

유전알고리즘을 이용한 이동로봇의 경로계획 및 충돌회피에 관한 연구

A Study on Path Planning and Avoidance of Obstacle for Mobile Robot by using Genetic Algorithm

*김진수, 이영진, 장용훈, 이권순

동아대학교 전기공학과(Tel:(051) 200-7739; Fax:200-7743; Email: kslee@donga.seunghak.ac.kr)

Abstracts Genetic algorithm(GA) is useful to find optimal solution without any special mathematical modeling. This study presents to search optimal path of Autonomous Mobile Robot(AMR) by using GA without encoding and decoding procedure. Therefore, this paper shows that the proposed algorithm using GA can reduce the computation time to search the optimal path.

Keywords Autonomous Mobile Robot, Path Planning, Avoidance, Genetic Algorithm, Fitness

1. 서론

최근 자동화에 대한 지대한 관심이 증가되고 있다. 특히 반송 시스템의 자동화에 대하여 AGV(Automatic Guided Vehicle)와 이동로봇(AMR)에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.

이동로봇은 지정된 작업환경내에서 장애물 또는 작업자와의 충돌 없이 원하는 목표 지점으로 자유롭게 이동할 수 있어야 한다. 이를 위해서 이동로봇은 목표점까지의 경로 계획(Path Planning)과 장애물 회피를 위한 물체의 인식, 전체 작업장에 대한 자신의 위치, 진행방향과 각도, 진행속도 등의 많은 변수들을 고려해 주어야 한다.

경로계획에는 작업영역 전체를 검색하여 경로를 발생하는 전역 경로계획(Global Path Planning)과 근처 장애물의 변화에 따라 수시로 변화하는 지역경로계획(Local Path Planning)이 있다. 이와 같은 최적경로를 탐색하는 기존의 방법으로는 골격화법(Skelton)과 셀분해법(Cell Decomposition), 그리고 널리 이용되는 포텐셜 필드(Potential Field)법 등이 있다.[1-2]

본 연구에서는 이동로봇의 전역경로와 지역경로를 발생하기 위하여 유전알고리즘을 적용하였으며, 제안된 유전 알고리즘은 부호화(Encoding)와 비부호화(Decoding) 처리절차를 두지 않고 유전자형을 정수형 배열로 처리하여 보다 빠른 시간 내에 최적경로를 탐색하고자 한다.

2. 연구내용

2.1 유전알고리즘

유전알고리즘은 생물의 진화 본질을 그대로 컴퓨터 상에 실현하고자 하는 알고리즘으로 1960년대에 Holland에 의해 고안되었다[3]. 유전알고리즘은 초기 개체군을 토대로 복제(Reproduction), 교

배(Crossover), 그리고 돌연변이(Mutation)과정을 거친다. 이때, 각 개체가 목적함수에 알맞은 정도를 나타내는 적합도(Fitness)를 평가(Evaluation)하여 확률적으로 우수한 적합도를 지닌 개체들을 선택하여 복제한 후 다음 세대로 진화한다. 그림 1은 단순한 유전알고리즘의 순서도이다.

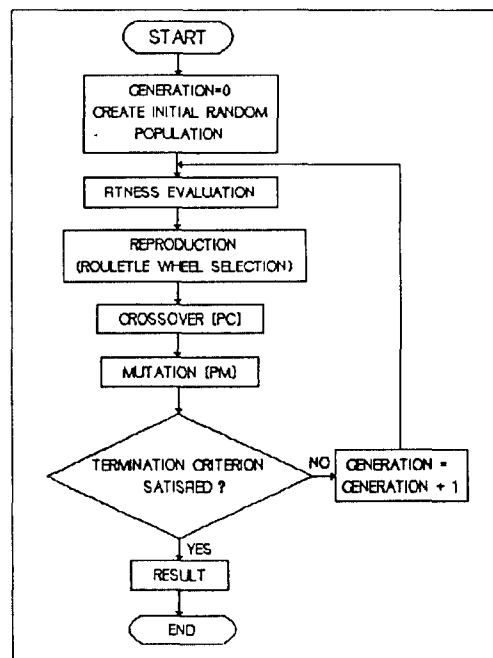


그림 1. 단순한 유전알고리즘의 순서도.
Fig. 1. Flowchart of Simple Genetic Algorithm

2.2 로봇의 운동방정식

다음은 일반적인 바퀴 구동형 이동로봇의 운동방정식이다.

