工學碩士 學位論文

자율이동 로봇의 경로계획 알고리즘에 관한 연구

指導敎授 黃 龍 淵

이 論文을 [illegible] 學位論文으로 提出함.

釜慶大學校 産業大學院

制御計測工學科

文 仁 錫

이 論文을 文仁錫의 工學碩士

學位論文으로 認准함

2003年 6月

主 審 工學博士 邊 基 植 (印)

委 員 工學博士 安 永 珠 (印)

委 員 工學博士 黃 龍 淵 (印)

목 차

Abstract

제 1 장 서 론 1

제 2 장 자율이동 로봇의 경로계획 3

2.1 그래프 맵 4

2.1.1 가시 그래프 4

2.1.2 보로노이 그래프 5

2.1.3 마크링크 그래프 5

2.2 그리드 맵 7

2.2.1 거리변환 7

2.2.2 가상력장 8

2.2.3 벡터장 히스토그램 11

2.2.4 거리변환 수정형 알고리즘 14

제 3 장 유전 알고리즘 16

3.1 유전자 표현형 18

3.2 적합도 함수 18

3.3 복제 19

3.4 교배 20
3.5 돌연변이 20

제 4 장 시뮬레이션 및 고찰 22

제 5 장 결 론 35

참고문헌 37

A Study on the Path Planning Algorithms of an Autonomous Mobile Robot

In-Seok Moon

Department of Control & Instrumentation Engineering
Graduate School of Industry
Pukyong National University

Abstract

An autonomous mobile robot must make an optimal path plan to reach the destination without getting lost, human supervision and obstacle collision in work environment.

In this paper, distance transform algorithm and genetic algorithm which are generally used in path planning are compared and modified distance transform algorithm is proposed.

The generated path by propagation distance in the distance transform algorithm is short. But the path is not the best path of all possible paths and can't avoid a sudden obstacles, because the path

is only generated from the horizontal, vertical and diagonal line path.

The genetic algorithm is one of path searching algorithms, which unifies global and local path planning. Although the path planning time is longer than the time from the distance transform algorithm, the algorithm is an efficient and effective method compared to the traditional collision avoidance algorithms.

Modified distance transform algorithm is simulated in various work environments. The simulation show that proposed algorithm compensates the generating path distance and unavoidable sudden obstacles which are short of distance transform algorithm. But it needs long path planning time. Therefore, improved distance transform algorithm which has short path planning time and realistic path must be studied in the future.

제 1 장 서 론

산업사회의 고도화와 경제성장으로 인하여 최근의 현대산업 현장에서는 인간의 편이함과 생산성 향상을 위해 공장 자동화가 실현되면서 무인화 공장의 개념을 넘어 예상치 못했던 생산설비의 이상이 발생하였을 때 능동적으로 대처할 수 있는 새로운 공장을 추구하고 있다. 또한 이러한 상황을 적절히 관리하기 위한 수단과 제도에 대한 필요성이 증가하고 있다. 이에 따라 이미 한계에 다다른 인건비 절약과 안전관리 체제를 개선하기 위한 노력이 곳곳에서 이루어지고 있다.

현재 대부분의 공장에서는 인건비 절감과 공정의 효율성을 위해 조립형 로봇, 용접용 로봇, 페인팅 로봇 등을 이용하기 때문에 보다 정밀하고 신속한 작업은 물론 생산성의 문제를 해결하는데 많은 도움을 줄 것으로 예상된다.

한편, 공장 자동화 기술 및 물류 자동화 기술이 요구되면서 자율이동 로봇에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

자율이동 로봇은 주어진 환경에 대한 정보를 스스로 인식 판단하여 장애물을 안전하게 회피하며 출발점에서 도착점까지 효율적인 경로를 실시간 생성한다[1]. 이러한 자율이동 로봇이 실현되기 위해서는 환경에 대한 정보를 수집할 수 있는 센서 시스템, 경로계획 수립 및 보정을 위한 Map 작성, 이들을 통합 제어하는 제어 시스템이 개발되어야 한다.

자율이동 로봇의 경로계획에는 자율이동 로봇이 외부에서 수집한 환경정보를 통해 최적의 전역경로(global path)를 계획하고 작성하며, 미지의 장애물이 존재할 경우에는 지역경로(local path)를 계획하고 작성하여 장애물을 회피할 수 있는 효과적인 장애물 회피 알고리즘이 있어야 한다. 경로계획에 대한 연

구는 주로 고정된 장애물 환경에 대한 전역경로계획 및 지역경로계획을 대상으로 하고 있다. 그러나 작업환경의 복잡성으로 인해 이동 장애물이 존재하게 되며, 이러한 환경에서도 자율이동 로봇은 그 장애물을 회피하며 주행할 수 있는 최적의 경로계획도 아울러 수반되어야 한다.

한편 자율이동 로봇의 경로계획은 주위 환경정보를 이용하여 Map을 작성해야 하는데, Map표현법에는 그래프 맵(graph map)과 그리드 맵(grid map)이 있다[2~8].

그리드 맵 중 거리변환(distance transform)을 이용한 방법은 목표지점부터 거리를 전파시켜 임의의 지점에서 목표지점까지 주행해야 할 경로를 알아내는 방법이다. 그러나 거리변환 알고리즘을 이용하여 생성된 경로는 모든 가능한 짧은 경로가 아니라 수평선, 수직선 및 대각선 방향으로만 이루어진 경로라는 단점이 있다[3,4,8].

거리변환 알고리즘은 1990년대에는 3차원으로 확장되어 시간에 따라 변하는 장애물을 고려한 자율이동 로봇의 경로계획에 사용되었지만 경로가 수평선, 수직선 및 대각선 방향으로만 이루어진 제한된 경로라는 점은 아직도 극복하지 못하고 있다. 최근에는 기존의 방법 대신에 그리드 맵 계열로서 유전 알고리즘을 이용한 경로계획의 연구가 진행되고 있다[9~12].

본 논문에서는 자율이동 로봇의 경로계획 알고리즘으로 사용되는 거리변환 알고리즘과 유전 알고리즘을 비교한다. 그리고 거리변환 알고리즘의 제한된 단점을 보안하여 실제거리의 경로를 생성하는 새로운 알고리즘인 거리변환 수정형 알고리즘에 대하여 연구한다.

제 2 장 자율이동 로봇의 경로계획

경로계획(path planning)이란 자율이동 로봇이 작업공간(work space)내의 장애물 및 작업자를 피하면서 목표지점까지 빠르고 안전한 경로를 찾는 것이다.

자율이동 로봇의 경로를 이용하는 방법은 일반적으로 두개의 범주로 나누어 볼 수 있는데, 그 중 하나는 전역경로를 이용하는 방법이며, 다른 하나는 지역경로를 이용하는 방법이다. 이 방법들 중에서 장애물 표시에 대하여 전역경로 방법은 자율이동 로봇의 배열 공간에 표현하고, 지역경로방법은 국부적인 공간에 표현하게 된다. 또한 Map으로 표현하는 방법에는 그래프 맵과 그리드 맵이 있다.

그래프 맵의 계열인 가시 그래프와 보로노이 그래프, 마크링크 그래프 등은 작업공간 내에 장애물이 없는 공간을 1차원의 선으로 구성하여 장애물을 볼록한 다각형들로 표시하고, 그들의 각 꼭지점을 선으로 연결하여 Map으로 표시하는 방법으로서 장애물을 실제 장애물보다 확대해야 하며 경로를 계획하는 데는 시간이 많이 걸린다.

그리드 맵의 계열인 거리변환, 가상력장, 벡터장 히스토그램 알고리즘 등은 작업공간을 격자로 분해하고 그 격자 안에 장애물의 존재 여부를 Map으로 표시하는 방법으로서 그래프 맵보다 간단히 작성할 수 있다.

