

유전 알고리즘을 이용한 이동로봇의 경로 계획

Path Planning for Mobile Robot using Genetic Algorithm

°곽 한택, 이 기 성

홍익대학교 전기제어공학과(Tel: 320-1493 ; Fax: 325-6116)

Abstracts: Navigation is a science of directing a mobile robot as traversing the environment. The purpose of navigation is to reach a destination without getting lost or crashing into any obstacles. In this paper, we use a genetic algorithm for navigation. Genetic algorithm searches for path in the entire, continuous free space and unifies global path planning and local path planning. It is the efficient and effective method when compared with navigators using traditional approaches.

Keywords: Path Planning, Genetic Algorithm, Mobile Robot

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 작업환경내에서 로봇의 위치로부터 목표점까지 장애물을 피해 최적 경로로 이동하는 것을 목적으로 하는데, 이러한 목적을 이루기 위해서는 작업 명령을 입력받고, 그 입력받은 주위 환경을 인식하며, 최적의 작업 경로를 설정하여, 작업을 수행해야 한다. 또한, 입력받은 환경에 변화가 있는 경우, 주위 환경을 재인식하여, 장애물을 효과적으로 회피하며, 목표점에 안전하게 도달해야 한다. 따라서 이동로봇은 입력받은 환경 변수를 통해, 최적의 진역 경로를 계획할 수 있어야 하며, 장애물이 존재할 경우에는 지역 경로를 작성하여, 장애물을 회피할 수 있는 효과적인 회피 알고리즘이 있어야 한다.

본 논문에서는 기존에 제안되었던 알고리즘들 대신에 진역적 최적해를 찾는 데 탁월한 성능을 보이는 유전 알고리즘을 이용하여 경로 계획을 하였다. 유전 알고리즘을 이용한 경로계획자는 이전에 사용했던 경로계획자와는 달리 진역 경로 뿐만 아니라 지역 경로 계획도 동시에 할 수 있는 장점이 있다.

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. 각각의 가능한 해를 하나의 유기체 또는 개체로 보며 이들의 집합을 개체군이라 하고, 하나의 개체는 보통 한 개 또는 여러 개의 염색체로 구성되며 염색체를 변형하는 연산자들을 유전 연산자라 한다.

유전 알고리즘은 탐색, 최적화 및 기계학습의 도구로 많이 사용되고 있으며, 구조가 단순하고 방법이 일반적이어서 응용 범위가 상당히 넓은 것이 특징이다. 유전 알고리즘에는 개체 표현법과 유전 연산자, 적합함수, 선택 메커니즘, 그리고 알고리즘 제어 파라미터 5개의 구성 요소가 있다. 기본적인 유전 알고리즘은 그림 1에 나타내었다.

```
procedure SimpleGeneticAlgorithm()
  Initialize(Population)
  evaluate(Population)
  while not(termination condition satisfied) do
    MatingPool = reproduction(Population)
    Population = recombination(MatingPool);
    evaluate(Population);
  end while
end procedure
```

그림 1. 기본적인 유전 알고리즘

전형적인 유전 알고리즘은 임의의 값으로 초기화된 개체들의 집합으로 시작하는데, 각각의 개체는 상대적인 문제 해결 능력에 따라 그 적합도가 평가되며 적합도에 따라 다음 세대에 부모의 유전자가 복제되는 정도를 달리 함으로써 우수 형질을 지닌 개체들은 열성 형질을 개체들에 비하여 더욱 많은 자식을 생성할 수 있도록 유도된다. 이러한 선택 메커니즘은 다윈의 진화론에서의 적자 생존의 원리에 연유하며, 선택 복제된 개체들은 여러 가지 유전 연산자들에 의해 재결합되어 다음 세대의 개체군을 형성한다. 이와 같은 세대 교제는 원하는 수준의 해가 개체군 내에 존재하거나 또는 다른 종료 조건이 만족될 때까지 반복된다. 유전 알고리즘이 기존의 탐색 또는 최적화 방법과 다른 점은 다음과 같다.

- 점(point)이 아닌 군(population)에 기반한 탐색 방법.
- 확률적 연산자를 사용하여 수행된다.
- 탐색 공간에 대해 연속성이나 미분 가능성 등의 제약을 요구하지 않는다.

