

로봇 경로 탐색을 위한 빠르게 수렴하는 유전자 알고리즘

서민관[○], 이재성^{*}, 김대원^{*}

^{○*}중앙대학교 컴퓨터공학부

e-mail: smksyj@gmail.com[○], jslee.cau@gmail.com^{*}, dwkim@cau.ac.kr^{*}

A Fast Convergence Genetic Algorithm for Robot Path Planning

Min-Gwan Seo[○], Jaesung Lee^{*}, Dae-Won Kim^{*}

^{○*}Dept. of Computer Science and Engineering, Chung-Ang University

● 요약 ●

로봇 경로 탐색은 주어진 시작 지점으로부터 목표 지점까지 장애물에 부딪히지 않는 경로를 찾는 것이다. 본 연구에서는 시간 제약이 있는 상황에서 로봇 경로 탐색을 위한 유전자 알고리즘을 제안한다. 제안하는 유전자 알고리즘은 적은 세대 수에서도 해를 찾을 수 있도록 수렴에 집중한 초기화, 유전자 연산자, 자연선택 방법을 사용하였다. 기존 유전 알고리즘들과의 비교 실험은 제안하는 유전 알고리즘이 경로 탐색을 위해 적은 세대 수를 사용하면서도 가장 짧은 경로를 찾을 수 있음을 보여준다.

키워드: 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm), 로봇 경로 탐색(Robot Path Planning), 빠른 수렴(Fast Convergence)

I. 연구 배경

로봇 경로 탐색은 주어진 환경에서 시작 지점으로부터 목표 지점까지 장애물에 부딪히지 않는 경로를 찾는 것을 말한다. 전통적으로 경로 탐색 문제를 해결하기 위하여 A*, D*, Dijkstra, Floyd 알고리즘 등이 사용되었으나, 계산 시간에 제한이 있는 경우, 복수의 제약사항을 만족시켜야 하는 경우 등의 문제로 많은 대안들이 탐색되고 있다 [1,2,3]. 유전자 알고리즘을 이용한 로봇 경로 탐색은 이와 같은 복잡한 제약사항이 존재하는 탐색 분야에서 많은 성공적인 결과를 내었다 [4,5].

하지만 현재까지 로봇 경로 탐색에 사용된 유전자 알고리즘들은 주로 유전자 연산자의 수정이나 새로운 연산자의 추가를 통해 경로의 길이를 줄이는 것에 초점을 두었다. 이와 같은 유전자 알고리즘으로는 해당 분야의 지식에 기반한 연산자를 추가로 사용하는 KGA와, 개선된 돌연변이 연산자를 사용한 IGA 등이 있다 [6,7]. 그러나 폭탄 해체 로봇, 로봇 추구와 같이 긴급한 상황에서의 경로 탐색이나 시각 장애인 안내 로봇과 같이 복잡하게 움직이는 환경에서의 경로 탐색은 연산을 위한 충분한 시간이 주어지지 않는다 [8,9,10]. 이런 응용 분야에서는 실행 시간의 제약 안에서 짧은 경로를 찾기 위한 유전자 알고리즘이 필요하다. 본 연구에서는 빠른 수렴을 통해 적은 세대 수에서도 짧은 경로를 찾는 유전자 알고리즘을 제안한다.

II. 제안하는 알고리즘

1. 개요

유전자 알고리즘은 해 집합(population)을 생성하고 세대의 증가에 따라 해 집합을 개선해 나가는 방식으로 해를 찾는 탐색 알고리즘이다. 유전자 알고리즘은 해를 나타내기 위한 표현형(representation), 새로운 해 집합을 만들어내기 위한 유전자 연산자, 현재의 해 집합을 대상으로 다음 세대의 해 집합을 생성하기 위한 자연선택 방법(natural selection), 해의 평가를 위한 적합도 함수(fitness function)로 구성된다 [11,12].

