

유전알고리즘을 이용한 운송설비용 자율 주행 운반체의 경로계획에 관한 연구

(A Study on Path Planning of an Autonomous Mobile Vehicle for Transport System Using Genetic Algorithms)

조현철* · 이기성**

(Hyun-Chul Cho · Keeseong Lee)

요 약

운송설비용 자율 주행 운반체는 인간의 지도없이 주어진 환경 내에서 장애물과의 충돌을 회피하며 효율적으로 목표지점까지 주행할 수 있는 최적의 이동 경로를 생성해야 한다. 본 논문에서는 장애물과의 충돌을 회피하는 전역 및 지역경로를 유전알고리즘을 이용하여 계획하였다. 본 논문에서 제안한 운송설비용 자율 주행 운반체의 충돌회피 알고리즘은 전통적인 충돌회피 알고리즘에 비해 능률적임을 모의 실험을 통해 확인하였다.

Abstract

An autonomous mobile vehicle for transport system must plan optimal path in work environment without human supervision and obstacle collision. This is to reach a destination without getting lost. In this paper, a genetic algorithm for global and local path planning and collision avoidance is proposed. The genetic algorithm searches for a path in the entire and continuous free space and unifies global path planning and local path planning. The simulation shows the proposed method is an efficient and effective method when compared with the traditional collision avoidance algorithms.

1. 서 론

산업사회는 무인화 공장의 개념을 넘어 생산설비 고

장이나 예상치 못했던 이상상태가 발생하였을 때 유연하게 대처할 수 있는 새로운 개념의 공장을 추구하고 있다. 또한 그의 중간 핵심기술인 공장자동화 기술은 물류시스템 자동화 기술로 전환되면서 각종 운반체의 개발이 진행되고 있다. 제품의 운반에 사용되는 무인운반차(AGV : Automatic Guided Vehicle)는 작업바닥에 설치된 고정 경로를 따라 주행하기 때문에 작업능률은

*정회원 : 경북전문대학 전자과 조교수
**정회원 : 홍익대학교 전자전기공학부 부교수
접수일자 : 1998년 8월 20일

우수하지만 작업환경의 변화에는 적용할 수 없는 등 사용환경에 크게 제한을 받는다. 그러므로 주변 환경을 자체적으로 모델링하고 센서들을 이용하여 운반체 자신의 위치를 추정하며 복잡한 환경 및 환경변화에도 주행 경로없이 자율 주행이 가능한 운반체의 개발이 절실히 요구되고 있다.

물류자동화 시스템에 적용할 수 있는 자율 주행 운반체(이하 이동운반체)가 실용화되기 위해서는 환경에 대한 정보를 획득할 수 있는 센서시스템, 경로 계획 수립 및 보정을 위한 지도작성, 이들을 통합 제어하는 제어시스템 등이 개발되어야 한다. 그러나 본 연구에서는 물류자동화 시스템에 적용할 수 있는 운송설비용 이동운반체의 충돌회피를 위한 경로 계획에 관하여 검토한다.

이동운반체의 경로계획을 위해서는 이동운반체가 작업환경 내의 출발지점에서 목표지점까지 안전하고 신속하게 주행할 수 있는 점들의 Sequence를 구해야 한다. 즉 환경정보를 이용하여 지도를 작성해야 하는데, 지도를 표현하는 방법에는 Graph Map과 Grid Map이 있다[1~4]. Graph Map 방법은 장애물을 Convex한 다각형들로 표시하고 그들의 꼭지점이나 모서리를 처리하여 지도를 만드는 방법으로서, 장애물을 실제 장애물보다 크게 해야 하며 경로를 계획하는 데는 시간이 많이 걸린다. Grid Map 방법은 작업공간을 격자로 나누고 그 격자 안에 장애물의 존재 여부를 표시하는 방법으로서, Graph Map 보다 간단히 작성할 수 있다.