최근에는 기존의 방법 대신에 그리드 맵의 계열인 자연계의 생물 유전학에 기초를 둔 병렬탐색 과정인 유전 알고리즘을 이용하여 자율이동 로봇의 경로계획을 작성하고 있다.

2.1 그래프 맵

2.1.1 가시 그래프

가시 그래프(visibility graph)는 출발점과 목표점사이에 있는 다각형 장애물의 꼭지점을 연결한 선과 원형 장애물의 접선을 연결한 선으로 구성된 경로로 Map을 만드는 방법이다[13]. 이 선들로 연결된 경로거리를 그 작업영역에서의 최단경로로 선택한다. 이 방법은 출발점과 목표점사이의 최단경로를 찾을 수 있는 장점이 있지만 여러 개의 경로가 발생 가능하다. 그리고 장애물의 수가 많으면 선이 많이 발생하고, 발생한 선들을 조합하는데 계산하는 시간이 많이 필요하다. 무엇보다도 장애물의 꼭지점 부근에서 충돌위험 정도가 높아 많이 이용되지 않는다. 그림 2.1은 가시 그래프를 이용하여 최단경로를 발생한 경우의 예이다.

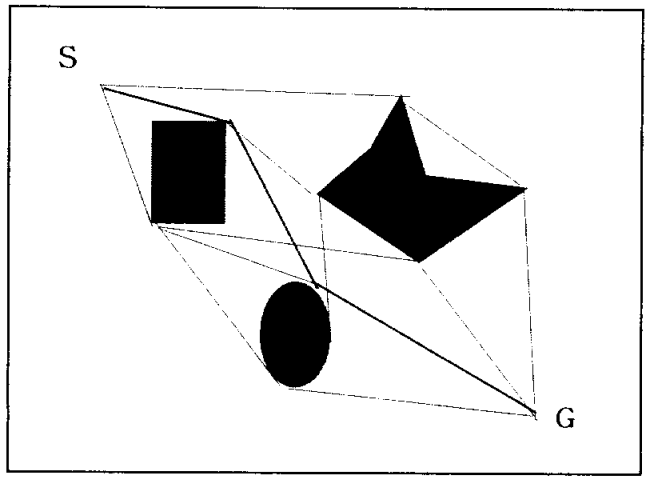

Fig. 2.1 Visibility graph

2.1.2 보로노이 그래프

보로노이 그래프(voronoi graph)는 그림 2.2에서 보듯이 장애물의 주위를 둘러싸는 루프(loop)를 만들고 이 루프와 출발점, 목표점을 연결한 선으로 구성된 경로로 Map을 생성한다. 이 방법으로 찾은 경로는 가시 그래프보다 선의 수가 적고 장애물간의 균등거리를 유지하므로 충돌위험 정도가 적은 안전한 경로를 발생할 수가 있다.

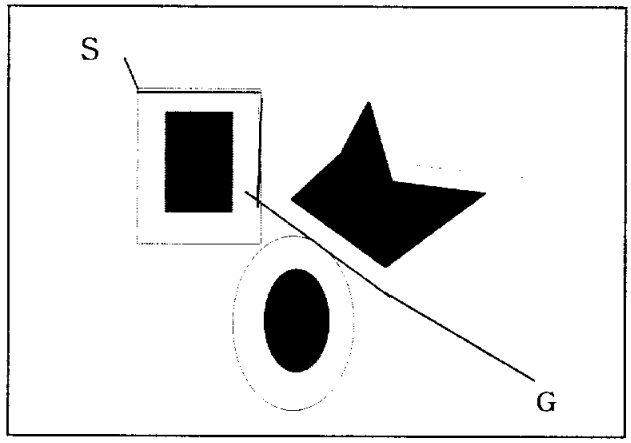

Fig. 2.2 Voronoi graph

2.1.3 마크링크 그래프

가시 그래프는 자율이동 로봇을 장애물에 가까이 접근시킨다는 특성을 가지고 있다. 만약 자율이동 로봇이 경로 추적 과정에서 바퀴의 미끄러짐이나 센서의 부정확성으로 인해 경로에서 조금만 이탈하면 곧바로 장애물에 부딪치게 된다. 이를 해결하기 위해 장애물간의 접선의 중점을 찾고 그 점들을 연결한

선으로 구성된 경로로 Map을 생성하는 방법을 마크링크 그래프(maklink graph)라고 한다. 마크링크 그래프는 자율이동 로봇이 장애물에서 멀리 떨어져서 주행해야 할 때 사용된다. 그림 2.3은 마크링크 그래프의 예이다.

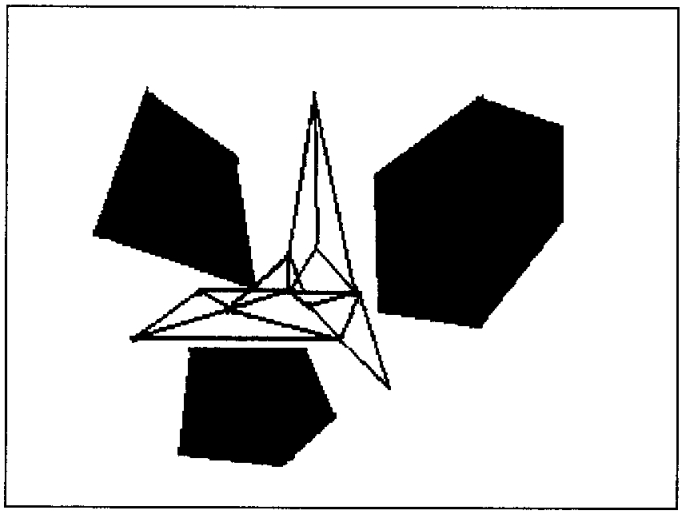

Fig. 2.3 Marklink graph

그래프 Map은 장애물의 모서리를 찾아야 하고, 모서리들로부터 꼭지점을 찾아서 장애물을 다각형으로 표현해야 하며, 그 다각형을 볼록하게 만들어야 한다. 다각형을 다각형의 모서리로 자율이동 로봇이 통과해도 장애물에 부딪치지 않을 만큼 늘려야 하고, 가시 그래프, 보로노이 그래프 또는 마크링크 그래프를 작성해야 하기 때문에 시간이 많이 걸린다. 또한 이 Map을 이용한 경로계획도 시간이 많이 걸리는 방법이 대부분이기 때문에 효율적인 방법이 되지 못한다. 그래프 Map에는 여기에 언급된 세 가지 말고도 여러 가지 변형이 있을 수 있다.

2.2 그리드 맵

2.2.1 거리변환

거리변환(distance transform)은 격자로 나누어진 셀의 목표지점으로부터 거꾸로 시작지점까지의 경로거리를 찾아내는 방식으로 셀 내의 자유공간에서 목표지점으로부터 거리를 환산해 내는 과정으로 이루어지므로 어느 위치에서라도 목표지점까지의 거리를 쉽게 알 수 있는 방법이다. 자율이동 로봇 근처에 있는 여덟 개의 셀 중 목표지점에서 가장 가까운 셀로 이동하는 동작을 반복하면 결국 목표지점에 도달하게 된다. 그러므로 거리변환은 대단히 빠르고 경로가 존재하면 반드시 찾아내는 알고리즘이지만 생성된 경로가 수평선이나 수직선, 대각선 방향뿐이므로 돌발 장애물에 대처하지 못한다는 단점을 가진다.

