

# 진화 알고리즘을 이용한 이동로봇 경로 계획의 능동적 학습

김 성 훈  
건국대학교 컴퓨터공학과  
kimsh@pluto.konkuk.ac.kr

장 병 탁  
서울대학교 컴퓨터공학과  
btzhang@comp.snu.ac.kr

## Active Learning of Mobile Robot Path Planning Using Evolutionary Algorithms

Sung-Hoon Kim  
Dept. of Computer Engineering  
Konkuk University  
kimsh@pluto.konkuk.ac.kr

Byoung-Tak Zhang  
Dept. of Computer Engineering  
Seoul National University  
btzhang@comp.snu.ac.kr

### 요약

로봇 축구 경기를 위해서는 경기장의 임의의 시작점에서 목표점으로 장애물을 피해 갈 수 있는 능력이 필요하다. 이러한 경로 계획을 학습하기 위해서 다양한 상황을 모두 고려할 경우 학습량이 급격히 증가한다. 그러나 많은 실제적인 학습 문제에 있어서는 가능한 모든 학습 데이터를 사용하지 않고도 원하는 학습 효과를 가져올 수 있음이 알려져 있으며, 이러한 경우 데이터를 스스로 선별하여 학습하는 능동적 학습 방법이 효과적이다. 본 논문에서는 진화 알고리즘을 사용하여 실시간에 경로 계획을 하기 위한 새로운 능동적 학습 방법을 제시한다. 제안되는 방법은 두 개의 진화 알고리즘으로 구성되는데 하나는 주어진 시작점-목표점간의 최적 경로를 찾는 데 사용되고 또 다른 하나의 진화 알고리즘은 유용한 시작점-목표점들의 쌍을 탐색하는데 사용된다. 이 방법은 계산 시간의 여유가 있을 때 다양한 문제를 스스로 제시하고 해결하는 법을 학습해 놓고 후에 실제 문제가 주어질 때 기존의 문제와 가장 유사한 문제를 찾아 실시간에 해결함으로써 기존의 진화 알고리즘에 의한 경로 계획법들이 갖는 실시간성에서의 단점을 개선할 수 있다. 실험을 통하여 제안된 두 가지 진화 알고리즘의 성능을 실험적으로 검토한다.

### 1. 서론

이동 로봇의 경로 계획 문제는 장애물이 있는 자유 공간상에서 임의의 시작점으로부터 목표점까지의 최적 경로를 찾는 것이다. 지금까지 여러 가지 경로 계획 알고리즘들이 제안되어 있으나, 대부분의 방법들은 전체 공간을 일정한 크기로 나누어 장애물에 대한 지도를 작성한 다음 경로를 찾아가는 방법을 취한다[2]. 하지만 이러한 방법은 전체 탐색 공간의 크기에 의존된 지역해를 구하게 되며 언덕 오르기를 실시하므로 시작점과 목표점이 바뀌면 다시 지도를 작성해야 하는 문제점이 있다. 전역적인 경로를 찾기 위한 방법으로 진화 알고리즘이 사용되었다[1, 5]. 그러나 대부분의 진화적 경로 계획 방법은 실시간에 해를 구하기가 어려운 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 전역해를 구하

기 위해 실수의 탐색공간을 직접 탐색하면서 실시간에 경로 생성이 가능하도록 하는 진화 알고리즘을 제안하고자 한다.

기본적인 아이디어는 두 개의 진화 알고리즘을 사용하여 하나는 주어진 시작점-목표점간의 최적 경로를 찾고 또 다른 하나는 유용한 시작점-목표점들의 쌍을 탐색함으로써 계산 시간의 여유가 있을 때 다양한 문제를 스스로 제시하고 해결하는 법을 학습해 놓고 후에 실제 문제가 주어질 때 기존의 문제와 가장 유사한 문제를 찾아 실시간에 해결하는 것이다. 이렇게 함으로써 기존의 진화 알고리즘에 의한 경로 계획법들이 갖는 실시간성에서의 문제점을 개선할 수 있다.

