

유전 알고리즘을 이용한 자율 주행 로봇의 장애물 회피

Collision Avoidance for an Autonomous Mobile Robot Using Genetic Algorithms

이기성* · 조현철**

Keeseong Lee and Hyun-Chul Cho

*홍익대학교 전자전기공학부, **경북전문대학 전자과

요 약

자율 주행 로봇이 주어진 환경에 대한 정보를 이용하여 장애물을 회피하며 안전하고 효율적으로 목표 지점까지 주행하기 위해서는 최적의 이동 경로가 생성되어야 한다. 본 논문에서는 유전 알고리즘을 이용하여 고정 및 움직이는 장애물이 존재하는 작업환경 내에서 전역경로 계획, 지역경로 계획을 결정하는 방법을 제안한다. 이동 로봇은 유전 알고리즘을 이용하여 먼저 최적의 전역 경로를 탐색하고 미지의 장애물을 발견하면 이와 충돌을 회피하기 위해 새로운 지역 경로를 탐색한다. 또한 움직이는 장애물이 작업공간 내 존재하면 이동 로봇은 이를 피하기 위해 최적의 경로를 탐색한다. 본 논문에서 제안한 유전 알고리즘은 기존의 알고리즘에 비해 국부적 최소 값에 빠지지 않고 경로 탐색능력이 효율적임을 확인하였다.

ABSTRACT

Navigation is a method to direct a mobile robot without collision when traversing the environment. This is to reach a destination without getting lost. In this paper, global and local path planning in fixed obstacle and moving obstacle using genetic algorithm are presented. First, mobile robot searches optimal global path using genetic algorithm without falling into local minima. Then if it finds a unknown obstacle, it searches new path without crashing obstacle. Also if there is a moving obstacle, mobile robot searches new optimal path without colliding with the obstacles. Various simulation results show the proposed algorithm can search a shortest path effectively.

Key words : Collision avoidance, Path planning, Autonomous mobile robot, Genetic algorithm

1. 서 론

현대 산업현장에서는 인간의 편이함과 생산성 향상을 위해 공장자동화가 실현되면서 로봇의 기술연구는 급속히 증대되고 있다. 현재 대부분의 공장에서는 인건비 절감과 공정의 효율성을 위해 조립용 로봇, 용접용 로봇 등이 이용되고 있으며, 제품의 운반에는 무인운반차(AGV: Automatic Guided Vehicle)가 도입되어 효과적인 운송수단으로 사용되고 있다. 그러나 이는 작업바닥에 설치된 고정 경로를 따라 주행하기 때문에 작업능률은 우수하지만 작업환경의 변화에는 적응할 수 없어 사용환경에 크게 제한을 받는다. 그러므로 주변 환경을 자체적으로 모델링하고 센서들을 이용하여 로봇 자신의 위치를 추정하며 복잡한 환경 및 환경변화에도 주행 경로 없이 자율 주행이 가능한 이동 로봇의 개발이 절실히 요구되고 있다.

자율 주행 로봇(이하 이동 로봇)은 주어진 환경에 대한 정보를 스스로 인식·판단하여 장애물을 회피하며 안전하고 효율적으로 목표지점까지 주행할 수 있는 이동 경로를 실시간 생성하고 추종한다. 이러한 이동 로봇이 실용화되기 위해서는 환경에 대한 정보를 획득할 수 있는 센서시스템, 경로 계획 수립 및 보정을 위한 Map작성, 이들을 통합 제어하는 제어시스템 등이 개발되어야 하는데, 본 연구에서는 이동 로봇의 경로 계획에 관하여 검토한다.

이동 로봇의 경로계획을 위해서는 이동 로봇이 작업환경 내의 출발지점에서 목표지점까지 안전하고 신속하게 주행할 수 있는 점들의 Sequence를 구해야 한다. 즉 환경정보를 이용하여 Map을 작성해야 하는데, Map을 표현하는 방법에는 Graph Map과 Grid Map이 있다. Visuality Graph[1]과 Maklink Graph[2] 등과 같은 Graph Map은 장애물을 Convex한 다각형

들로 표시하고 이들의 꼭지점이나 모서리를 처리하여 Map을 만드는 방법이다. 이는 로봇이 다각형의 모서리를 따라 주행하여도 부딪치지 않도록 다각형을 실제 장애물의 크기보다 크게 해야 하며 경로를 계획하는 데는 시간이 많이 걸린다.

한편 Grid Map은 작업공간을 격자로 나누고 그 격자 안에 장애물의 존재 여부를 표시하는 방법을 이용하는데, Graph Map 보다 간단히 작성할 수 있다. 이 계열에는 장애물의 분포에 대한 세부적인 정보를 잃어버리는 단점을 지닌 VFF(Virtual Force Field)[3] 알고리즘을 보완한 VFH(Vector Field Histogram)[4], 거리변환 방법[5] 등이 있다.