최근에는 기존의 방법 대신에 Grid Map 계열로서 유전알고리즘을 이용한 경로계획의 연구[5]가 진행되고 있으나, 이는 전역경로 계획에 포인터를 두고 있다.

본 연구에서는 이미 알고 있는 장애물이 존재하는 작업환경 내에서 이동운반체가 최적의 경로를 계획하는 전역경로 계획과 운반체가 주행중 발견한 미지의 장애물을 회피하는 지역경로 계획을 유전 알고리즘을 이용하여 검토한다. 아울러 엘리트 선택법과 SGA(Simple Genetic Algorithm)방법을 전역 경로 계획에 적용하여 비교 실험한다.

2. 유전 알고리즘

유전 알고리즘[6]은 자연계의 생물 유전학에 기초를 둔 병렬탐색 알고리즘으로서 모든 생물은 주어진 다양한 환경 속에 적응함으로써 살아 남는다는 Darwin의

적자생존(Survival of fitness)의 원리를 이용한다.

자연계의 모든 생물은 유전자인 염색체에 의하여 생식과 유전 등 진화과정을 반복·발전해 가는데, 유전 알고리즘에서는 생물학적인 염색체에 해당하는 스트링(String)을 가지고 생물과 같은 유전 연산자인 복제(Reproduction), 교배(Crossover), 돌연변이(Mutation)를 거쳐서 다음 세대의 자손(Offspring)을 인공적으로 만들어 낸다.

탐색 및 최적화 기법으로 사용되는 유전 알고리즘은 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 정해진 자료 구조 형태로 표현한 후 이를 유전자 연산자를 통해 점차적으로 변형시켜 최적의 해를 구한다. 즉, $y=f(x)$ 를 최적화 시키는 해 x 의 값을 찾는 모의 진화형 알고리즘이다.

유전 알고리즘은 파라미터 자체가 아닌 파라미터 집합을 코딩(Coding)하고, 탐색공간에서 단일 해가 아닌 해 집단(Schema)을 사용한다. 또한 확률적인 규칙을 사용하기 때문에 최적화 문제에서 건설한 전역적 최적의 해를 발견할 가능성이 높다. 그리고 미분가능성, 연속성 등과 같은 최적화 함수의 정보를 필요로 하지 않고 단지 적합함수(Fitness function) 값만을 사용한다.

2.1 유전자 표현형

유전 알고리즘에서 유전자를 표현하는 방법으로는 이진 스트링과 부동 소수점 스트링이 있다. 이진 스트링은 일반적으로 SGA(Simple Genetic Algorithm)에서 사용하는데, 이는 파라미터를 이진 스트링으로 인코딩하고 이를 다시 디코딩하여 연산을 수행한다. 스트링이 클 경우에는 많은 메모리를 차지하는 이진 스트링에 비해 부동 소수점 스트링은 정확도가 높으며 스트링의 범위를 크게할 수 있다.

이동운반체의 경로계획을 위해서는 작업 공간에 이동운반체의 위치를 나타내야 하므로 부동 소수점 스트링을 일반적으로 사용한다.

본 논문에서는 시뮬레이션 속도를 향상시키기 위하여 부동 소수점 대신 정수형 스트링을 사용하였다. 유전자로는 이동운반체가 작업 공간상에 위치할 좌표 x , y 값의 쌍을 이용하였는데, 그림 1은 이를 나타낸다. 또한 유전자 길이는 작업 환경이 복잡할 경우에도 최적 경로는 단순하게 표현될 수 있도록 가변의 길이가 되도록 하였다.

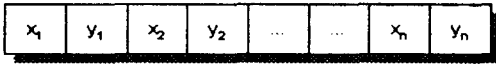


그림 1. 유전자형
Fig. 1. Genotype

2.2 적합함수

최적 해를 탐색하는 유전 알고리즘에서는 적합도 값을 이용하여 강한 개체를 선택하는데, 적합함수는 각 개체의 적합도를 평가한다. 최적화 하고자 하는 목적함수 값의 범위는 문제마다 다르기 때문에 정해진 구간 사이의 양수 값을 갖도록 표준화하여 적합함수를 구성한다.