특히 로봇 축구와 같이 다양한 상황에 대처하기 위한 경로 계획을 학습하기 위해서는 가능한 상황들 모두 고려할 경우 실질적인 학습이 거의 불가능하게 된

다. 그러나 많은 실제 문제에 있어서는 학습예를 잘 선택한다면 가능한 모든 학습 데이터를 사용하지 않고도 원하는 학습 효과를 가져올 수 있음이 관찰되었으며 이러한 경우 데이터를 스스로 선별하여 학습하는 능동적 학습 방법들이 효과적임이 알려져 있다[4, 6].

제2절에서는 최근에 시행된 마이크로 로봇 월드컵 토너먼트 즉 MIROSOT의 규정[7]에 기반한 로봇 축구 경기에서 경로 계획을 위한 진화 알고리즘을 기술한다. 제3절에서는 다양한 경로를 능동적으로 학습하기 위한 진화 알고리즘을 기술한다. 제4절은 이들 두 가지 알고리즘의 성능을 검토하기 위한 실험 결과를 제시하고 토론한다.

## 2. 진화에 의한 최적 경로 탐색

진화 알고리즘은 가능한 해들의 집합으로 구성된 개체군을 사용하여 병렬적으로 탐색하는 군기반의 탐색 방법이다[8]. 여기서는 로봇 축구에서의 경로 계획 문제를 해결하기 위한 염색체의 표현 방법과 유전 연산자를 기술한다.

### 2.1 염색체 표현 방법

하나의 염색체는 하나의 이동 경로 즉 주어진 초기점  $s$ 에서 목표점  $g$ 에 도달하기 위해 거쳐 가야 할  $n$  개의 중간점들을 나타낸다. 로봇 축구에서 각각의 점들은 이차원 평면상의 두 개의 좌표로 표현된다.

$$r = \langle s, d, p_1, \dots, p_n \rangle \\ = \langle (s_x, s_y), (d_x, d_y), (p_{1x}, p_{1y}), \dots, (p_{nx}, p_{ny}) \rangle \quad (1)$$

위에서  $s$ 는 시작점의 좌표를  $d$ 는 목표점의 좌표를 표시하고  $p_k$ 는 중간점들을 나타낸다.

### 2.2 교차 연산자

최적의 경로를 찾기 위해서 임의의 값들로 초기화된 염색체들의 중간점의 좌표를 유전 연산자를 통하여 변경한다. 교차 연산자는 임의적으로 선택된 중간점  $k$ 를 기준으로 두 부모 염색체의 좌우 부분을 교환함으로써 수행된다. 즉 선택된 두 개의 경로가  $r_i$ 와  $r_j$ 일 때

$$r_i = \langle s, d, p_1^{(i)}, \dots, p_n^{(i)} \rangle \\ r_j = \langle s, d, p_1^{(j)}, \dots, p_n^{(j)} \rangle \quad (2)$$

$k$ 번째 중간점을 기준으로 교차됨으로써 다음과 같은 두 개의 새로운 경로가 생성된다.

$$r'_i = \langle s, d, p_1^{(i)}, \dots, p_k^{(i)}, p_{k+1}^{(j)}, \dots, p_n^{(i)} \rangle \\ r'_j = \langle s, d, p_1^{(j)}, \dots, p_k^{(j)}, p_{k+1}^{(i)}, \dots, p_n^{(j)} \rangle \quad (3)$$

### 2.3 돌연변이 연산자

실수로 표현된 유전자의 값을 변형하기 위해 Breeder Genetic Algorithm[3]에서 제안된 지수 돌연변이법을 사용하였다. 이 방법은 현재의 값에 다음과 같이 생성된  $\Delta$ 값을 무작위로 더하거나 빼으로써 수행된다.

$$\Delta = R \times 2^{-\epsilon K} \quad (4)$$

여기서  $R=0.2$ ,  $K=3$ 이고  $\epsilon$ 은 0과 1사이의 임의의 실수이다. 위의 식(4)에서  $R$ 은 변이값의 구간을 정의하고  $K$ 는 지수 함수의 기울기를 나타낸다. 각각의 좌표 값들을  $[0, 1]$ 의 구간으로 정규화하였기 때문에 돌연변이 연산으로 현재의 위치에서 전체 공간의 20%에 해당하는 크기까지 한 번에 변형할 수 있다.

