를 이용하여 주행하는 방식으로, 비홀로노믹 제한조건(nonholonomic constraint)이 있는 이동 로봇이다. 몸통 윗부분에는 방사형으로 배치된 18개의 초음파 센서가 있어서 장애물을 감지할 수 있게 되어있다.

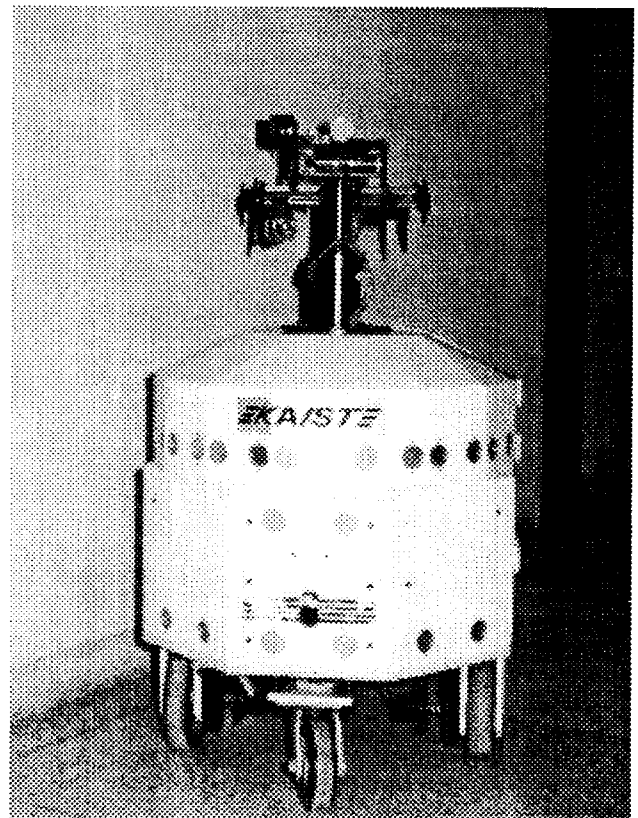


그림 1 이동로봇 LCAR

비홀로노믹 제한조건이 있는 일반적인 바퀴구동형 이동로봇의 운동방정식은 다음과 같다.[6]

$$\begin{aligned} \dot{X} &= v \cos \theta \\ \dot{Y} &= v \sin \theta \\ \dot{\theta} &= \omega \end{aligned} \quad (1)$$

그림 2는 이러한 운동방정식을 갖는 로봇의 운동에 대해 보여준다. 여기서, 로봇의 진행속도와 회전각속도는 다음과 같은 식으로 구할 수 있다.

$$v = (v_r + v_l) / 2$$

$$\omega = (v_r - v_l) / W_b \quad (2)$$

여기서, v_r 과 v_l 은 각각 오른쪽과 왼쪽바퀴의 직선속도(회전속도 x 바퀴반경)이며, W_b 는 두 바퀴 중심선 사이의 거리이다. 이러한 로봇의 원활한 이동체적으로서 직선제적과 일정한 곡률반경으로 회전하는 원호제적을 생각할 수 있다. 이동로봇은 위의 두가지 제적을 적절히 조합함으로써 2차원 공간상의 임의의 위치로 원활하게 이동할 수 있다.

Δt 시간스텝 동안 일정한 속도 v 와 일정한 곡률반경으로 로봇이 운동할 때, 로봇좌표계에서의 위치와 자세의 변화는 다음과 같다.

(1) 직선제적운동일 때;

$$\Delta x = v \Delta t$$

$$\Delta y = 0$$

$$\Delta \theta = 0 \quad (3)$$

(2) 원호제적운동일 때;

$$\Delta x = \rho \sin \Delta \theta$$

$$\Delta y = \rho (1 - \cos \Delta \theta)$$

$$\Delta \theta = v \Delta t / \rho \quad (4)$$

이 때, 전체좌표계에서의 위치변화는 다음과 같다.