이동 로봇의 경로 계획에는 이동 로봇은 외부에서 획득한 환경 정보를 통해 최적의 전역 경로를 계획하고, 미지의 장애물이 존재할 경우에는 지역 경로를 작성하여 장애물을 회피할 수 있는 효과적인 장애물 회피 알고리즘이 있어야 한다. 또한 다양한 작업환경을 고려하면 한 대의 이동 로봇과 고정된 장애물이 있는 작업환경 내에서 충돌회피를 위한 최적의 경로계획 뿐만 아니라 두 대 이상의 이동 로봇과 고정된 장애물이 있는 작업환경 내에서 충돌회피를 위한 최적의 경로를 구하는 연구도 진행되어야 한다.

최근에는 기존의 방법 대신에 Grid Map의 계열로서 자연계의 생물 유전학에 기초를 둔 병렬탐색 과정인 유전 알고리즘을 이용한 이동 로봇의 경로계획에 관한 연구[6]가 진행되고 있다. 이는 한 대의 이동 로봇과 고정된 장애물이 있는 작업환경 내에서 최적의 경로 계획이다.

본 연구에서는 한 대의 이동 로봇과 장애물이 존재하는 작업환경 내에서 이동 로봇이 최적의 경로를 계획하는 전역 경로 계획과 로봇이 주행 중 발견한 미지의 장애물을 회피하는 지역 경로 계획을 유전 알고리즘을 이용하여 검토한다. 아울러 두 대의 이동 로봇이 동시에 작업해야 할 경우의 경로 계획에 응용하기 위해 고정 및 움직이는 장애물이 있는 작업환경 내에서 이동 로봇의 최적의 전역 및 지역경로 계획을 유전 알고리즘을 이용하여 검토한다.

2. 유전 알고리즘

유전 알고리즘[7]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, 유

전 알고리즘에서는 생물학적인 염색체에 해당하는 스트링(String)을 가지고 생물과 같은 유전 연산자인 재생산(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 자료구조 형태로 표현한 후 이를 유전 연산자를 통해 점차적으로 변형시켜 최적의 해를 구한다. 즉, $y=f(x)$ 를 최적화시키는 해 x 의 값을 찾는 모의 진화형 알고리즘이다.

유전 알고리즘은 파라미터 자체가 아닌 파라미터 집합을 코딩(Coding)하고, 탐색공간에서 단일 해가 아닌 해집단(Schema)을 사용한다. 또한 확률적인 규칙을 사용하기 때문에 최적화 문제에서 견실한 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 크게 할 수 있다.

이동 로봇의 경로계획을 유전 알고리즘에 적용할 경우에는 작업 공간에 이동 로봇의 위치를 나타내야 하므로 부동 소수점 스트링을 사용하는 것이 적합하다.

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

2.2 적합함수

최적 해를 탐색하는 유전 알고리즘에서는 적합도 값을 이용하여 강한 개체를 선택하는데, 적합함수는

x_1	y_1	x_2	y_2	x_n	y_n
-------	-------	-------	-------	-----	-----	-------	-------

그림 1. 유전자형.

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.

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

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

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 재생산

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 개체를 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 유전 알고리즘의 특징으로서 재생산된 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[8].

본 논문에서는 보편적으로 사용되는 한 부분을 교배(Single Point Crossover)하는 방법을 이용하였고,

스트링은 작업 공간의 x, y 좌표를 차례로 나타내므로 이를 고려하여 교배하였다[9]. 이때 교배율은 0.6, 교배 위치는 임의의(Random) 위치로 정하였다.

2.4 돌연변이

유전 연산자 재생산과 교배는 세대당 개체(스트링)가 가지고 있는 정보를 이용하여 탐색하는 과정이지만 돌연변이 연산자는 현 세대에 존재하지 않는 새로운 정보를 제공한다. 이 연산자를 이용하면 과거에 잃어버렸던 중요한 정보를 다시 찾을 수 있으며, 탐색 방향이 Local 값으로 빠지는 것을 방지하고 Global 탐색 기능이 더욱 향상된다.

돌연변이 연산자는 돌연변이율에 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 돌연변이율(Mutation Rate)을 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[10].

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

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

여기서 v_k 와 v'_k 는 각각 Update 하기 전, 후의 작업 공간 내에 이동 로봇이 위치할 좌표 값으로서 $[l_b, u_k]$ 의 범위를 가지며, l_k 와 u_k 는 각각 v_k 에서 발생할 수 있는 최소값과 최대값을 나타낸다. 본 논문에서는 작업 환경의 크기가 [400, 400]이므로 l_k 와 u_k 의 범위는 각각 1~400사이의 값을 가진다. flip은 임의의 확률에 의해 0 또는 1을 발생하는 함수[7]이며, r 은 [0,1] 사이의 값, T 는 최대 세대수, t 는 현재 세대수, b 는 시스템의 불균등 정도를 나타낸다.

3. 경로 계획 알고리즘

3.1 Bresenham 직선 알고리즘

작업환경이 픽셀 단위로 정의되기 때문에 선의 방

정식을 이용하여 장애물의 유·무를 체크할 경우에는 이를 체크하지 못하는 경우도 있다. 즉, 경로가 픽셀과 픽셀 사이에 표현되지 않는 위치에 있는 장애물을 체크하지 못할 수도 있다. 이런 단점을 보완하기 위해 본 논문에서는 Bresenham 직선 알고리즘[11]을 사용하여 장애물의 유무를 체크하였다. 이 알고리즘은 실수 연산 없이도 직선을 그리기 때문에 빠른 연산을 수행할 수 있으며, 발생된 좌표 값과 좌표 값사이에 픽셀 단위로 장애물의 유무를 체크하기 때문에 직선의 방정식에서 발생되었던 문제점을 개선한다.

