유전 알고리즘을 이용한 이동로봇의 장애물 회피

°곽 한 택, 이 기 성
홍익대학교 전기제어공학과

Collision Avoidance for Mobile Robot using Genetic Algorithm

°Hantaek Kwak, Keeseong Lee
Dept. of Electrical and Control Engineering, Hong-Ik University

Abstracts

Collisior avoidance is a method to direct a mobile robot without collision when traversing the environment. This kind of navigation is to reach a destination without getting lost. In this paper, we use a genetic algorithm for the path planning and collision avoidance. Genetic algorithm searches for path in the entire, continuous free space and unifies global path planning and local path planning. It is a efficient and effective method when compared with traditional collision avoidance algorithm.

1. 서론

최근 들어 공장 자동화 및 유연 생산 체계의 도입이 증가됨에 따라, 작업반경이 넓으며, 작업환경의 변화에 능동적으로 대처할 수 있는 이동로봇에 대한 필요성이 높아지고 있다. 하지만 이동로봇을 실용화하기 위해서 로봇의 위치 추정 및 장애물 회피를 위한 경로 계획, 그리고 센서를 이용한 제어 기술이 요구되어진다.

그 중에서 경로 계획은 장애물이 존재하는 작업환경 내에서 로봇의 위치로부터 목표점까지 장애물을 피해 최적 경로로 이동하는 것을 목적으로 하는데, 이러한 목적을 이루기 위해서 이동로봇은 입력받은 환경 변수를 통해, 최적의 전역 경로를 계획할 수 있어야 하며, 장애물이 존재할 경우에는 지역 경로를 작성하여, 장애물을 회피할 수 있는 효과적인 회피 알고리즘이 있어야 한다.

본 논문에서는 기존에 제안되었던 알고리즘 대신에 유전 알고리즘을 이용하여 경로 계획을 하였다. 유전 알고리즘을 이용한 경로계획자는 전역 경로뿐만 아니라 지역 경로 계획도 동시에 할 수 있는 장점이 있으며, 또한 작업공간내에 움직이는 물체가 있을 경우에도 경로 계획을 할 수 있음을 보여준다.

2. 본론

2.1. 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 자연계의 진화 현상을 기반으로 만들어진 계산 모델로서, 풀고자 하는 문제에 대해 가능한 해들을 정해진 형태의 자료 구조로 표현한 다음 이들을 점차적으로 변형함으로써 점점 더 좋은 해들을 생성하게 한다. 유전 알고리즘은 탐색, 최적화 및 기계학습의 도구로 많이 사용되고 있으며, 구조가 단순하고 방법이 일반적이어서 응용 범위가 상당히 넓은 것이 특징이다. 기본적인 유전 알고리즘은 그림 1과 같다.

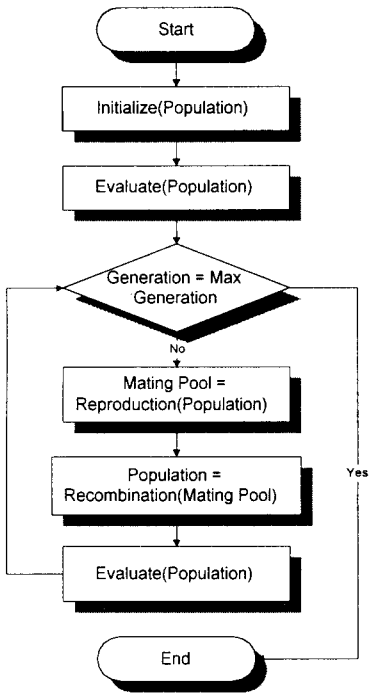

그림 1. 기본적인 유전 알고리즘

2.2. 경로 계획

작업환경에 대한 정보는 이미 알고 있다는 전제하에, 유전 알고리즘을 이용하여 전역 경로를 발생시키며, 이동로봇이 전역 경로를 따라 진행해가던 도중에 초음파 센서에 의해 새로운 장애물이 경로상에 있음을 인지한 경우 장애물 회피를 위한 지역 경로를 발생시켜 다시 새로운 최적 경로를 발생시키는 방법을 사용한다.