$$\Delta X = \Delta x \cos \theta - \Delta y \sin \theta$$

$$\Delta Y = \Delta x \sin \theta + \Delta y \cos \theta \quad (5)$$

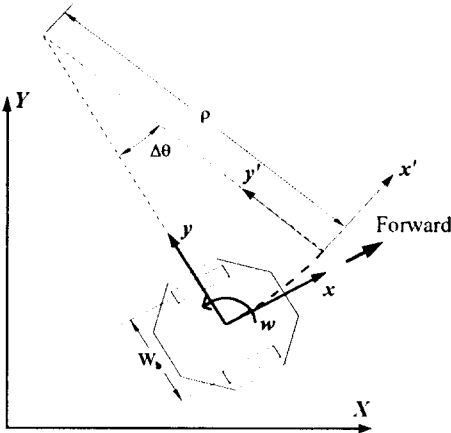


그림 2 이동로봇 LCAR의 기구학적 모델

3. 퍼지 의사결정을 이용한 주행 알고리즘

3.1 퍼지 의사결정 이론

퍼지 의사결정은 서로 상충되는 다수의 달성목표(objective)가 있을 때 발생하는, 여러가지 대안(alternative)에 대해 어느 것을 선택할 것인가 하는 문제를 해결하는 데 퍼지이론을 이용한 방법이다.

퍼지논리를 이용한 다속성 의사결정(MADM: Multi Attribute Decision Making)은 구분적인 공간(discrete space), 즉 여러개의 대안(또는 후보) 중에서 주어진 다수의 목적을 가장 만족시키는 것을 고르는 방법이다.[7] n 개의 의사결정대안(decision alternative)과 m 개의 달성목표(goal)가 있을 때, 최적의 대안은 모든 목표에 대해 가장 만족도가 높은 대안이다.

집합 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 을 의사결정 대안의 집합이고, \tilde{G}_j ($j = 1, \dots, m$)을 달성목표를 나타내는 퍼지 집합이고, j 번째 달성목표의 중요도는 w_j 로 표시된다고 하자. 대안 x_i 의 목표 \tilde{G}_j 에 대한 달성정도는 소속도(degree of membership) $\mu_{\tilde{G}_j}(x_i)$ 로 나타내어진다. 이때의 의사결정(decision)은 다음 식과 같이 모든 퍼지목표의 교집합으로 표시된다.[8]

$$\tilde{D} = \tilde{G}_1^{w_1} \cap \tilde{G}_2^{w_2} \cap \dots \cap \tilde{G}_m^{w_m} \quad (6)$$

이 때, 최적의 대안은 집합 \tilde{D} 에서 가장 소속도가 높은 대안이 된다. 여기서, 각 달성목표 서로간의 상대적 중요도를 감안하여 의사결정을 하기위해 Saaty[9]의 eigenvector를 이용하는 방법을 적용할 수 있다.

3.2 매스맵의 이동목적지 후보

퍼지 의사결정 방법은 유한한 후보중에서 하나를 선택하는 방법이므로, 로봇의 중간 경유점 선택에 응용하기 위해서는, 로봇의 가능한 경유점을 N 개만큼 설정한 다음 이중에서 하나의 지점을 선택하도록 하여야 한다. 저자의 주행 알고리즘에서는 이동가능한 중간 경유점을 나누는 데에 있어서 로봇의 운동을 원활하게 연결할 수 있도록, 일정한 회전반경으로 이동 가능한 경로를 여럿 배열하는 방법을 사용하였다. 이러한 경로들은 로봇의 m 개의 진행속도와 n 개의 회전반경을 조합하여 만들 수 있다. 그림 3은 몇 가지의 진행속도와 회전각도에 따른 로봇의 이동가능 중간지점을 나타낸 것이다.

3.3 퍼지 목표

장애물 회피의 퍼지목적과 목적지 도달의 퍼지목적을 초음파 센서의 스캔 데이터와 현재위치에서 목적지까지의 거리를 이용하여 다음과 같이 정의하였다.

$$G_1: U_{min} \leq C_1$$

$$G_2: F_r \leq C_2 \quad (7)$$

$$G_3: rank(D_{target}) \text{는 최대한 높아야 한다.}$$

여기서, U_{min} 은 여러개의 초음파 센서로 측정된 로봇과 장애물 사이의 거리 중에서 가장 작은 값이고, F_r 은 장애물에 의한 척력 포텐셜(repulsive potential)이며, D_{target} 은 목적지까지의 직선거리, $rank(\cdot)$ 는 순위도 함수를 나타낸다. 이 때, C_1, C_2 는 적당한 상수이다.