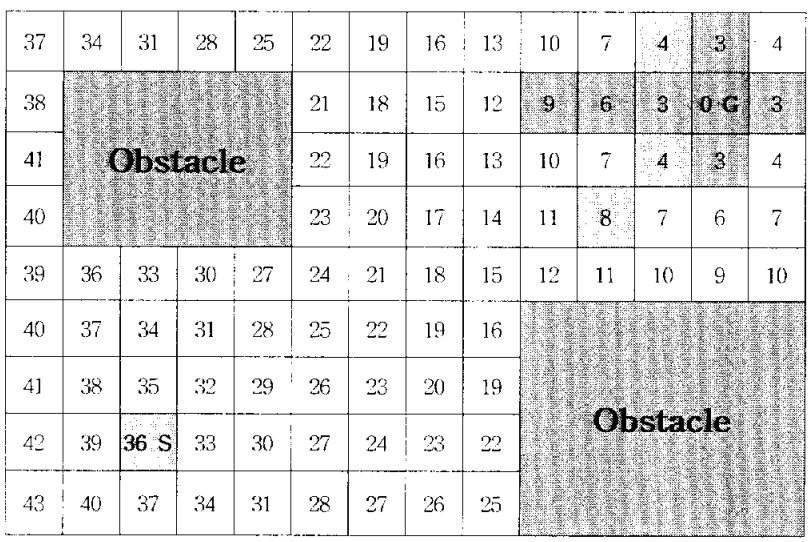

Fig. 2.4 Distance transform

그림 2.4는 거리변환의 예를 표시하고 있다. 그림 2.4의 목표지점에서 시작지점까지의 수평선 또는 수직선에 있는 셀로 이동하는 거리를 3이라 하고, 대각선에 있는 셀로 이동하는 거리를 4라고 한 이유는 수평선 및 수직선 방향과 대각선 방향과의 거리 변환에서의 거리 비 ($3:4 = 1:1.333$)를 실제 거리에서의 거리의 비 ($1:\sqrt{2} = 1:1.414$)와 비슷하게 하려는 의도이다.

2.2.2 가상력장

가상력장(virtural force field)은 장애물에 대해 간접적으로 표현하는 방법으로 히스토그램 그리드로 이루어진 이차원 직각 좌표 계를 사용한다. 히스토그램 그리드의 각 셀은 그 위치에서 장애물 존재의 정도를 나타내게 된다. 즉, 거리측정에 영향을 받은 셀들은 확실성 정도의 값을 저장하게 된다.

그림 2.5에서 보여 주듯이 측정거리 $d_{\cdot}$ 내에 장애물이 존재하는 셀은 일정한 확실성 정도의 값 $C(i, j)$를 저장하게 되고 일정한 값을 지닌 셀 주위의 값들은 점차 낮은 값을 저장하게된다. 이동하면서 연속적으로 주위의 각 셀들의 값을 결정하여 저장하게 되는데 저장된 각 셀들의 확실성 정도의 값 $C(i, j)$는 자율이동 로봇에 대하여 가상적인 반발력의 크기로 계산되며 장애물로 접근을 막아 충돌을 방지하는 역할을 한다.

즉, 자율이동 로봇과 장애물사이에는 같은 부호의 전하를 가지고 있으므로 척력이 발생하고, 자율이동 로봇과 목표점사이에는 다른 부호의 전하를 가지고 있으므로 인력이 발생한다. 식(2.1)은 척력을 나타내는데, 이 힘은 식에서 보듯이 확실성 정도의 값 $C(i, j)$에 비례하고 거리 $d(i, j)$의 제곱에 반비례한다.

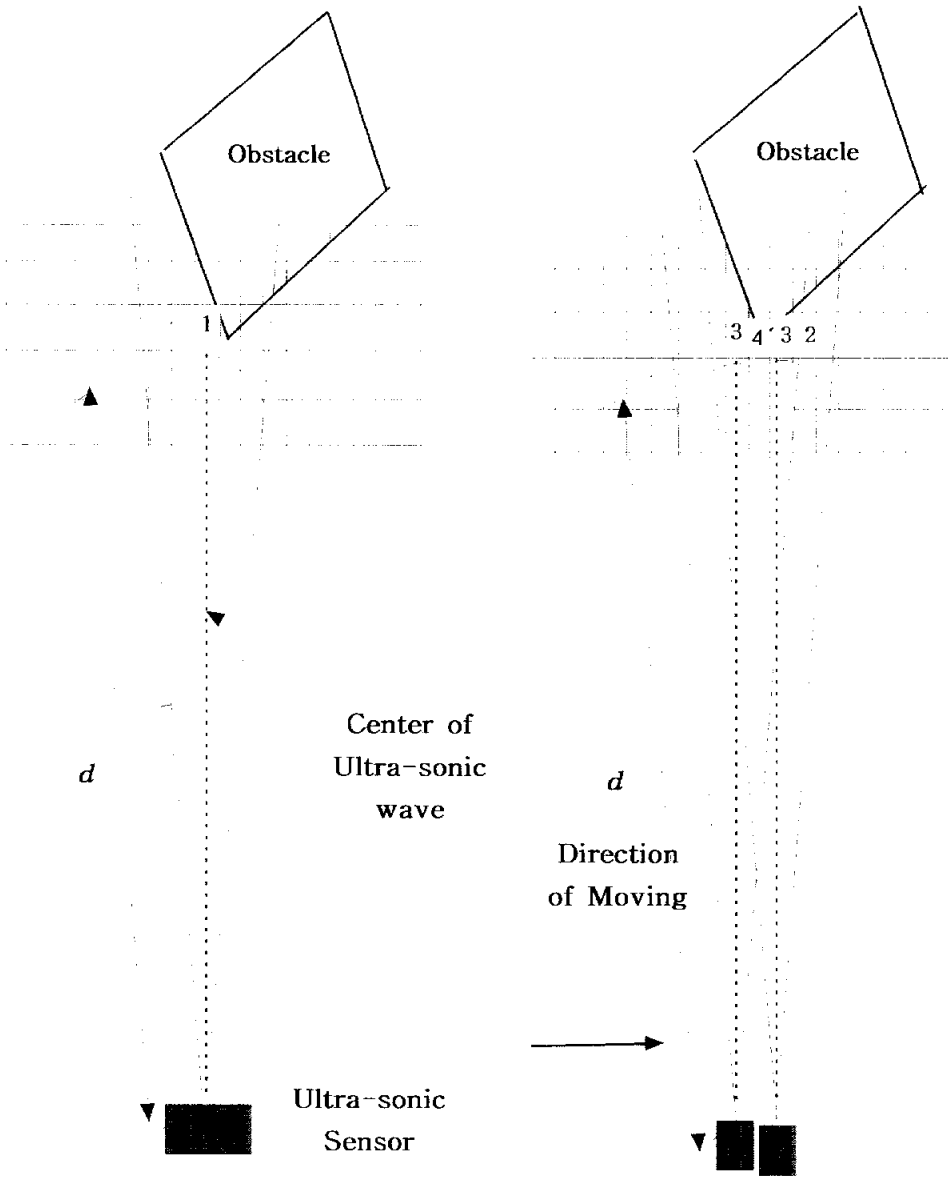

Fig. 2.5 Cell distribution of virtual force field

$$F(i,j)=\frac{F_{cr}C(i,j)}{d^2(i,j)}\left[\frac{x_t-x_0}{d(i,j)}\,\hat{x}+\frac{y_t-y_0}{d(i,j)}\,\hat{y}\right] \tag{2.1}$$

여기서, F_{cr}은 장애물로부터의 척력인 힘 상수, $d(i, j)$는 셀(i, j)와 자율이동 로봇의 거리, $C(i, j)$는 셀(i, j)의 확실성 정도의 값, x_0, y_0는 자율이동 로봇의 좌표, x_i, y_j는 셀(i, j)의 좌표를 나타낸다.