3.2 경로 계획에 관한 알고리즘

본 논문에서는 작업환경에 대한 정보는 이미 알고

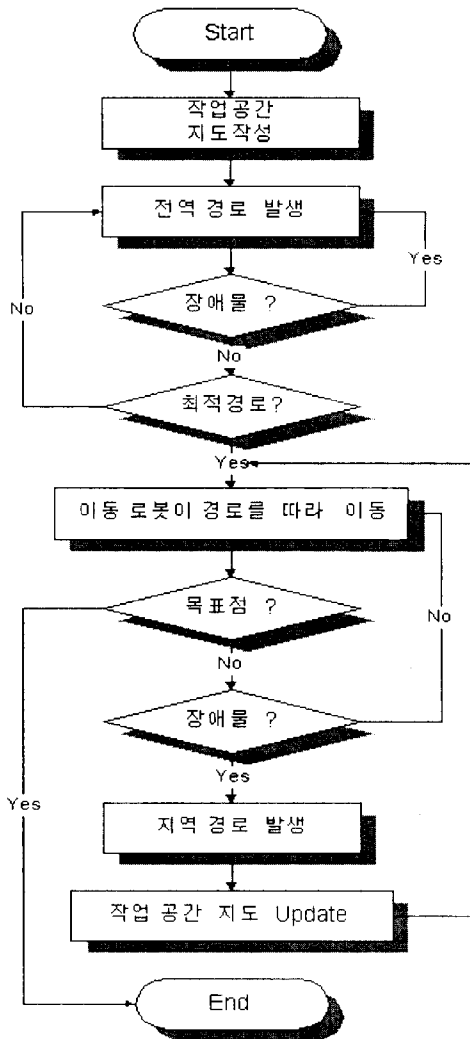


그림 2. 경로계획 알고리즘.

있다는 전제로 하여 경로 계획을 하였다. 작업환경에 대한 정보에 따라 유전 알고리즘을 이용하여 전역 경로를 발생시킨다. 그리고 발생된 전역 경로를 주행 중인 이동 로봇이 센서에 의해 경로 상의 새로운 장애물을 감지할 경우, 장애물을 회피하기 위해 다시 유전 알고리즘을 이용하여 지역 경로를 발생시키도록 하였다. 이때 미지의 장애물을 회피하기 위한 경로는 이미 발생된 최적의 전역경로를 기준으로 하여 전역경로의 노드와 노드사이에 임의의 값을 발생시켜 경로를 계획하였다.

한편 이동 로봇이 움직이는 장애물과의 충돌을 회피하기 위해서는 장애물의 움직임을 감지해야 한다. 장애물의 움직임을 감지하는 방법으로는 장애물 주위에 가상필드를 만들고 장애물이 움직이면 이 가상필드도 움직이는 장애물처럼 위치를 변화시킨다. 가상필드의 범위는 장애물의 움직이는 속도에 따라 변하는데 장애물의 속도가 빠를 경우에는 가상필드의 범위는 커지고 속도가 느린 경우에는 가상필드의 범위도 작아진다. 이동로봇이 경로를 따라 주행 중 경로 상의 가상필드를 감지하면 이동 로봇은 작업공간내 장애물이 있는 경우와 마찬가지로 장애물 회피를 위

표 1. 경로 계획에 사용된 유전 알고리즘의 파라미터

	전역 경로 계획	지역 경로 계획
개체수	50	30
세대수	300	100
교배율	0.6	0.6
돌연변이율	0.2	0.2

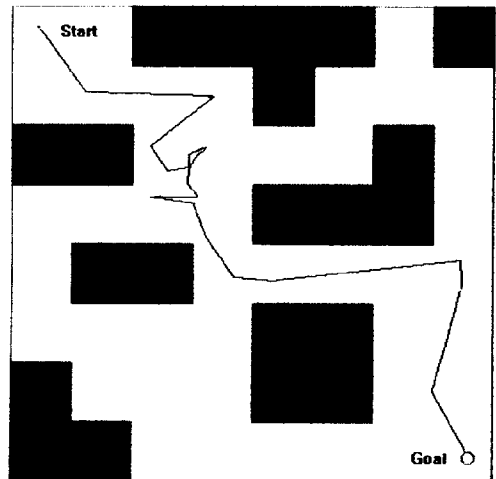


그림 3. 엘리트 선택법을 사용한 초기 집단의 최적 경로.

한 새로운 경로를 발생시킨다.

또한 수렴성 보장을 위하여 엘리트 선택법을 사용하였는데, 그림 2는 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 로봇의 움직임이 해석 가능하다고 전제하였다. 프로그래밍은 윈도우 환경에서 Visual C++5.0[12]로 하였으며 시뮬레이션에 사용되었던 파라미터 값은 표 1과 같다.