퍼지 목표 G_1 은 가장 가까이 있는 장애물에 대해 로봇이 항상 일정한 거리(C_1) 이상 유지하게 만들어서 장애물에 부딪히지 않도록 하는 것이다. G_1 에 대한 소속도 함수(membership function)는 식(9)과 같은 시그모이드 함수로 정의하였다. 그러나, 이 목표는 가장 가까이 있는 장애물에 대해서만 고려하므로, 여러개의 장애물로 둘러싸인 경우에는 효과적이지 못하다. 그래서, 모든 초음파 센서 측정값을 한꺼번에 이용하는 장애물 회피 목표, G_2 를 척력 포텐셜 F_r 을 도입하여 설정하였다. 여기서, 척력 포텐셜은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$F_r = \sum_{k=0}^{N_s-1} (R_{max} - U_k) \quad (8)$$

여기서, R_{max} 는 센서의 측정범위, U_k 는 k 번째 센서의 측정값(로봇중심에서 장애물까지의 거리), N_s 는 센서의 전체갯수이다. 즉, F_r 은 현재 측정영역에 들어온 장애물이 차지하는 영역을 의미한다. G_2 에 대한 소속도 함수는 식(10)과 같이 정의하였다.

퍼지목표 G_3 은 목적지로 나아가게 하는 퍼지목표로서, 목적지까지의 직선거리(D_{target}) 순위에 따라 선형적으로 소속도를 나타내도록 하였다.

3가지 퍼지목표의 소속도 함수를 그림으로 나타내면 그림 4와 같다.

$$\mu_{G_1}(x_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{min}(x_i) = R_{max} \text{ for all } i \\ \frac{1}{1 + \exp[-d_1 \cdot (U_{min}(x_i) - C_1)]}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$$\mu_{G_2}(x_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } F_r(x_i) = 0 \text{ all } i \\ \frac{C_2}{C_2 + F_r(x_i)}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$\mu_{G_3}(x_i) = d_2 + (1 - 2d_2) \cdot \frac{D_{target}(x_i) - (D_{target})_{min}}{(D_{target})_{max} - (D_{target})_{min}} \quad (11)$$

3.4 초음파 스캔 데이터의 변환

초음파 센서는 매 시간스텝마다 로봇 주위의 장애물을 인식하게 된다. 그런데, 아직 이동하지 않은 목적지 후보에 대해서는 초음파 센서의 스캔 데이터를 얻지 못하였으므로, 현재의 스캔 데이터로부

터 목적지 후보의 위치와 자세에 따라 변환하여 가상의 데이터를 구성할 수 밖에 없다. 물론, 이러한 방법으로는 현재 측정영역 밖에 있는 장애물에 대한 정보가 없으므로 데이터 자체가 불완전하고, 아직 인식하지 못한 장애물의 방향으로 접근할 수도 있다. 그러므로, 이동로봇의 한 스텝당 이동거리와 진행속도를 너무 크지않게 하고, 초음파 센서의 측정범위가 너무 작지않게 해야 한다.

그림 5는 현재의 초음파 스캔 데이터를 이동후보지 좌표와 로봇 자세에 따라 변환하여, 후보지점의 스캔 데이터를 얻는 방법을 보여 준다.