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

여기서, 선속도(v)와 각속도(ω)는 왼쪽바퀴속도(v_l)와 오른쪽바퀴속도(v_r), 바퀴간의 거리(D_w)에 의해 정의된다.

$$v = \frac{(v_r + v_l)}{2} \quad (2)$$

$$\omega = \frac{(v_r - v_l)}{D_w} \quad (3)$$

절대좌표계에서의 위치 변화는 다음과 같다.

$$\Delta X = \Delta x \cos \theta - \Delta y \sin \theta \quad (4)$$

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

그림 2는 이동로봇의 위치에 따른 좌표변화를 보여주고 있다.

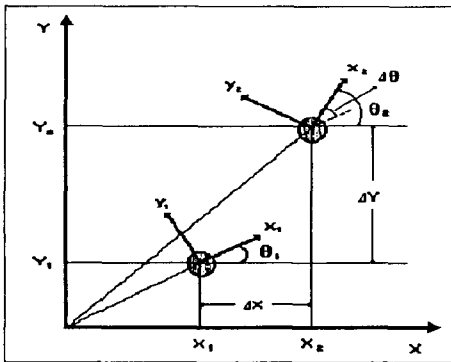


그림 2. 이동로봇의 위치에 따른 좌표계
Fig. 2. Coordinates for Position of Mobile Robot

2.3 실험장비의 구성

본 연구에서는 주어진 작업환경에 일정한 장애물을 설치하고 이들 정보를 Host인 PC(Pentium-100)에 입력을 한다. PC는 입력한 데이터를 토대로 작업영역의 맵을 구성한다. 구성된 맵에서 유전알고리즘을 이용하여 전역경로를 발생한다. 또한 PC는 발생된 전역경로의 데이터를 실제로봇의 운행시 이동방향과 현 위치, 속도 등의 데이터를 미리 설정한 Stepping Motor의 입력데이터로 변환한다. 변환된 입력데이터는 80196KC B/D로 직렬통신(Serial Communication)으로 전달되어진다. 80196KC B/D에서는 수신한 데이터를 Motor Driver에 전달하면서 전역 경로상으로 이동을 한다. 이동중 80196KC B/D와 PC는 상호통신을 함으로써 현위치와 속도데이터를 획득한다.

운행도중 기존의 맵에 존재하지 않는 새로운 장애물과 이동하는 장애물을 배열형(Array Type)의 초음파(Ultrasonic) 센서를 이동하여 검출한다. 이때 80196KC B/D에서는 인터럽트(Interrupt)를 발생하여 PC와의 통신을 중단하고 장애물의 형태와 크기를 측정하는 루틴을 수행한다. 장애물의 위치와 크기에 대한 데이터를 다시 PC로 전송을 한 후 기존의 맵 데이터에 추가(Update)를 한다. PC는 새로이 검색한 데이터와 기존의 맵 데이터를 사용하여 그 지역에서의 로봇의 진행경로를 즉, 지역 경로(Local Path)를 계획하여 로봇에게 전달한다.

그림 3은 실험을 위한 간단한 구성도이다.

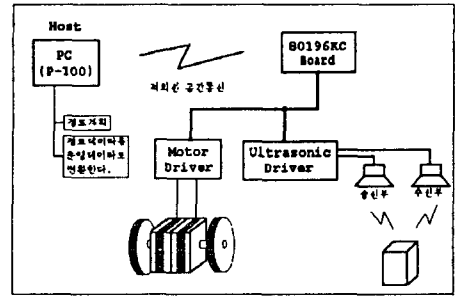


그림 3. 실험을 위한 간단한 구성도
Fig. 3. A Simple Schematic of experiment

2.4 경로계획

본 연구에서 사용할 경로계획은 이동로봇이 출발 지점에서 전역 경로를 발생한다. 이 전역경로를 따라 목표지점으로 운행 중에 경로 상에 새로운 장애물이 출현하면 그 지역에서의 지역경로를 발생한다. 지역경로의 목표점은 전역경로상의 한 점으로 간주하여 이 지점에 도달한 경우 다시 전역경로에 따라 운행하게 된다.

그림 4는 경로계획의 순서도이다.