### 2.4 적합도 함수

경로들의 적합도는 연결점들로 구성된 모든 지역 경로들의 길이의 총합으로 정의된다. 즉 경로  $r_i$ 의 적합도  $F(i)$ 는

$$F(i) = \sum_{k=1}^{n+1} \| p_{k-1}^{(i)} - p_k^{(i)} \| \quad (5)$$

여기서  $p_0$ 과  $p_{n+1}$ 은 각각 초기점과 목표점을 가리킨다.

$$p_0 := s, \quad p_{n+1} := g \quad (6)$$

세대 반복을 통하여 진화 알고리즘은 위의 적합도값이 최소가 되는 경로를 탐색한다.

## 3. 경로의 능동적 학습

기존의 대부분의 감독학습(supervised learning)은 미리 학습예제를 많이 준비한 다음 이를 학습한 후 후보 예제를 주어 검증을 하여 사용한다. 이 경우 학습 예제가 모두 검증이 되어 있어야 하며 많은 양의 예제를 미리 보유하여야 한다.

능동적 학습이란 학습자가 스스로 데이터를 생성하여 학습을 하고 그 학습 자료에 기반하여 추가 학습 자료를 생성하며 점진적으로 학습하는 것을 말한다. 능동적 학습은 학습 예제를 구하기 어렵거나 또는 학습 예제를 구하는데 시간이나 비용이 많이 드는 경우에 매우 효과적이다.

본 논문에서 능동 학습의 응용 분야는 로봇 축구 경기이다. 로봇 축구에 있어서 상대방 로봇과 우리편 로봇들간 위치에 대해 많은 경우가 존재하기 때문에 감독자가 있어서 다양한 학습 예제를 만들기에 많은 시간과 노력을 요한다. 또한 빠른 의사 결정을 필요로 하기 때문에 진화 알고리즘을 적용하여 실시간에 경로 계획을 하기에는 적합치가 않다. 따라서 능동적 학습

으로 다양한 예제들을 오프라인으로 학습하여 두었다가 후에 실제 문제에 대해서는 학습한 문제와 가장 유사한 경로를 온라인으로 제시함으로써 실시간에 대처할 수 있도록 한다.

### 3.1 경로 계획 예제 생성을 위한 유전 연산자

경로 계획을 위한 예제를 생성하기 위해 시작점-목표점의 쌍으로 이루어진 염색체들을 사용한다.

$$t_i = \langle s_i, d_i \rangle = \langle (s_{ix}, s_{iy}), (d_{ix}, d_{iy}) \rangle \quad (7)$$

교차와 돌연변이 연산자는 앞의 2절에서와 유사하게 적용된다.

### 3.2 적합 함수

능동적 학습을 위한 개체군은 시작점-목표점의 쌍  $t_i$ 의 집합이며, 학습의 목적은 유용하면서도 기존의 학습예와 유사성이 적은 예제를 탐색함으로써 이에 대한 경로를 생성하였을 때 가장 큰 정보이득 효과를 가져오게 하는 것이다. 예제들에 대한 적합도를 측정하기 위해 먼저 앞의 2절에서 기술된 진화 알고리즘을 사용하여 각 예제에 대한 최적 경로를 탐색한다. 다음에 이 후보 경로와 이미 존재하는 경로집합의 요소 각각에 대해 유사성을 측정한다.

두 개의 경로에 대한 유사성은 경로상의 대응점들 간의 거리의 합으로 정의된다. 후보 경로  $r_c$ 의 적합도 함수  $H(c)$ 는 학습 집합에 있는 모든 경로  $r_i$  중에서 가장 유사도가 큰, 즉 거리가 가장 짧은 경로  $r_{i^*}$ 으로 정의된다.

$$H(c) = \text{dist}(r_c, r_{i^*}) = \min_i \{ \text{dist}(r_c, r_i) \} \quad (8)$$

여기서

$$\begin{aligned} \text{dist}(r_c, r_i) &= \sum_{k=0}^{n-1} \| p_k^{(c)} - p_k^{(i)} \| \\ &= \sum_{k=0}^{n-1} \sqrt{(p_{kx}^{(c)} - p_{kx}^{(i)})^2 + (p_{ky}^{(c)} - p_{ky}^{(i)})^2} \end{aligned}$$

는 두 경로 상의 대응점 간의 거리의 총합을 나타낸다. 여기서도 식(6)에서와 마찬가지로  $p_0 = s$ ,  $p_{n-1} = g$ 를 가정하였다.