2.2 경로 계획

작업환경에 대한 정보는 알고 있다고 가정하고, 유전 알고리즘을 이용하여 전역 경로를 발생시키며, 이동로봇이 전역 경로를 따라 진행해 가던 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 복잡한 작업 환경이라고 해도 최적 경로는 단순하게 표현될 수 있기 때문에 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

평가 함수를 어떻게 결정하느냐에 따라 유전 알고리즘의 성능을 좌우하게 되는데, 본 논문에서는 거리와 장애물에 대한 고려만 하였다. 하지만, 실제적으로 작업 현장에서 이동로봇이 작업을 할 경우에는 그 외에도 경로의 완만함, 특정한 작업환경의 등에 대해서도 충분한 검토가 있어야 할 것으로 보인다.

선정된 평가함수는 다음 식(1) 과 (2)에서 보여준다.

$$F = Cf + Q \quad (1)$$

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

여기서,

- C : 상수
- $d(m_i, m_{i+1})$: m_i 과 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, 성능 향상을 위해 엘리트 선택법을 사용하였다. 이 방법은 현재 세대의 우수한 자손을 보전시켜, 다음 세대에 도 계속 생존해 나갈 수 있도록 하는 것으로, 탐색 결과의 수렴성을 보장시키는 방법 중 하나이다.

• 교차(Crossover)

기본적인 유전 알고리즘에서 사용한 방법으로, 재생산된 부모 개체중에, 그 스트링의 한 부분을 임의로 선택해 교차한다.

• 돌연변이(Mutation)

기본적인 유전 알고리즘과는 달리 돌연변이 발생 확률을 0.1~0.3 정도로 주었으며, 불균등 돌연변이 방법을 이용하여 세대가 지남에 따라 값이 감소하는 함수의 형태로 하였다. 이 함수는 최적 경로를 찾는데 임의의 값들을 발생시켜 나가면서, 최적의 값이 나올 수 있도록 계속 변화시켜 나가는 방법인데 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$v'_k = \begin{cases} v_k + \Delta(t, u_k - v_k) & f=0 \text{ 일때} \\ v_k + \Delta(t, v_k - l_k) & f=1 \text{ 일때} \end{cases} \quad (3)$$

v_k 와 v'_k 는 Update 전과 Update 후의 좌표값으로서, $[l_k, u_k]$ 의 사이의 범위를 가지며, 본 논문에서는 범위를 작업환경의 크기로 하였다. l_k 와 u_k 는 각각 v_k 에서 발생할 수 있는 최소값과 최대값을 나타내고, f 는 임의의 확률에 의해 0 이나 1로만 발생되는 값이다.

위 식 (3)에서 $\Delta(t, y)$ 는 다음과 같다.

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

여기서,

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

3.4. 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

본 논문에서는 200×200 , 300×300 , 400×400 크기의 작업환경에서 경로 계획을 했으며, 작업환경의 형태는 임의로 장애물을 배치하였다. 작업환경은 다각형을 가진 2차원적인 환경이며, 로봇의 움직임이 해석 가능하다고 전제하였다. 여러 형태의 작업 환경에서도 최적 경로를 찾았으나, 직관적으로 판단하기에 최적 경로가 2개가 생길 것이라고 예상되던 곳은 2개의 최적 경로가 실험 때마다 번갈아 가면서 발생하는 경우도 있었다.

아래 그림은 실험한 여러 가지 작업 환경 중에서 하나를 시뮬레이션한 결과이다. 시뮬레이션때 사용되었던 파라미터는 다음과 같다. 개체수는 50이며, 세대수는 300, 교배율은 0.6, 돌연변이 발생 확률은 0.2로 하였다.