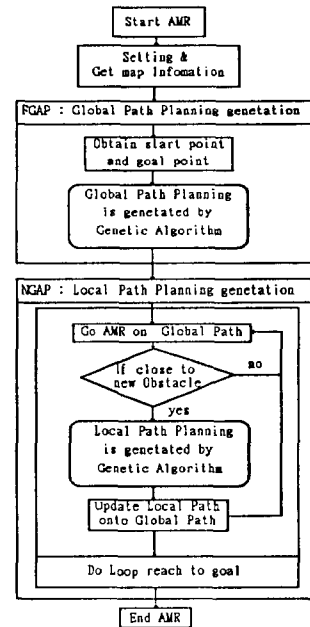


그림 4. 경로계획의 순서도.
Fig. 4. Flowchart of Path Planning

경로계획에 사용할 개체의 유전자표현형(Genotype)은 시작점과 끝점의 좌표로 구성된 하나의 직선으로 두었다. 즉, 하나의 개체는 시작 지점의 좌표와 목표 지점의 좌표를 포함하는 직선들의 배열로 구성된 임의의 경로이다.

그림 5는 한 개체의 데이터형을 표현하고 있다.

Individual	
Begin :	
branch[Max_branch].sx	: 직선의 시작점 x좌표
branch[Max_branch].sy	: 직선의 시작점 y좌표
branch[Max_branch].ex	: 직선의 끝점 x좌표
branch[Max_branch].ey	: 직선의 끝점 y좌표
length	: 경로의 길이
no	: 목표지점 도달한 직선번호
goal	: 목표지점 도달 유무
collision	: 충돌위험정도
fitness	: 적합도
rfitness	: 상대적합도
cfitness	: 누적적합도
End :	

그림 5. 한 개체의 데이터형.

Fig. 5. Data Type of an Individual

2.5 적합도 함수

적합도는 발생된 경로가 목표 지점에 도달 유무, 경로상의 운행 중 이동로봇의 충돌위험정도와 경로의 전체 길이의 역수의 합으로 구할 수가 있다.

i번째 개체의 적합도($F(i)$)와 이를 구하기 위한 상대적합도($RF(i)$)와 누적적합도($CF(i)$)를 다음 수식에서 표현하고 있다.

$$F(i) = \frac{1}{L(i)} \cdot W_L + W_G \cdot G(i) + W_C \cdot C(i) \quad (6)$$

$$RF(i) = F(i) / \sum_{i=0}^{Max_pop} F(i) \quad (7)$$

$$CF(i) = \sum_{i=0}^i RF(i) \quad (8)$$

여기서, W_L 는 거리 함수의 무게치, W_G 는 목표도달 유무의 무게치, W_C 는 충돌위험도 무게치이다.

2.6 시뮬레이션 및 고찰

시뮬레이션을 하기 위하여 작업환경은 400×400 화소의 윈도우 내에 7개의 장애물을 설정하였다. 운행 시작점은 윈도우의 좌측 상단에, 목표점은 윈도우의 우측 하단에 위치하게 하였고 이동로봇은 9×9 의 정사각형으로 구성하였다. 유전자표현형으로 사용한 직선은 한 개체당 최대 30개로 표시하지만 이전에 도달하는 경우에는 직선 발생을 중지하게 하였다. 한세대당 총 개체수는 30개로 규정하였다. 교배 확률은 80%내에서 임의의 두 개체들간에 교배를 하였고, 돌연변이 확률은 1%~10%로 주었다. 세대 반복은 최대 500세대까지 진화하도록 하였다.

초기 개체군은 시작점에서 목표점까지의 현재 방향을 정하고 그 중간에 장애물이 존재하면 장애물과 가까운 지점에서 랜덤한 방향으로 임의의 좌표점을 생성하여 그 지점에서의 목표점까지 현재 방향을 다시 정한다.

위와 같은 과정을 그림 6에 나타내었다.

목표점까지 계속해서 반복하여 생성된 각 좌표점들을 연결한 직선들의 조합, 즉 임의의 경로를 하나의 개체로 설정한다. 이런 방법으로 여러 개의 개체를 발생하여 초기 개체군을 형성한다.

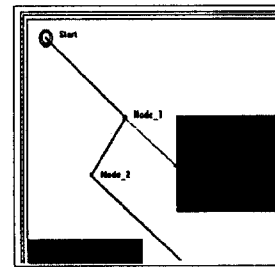


그림 6. 노드 발생 과정

Fig. 6. Process of Node Generation

각 개체간의 교배는 정해진 확률 내에서 임의의 개체를 선정하여 직선의 좌표점들을 서로 바꾸고 이들에 대하여 경로의 충돌위험 정도를 다시 계산한다. 이 과정에서 유전자표현형 그 자체가 정수형 배열이므로 부호화(Encoding)와 비부호화(Decoding)과정을 거치지 않으므로 빠른 시간 내에 계산이 가능하다.