그림 3~6은 작업 공간 내에 장애물이 알려져 있는

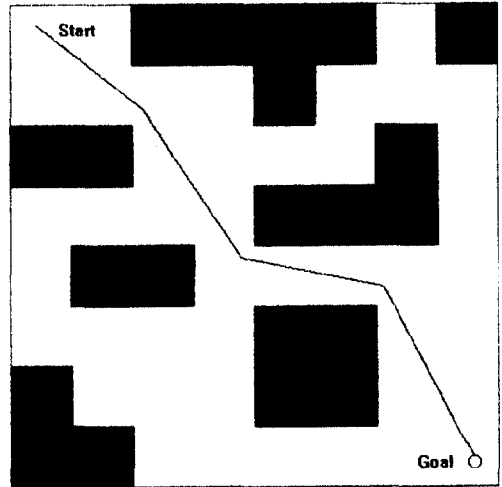


그림 6. 엘리트 선택법을 사용한 300세대 후 최적 경로.

표 2. 엘리트 선택법과 SGA, 거리변환법의 경로비교

	엘리트 선택	SGA	거리변환법
경로의 길이	516.60	531.67	559.29

경우 엘리트 선택법을 사용한 유전 알고리즘을 이용하여 최적 경로를 나타낸 것이다. 그림 3은 초기에 발생된 세대 중에서 적합도가 가장 높은 개체를 나타낸 것이다. 그리고 그림 4, 그림 5 및 그림 6은 각각 100세대, 200 및 300세대가 지난 후의 최적 경로를 나타낸 것인데, 세대수가 증가할 수록 초기 세대보다 경로가 점점 완만해졌음을 알 수 있다.

그림 7~12는 엘리트 선택법을 사용한 유전 알고리

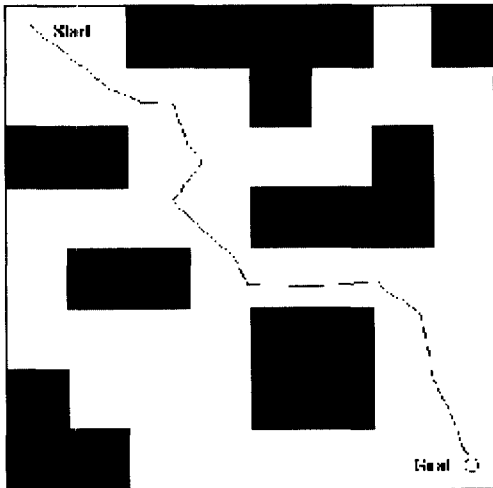


그림 4. 엘리트 선택법을 사용한 100세대 후 최적 경로.

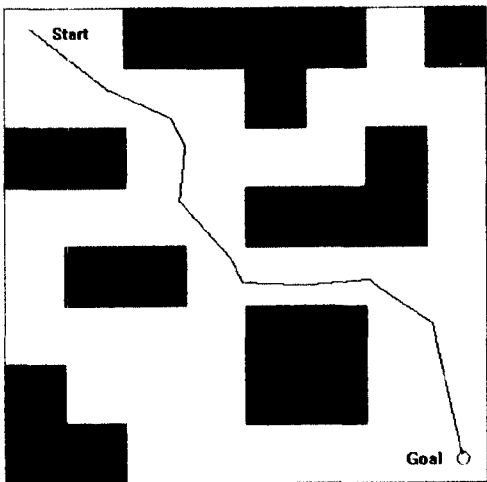


그림 5. 엘리트 선택법을 사용한 200세대 후 최적 경로.

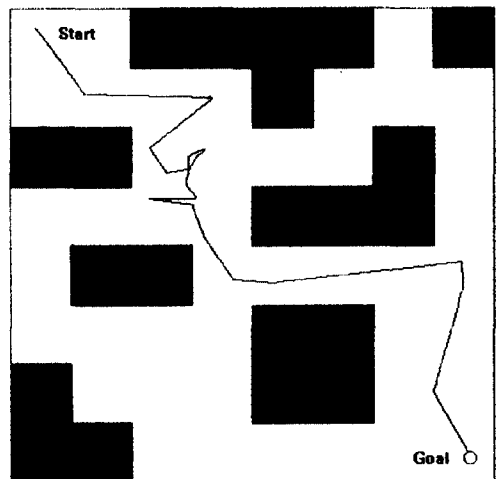


그림 7. SGA를 이용한 초기 세대의 최적 경로.