1(p1)	2	3	4	5	6	7	8	9	10
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
31	32	33	34	35(p5)	36	37	38(p6)	39	40
41(p2)	42	43	44	45	46	47	48	49	50
51	52	53	54	55	56	57	58	59	60(p7)
61	62	63(p3)	64	65(p4)	66	67	68	69	70
71	72	73	74	75	76	77	78	79	80
81	82	83	84	85	86	87	88	89	90
91	92	93	94	95	96	97	98	99	100(p8)

그림 1. 예시 지도와 경로

Fig. 1. Sample Map and Path

제한하는 유전자 알고리즘은 빠른 수렴을 위한 초기화, 유전자 연산자, 자연선택 방법을 사용하여 알고리즘 전체의 수렴 속도를 증가시켰다. 제안하는 알고리즘의 전체적인 흐름은 다음과 같다. (1) 무작위 이동(random walk)을 통해 초기 경로 집합을 생성한다 [7]. (2) 유전자 연산자를 이용하여 새로운 경로 집합을 생성한다. (3) 기존의 경로 집합과 새로 생성된 경로 집합을 평가한 후 두 경로 집합을 합친다. (4) 합쳐진 경로 집합을 대상으로 자연선택 방법을 이용하여 다음 세대의 경로 집합을 생성한다. (5) 종료 조건을 만족할 때까지 (2)-(4)의 과정을 반복한다.

2. 경로의 표현형

제한하는 유전자 알고리즘을 위한 경로의 표현형은 다음과 같다. 우선 경로 탐색을 위한 지도가 주어졌을 때 이를 $n \times n$ 개의 정점(node)으로 나누고 각 정점에 $1, \dots, n^2$ 의 번호를 붙인다. 경로에 대한 표현형은 임의의 경로 P 에 대해 $P = \langle p_1, \dots, p_k \rangle$ 로 나타낸다. 경로 내부의 $1 \leq i < k$ 인 $p_i \in P$ 에 대해 p_i 는 지도의 각 정점이 될 수 있다. p_1 은 시작 지점을 나타내고 p_k 는 목표 지점을 나타낸다. 이 때, 경로 내부의 p_i, p_{i+1} 이 이루는 간선이 장애물을 포함하고 있다면 P 를 안전하지 않은 경로라고 한다. 경로 내부의 모든 간선들이 장애물을 포함하지 않을 경우 P 를 안전한 경로라고 한다. 그림 1은 10×10 크기의 예시 지도와 경로이다. 그림의 검은 부분은 장애물을 나타내고 하얀 부분은 빈 공간을 나타낸다. 빨간 부분은 경로의 시작 지점과 목표 지점을 나타내고 노란 부분은 경로의 통과 지점을 나타낸다. P 의 표현형은 $P = \langle 1, 41, 63, 65, 35, 38, 60, 100 \rangle$ 과 같다.

3. 초기화

전통적인 로봇 경로 탐색을 위한 유전자 알고리즘에서는 무작위(random) 초기화 방법을 이용하였다 [4,7]. 하지만 무작위 초기화 방법을 통해 생성된 경로 집합은 안전하지 않은 경로들을 다수 포함하고 있다. 유전자 알고리즘을 이용한 로봇 경로 탐색 시 안전하지 않은 경로를 쉬는 것은 유전자 알고리즘의 탐색 효율성을 떨어뜨리고 탐색 시간을 증가시킨다 [13]. 따라서 제안하는 유전자 알고리즘에서는 무작위 이동 방법을 이용하여 초기 경로 집합을 안전한 경로로 구성하고, 이를 통해 유전자 알고리즘의 탐색 효율성을 증가시키고 생성된 경로 집합이 최적 경로로 수렴하는데 필요한 시간을 줄일 수 있다 [7].

4. 유전자 연산자

제한하는 유전자 알고리즘에서는 유전자 연산자로 교차, 돌연변이 연산자와 새로운 유전자 연산자인 단축 연산자를 사용한다. 교차 연산자는 두 경로를 대상으로 이점 교차(two-point crossover)를 이용해 새로운 경로를 생성하고, 돌연변이 연산자는 경로 내부에서 무작위로 한 정점을 잡아서 지도 내의 무작위 정점으로 교체하는 방법으로 새로운 경로를 생성한다.