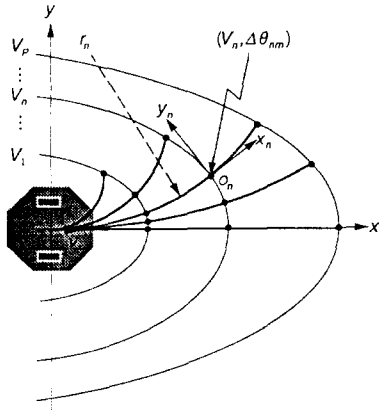


그림 3 이동로봇의 다음스텝 목적지 후보

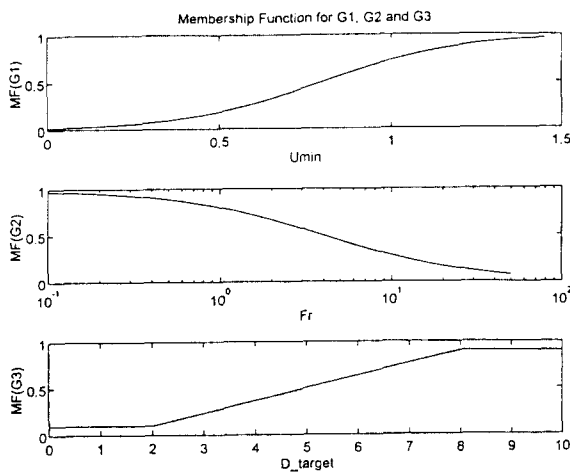


그림 4 퍼지목표 G_1, G_2, G_3 의 소속도 함수

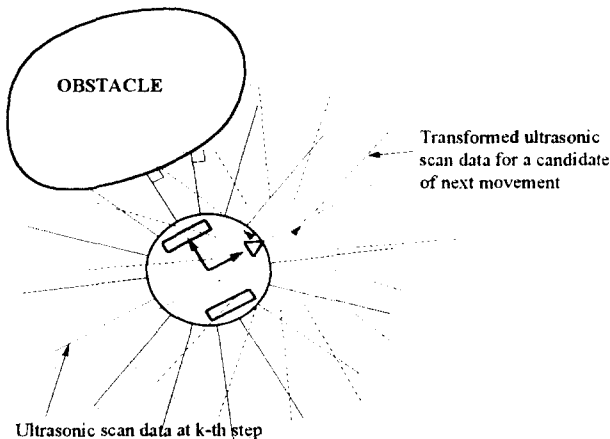


그림 5 로봇의 경유점 후보에 대한 초음파신호의 추정

4. 유전자 알고리즘을 이용한 파라미터 조정

4.1 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 자연의 진화이론을 본따서 만든 랜덤 탐색을 이용한 최적화 기법이다. 이 기법은 매우 강건하면서도 계산과정이 간단하여, 기존의 최적화 기법의 효과적인 대안으로 받아들여지고 있으며, 그 적용범위가 매우 넓어지고 있다. 유전 알고리즘은 기존의 최적화 기법과 달리 목적함수의 미분과 같은 수학적 해석이 필요 없기 때문에, 로봇의 주행과 같은, 모델링하기 곤란한 적용대상에 적용할 수 있는 장점이 있다.

일반적인 유전자 알고리즘은 1) 재생산(reproduction), 2) 교배(crossover), 3) 돌연변이(mutation)의 3가지 연산자(operator)로 구성된다. 재생산은 개개의 유전자가 각각의 적합도 값에 따라 다른 유전자로 복사되는 과정이다. 각각의 적합도 값에 따라 가중치가 매겨진 룰렛휠이 구성되고, 새로운 자손을 생산할 때 마다 룰렛휠을 돌려 선택하므로써 재생산 대상을 결정한다. 재생산 과정에서는 교배와 돌연변이가 이루어지고, 이러한 과정을 여러세대 동안 거치면서, 더욱 적합도가 높은 자손세대가 얻어지게 된다.

여기서, 교배 연산자는 문자열 형태로 구성된 유전자의 유전형질을 부분적으로 다음 세대에 이어지게 하는 역할을 하며, 돌연변이 연산자는 새로운 유전형질로 변화시켜 다음 세대로 이어질 때 새로운 변화를 추가하는 역할을 한다. 그림 6은 두가지 연산자의 작용을 설명하고 있다.

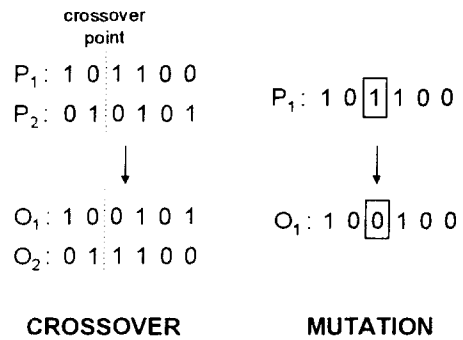


그림 6 교배와 돌연변이

4.2 주행 파라미터

로봇의 주행시 저동은 3가지 퍼지목표를 나타내는 각각의 소속도 함수의 형태와 경계값에 따라 달라진다. 이러한 함수의 모양을 결정하는 파라미터는 C_1, C_2, d_1, d_2 이다. C_1 과 C_2 는 소속도 함수의 중심값(0.5)의 위치를 결정하는 요소이고, d_1 은 소속도 함수의 기울기를 결정하는 요소이다. 또한, d_2 는 G_3 목표의 소속도의 변화 영역을 결정한다. 이러한 값을 바꾸게 되면 퍼지 의사결정 과정에 영향을 주어 이전과 다른 결과를 얻게 된다.