본 논문에서는 출발지점과 목표지점 사이의 거리가 짧고, 장애물을 회피하는 최적 경로를 얻기 위해 경로의 길이와 장애물을 고려하여 적합함수 F 를 식 (1), (2)와 같이 구성하였다.

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

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

여기서, f 는 목적함수로서 거리가 짧은 경로가 높은 적합도를 갖도록 하기 위해서 경로의 노드와 노드 사이의 거리를 Euclidean 거리 합의 역수로 나타내었다. 그리고 C 는 이를 정규화(Normalize) 하기 위한 정수 값이며, $d(m_i, m_{i+1})$ 는 m_i 과 m_{i+1} 사이의 거리를 나타낸다. 또한 Q 는 장애물을 지나는 경로에 대한 페널티 상수로서 적합도가 낮아지도록 하였다.

한편 초기화 과정에서 초기 개체군에 발생된 개체 중에서 장애물을 지나는 경로를 가진 개체들이 발생되지 않도록 기준치 이상의 적합도가 나올 때까지 초기화 시켜 경로 계획을 시작하였다.

2.3 복제

유전 탐색동안 다음 세대를 만들기 위한 Offspring을 생산하기 위해 개체는 개체군에서 선택되고 재결합되는데, 이는 일반적인 유전 알고리즘에서는 적합도 비례 선택 방법을 이용한다.

본 논문에서는 과거 세대의 가장 높은 적합도를 가진 개체와 현재 세대의 가장 높은 적합도를 가진 개체

를 비교하여 Offspring을 선택하는 엘리트 선택법을 사용하였다. 그럼으로써 현재 세대의 가장 높은 적합도 값은 과거 세대의 값 이상이 되도록 하였다.

2.4 교배

교배는 다른 최적화 알고리즘에는 없는 유전알고리즘의 특징으로서 복제된 두 개의 부모 개체가 정보 교환을 통해 새로운 두 개체를 생성한다. 이는 적합도가 큰 개체는 빠르게 결합하여 현재 세대 전역에 확산시키는 역할을 하는데 교배방법은 여러 가지가 있다.

본 논문에서는 보편적으로 사용되는 한 부분을 교배(Single Point Crossover)하는 방법을 이용하였고, 스트링은 작업 공간의 x, y 좌표를 차례로 나타내므로 이를 고려하여 교배하였다[7]. 이때 교배율은 0.6, 교배 위치는 임의의(Random) 위치로 정하였다.

2.4 돌연변이

유전 연산자 복제와 교배는 세대당 개체가 가지고 있는 정보를 이용하여 탐색하는 과정이지만 돌연변이 연산자는 현 세대에 존재하지 않는 새로운 정보를 제공한다. 이 연산자를 이용하면 과거에 잃어 버렸던 중요한 정보를 다시 찾을 수 있으며, 탐색방향이 Local 값으로 빠지는 것을 방지하고 Global 탐색 기능이 더욱 향상된다.

돌연변이 연산자는 돌연변이율(Mutation Rate)에 따라 스트링의 어느 한 비트를 변경시키는데, SGA에서는 보통 돌연변이율을 0.05이하로 사용한다.

그러나 본 논문에서 사용하는 정수형 스트링은 이진 스트링의 교배처럼 새로운 좌표 값을 얻지 못하고 기존에 생성된 좌표 값들로 교배가 이루어진다. 따라서 최적 경로를 나타내는 좌표 값이 Local 값으로 빠질 가능성이 있으므로 돌연변이율을 0.1~0.3으로 크게 하였다.