제한하는 유전자 알고리즘에서 초기화를 위해 사용한 무작위 이동 방법으로 생성된 경로는 지도 내부를 방향성이 없이 돌아다니기 때문에 경로 내부에 불필요한 정점들을 다수 포함하고 있다. 단축 연산자는 이러한 불필요한 정점들을 삭제하여 경로의 길이를 단축시킨

다. 동작은 다음과 같다. 먼저 주어진 경로의 정점들을 $[-1, 1]$ 범위의 표준정규분포에 사상시킨다. 이를 통해 각 정점들은 표준정규분포에 따른 선택될 확률을 가지게 된다. 각 정점들이 선택될 확률을 표준정규분포를 이용해서 정하는 것은 무작위 이동 방법을 이용해 생성된 경로는 가운데 부분이 양 끝 지점보다 불필요한 정점들이 많이 포함되어 있을 것이라 가정하였기 때문이다. 그 후 각 표준정규분포의 확률에 따라 경로 안에서 두 개의 정점을 선택한다. 선택된 두 정점 사이의 정점들을 모두 제거하고 해당 경로를 반환한다. 만약 교차, 돌연변이, 단축 연산자를 적용한 결과로 안전하지 않은 경로가 생성될 경우 연산자를 실행하기 전의 경로를 반환한다. 이는 유전자 연산자의 실행 결과로 안전하지 않은 경로가 생성되는 것을 막는다.

5. 자연선택

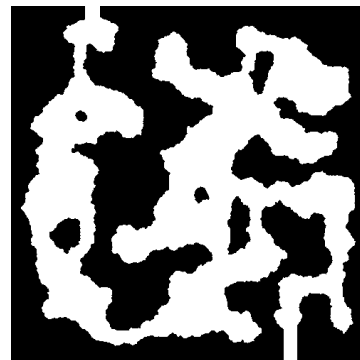


그림 2. 실험에 사용된 예시 지도
Fig. 2. Sample Map for Experiment

자연선택 단계에서는 현재의 경로 집합과 유전자 연산자를 이용하여 생성된 새로운 경로 집합에서 다음 세대의 경로 집합에 포함될 경로들을 선택한다. 이 때 경로의 길이를 고려하지 않고 선택을 할 경우 안전하지 않은 경로나 불필요한 정점을 포함한 경로가 다음 세대의 경로 집합에 포함될 수 있다. 따라서 제안하는 유전자 알고리즘에서는 다음 세대의 경로 집합을 생성할 때, 현재 경로 집합의 크기를 n 이라고 하면, 현재 경로 집합과 새로 생성한 경로 집합을 병합한 후 평가 값이 우수한 순서대로 정렬해서 n 개의 경로를 선택하는 방식으로 다음 세대의 경로 집합을 생성한다. 이를 통해 평가 값이 우수한 경로, 즉 더 짧은 경로가 다음 세대의 경로 집합에 포함되고 더 많은 개선의 기회를 가지게 되어 유전자 알고리즘의 수렴 속도를 증가시킬 수 있다.

6. 적합도 함수

경로 P 의 평가를 위해서는 식 (1)과 같은 적합도 함수를 이용한다.

$$f(P) = \sum_{i=1}^{k-1} (d_{i,i+1} + b_{i,i+1}C) \quad (1)$$

식 (1)에서 P 는 k 개의 정점으로 이루어진 경로를 나타내며, $d_{i,i+1}$ 은 경로 P 내부의 i 번째 정점과 $i+1$ 번째 정점 사이의 유클리드 거리를 의미한다. $b_{i,i+1}$ 은 i 번째 정점과 $i+1$ 번째 정점

이 이루는 간선이 장애물을 가로지를 경우 1, 아니면 0의 값을 가진다. C 는 해당 간선이 장애물을 가로질렀을 경우의 페널티 상수로 충분히 큰 값을 이용한다. 적합도 함수는 안전하지 않은 경로의 평가 값에 페널티를 부여하여 자연선택 단계에서 안전하지 않은 경로가 다음 세대의 경로 집합에 포함되는 것을 막는다.