즘(GA)과 SGA 및 거리변환법을 이용한 경로 계획을 비교하기 위해 나타내었다. 그림 7~10은 SGA를 이용한 경로 계획을 나타내고, 그림 11은 거리변환법을 이용한 최적경로를 나타내며 그림 12는 거리변환법과 GA에 의해 발생된 경로를 비교한 것이다. 그림 7은 초기 세대의 최적 경로의 모습으로서 엘리트 선택법을 사용하였을 경우의 경로인 그림 3과 유사함을 알 수 있다. 그림 8, 그림 9 및 그림 10은 각각 100세대, 200 및 300세대가 지난 후의 최적 경로를 나타낸 것인데, SGA에서도 세대수가 증가할 수록 초기 세대보다 경로가 점점 완만해지는 것을 알 수 있다. 그러나 SGA에 의한 300세대 후의 경로계획인 그림 10과 엘리트 선택법에 의한 300세대 후의 경로계획인 그림

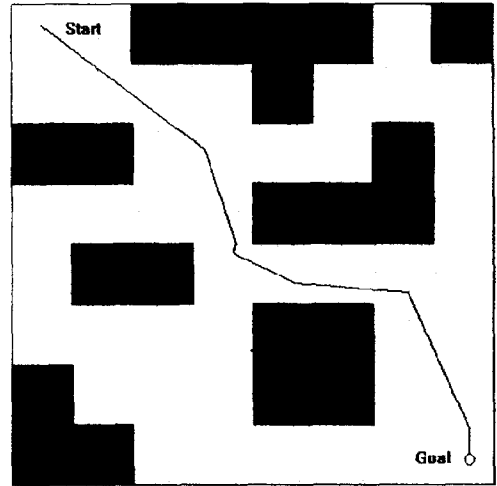


그림 10. SGA를 이용한 300세대 후 최적 경로.

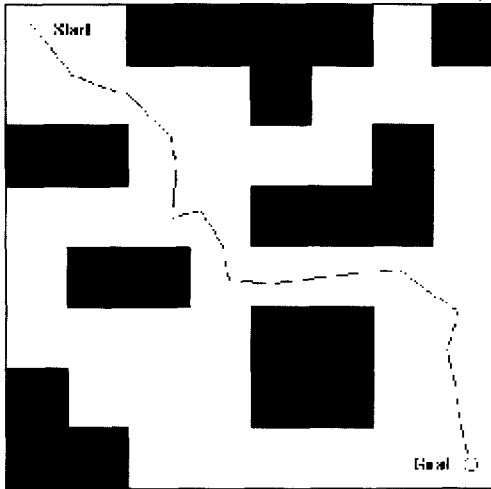


그림 8. SGA를 이용한 100세대 후의 최적 경로.

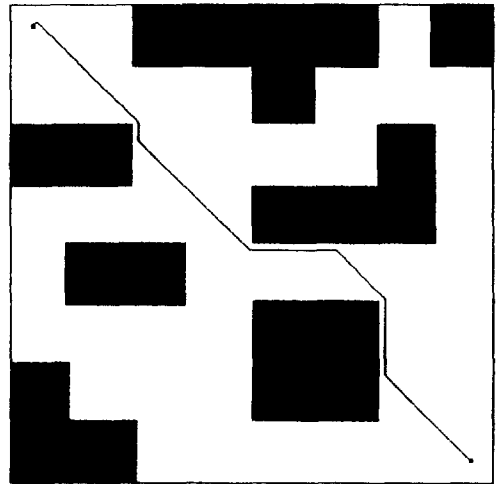


그림 11. 거리변환법을 이용한 최적경로

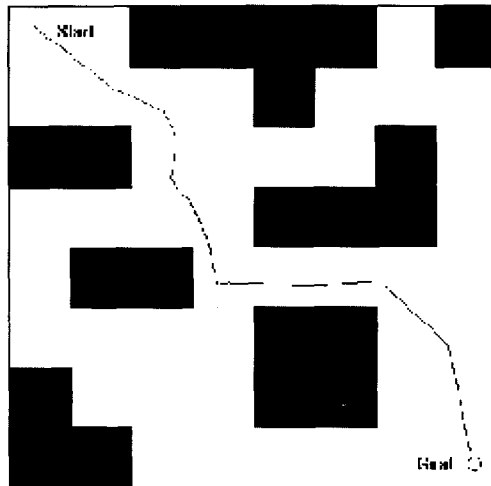


그림 9. SGA를 이용한 200세대 후 최적 경로.

6을 비교 해 보면 그림 10은 그림 6의 경로보다 적합도가 낮음을 알 수 있다. 이는 엘리트 선택법을 사용한 유전 알고리즘이 수렴속도가 낮은 SGA의 단점을 보완하여 더 빨리 수렴함을 나타내고 있다. 또한 그림 11에서 보듯이 거리변환법은 이의 특징으로 인해 경로를 표현하는데 다소 제한점이 있어 최적경로가 그림 12(a)와 같이 발생된다. 그러나 GA에 의한 최적경로는 작업공간내의 모든 위치를 나타낼 수 있기때문에 그림 12(b)와 같이 거리변환법보다 거리가 짧은 최적경로를 얻을 수 있음을 알 수 있다. 표 2는 엘리트 선택법과 SGA, 거리변환법을 이용한 경우에 발생된 경로의 길이를 나타낸 것이다. 표에서 보듯이 SGA경우는 이진스트링으로 코딩함으로써 많은 시간