2.2.1. 유전자 표현형

유전자의 형태는 이동로봇이 작업 공간에서 위치할 좌표를 나열한 모양으로 그림 2와 같이 임의의 x, y 좌표 각각을 발생시킨다. 유전자의 길이는 2~20개 사이의 임의의 길이가 되도록 하였다.

x_1	y_1	x_2	y_2	·····	x_n	y_n

그림 2. 유전자형

2.2.2. 평가 함수

평가함수(F)는 거리와 장애물에 대해서 고려하였으며, 선정된 평가함수는 다음과 같다.

$$F = Cf + Q \tag{1}$$

$$f = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n-1} d(m_i, m_{i+1})} \tag{2}$$

여기서,

C : 상수

$d(m_i, m_{i+1})$: m_i과 m_{i+1}사이의 거리

Q : 장애물 지나는 경로에 대한 상수

2.2.3. 유전연산자

- 재생산(Reproduction)

  높은 적합도를 갖는 개체가 다음 세대에서 더 많은 자손을 남기도록 하는 과정으로, 엘리트 선택법을 사용하였다.

- 교차(Crossover)

  재생산된 부모 개체 중에, 스트링의 한 부분을 임의로 선택해 교차한다.

- 돌연변이(Mutation)

  돌연변이 발생 확률을 0.1~0.3 으로 하였으며, 불균등(Non-uniform) 돌연변이 방법을 이용하였다.

$$v_k' = \begin{cases} v_k + \triangle(t, u_k - v_k) & flip = 0 \text{ 일때} \\ v_k + \triangle(t, v_k - l_k) & flip = 1 \text{ 일때} \end{cases} \tag{3}$$

v_k와 v_k'는 Update 전과 Update후의 좌표값이며, l_k와는 u_k 각각 v_k에서 발생될 수 있는 최소값과 최대값을

나타내고, *flip*은 임의의 확률에 의해 0 이나 1로만 발생되는 함수이다. 위 식 (3)에서 $\triangle(t, y)$는 다음과 같다.

$$\triangle(t, y) = y\left(1 - r^{\left(1-\frac{t}{T}\right)^b}\right) \qquad (4)$$

여기서,

r : [0…1]사이의 임의의 값
T : 최대 세대수
t : 현재 세대수
b : 시스템의 불균등 정도

2.2.4. Bresenham 직선 알고리즘

Bresenham 직선 알고리즘을 이용하여 장애물을 찾는다. 이 알고리즘은 부동소수점 연산 없이 정수 연산만을 하기 때문에 빠른 연산을 수행할 수 있다.

2.2.5. 경로 계획에 관한 알고리즘

step 1. 작업 공간에 대한 지도를 작성한다.
step 2. 전역 경로를 발생한다.
  step 2.1. 경로에 장애물이 존재할 경우, 경로가 장애물에 존재하지 않도록 임의의 새로운 경로를 발생시킨다.
  step 2.2. 새로운 경로가 장애물에 존재하는지를 검사하고, 존재할 경우 step 2.1을 다시 수행한다.
step 3. 최적의 전역 경로가 발생될 때까지, step 2를 반복하여 수행한다.
step 4. 최적의 전역 경로가 발생되면, 이동로봇은 경로를 따라 진행해 간다.
  step 4.1. 새로운 장애물이 나타나면, 그 위치로부터 새로운 경로를 발생시킨다.
  step 4.2. 새로운 지도를 작성한다.
  step 4.3. 새로운 경로를 작성한다.
  step 4.4. 목표점에 도달할 때까지 step 4 를 반복 수행한다.
step 5. 목표점에 도달하지 못할 경우 step 1 ~ step 3 을 반복 수행한다.

3. 실험

작업환경은 임의로 장애물을 배치한 형태이며, 다각형을 가진 2차원적인 환경으로, 로봇의 움직임이 해석 가능하다고 전제하였다. 아래 그림은 실험한 여러 가지 작업환경 중에서 하나를 시뮬레이션한 결과이며 사용되었던 파라미터는 다음과 같다. 개체수는 50이며, 세대수는 300, 교배율은 0.6, 돌연변이 발생 확률은 0.2로 하였다.