각각의 파라미터 집합은 하나의 문자열로 부호화되어 유전자를 구성하게 된다. 유전자를 구성하는 데에는 몇가지 방법이 있으나, 본 연구에서는 가장 단순한 형태인, 이진 부호(binary)의 유전자를 사용하였다.

본 연구에서 사용된 적합도 함수(fitness function)는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{Fitness} = & \max_score - S_t \times \text{time_of_travel} \\ & - S_a \times \Sigma(\text{heading angle change}) \\ & - (\text{collision penalty}) - (\text{timeout penalty}) \end{aligned} \quad (12)$$

적합도 함수는 최고점수에서 주행에 걸린 시간의 합과 지향각의 변화량의 합이 크면 클수록 점수가 낮아지게 만들었다. 이것은 보다 빠른 경로를 찾고, 지향각의 변화가 적은(에너지 낭비가 적은) 경로를 나타내는 파라미터에 높은 점수를 주고자 하는 것이다. 주행 실험 도중 충돌이 발생하면 즉시 그 주행은 취소되며, 적합도에는 충돌에 따른 벌칙이 주어진다. 시간이 너무 경과되는 경우에도 timeout 벌칙이 주어진다.

5. 시뮬레이션

시뮬레이션에 사용된 로봇모델의 변수는 연구실에서 자체제작한 이동로봇 'LCAR'의 실제체원과 동일하게 설정하였다.

W_b (바퀴간 거리)	55 cm
U_{max} (조음과 측정범위)	1.5 m
지향각 범위	-35° ~ 35°
최대 속도	0.63 m/s
Δt (의사결정 시간스텝)	0.5 s

표 1 시뮬레이션에 사용된 로봇모델의 변수

시뮬레이션 환경은 로봇이 랜덤하게 장애물이 배치된 30m×30m 크기의 환경에서 2개의 중간지점을 거쳐서 원래의 출발점으로 되돌아오게 하였다. 로봇은 새로운 유전자가 만들어질 때마다 주행시험을 거쳐 적합도를 측정하게 된다.

본 연구에서 사용한 유전자 알고리즘의 주요 파라미터는 다음과 같다.

세대당 개체수	= 10
교배 확률	= 70%
돌연변이 확률	= 3.3%
교배 지점 갯수	= 2

그림 7은 첫번째 세대와 11번째 세대에서 나타난 가장 적합도가 높은 유전자의 주행결과를 보여준다. 주행성능을 나타내는 주요 지표는 표 2에 나타나있다. 주행시간에서는 11번째 세대에서 주행시간이 첫번째 세대보다 10%정도 빨라졌으며, 지향각의 변화도 많이 줄어든 것을 볼 수 있다. 또한, 전반적인 적합도의 증가가 나타난 것을 볼 수 있다. 이러한 성능향상은 개체수를 더욱 늘리고, 세대교체를 더욱 진행할 수록 더 많이 개선될 수 있을 것이다.

세대	적합도(Fitness)			주행시간 (sec)	누적 지향각 변화 (deg)
	최대	최소	평균		
1	70.28	47.54	52.28	245.0	5305
11	74.34	47.67	56.83	222.5	4017