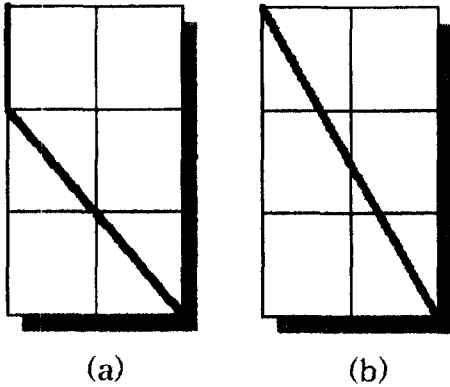


그림 12. 거리변환법과 GA에 의한 발생 경로 비교. (a) 거리변환법에 의한 경로, (b) GA에 의한 경로

이 필요로 하고 수렴정도를 감소시킨다. 또한 세대가 진행됨에 따라 유전자 배열의 중복도(duplication) 및 우수 인자의 미선택 등 구조적인 문제점으로 인해 좋은 해가 도출되지 못하고 Local 값으로 빠져 경로를 발생하지 못하는 경우가 많음을 알 수 있다. 그러나 본 연구에서는 자기 집단내에서 우성의 Offspring을 반복 생성하게 되는 엘리트 선택법을 사용하고, 변수의 코딩 절차없이 실변수를 최적화함으로써 코딩시간을 감소하고 정확성을 유지할 수 있었다.

그림 13~16은 이동 로봇이 주행 중 발견한 미지의 장애물을 회피하는 지역적 최적 경로를 나타낸 것이다. 그림 13은 이동 로봇이 이미 알고 있는 장애물이 존재하는 작업 공간에서 전역적으로 수렴된 최적의

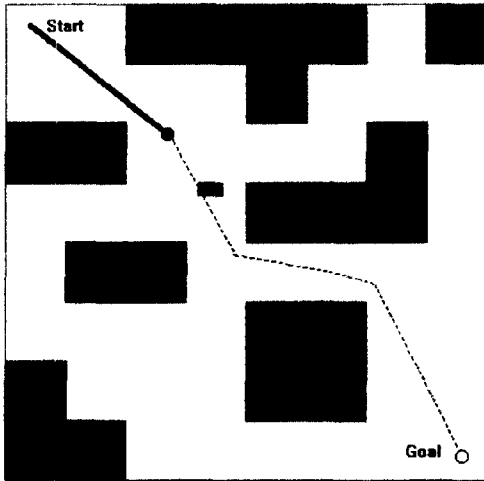


그림 13. 전역 경로를 따라 로봇의 이동.

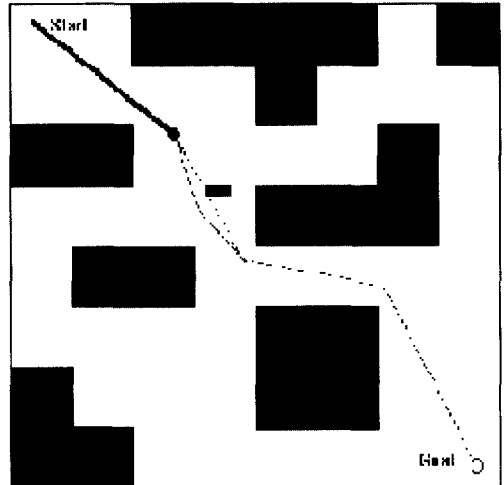


그림 15. 장애물을 고려한 새로운 최적의 지역 경로 생성.

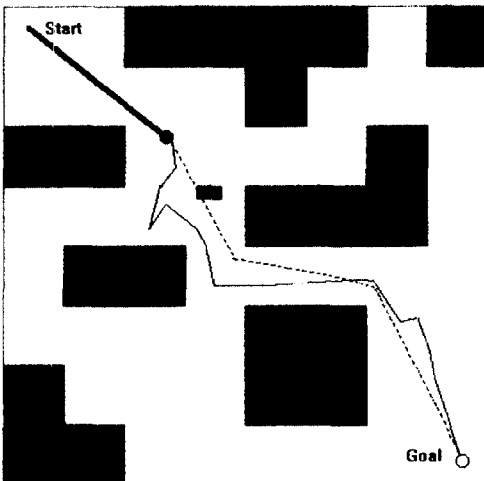


그림 14. 장애물 발생 후 초기 세대의 최적 경로.

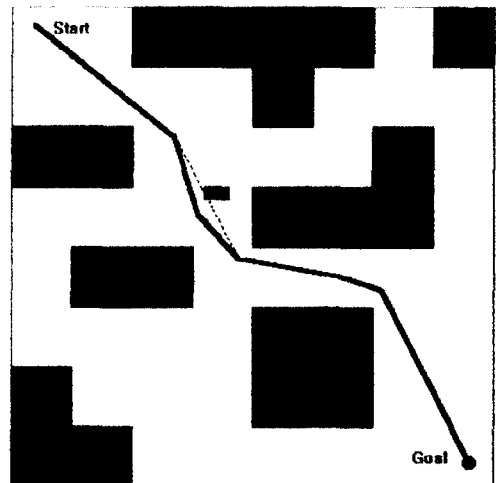


그림 16. 장애물을 고려한 목표지점까지의 최적경로.