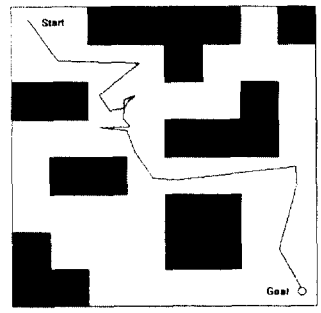

그림 3. 초기 집단의 최적 경로

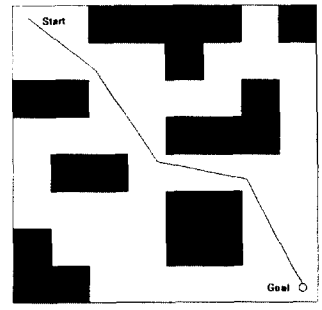

그림 4. 300세대 후의 최적 경로

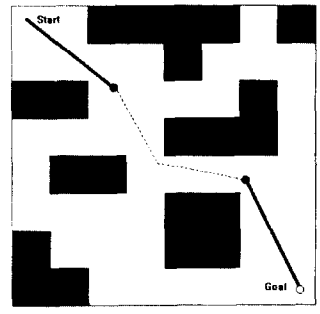

그림 5. 이동로봇과 타 이동로봇의 궤적

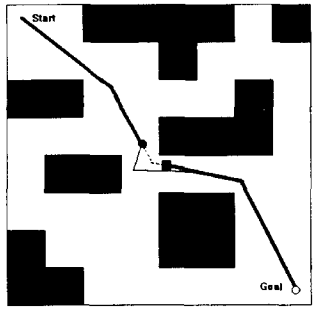

그림 6. 타 이동로봇과 충돌 회피를 위한 경로계획

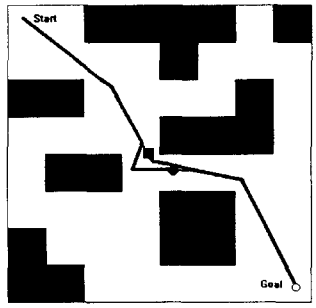

그림 7. 타 이동로봇과의 충돌회피 경로

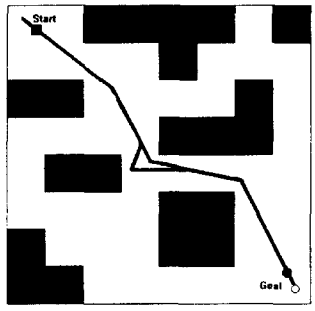

그림 8. 목표점 도달하기 전의 두 이동로봇

4. 결론

본 논문에서는 유전 알고리즘을 사용하여 이동로봇의 경로 계획이 가능함을 보였으며, 엘리트 선택법을 사용하여 수렴성이 보장되도록 하였다. 엘리트 선택법을 사용함으로써 기존의 유전 알고리즘에 비해 빠른 시간내에 전역 경로와 장애물이 있는 경로에 대해서 최적 경로를 찾을 수 있도록 하였다.

또한 작업환경 내에 다른 이동로봇이 있을 경우에도 이동로봇에 충돌 없이 경로 계획이 가능함을 보였다.

단, 본 논문에서 제안된 알고리즘은 두 이동로봇은 속도가 같으며, 한 이동로봇(그림에서 원)은 경로계획을 하는 반면 다른 이동로봇(그림에서 사각형)은 경로계획을 하지 않는다는 전제하에 실험하였기 때문에 많은 제약점을 가지고 있다. 하지만 이런 제약 조건에 대해 보완된 연구가 따른다면 움직이는 물체(이동로봇 혹은 사람)가 있는 작업공간내에서도 이동로봇의 경로계획은 충분히 실용 가능하리라 본다.

참고 문헌

[1] Branko Soucek, "Dynamic, Genetic, and Chaotic Programming", John Wiley & Sons, 1991.

[2] David Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", Addision Wesley, 1989.

[3] Philip D. Wasserman, "Advanced Methods in Neural Computing", Van Nostrand Reinhold, 1993.

[4] Yuval Davidor, "Genetic Algorithms and Robotics: A Heuristic Strategy for Optimization", World Scientific, Singapore, 1991.

[5] Yuan Zheng, "Recent Trends in Mobile Robots", World Scientific, 1993.

[6] Zbigniew Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs", Springer-Verlag, 1994.

[7] 장병탁, "유전 알고리즘 이론 및 응용", 전자공학회지, 제22권, pp. 60-69, 1995.