또한, 돌연변이도 정해진 확률 내에서만 발생하였다. 돌연변이의 방법으로는 임의의 좌표점 이후 새로운 경로를 발생하여 변이된 개체를 생성하게 하였다.

그림 7은 초기집단중 최적의 적합도를 가진 개체가 표현하고 있는 경로로써 목표점에 도달한 직선의 수는 총 24개이다. 그림 8은 극소점에 빠진 경우이다. 그림 9와 그림 10은 50세대, 200세대중의 가장 최단거리를 갖는 경로를 표시하여 주고 있다. 그림 11은 500세대까지 진화를 마친 후의 최단 경로이다.

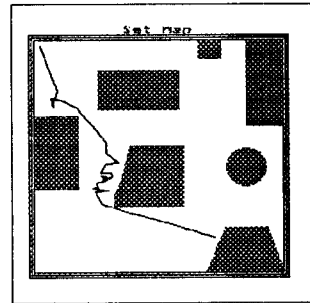


그림 7. 초기집단중 임의의 경로

Fig. 7. A Path of Initial Population

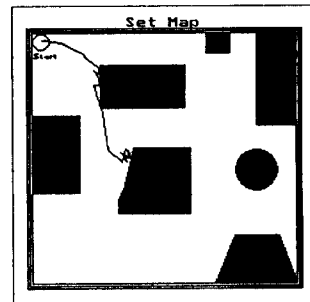


그림 8. 극소점에 빠진 경우

Fig. 8. A Case of Local Minium

향후 실질적인 이동로봇을 제작하여 실험할 때, 실제의 작업장의 정확한 정보를 획득하는 방법과 보다 빠르고 강인한 알고리즘의 개발에 대한 연구가 계속되어야 할 것으로 생각된다.

참고 문헌

- [1] 이주호, "자율 주행 로봇의 새로운 경로 계획법과 주행알고리즘에 관한 연구," 고려대학교 석사학위논문, 1995.
- [2] 장민구, "이동 로봇의 자율운행에 관한 연구," 포항공과대학교 석사학위 논문, 1993.
- [3] David E. Goldberg, "Genetic Algorithms," Addison Wesley, 1989.
- [4] Yoshihiko TANAKA, "移動ロボットの 障害物 回避 軌道生成へのGAの適用," 日本機械學會 ロボティクス・メカトロニクス講演會 '95講演論文集 Vol. B, pp. 1136-1139, 1995.
- [5] Zbigniew Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Program," Springer-Verlag, 1994.
- [6] Yuval Davidor, "Genetic Algorithms and Robotics," World Scientific Inc., 1991.

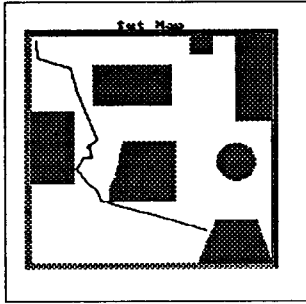


그림 9. 50세대에서 표현되는 최단경로
Fig. 9. A Minium Path of 50 Generation

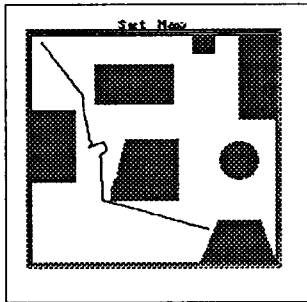


그림 10. 200세대에서 표현되는 최단경로
Fig. 10. A Minium Path of 200 Generation

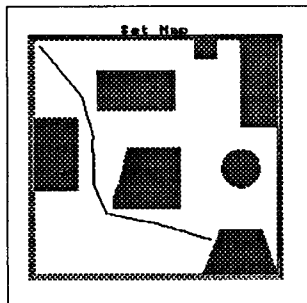


그림 11. 500세대에서 표현되는 최단경로
Fig. 11. A Minium Path of 500 Generation

3. 결론

본 논문에서는 기존의 유전알고리즘과는 달리 부호화와 비부호화 처리부에 따르는 불필요한 계산시간을 줄여 최적경로를 탐색할 수가 있었다. 또한, 장애물 위치, 크기의 변경 후에도 알고리즘이 변경 없이 빠른 시간 내에 최적 경로를 탐색이 가능하였다.

제안한 알고리즘은 약간의 초기 집단의 수정으로 이동로봇뿐만 아니라 로봇암(Robot Arm)의 궤적 계획에도 적용이 가능하리라 여겨진다.