## 4. 실험 및 결과

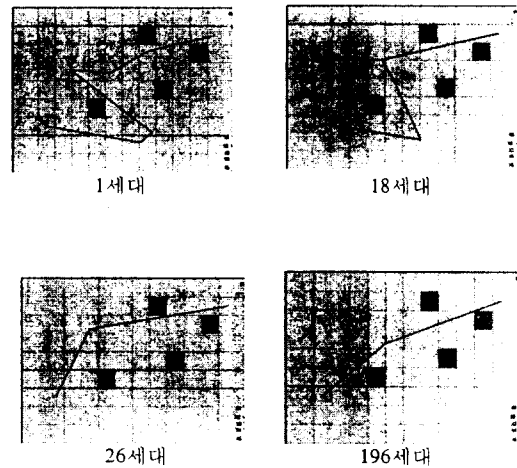
### 4.1 실험 환경

응용 영역인 로봇 축구 경기장의 크기는 130cm x 90cm이다. 이 실험을 위하여 계획된 경로를 보여줄 수 있는 시뮬레이터를 개발하였으며, 5인조 경기를 가정하여 각각 10cm x 10cm 크기의 장애물이 5개가 있는

환경을 설정하였다. 장애물의 위치는 시뮬레이터상에서 임의로 변경될 수 있다. MIROSOT 규정에 의하면 로봇 즉 장애물의 크기는 7.5cm x 7.5cm를 넘지 못하도록 되어있지만 여기서는 상대편 로봇 즉 장애물을 피해 돌아가야 하는 것을 미리 고려하여 더 크게 상정하였다. 경로 생성에 있어서 중간점의 개수는 3개 또는 5개로 하였다.

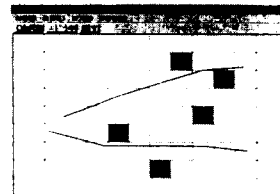
### 4.2 실험 결과

모든 실험에서 교차율 0.4, 돌연변이율 0.2, 개체군의 크기는 200을 사용하였다. 대체로 몇백 세대 정도면 만족할 만한 경로가 발견되지만 좋은 경로를 발견하기 위하여 대부분의 실험에서 1000세대를 허용하였다.



<그림 1> 진화 알고리즘에 의한 경로 최적화.

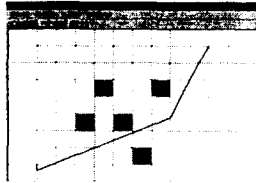
그림 1은 세대수 1, 18, 26, 196에 있어서 각각 최선의 경로를 보여준다. 초기에는 굴곡이 심한 경로를 발견하지만 세대가 반복됨에 따라 점점 더 개선되어 거의 직선에 가까운 경로는 발견함을 관찰할 수 있다.



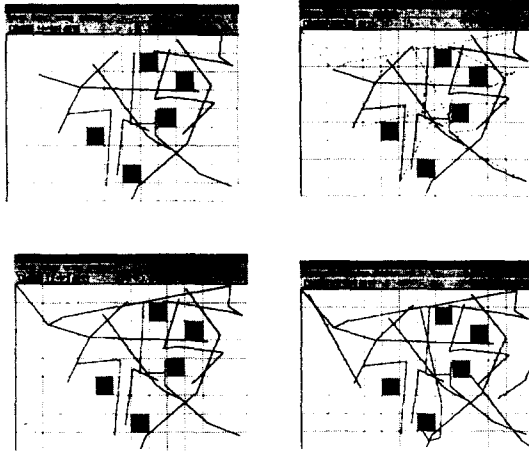
<그림 2> 두 개의 서로 다른 시작점-목표점에 있어서의 진화 알고리즘에 의한 경로 계획 결과.