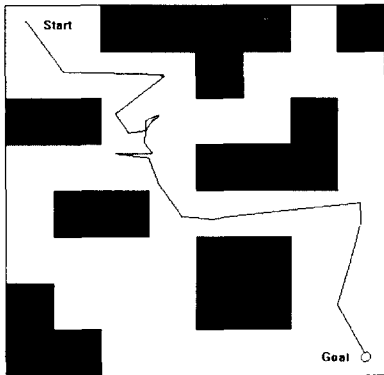


그림 3. 초기 집단의 최적 경로

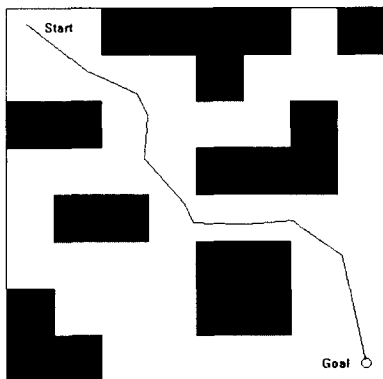


그림 4. 200세대 후 최적 경로

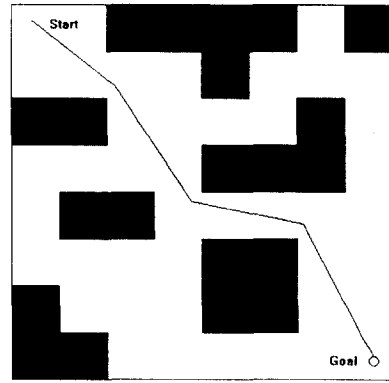


그림 5. 300세대 후의 최적 경로

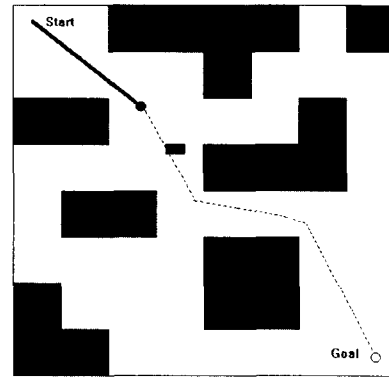


그림 6. 경로를 따라 로봇이 이동

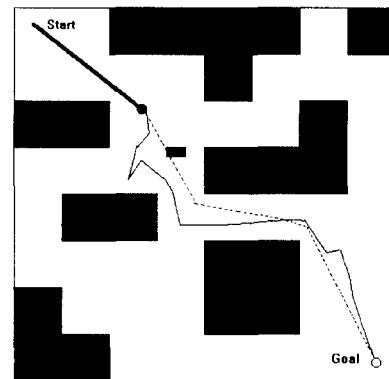


그림 7. 장애물 발생 후 초기 집단의 최적 경로

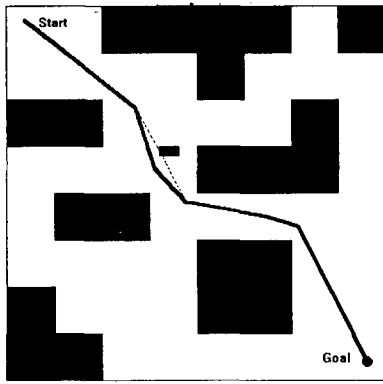


그림 8. 새로운 최적 경로의 생성

그림 6에서는 기존에 발생된 전역 경로를 따라 로봇이 이동하다가 갑자기 나타난 장애물을 나타내며, 다시 유전 알고리즘을 이용해 지역 경로를 발생시킨다. 그림 7은 장애물 발생 후 초기 집단 중에서 경로를 나타낸 것이며, 그림 8은 장애물 때문에 변경된 최적 경로를 나타낸 것이다.

6. 결론

본 논문에서는 유전 알고리즘 중에서 기존에 기본 유전 알고리즘과는 달리 최적의 해를 찾는데 부모 세대의 최적의 해를 생존시켜 최소한 부모 세대보다는 더 열등한 성능을 나타내는 자손 세대를 갖지 않도록 하는 엘리트 선택법을 사용했기 때문에 수렴성이 보장되며, 수렴 속도도 더 빠르다는 장점을 가진다. 엘리트 선택법은 기존의 유전 알고리즘에 비해 빠른 시간내에 전역 경로뿐만 아니라, 장애물이 있는 경로에 대해서도 최적 경로를 찾는데 우수한 성능을 나타내었다.

하지만 본 논문에서 제안된 방법은 작업환경내 고정된 상태의 물체들에 대해서 고려를 했을 뿐, 움직이는 물체(혹은 사람)에 대한 고려는 하지 않았다. 실제 작업환경에서는 고정된 물체외에도 작업환경내에 움직이는 물체도 있으므로, 좀 더 실용적인 알고리즘이 되려면 이에 대한 고려도 필요하리라고 본다.

참고 문헌

- [1] B. Soucek, *Dynamic, Genetic and Chaotic Programming*, John Wiley & Sons, 1991.
- [2] D. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
- [3] P. Wasserman, *Advanced Methods in Neural Computing*, Van Nostrand Reinhold, 1993.
- [4] Y. Davidor, *Genetic Algorithms and Robotics: A Heuristic Strategy for Optimization*, World Scientific, Singapore, 1991.
- [5] Y. Zheng, *Recent Trends in Mobile Robots*, World Scientific, 1993.

- [6] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1994.
- [7] 장병탁, "유전 알고리즘 이론 및 응용", 전자공학회지, 제22권, pp. 60-69, 1995.