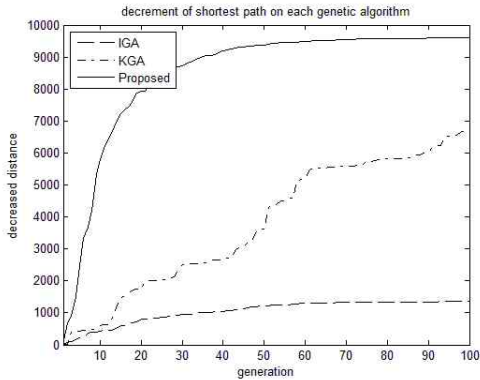


그림 3. 각 유전자 알고리즘의 세대 수에 따른 최단 경로의 길이 감소량의 그래프

Fig. 3. Decrement of Shortest Path with Generation on Each Genetic Algorithm

알고리즘과 마찬가지로 초반에 많은 경로 감소를 보였으나 41-60 세대 구간까지 경로가 감소되고 있음을 볼 수 있다. KGA는 전체적으로 경로의 감소율이 안정되지 않은 것을 볼 수 있다. 따라서 제안하는 알고리즘이 수렴하는데 적은 세대 수를 사용하며, 얻은 경로 또한 가장 짧은 것을 알 수 있다.

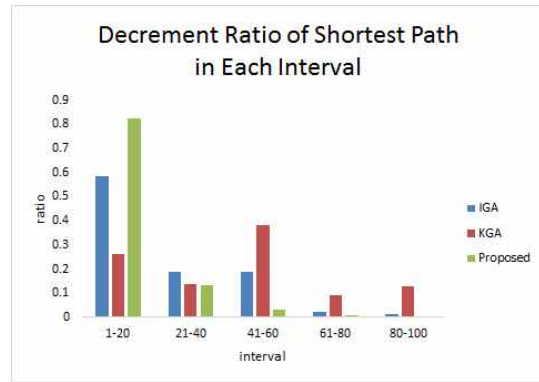


그림 4. 구간 별 최단 거리의 감소 비율
Fig. 4. Decrement Ratio of Shortest Path in Each Interval

III. 실험 결과

제안하는 유전자 알고리즘의 성능을 보여주기 위하여 기존의 유전자 알고리즘과 비교 실험을 하였다. 비교 대상으로는 IGA와 KGA를 사용하였다 [6,7]. 실험은 코드를 이용해 자동 생성된 500×500 크기의 지도들 20개를 대상으로 이루어졌다. 그림 2는 예시 지도이다. 유전자 알고리즘의 확률적 특성을 감안하여 각 실험은 30번씩 반복되었다. 결과 보고에는 실험 결과들의 평균값을 사용하였다. 각 유전자 알고리즘의 세대 수는 최대 100으로 하였다. IGA와 KGA의 유전자 연산자들의 적용 확률은 각 논문에 언급된 값들을 사용하였으며, 제안하는 유전자 알고리즘의 단축 연산자의 적용 확률로는 0.5를 사용하였다. 모든 유전자 알고리즘들에서 초기 경로 집합은 무작위 이동으로 생성된 동일한 경로 집합을 사용하였다. 실험은 3.2 GHz Intel Core i7 CPU에 64GB 메모리를 가진 컴퓨터에서 Matlab 8.2를 사용하여 이루어졌다.