또한 장애물이 있는 모든 셀에서는 식(2.1)과 같은 척력이 각 셀마다 발생하므로 이들을 합한 척력 F_r은 식(2.2)로 표현된다.

$$F_r=\sum_{i,j}F(i,j) \tag{2.2}$$

한편, 자율이동 로봇과 목표점 사이에서 발생하는 인력 F_t는 식(2.3)과 같다.

$$F_t=F_{ct}\left[\frac{x_t-x_0}{d_t}\,\hat{x}+\frac{y_t-y_0}{d_t}\,\hat{y}\right] \tag{2.3}$$

여기서, F_{ct}는 목표점으로부터의 인력인 힘 상수, d_t는 목표점과 자율이동 로봇의 거리, x_t, y_t는 목표점의 좌표를 나타낸다.

따라서, 작업공간에서 발생하는 힘 벡터 R은 식(2.4)와 같이 장애물이 있는 셀에서 발생하는 척력 F_r과 목표점에서 발생하는 인력 F_t의 합으로 주어진다.

$$R=F_r+F_t \tag{2.4}$$

식(2.4) 힘 벡터 R의 방향 δ는 식(2.5)로 주어지며, 이는 식(2.6)과 같이 자

율이동 로봇 바퀴의 속도 비 Ω을 결정하는데 사용된다.

$$\delta = \frac{R}{|R|} \tag{2.5}$$

$$\Omega = K_s(\theta(-)\delta) \tag{2.6}$$

여기서, K_s는 바퀴의 속도비 상수, θ는 현재 이동 방향, (-)는 사이각을 -180°에서 +180°사이의 각도로 바꾼 값을 나타낸다.

이 방법은 전역경로 계획 방법에 의해 발생된 경로를 따라서 움직이는 자율이동 로봇이 새로운 장애물을 발견하고 이를 회피하는 지역경로 계획 방법으로 많이 이용된다. 그리고 실질적인 자율이동 로봇 운행에서 가장 필요로 하는 방법이며 부가적으로 초음파 센서 및 적외선 센서 등의 장애물 검출용 기구 특성에 영향을 많이 받는다[16,14,15].

2.2.3 벡터장 히스토그램

벡터장 히스토그램(vector field histogram) 알고리즘은 가상력장 알고리즘의 단점을 개선하기 위해 만들어졌다. 가상력장 알고리즘은 장애물을 포함하고 있는 셀에서의 척력과 목표점에서의 인력을 더해 버리는 불완전한 데이터의 축소가 일어난다. 수백 개의 데이터가 단지 한 단계에서 식(2.4)와 같은 힘 벡터 R의 크기와 방향이라는 2개의 데이터로 축소되므로 결과적으로는 장애물의 분포에 대한 세부적인 정보를 잃게 되는 것이다.

벡터장 히스토그램 알고리즘은 가상력장 알고리즘처럼 한 단계가 아니라 두 단계의 데이터 축소를 수행하므로 데이터가 3개의 레벨로 표현된다. 가장 높

은 레벨은 2차원의 확률격자 Map이고, 중간 레벨은 자율이동 로봇의 각 위치 주변에서 만들어지는 1차원의 극 히스토그램(polar histogram)으로서 이는 범위 α 내의 각 섹터(angular sector) n개로 구성된다. 마지막으로 가장 낮은 레벨은 방향제어 참조 값이다. 벡터장 히스토그램 알고리즘의 두 단계 데이터 축소 알고리즘은 다음과 같다.

첫번째 단계는 격자 Map의 활성영역에서 극 히스토그램을 만드는 단계로서, 가상력장 알고리즘처럼 하나의 윈도우가 자율이동 로봇을 가운데에 두고 격자 Map을 움직이는데 그 영역을 활성영역(active region)이라 한다. 활성영역 안에 있는 셀들은 식(2.7)과 같은 방향성분 $\beta_{i,j}$와 식(2.8)과 같은 크기성분 $m_{i,j}$를 가지는 장애물 벡터로 취급된다.

$$\beta_{i,j} = \tan^{-1}\frac{y_j - y_0}{x_i - x_0} \tag{2.7}$$

$$m_{i,j} = (C^*_{i,j})^2(a - bd_{i,j}) \tag{2.8}$$

여기서, a, b는 양의 상수, $C^*_{i,j}$는 활성화 셀(i,j)의 확률값, $d_{i,j}$는 활성화 셀(i,j)과 자율이동 로봇사이의 거리, $m_{i,j}$는 셀(i,j)에서 장애물 벡터의 크기, x_0, y_0는 자율이동 로봇의 현재 좌표, x_i, y_j는 활성화 셀(i,j)의 좌표, $\beta_{i,j}$는 활성화 셀(i,j)에서 자율이동 로봇으로의 방향을 나타낸다.

극 히스토그램은 그림 2.6처럼 활성영역을 $\beta_{i,j}$의 값에 따라 식(2.9)와 같이 n개의 영역으로 나누고 식(2.10)과 같이 각각의 영역에 있는 $m_{i,j}$들을 더한 값을 극 장애물 밀도(polar obstacle density) h_k로 나타낸다.

$$n = \frac{360}{\alpha} \tag{2.9}$$

$$h_k = \sum_{i,j} m_{i,j} \tag{2.10}$$

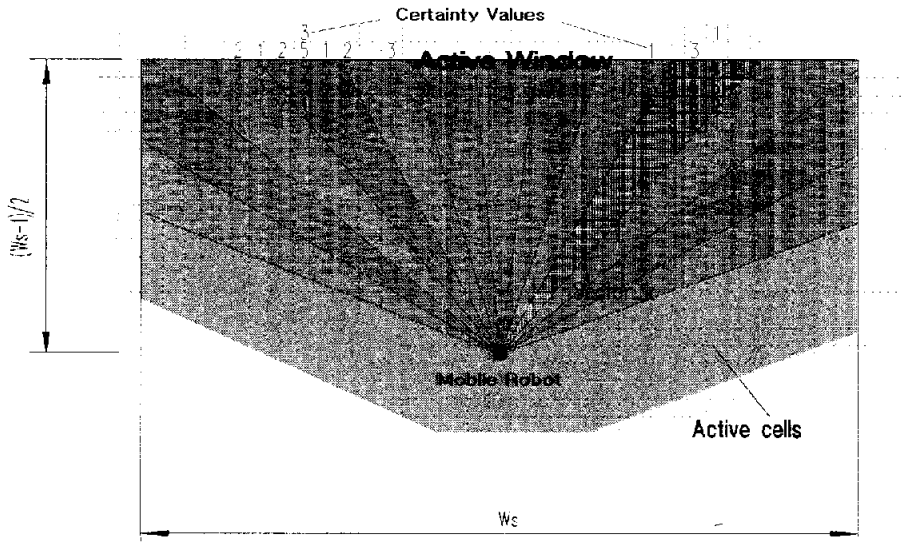

Fig. 2.6 Mapping of active cells onto the polar histogram

격자 Map의 불연속적인 특성 때문에 발생되는 오차를 줄이기 위해 극 히스토그램 식(2.10)을 식(2.11)에 적용시킨다.

$$h_k' = \frac{h_{k-l} + 2h_{k-l+1} + \cdots + lh_k + \cdots + 2h_{k+l-1} + h_{k+l}}{2l+1} \tag{2.11}$$

두번째 단계는 원하는 조종방향 θ를 계산하는데, 그림 2.7에서 보는 바와 같이 극 히스토그램은 보통 봉우리와 골짜기를 가지며, 벡터장 히스토그램 알

고리즘은 어떤 골짜기들 중 목표점으로 통하는 골짜기가 있으면 그곳으로 가고, 그렇지 않으면 가장 가까운 골짜기로 간다.