그림 2는 탐색 공간에서의 시작점과 목표점이 달랐던 경우의 경로 생성 결과를 보여준다. 이 그림에서 시작점과 목표점을 제외한 중간의 3개의 점이 연다 또

는 2개로 통합되는 것을 볼 수 있는데 이렇게 함으로써 더 거리가 짧은 경로를 찾을 수 있기 때문이다. 그림 3은 장애물의 위치가 달라질 경우에도 마찬가지로 이 방법이 적용될 수 있음을 보여준다.



<그림 3> 장애물의 위치가 변한 경우에 생성된 경로.



<그림 4> 경로 계획의 능동적 학습 과정.

그림 4의 왼쪽위 화면은 현존하는 경로 집합을 보여주고 오른쪽위 화면은 이로부터 유전 연산자에 의해 생성된 10개의 후보 경로(점선)를 추가로 보여준다. 왼쪽 아래 화면은 이들 후보 경로 중에서 가장 적합도가 높은 2개의 경로가 추가되어 총 12개의 경로가 된 것을 보여준다. 마지막 화면은 이와 같은 경로 생성 및 선택의 과정을 여러 세대 반복하여 16개의 경로 집합이 구성된 것을 보여준다.

## 5. 결론 및 향후 과제

이상으로 로봇 축구를 위한 장애물이 있는 공간에서의 경로 계획을 능동적으로 학습하는 방법에 대하여 기술하고 초기 실험 결과를 제시하였다. 이 결과는 학습 효과면에서 아직 개선의 여지가 많지만 세대 수를 반복함에 따라 시스템 자체의 지식이 스스로 증가하는 자율적 학습 현상을 보여주는데 있어서 충분히 흥미로운 결과이다. 특히 로봇 축구에 있어서 문제의 범위를

어느 정도 제한하여 공격이나 수비 또는 패스 등의 특정한 경기 방식을 학습하는 방법으로서 위에 제안된 알고리즘을 사용한다면 더욱 효과적인 것으로 생각된다.

앞으로의 연구 방향은 크게 두 가지로 나누어 볼 수 있다. 하나는 학습의 효율성 측면에서 진화 알고리즘의 연산자와 적합도 함수를 더욱 개선하는 일이다. 현재의 결과가 제안된 방법의 유용성은 보여주지만 아직 진화 속도에 있어서 개선의 여지가 있다. 또 다른 연구 방향은 학습된 경로들을 보다 효과적으로 이용하기 위한 방법과 관련이 있다. 현재로서는 선택된 경로들이 아무런 일반화의 과정을 거치지 않고 그 자체로서 저장되는데, 이를 결정 트리나 신경망 등의 다른 표현 구조로 저장한다면 보다 효율적인 검색 및 매칭이 가능하리라고 여겨진다.

## 참고문헌

- [1] W.G. Han, S.M. Baek, and T.Y. Kuc, "Path planning of visual-servoed multiple mobile robots using genetic algorithms," In *Proc. 1996 Micro-Robot World Cup Soccer Tournament*, pp. 57-63, 1996.
- [2] D.Y. Kim and M.J. Chung, "Path planning for multi-mobile robots in a dynamic environment," in *Proc. 1996 Micro-Robot World Cup Soccer Tournament*, pp. 127-132, 1996.
- [3] H. Mühlenbein and D. Schlierkamp-Voosen, "The science of breeding and its application to the breeder genetic algorithms," *Evolutionary Computation*, 1(4): 335-360, 1994.
- [4] G. Paass and J. Kindermann, "Bayesian query construction for neural network models," *Advances in Neural Information Processing Systems 7*, MIT Press, pp. 443-450, 1995.
- [5] A. Ram, R. Arkin, G. Boone, and M. Pearce, "Using genetic algorithms to learn reactive control parameters for autonomous robotic navigation," *Adaptive Behavior*, 2(3):277-304. 1994.
- [6] B.T. Zhang, "Accelerated learning by active example selection," *International Journal of Neural Systems*, 5(1):67-75, 1994.
- [7] The MIROSOT Laws of the Game, *Final Program of the 1996 Micro-Robot World Cup Soccer Tournament*, 1996.
- [8] 장병탁, "유전 알고리즘 이론 및 응용", 전자공학회지, 제22권 제11호, pp. 60-69, 1995.

**감사의 글:** 본 연구는 한국과학재단 특정기초 연구비(과제번호 96-0102-13-01-3)에 의하여 일부 지원되었음.