전역 경로를 주행 중 갑자기 나타난 미지의 장애물을 감지한 것을 나타낸다. 그리고 그림 14는 미지의 장애물을 회피하기 위해 유전 알고리즘을 이용하여 지역 경로를 발생시킨 초기 세대의 최적 경로이다. 그림 15는 유전 알고리즘을 수행하여 100세대가 지난 후에 생성된 최적의 지역 경로이며, 그림 16은 이동 로봇이 발생한 전역 경로와 지역 경로를 따라 주행하여 목표지점에 도착한 것을 나타낸 것이다.

그림 17~20은 움직이는 장애물이 있는 작업환경 내에서 이동 로봇의 최적경로 계획을 나타낸 것이다. 여기서 움직이는 장애물을 다른 이동 로봇(그림에서 사각형)이라 하고, 이미 생성된 경로의 목표지점에서 출발지점으로만 이동한다고 가정하였다. 그리고 다른 이동 로봇의 속도는 기존의 이동 로봇(그림에서 원)의 속도와 같도록 하였고, 다른 이동 로봇은 경로 계

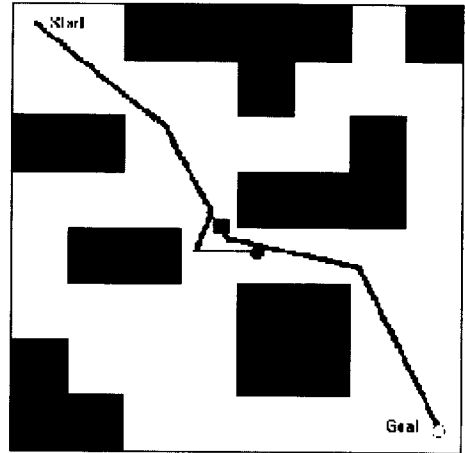


그림 19. 다른 이동 로봇과의 충돌회피 경로.

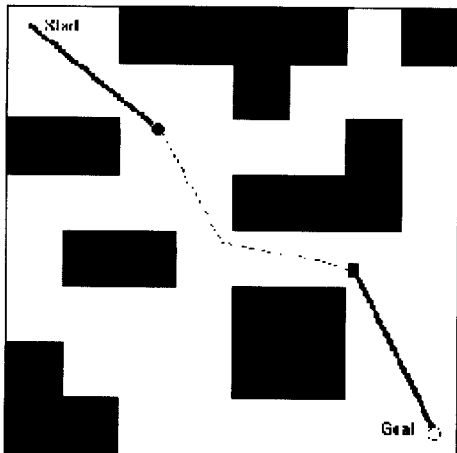


그림 17. 이동 로봇과 타 이동 로봇의 경로.

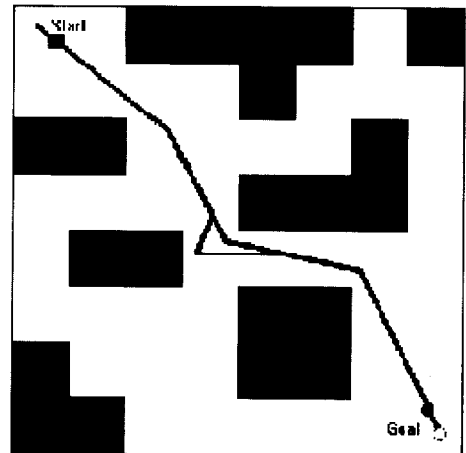


그림 20. 목표지점 도달하기 전의 두 이동 로봇.

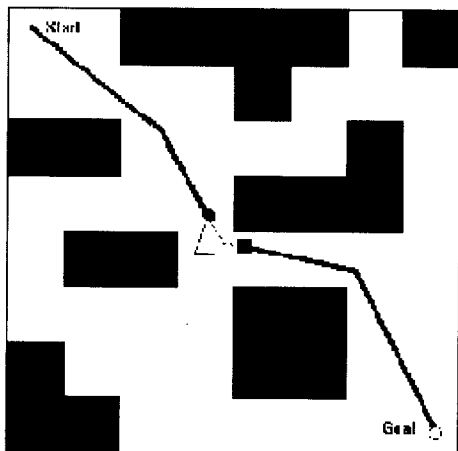


그림 18. 이동 로봇의 지역 경로계획.

획을 하지 못하고 기존의 이동 로봇만 경로 계획이 가능하다고 가정하였다.

그림 17은 이미 발생된 최적 경로를 따라 이동하는 기존의 이동 로봇(그림에서 원)과 다른 이동 로봇(그림에서 사각형)을 나타내며, 그림 18은 기존의 이동 로봇이 경로 상에 다른 이동 로봇이 있음을 감지하고 새로운 경로를 발생시킨 것을 나타낸다. 그림 19는 기존의 이동 로봇이 다른 이동 로봇과 충돌을 회피하고 새로운 지역 경로를 따라 이동하는 모습이며, 그림 20은 목표지점에 도달하기 전 기존의 이동 로봇과 다른 이동 로봇의 모습을 나타낸다.