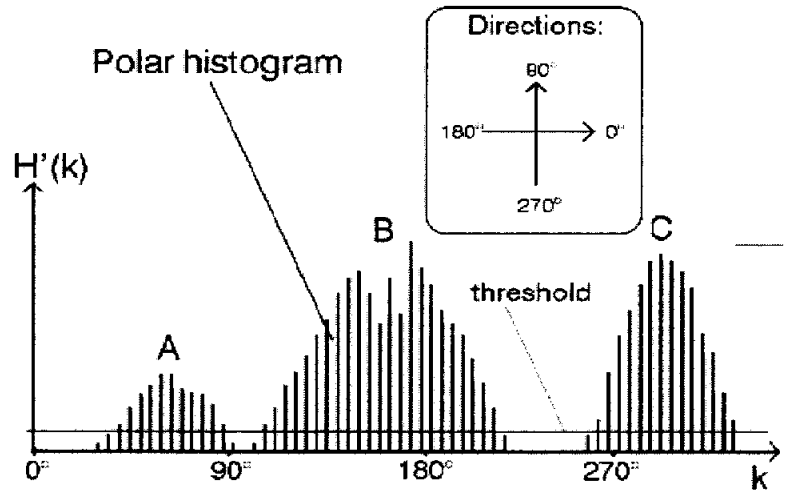

Fig. 2.7 Polar obstacle density represented in the eq. (2.11)

한편 벡터장 히스토그램 알고리즘은 가상력장의 단점들을 극복했지만 때로는 일종의 지역최소에 빠져 길을 찾지 못하고 정지하는 경우도 있다.

2.2.4 거리변환 수정형 알고리즘

거리변환 알고리즘은 각각의 거리변환 알고리즘의 셀에서 목표지점에 이르는 거리를 생성하지만, 이 거리는 실제 거리가 아니라 수평선이나 수직선, 대각선 방향만을 사용했을 때의 거리이다. 따라서 본 논문에서는 거리변환 알고리즘의 이러한 단점을 보완하여 생성된 거리가 실제거리가 되도록 한 거리변환 수정형 알고리즘(modified distance transform)을 연구한다. 본 논문에서의

작업공간은 14×9픽셀(i_{max}=14, j_{max}=9)이고 작업공간의 외각부분은 장애물로 간주하기 위해 셀 배열의 크기를 (i_{max}+2)×(j_{max}+2)로 하였으며 거리변환 수정형 알고리즘에 대한 과정은 다음과 같다.

첫번째는 셀의 배열을 초기화한다. 목표지점의 셀에는 0의 값을, 그 나머지 셀에는 50이상의 큰 값를 채운다.

두번째는 출발지점에서 목표지점까지 직선으로 바로 갈 수 있는 셀에 실제 거리의 값을 채운다. 셀들 중에 장애물에 충돌하지 않고 출발지점에서 목표지점까지 직선으로 도달할 수 있는 셀들을 찾아 목표지점과 그 셀 사이의 실제 거리의 값을 셀에 채운다. 채워진 셀들을 1단계 셀이라 한다.

세번째는 장애물이 없는 셀들에 거리의 값을 채운다. 첫번째 과정에서 장애물은 없지만 실제 거리의 값이 채워지지 않은 셀들 중에서 장애물에 충돌하지 않고 직선으로 1단계 셀에 도달할 수 있는 셀을 1단계 셀의 거리의 값과 그 셀 까지 거리의 합의 최소값으로 채운다.

네번째는 셀에 거리의 값이 모두 채워질 때까지 세번째 과정을 반복한다.

다섯번째는 자율이동 로봇은 장애물과 충돌하지 않고 갈 수 있는 셀 중에서 가장 숫자가 적은 셀을 찾아서 계속 이동한다.

제 3 장 유전 알고리즘

자연계에 있는 생물의 진화과정에 있어서, 어떤 세대를 형성하는 개체들의 집합, 즉 개체군 중에서 환경에 대한 적합도가 높은 개체가 살아남아 복제할 수 있는 확률이 높게 되며, 이때 교배 및 돌연변이로서 다음 세대의 개체군을 형성하게 된다.

유전 알고리즘(genetic algorithm)에서 개체의 수를 개체군의 크기라고 한다. 각각의 개체는 염색체를 가지고 있으며 염색체는 복수개의 유전자의 집합으로 구성된다. 유전자의 위치를 유전자 좌라 하고 유전자가 취하게 되는 유전자의 후보를 대립 유전자라고 한다[9~12].

생물의 경우 염색체는 어떤 개체의 특징을 상세하게 결정하게 되는데 예를 들어 머리가 검은 것은 염색체 중에 이러한 특징을 나타내도록 하는 유전자의

Table 3.1 Terminology camparison of the biology and genetic algorithm

생물학	유전 알고리즘
염색체(chromosome)	문자열(string)
유전자(gene)	특성(feature), 형질(character)
대립 유전자(allele)	특성치(feature value)
유전자 좌(locus)	문자열의 위치(string position)
유전형(genotype)	구조체(structure)
표현형(phenotype)	파라미터 집합(parameter set), 대체해(alternative solution), 디코드화를 위한 구조체(a decoded structure)
에피스타시스(epistasis)	비선형성(nonlinearity)

조합이 존재하기 때문이다. 이와 같이 유전자에 의해 결정되는 개체의 형질을 표현형이라고 하고 이에 대응되는 염색체의 구조를 유전형이라 한다. 또한 표현형을 유전형으로 바꾸는 것을 코드화 그 역을 디코드화 라고 한다. 유전 알고리즘은 표 3.1과 같이 생물의 진화과정을 인공적으로 모델링 한 알고리즘이다.

단순 유전 알고리즘(simple genetic algorithm)은 최적화 문제를 다루기 위해 사용된다. 단순 유전 알고리즘의 주요 목적은 주어진 해 집단 내에서 목적함수의 최적 해를 찾기 위한 것으로 최적 해를 탐색한다. 단순 유전 알고리즘의 흐름도는 그림 3.1과 같다.

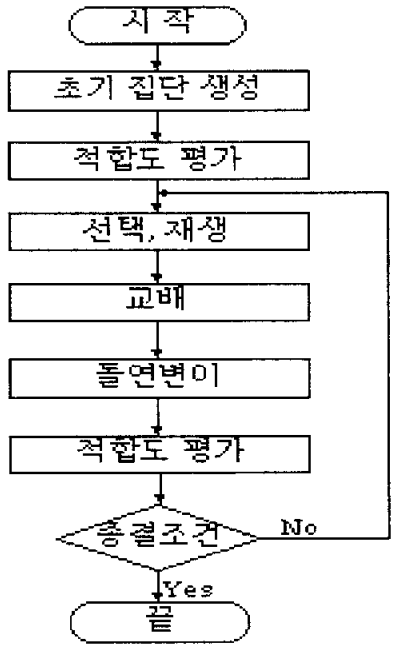

Fig. 3.1 Flow chart of simple genetic algorithm

3.1 유전자 표현형

유전 알고리즘에서 유전자를 표현하는 방법으로는 이진 스트링과 부동 소수점 스트링이 있다. 이진 스트링은 파라미터를 이진 스트링으로 인코딩하고 이를 다시 디코딩하여 연산을 수행함으로써 연산속도가 느린 반면 부동 소수점 스트링은 정확도가 높으며 스트링의 범위를 크게 할 수 있다.