표 2 세대별 적합도 및 최대 적합도 파라미터의 주행 성능 비교

6. 결론

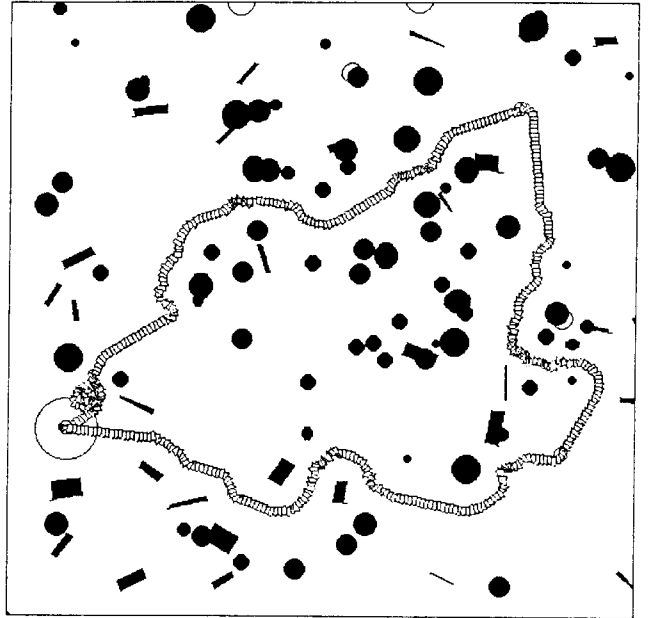
본 논문에서는 유전자 알고리즘을 이용하여 이동 로봇 주행 알고리즘의 파라미터를 환경에 적합하게 조정하는 방법에 대해 고찰하였다. 유전자 알고리즘은 대상작업의 수학적 표현없이도 적용할 수 있는 최적화 기법이므로 로봇의 주행 파라미터의 최적화와 같은 문제에 매우 적합한 기법이다. 본 연구에서는 가장 기본적인 Simple Genetic Algorithm을 적용하고 비교적 작은 개체수에 적은 세대교체로 파라미터 최적화를 진행했지만, 로봇의 주행 특성이 전반적으로 개선되는 것을 볼 수 있었다. 따라서, 유전자 알고리즘이 이러한 대상에 아주 적합한 최적화 기법인 것을 알 수 있었다.

참고 문헌

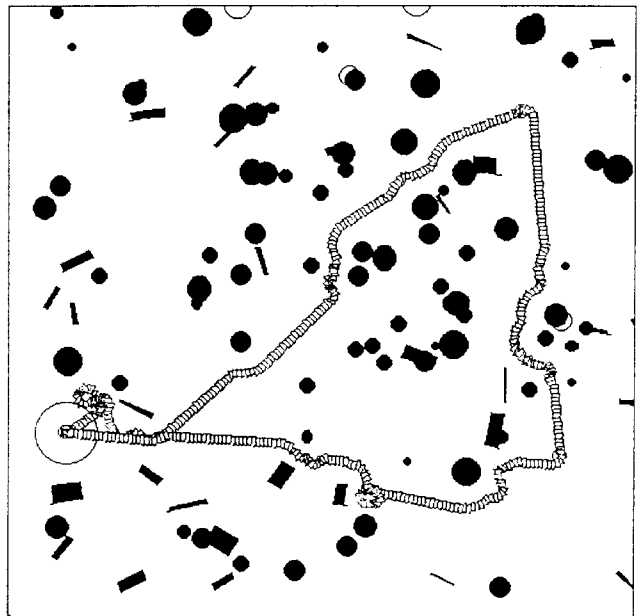
- [1] T. Lozano-Perez and M.A. Wesley, "An algorithm for planning collision-free paths among the polyhedral obstacles," *Communications of the ACM*, vol. 22, no. 10, pp.560-570, 1979.
- [2] O. Khatib, "Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots," *Int. J. of Robotics Research*, vol. 5, no. 1, pp.90-98, 1986.
- [3] J. Borenstein, Y. Koren, "Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 19, No. 5, pp.1179-1187, 1989.
- [4] H.R. Beom and H.S. Cho, "A sensor-based navigation for a mobile robot using fuzzy logic and reinforcement learning," *IEEE Trans. Syst.*

Man Cyber., vol. 25, no. 3, pp.464-477, 1995.

- [5] 김경훈, 범희락, 조형석, "퍼지 의사결정을 이용한 이동 로봇의 항법에 대한 연구", 한국자동제어학술회의 '95, pp.108-111, 1995.
- [6] 고경철, "자율 주행방식의 이동 로봇을 위한 경로 제어 알고리즘에 관한 연구," 박사학위 논문, 한국과학기술원, 1993.
- [7] H.J. Zimmermann, *Fuzzy set theory - and its applications 2nd ed.*, Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [8] R.R. Yager, "Fuzzy decision making including unequal objectives," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 1, pp.87-95, 1978.
- [9] T.L. Saaty, "Exploring the interface between hierarchies, multiple objectives and fuzzy sets," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 1, pp.57-68, 1978.



(a) 첫번째 세대의 최대 적합도 파라미터로 주행한 결과



(b) 11번째 세대의 최대 적합도 파라미터로 주행한 결과

그림 7 시뮬레이션 결과