5. 결 론

본 논문에서는 유전 알고리즘을 이용하여 고정 및

움직이는 장애물이 존재하는 작업환경 내의 최적 전역 경로 계획과 이 경로를 따라 이동 로봇이 주행 중 발견한 장애물을 회피하기 위한 최적의 지역 경로 계획에 관하여 검토하였다.

로봇의 경로계획에 이용되는 거리변환법은 경로생성이 빠르지만 생성된 경로가 대각선이나 수직, 수평 방향뿐인 등 경로를 표현하는데 다소 제한점이 있다. 그리고 VFH 알고리즘은 VFF 알고리즘의 단점을 극복하였지만 때로는 일종의 Local 값에 빠져 길을 찾지 못하고 정지하는 경우도 발생한다[13]. 그러나 본 연구에서는 자기 집단내에서 우성의 Offspring을 반복 생성하게 되는 엘리트 선택법의 유전 알고리즘을 사용하고, 변수의 코딩 절차없이 실변수를 최적화함으로써 코딩시간을 감소하고 정확성을 유지할 수 있었다. 이동 로봇의 경로 계획에서는 최적 전역 경로 계획은 300세대 후에 수렴되었고, 이동 로봇이 이 경로를 주행 중 발견한 미지의 장애물과의 충돌을 회피하기 위해 발생한 지역 경로 계획은 100세대 후에는 수렴되었다.

또한 움직이는 장애물이 있는 작업환경 내에서 이동로봇의 경로계획을 시뮬레이션한 결과, 이동 로봇의 충돌 없이 경로계획이 가능함을 알 수 있었다. 이는 두 대의 이동 로봇이 동시에 작업해야 할 경우에 두 이동 로봇간의 충돌 없이 주행이 가능한 최적의 경로 계획을 수립하는데 응용 가능함을 보여 주고 있다. 그러나 본 논문에서 제안한 알고리즘은 이동 로봇의 동력학적인 면을 배제하고 계획된 경로이며, 다른 이동 로봇으로 간주한 움직이는 장애물은 경로계획을 하지 못한다고 가정하였기 때문에 실제의 경로 계획 적용에는 한계가 있다.

두 대의 이동 로봇간의 충돌 없는 경로계획을 실용화하기 위해서는 노드와 노드사이의 경로에 동력학적인 면을 고려하고, 움직이는 장애물도 경로계획을 수립할 수 있도록 하는 연구가 계속적으로 진행되어야 할 것으로 생각된다.

참고문헌

- [1] K. Hant and S. W. Zucker, Toward Efficient Trajectory Planning the Path-velocity Decomposition, *Int. J. of Robotics Research*, 5(3), 72-89, 1986.
- [2] Marc G. Slack, Navigation Templates: Mediating Qualitative Guidance and Quantitative Control in Mobile Robots, *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 23(2), 1993.
- [3] Borenstein, J. and Koren, Y., Real-Time Obstacle Avoidance for Fast Mobile Robots, *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 19(5), 1179-1187, 1989.
- [4] Borenstein, J. and Koren, Y., The Vector Field Histogram-Fast Obstacle-Avoidance for Mobile Robots, *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 7(3), 287-288, 1991.
- [5] R.A Jarvis, Distance transform Based Path planning for Robot Navigation, *Recent Trends in Mobile Robots*, 3-31, 1993.
- [6] 강대희, 허경무, "유전 알고리즘을 이용한 이동 로봇의 경로 선택에 관한 연구," 대한전기학회 논문지, 46(5), 1997년 5월.
- [7] David E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley, 1989.
- [8] Phillip D. Wasserman, Advanced Methods in Neural Computing, Van Nostrand Reinhold, 1993.
- [9] Yuval Davidor, Genetic Algorithms and Robotics: A Heuristic Strategy for Optimization, World Scientific, Singapore, 1991.
- [10] Zbigniew Michalewicz, Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs, Springer-Verlag, 1994.
- [11] 황희웅, "C 프로그램 이렇게 짜다," 교학사, 282-309, 1991.
- [12] D.J. Kruglinski, Inside Visual C++ 5.0(4th ed.), Microsoft Press, 1997.
- [13] 김상문, 이기성, 최경삼, "Land Gambling DT를 이용한 원격 이동 로봇의 경로계획," '97 한국 퍼지 및 지능 시스템 학회 추계 학술대회 논문집, 159-162, 1997년 11월.

이기성(Keeseong Lee)



1980년 : 서울대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
 1983년 : 미국 Ohio 주립대학교 전기공학과 졸업(공학석사)
 1989년 : 미국 Purdue 대학교 전기공학과 졸업(공학박사)
 1991~현재 : 홍익대학교 전자전기공학부 부교수

주관심분야 : 퍼지시스템, 영상처리 및 인식, 로보틱스 등.

조현철(Hyun-Chul Cho)



1985년 : 동아대학교 전기공학과 졸업 (공학사)
 1990년 : 동아대학교 전기공학과 졸업 (공학석사)
 1997년 : 동아대학교 전기공학과 졸업 (공학박사)
 1993년~현재 : 경북전문대학 전자과 조교수

주관심분야 : 신경회로망, 퍼지제어, 지능제어, 로보틱스, 컴퓨터비전 등