자율이동 로봇의 경로계획을 유전 알고리즘에 적용할 경우에는 자율이동 로봇의 위치를 나타내야 하며, 시뮬레이션 속도를 향상시켜야 하므로 본 논문에서는 부동 소수형 대신 정수형 스트링을 사용한다. 그리고 유전자로는 자율이동 로봇이 작업공간상에 위치할 좌표 x, y값들의 쌍을 이용한다. 그림 3.2는 이를 나타낸다. 이때 유전자 길이는 작업환경이 복잡할 경우에도 최적 경로는 단순하게 표현될 수 있도록 가변 길이로 설정한다.

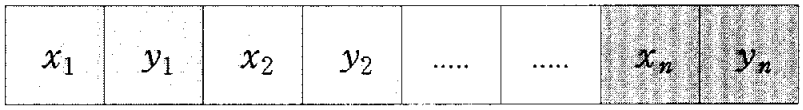

Fig. 3.2 Genetic phonotype

3.2 적합도 함수

최적 해를 탐색하는 유전 알고리즘에서는 적합도 값을 이용하여 강한 개체를 선택하는데, 적합도 함수(fitness function)는 각 개체의 적합도를 평가한다.

최적화 하고자 하는 목적함수(objective function)는 각 개체의 적합도를 평가하는 기반이다.

그러나 목적함수의 값의 범위는 문제마다 다르기 때문에 보통 정해진 구간 사이의 양수 값을 갖도록 표준화된 값을 사용한다.

본 논문에서는 출발지점과 목표지점 사이의 거리가 짧고, 장애물을 회피하는 최적 경로를 얻기 위해 경로의 길이와 장애물을 고려하여 적합도 함수 F를 식(3.1) 및 식(3.2)와 같이 구성하였다.

$$F = Cf + Q \tag{3.1}$$

$$f = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n-1} d(m_i, m_{i+1})} \tag{3.2}$$

여기서, f는 목적함수로서 거리가 짧은 경로가 높은 적합도를 갖도록 하기 위해서 경로의 노드와 노드 사이의 거리를 유클리드 거리 합의 역수로 나타내었다. 그리고 C는 이를 정규화(normalize) 하기 위한 정수 값이며 $d(m_i, m_{i-1})$는 m_i과 m_{i-1}사이의 거리를 나타낸다. 또한 Q는 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 초기화를 시켜 경로계획을 시작하였다.

3.3 복제

개체는 유전 탐색동안 다음 세대인 자손을 만들고 생산하기 위해 개체군에서 선택되고 재결합하게 되는데, 이는 일반적인 유전 알고리즘에서 적합도 비

례 선택 방법을 이용한다.

본 논문에서는 과거 세대의 가장 높은 적합도를 가진 개체와 현재 세대의 가장 높은 적합도를 가진 개체를 비교하여 자손을 선택하는 엘리트 선택법을 사용하여 복제(reproduction)함으로써 현재 세대의 가장 높은 적합도 값은 과거 세대의 값 이상이 되도록 하였다.

3.4 교배

교배(crossover)는 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.

본 논문에서는 보편적으로 사용되는 한 부분을 교배(single point crossover)하는 방법을 이용하였고, 스트링은 작업공간의 x, y좌표를 차례로 나타내므로 이를 고려하여 교배하였다. 이때 교배율은 0.6, 교배 위치는 임의의(random)위치로 정하였다.

3.5 돌연변이

유전 연산자 복제와 교배는 세대당 개체(스트링)가 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, 탐색 방향이 지역 값으로 빠지는 것을 방지하고

전역탐색 기능이 더욱 향상된다.

그러나 본 논문에서 사용하는 정수형 스트링은 이진 스트링의 교배처럼 새로운 좌표 값이 지역 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 사용하였다. 개체의 유전자 연산자는 돌연변이율에 따라 스트링의 어느 한 비트를 변경시키는데, 일정한 돌연변이 확률(P_m) 을 적용하여 대립 유전자의 값으로 바꾸는 것이다. 개체에 근접한 새로운 개체를 생성하는 국소적인 랜덤 탐색의 일종이다. 또한 집단에서 잃어버린 유전형질을 복구하여 다양성을 유지하기 위한 수단으로도 사용된다. 이때 전형적인 단순 유전 알고리즘에서는 보통 돌연변이율을 0.05이하로 사용한다.

제 4 장 시뮬레이션 및 고찰

본 논문에서의 작업공간은 14×9픽셀 크기이며 1픽셀 당 길이가 3cm로 (42cm×27cm)에서 자율이동 로봇의 경로를 계획하였으며, 작업환경의 장애물 배치는 임의로 하였다. 작업환경은 다각형을 가진 2차원적인 환경이며 자율이동 로봇의 움직임이 해석 가능하다고 전제하였다. 유전 알고리즘 시뮬레이션에 사용되었던 파라미터는 표 4.1과 같다.

Table 4.1 Parameter of the path planning used genetic algorithm

파라미터	값
개체수	50
세대수	100
교배율	0.6
돌연변이율	0.2

그림 4.1~4.6은 작업공간에서 거리변환, 거리변환 수정형 및 유전 알고리즘에 의해 계획된 경로를 나타낸다. 그림에서 보듯이 거리변환 수정형 알고리즘에 의해 생성된 경로거리는 수평선이나 수직선, 대각선 방향만으로 생성된 거리가 아닌 실제적으로 생성된 거리임을 알 수 있다. 또한, 유전 알고리즘에 의한 경로계획은 세대수 100세대에서의 생성경로를 나타내며, 세대수가 100세대 이상에서는 동일한 경로가 생성되었다. 그러나 세대수 100세대 미만에서는 최적의 경로가 생성되지 않았는데, 이는 우성인자를 찾지 못한 것으로 사료된다.

표 4.2~4.7은 거리변환 알고리즘과 본 논문에서 연구한 거리변환 수정형 알고리즘 및 유전 알고리즘에 의한 경로계획의 성능을 비교한 것이다. 표에서

보듯이 거리변환 수정형 알고리즘의 생성경로거리와 Turn수가 거리변환 알고리즘에 비해 줄어들었으나 경로생성시간은 거리변환 알고리즘에 비해 오히려 증가하였다. 이는 먼저 거리변환 알고리즘에 의해 생성된 경로부근에 대해서만 이 알고리즘이 적용되기 때문으로 사료된다.

한편 유전 알고리즘에 의한 경로계획은 표에서 보듯이 거리변환 알고리즘과 거리변환 수정형 알고리즘에 비해 생성경로거리가 길고, 경로생성시간 또한 많이 걸림을 알 수 있다. 이는 유전 알고리즘의 특징인 최적해 탐색시간에 기인하는 것으로 사료된다. 그림 4.6의 경우 유전 알고리즘에 의한 경로는 생성되지 않았는데, 이는 복잡한 작업환경에 유전 알고리즘을 사용하면 표 4.7에서 보듯이 최적해를 찾지 못하고 지역 최소값에 빠진 것으로 사료된다.