평가 지표로는 초기 경로 집합의 최단 경로로부터 감소된 경로의 길이를 사용하였다. 그림 3은 세대의 증가에 따른 최단 경로로부터 감소된 경로의 길이를 나타낸 것이다. 제안하는 유전자 알고리즘은 20세대까지 최단 경로를 급격하게 감소시켰으며, 50세대 정도에서 수렴한 것으로 볼 수 있다. IGA는 전체적으로 경로의 감소량이 크지 않으며, 약 50-60세대 정도에서 수렴한 것으로 볼 수 있다. KGA는 IGA에 비해 많은 경로의 감소량을 보였으나 수렴이 없이 지속적인 감소를 보인다. 그림 4는 각 알고리즘들의 수렴 성향을 조금 더 자세히 보기 위해 100세대를 다섯 구간으로 나누어 구간 별 경로의 감소 비율을 나타낸 것이다. 제안하는 알고리즘은 1-20세대 구간에서 전체 경로 감소의 80% 이상의 감소를 이루었다. IGA는 제안하는

IV. 결론

본 연구에서는 실행 시간에 제약이 있는 상황에서 사용하기 위한 유전자 알고리즘을 제안하였다. 이는 유전자 알고리즘이 빠르게 수렴하기 위한 초기화, 유전자 연산자, 자연선택 방법을 사용함으로써 이루어졌다. 또한 다른 유전자 알고리즘들과의 비교 실험을 통해 제안하는 알고리즘이 경로 탐색을 위해 보다 적은 세대 수를 사용하면 서로 최단 경로의 길이 또한 짧음을 보였다.

V. 사 사

이 논문은 2014년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(2014R1A1A2059032)

참고문헌

- [1] Koenig, S., Likhachev, M., Furcy, D., "Lifelong planning A*", Artif. Intell. Vol. 155, No. 1, pp. 93-146, May 2004.
- [2] Stentz, A., "Optimal and efficient path planning for partially-known environments", Proc. IEEE Conf. Robotics and Automation, pp. 3310-3317, San Diego, USA, May 1994.
- [3] Liu, H., Stoll, N., Junginger, S., Thurow, K., "A Floyd-genetic algorithm based path planning system for mobile robots in laboratory automation", Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Biomimetics, pp. 1550-1555, Guangzhou, China, Dec.

- 2012
- [4] Li, Q., Zhang, W., Yin, Y., Wang, Z., Liu, G., "An improved genetic algorithm of optimum path planning for mobile robots", Proc. Int. Conf. Intelligent Systems Design and Applications, pp. 637-642, Jinan, China, Sept. 2013.
 - [5] Tsai, C., Huang, H., Chan, C., "Parallel elite genetic algorithm and its application to global path planning for autonomous robot navigation". IEEE Trans. Ind. Electron, Vol. 58, No. 10, pp. 4813-4821, Jan. 2011.
 - [6] Hu, Y., Yang, S., "A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot", Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp. 4350-4355, New Orleans, USA, May 2004.
 - [7] Tuncer, A., Yildirim, M., "Dynamic path planning of mobile robots with improved genetic algorithm", Comput. Electr. Eng., Vol. 38, pp. 1564-1572, Nov. 2012.
 - [8] Cui, S.G., Dong, J.L., "Detecting robots path planning based on improved genetic algorithm", Proc. Int. Conf. Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control, pp. 204-207, Shenyang, China, Sept. 2013.
 - [9] Kim, J.H., Kim, Y.H., Choi, S.H., Park, I.W., "Evolutionary multi-objective optimization in robot soccer system for education", IEEE Comput. Intell. Mag., Vol. 4, No. 1, pp. 31-41, Jan. 2009.
 - [10] Tachi, S., Komoriya, K., "Guide dog robot", Autonomous Mobile Robots: Control, Planning, and Architecture, pp. 360-367, 1984.
 - [11] Johnson, J. M., Rahmat-Samii, V., "Genetic algorithms in engineering electromagnetics". IEEE Antennas and Propagation Magazine, Vol. 39, No. 4, pp. 7-21, Aug. 1997.
 - [12] Srinivas, M., Patnaik, L. M., "Genetic algorithms: A survey", Computer, Vol. 27, No. 6, pp. 17-26, June. 1994.
 - [13] Samadi, M., Othman, M. F., "Global Path Planning for Autonomous Mobile Robot using Genetic Algorithm", Proc. Int. Conf. Signal-Image Technology & Internet-Based Systems, pp. 726-730, Kyoyo, Japan, Dec. 2013.