또한 돌연변이는 정수형 스트링에서 임의의 돌연변이 경우에 발생할 수 있는 단점을 감소시키는 불균등 돌연변이 방법(Non-uniform Mutation)을 사용하였는데, 식 (3), (4)는 이를 나타낸다[8].

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

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

여기서 v_k 와 v'_k 는 각각 Update 하기 전, 후의 작업 공간 내에 이동운반체가 위치할 좌표 값으로서 $[l_k, u_k]$ 의 범위를 가지며, l_k 와 u_k 는 각각 v_k 에서 발생할 수 있는 최소값과 최대값을 나타낸다. 본 논문에서는 작업환경의 크기가 $[400, 400]$ 이므로 l_k 와 u_k 의 범위는 각각 1~400사이의 값을 가진다. flip은 임의의 확률에 의해 0 또는 1을 발생하는 함수이며, r 은 $[0,1]$ 사이의 값, T는 최대 세대수, t는 현재 세대수, b는 시스템의 불균등 정도를 나타낸다.

3. 이동운반체의 충돌회피 알고리즘

작업환경이 픽셀 단위로 정의되기 때문에 선의 방정식을 이용하면 장애물의 유무를 체크하지 못하는 경우가 있다. 본 논문에서는 이런 단점을 보완하기 위해 Bresenham 직선 알고리즘을 사용하였다. 이 알고리즘은 실수 연산 없이도 직선을 그리기 때문에 빠른 연산을 수행할 수 있으며, 발생된 좌표 값과 좌표 값 사이에 픽셀 단위로 장애물의 유무를 체크하기 때문에 직선의 방정식에서 발생되었던 문제점을 개선한다.

또한 작업환경에 대한 정보는 이미 알고 있다는 전제로 하여 경로 계획을 하였다. 작업환경에 대한 정보에 따라 유전 알고리즘을 이용하여 전역 경로를 발생시킨다. 그리고 발생된 전역 경로를 주행 중인 이동운반체가 센서에 의해 경로 상의 미지의 새로운 장애물을 감지할 경우, 장애물을 회피하기 위해 다시 유전 알고리즘을 이용하여 지역 경로를 발생시키도록 하였다. 그리고 수렴성 보장을 위해 엘리트 선택법을 사용하였는데, 그림 2는 이동운반체의 경로계획 알고리즘을 나타낸다.

4. 모의실험 결과

본 논문에서는 400×400 픽셀 크기의 작업환경에서 경로 계획을 하였으며, 작업환경의 장애물 배치는 임의로 하였다. 작업환경은 다각형을 가진 2차원적인 환경이며 이동운반체의 움직임이 해석 가능하다고 전제하였다. 프로그래밍은 윈도우 환경에서 Visual C++ 5.0으로 하였으며 시뮬레이션에 사용되었던 파라미터 값은 표 1과 같다.

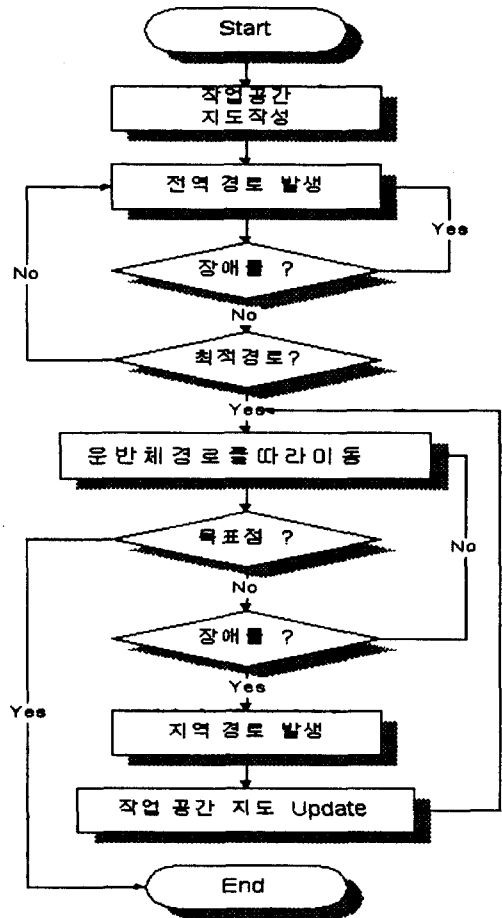


그림 2. 경로계획 알고리즘
Fig. 2. Flow chart of path planning

표 1. 경로계획에 사용된 유전알고리즘의 파라미터
Table 1. Parameter of genetic algorithm used path planning