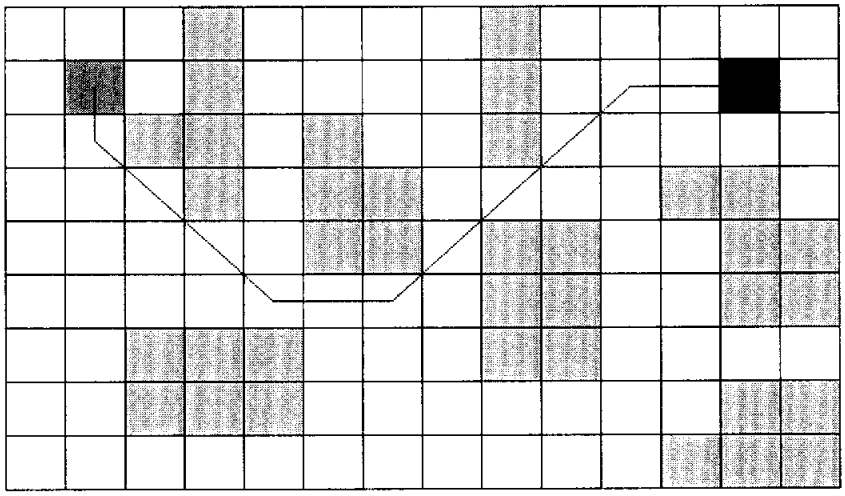

Fig. 4.1(a) Path planning by distance transform algorithm

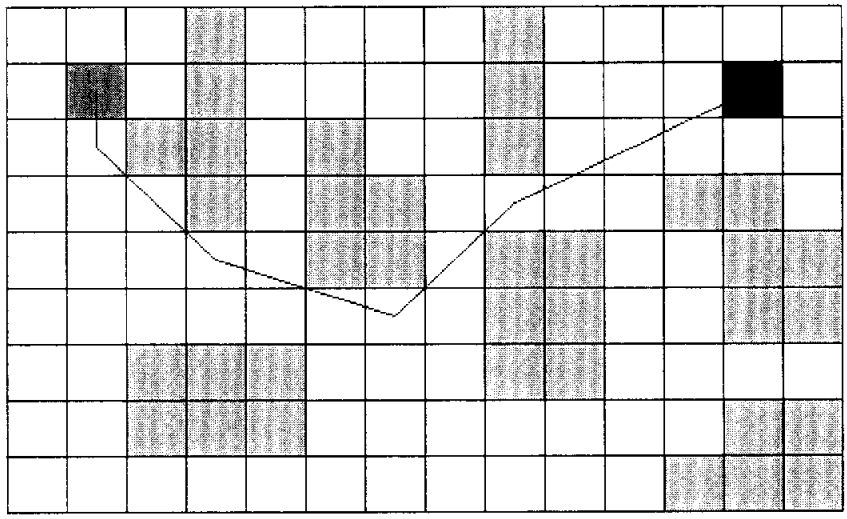

Fig. 4.1(b) Path planning by modified distance transform algorithm

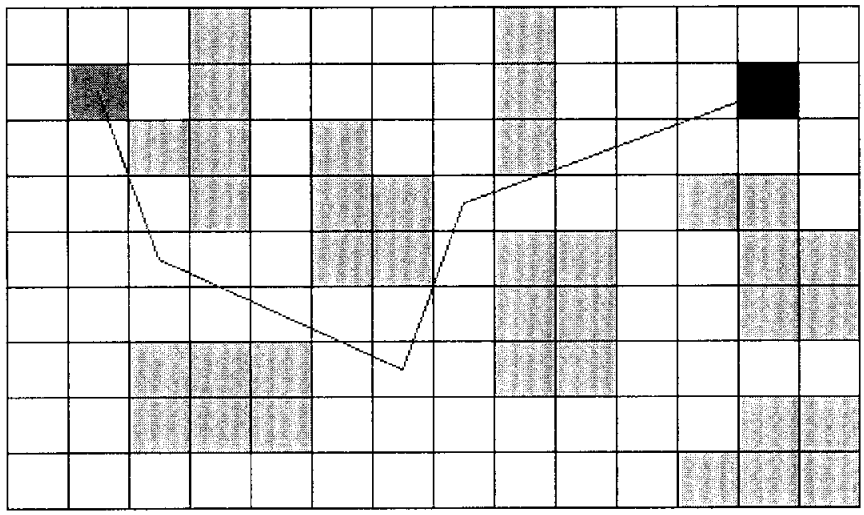

Fig. 4.1(c) Path planning by genetic algorithm

Table 4.2 Algorithm comparison in fig. (4.1)

알고리즘	경로계획	시간(sec)	거리(pixel)	Turn(회)
거리변환 알고리즘	그림 4.1(a)	920 μ	14.89	4
거리변환 수정형 알고리즘	그림 4.1(b)	270m	14.29	4
유전 알고리즘	그림 4.1(c)	490m	16.18	3

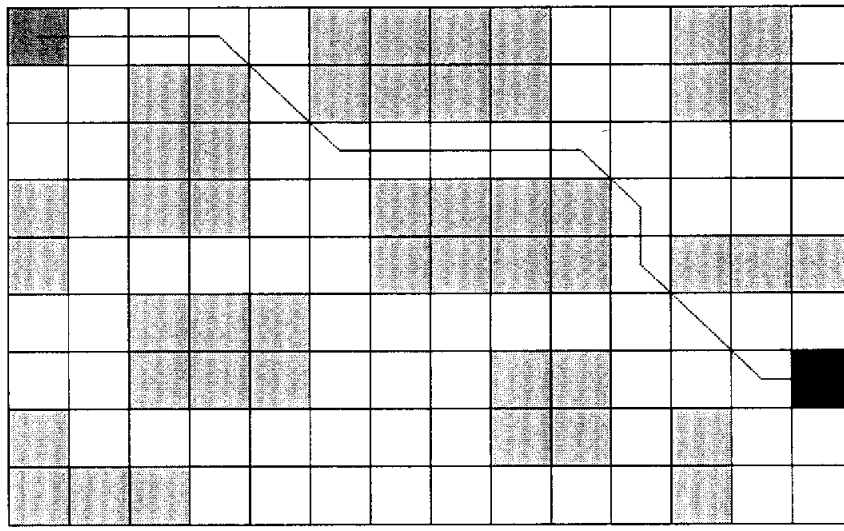

Fig. 4.2(a) Path planning by distance transform algorithm

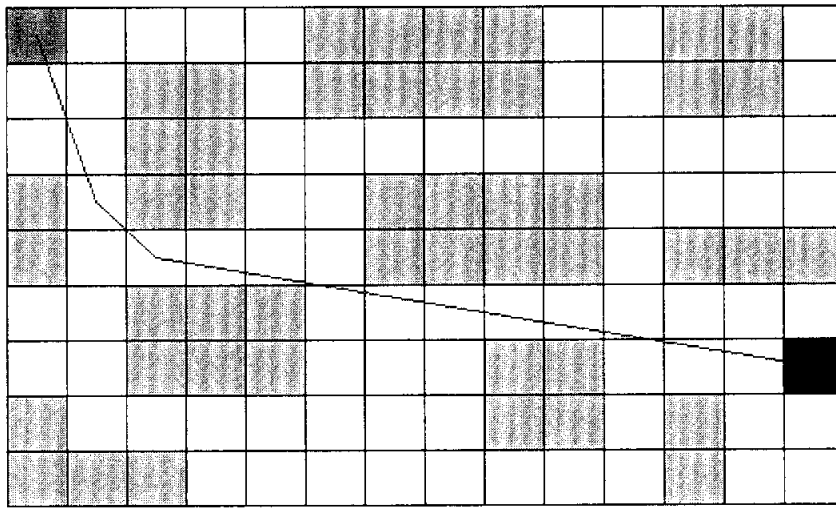

Fig. 4.2(b) Path planning by modified distance transform algorithm

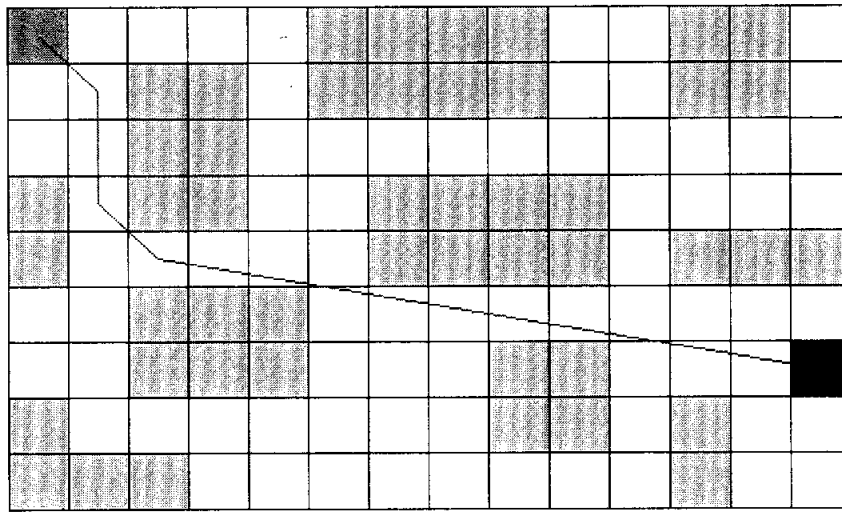

Fig. 4.2(c) Path planning by genetic algorithm

Table 4.3 Algorithm comparison in fig. (4.2)