	전역경로 계획	지역경로 계획
개체수	50	30
세대수	300	100
교배율	0.6	0.6
돌연변이율	0.2	0.2

그림 3, 4는 작업공간 내에 장애물이 알려져 있는 경우 엘리트 선택법을 이용하여 최적 경로를 나타낸 것으로서, 각각 200, 300세대가 지난 후의 최적 경로를

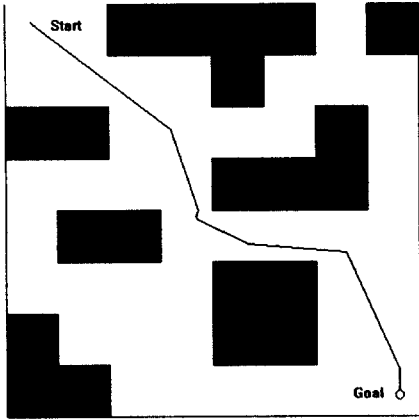


그림 6. SGA를 이용한 300세대 후 최적 경로
Fig. 6. Optimal path using SGA after 300 generations

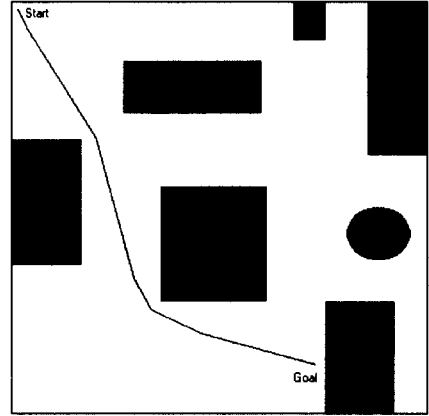


그림 8. 엘리트선택법을 이용한 300세대 후 최적 경로
Fig. 8. Optimal path using elitism after 300 generations

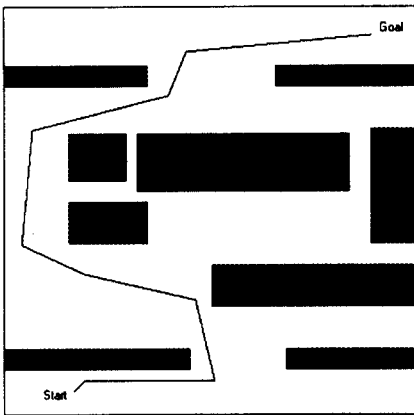


그림 7. 엘리트선택법을 이용한 300세대 후 최적 경로
Fig. 7. Optimal path using elitism after 300 generations

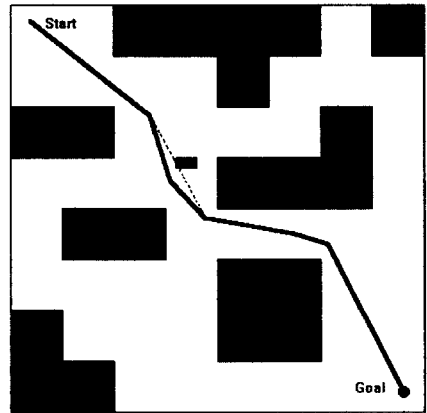


그림 9. 미지의 사각형 장애물을 고려한 새로운 최적의 경로 생성
Fig. 9. Optimal path considered the unknown rectangular obstacle