알고리즘	경로계획	시간(sec)	거리(pixel)	Turn(회)
거리변환 알고리즘	그림 4.2(a)	920 μ	16.09	6
거리변환 수정형 알고리즘	그림 4.2(b)	220m	15.75	2
유전 알고리즘	그림 4.2(c)	430m	16	3

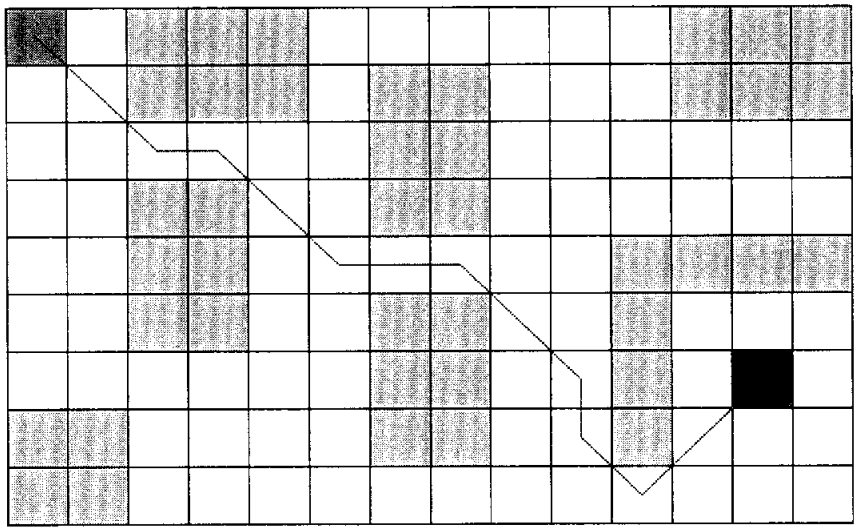

Fig. 4.3(a) Path planning by distance transform algorithm

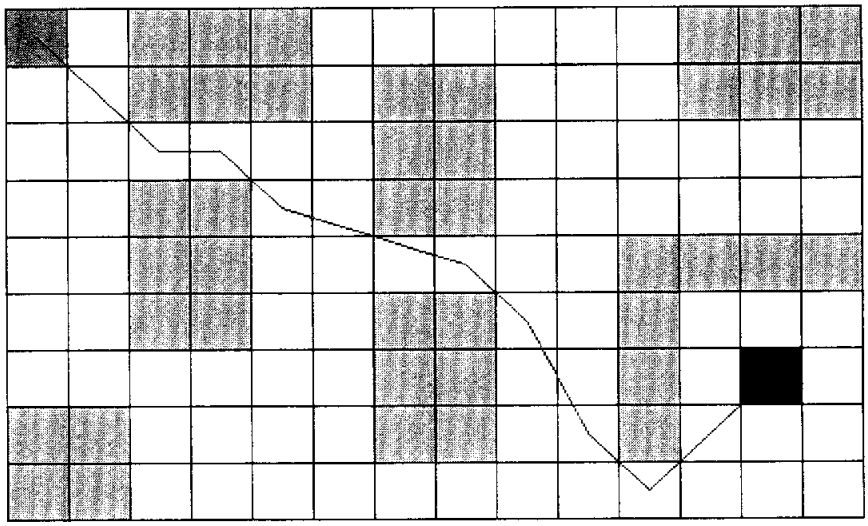

Fig. 4.3(b) Path planning by modified distance transform algorithm

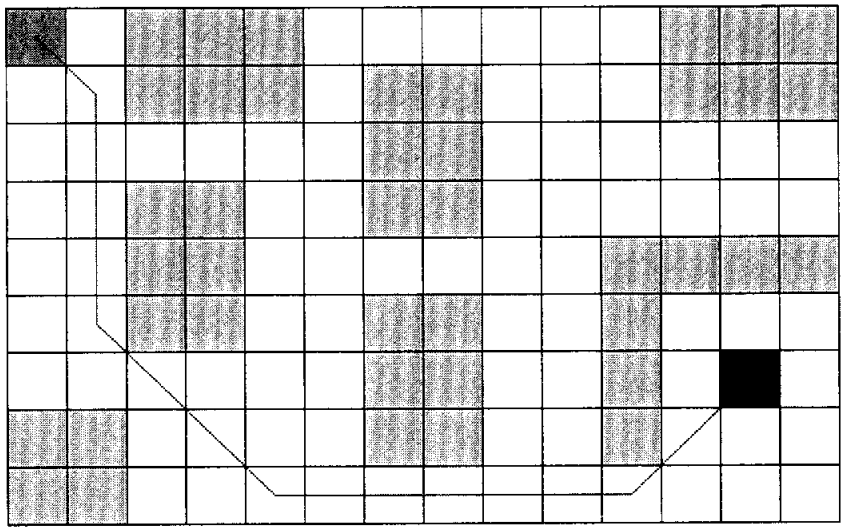

Fig. 4.3(c) Path planning by genetic algorithm

Table 4.4 Algorithm comparison in fig. (4.3)

알고리즘	경로계획	시간(sec)	거리(pixel)	Turn(회)
거리변환 알고리즘	그림 4.3(a)	920 μ	16.72	7
거리변환 수정형 알고리즘	그림 4.3(b)	280m	16.29	7
유전 알고리즘	그림 4.3(c)	490m	18.48	4

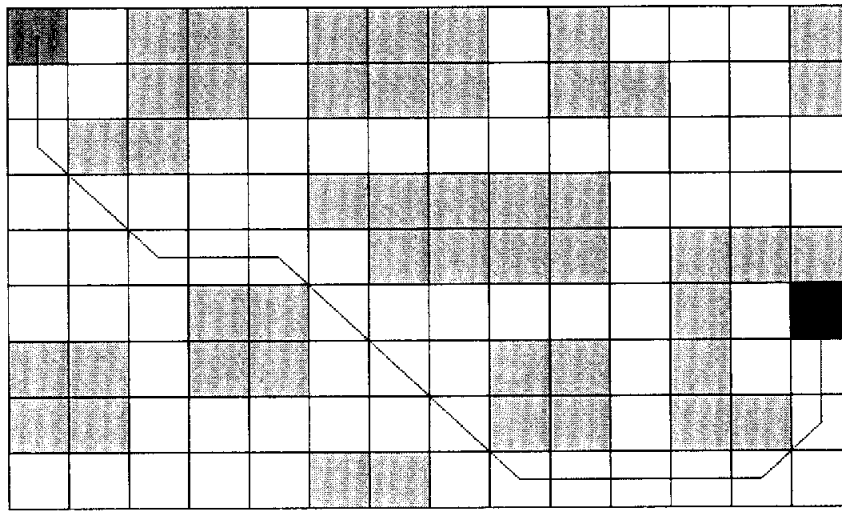

Fig. 4.4(a) Path planning by distance transform algorithm

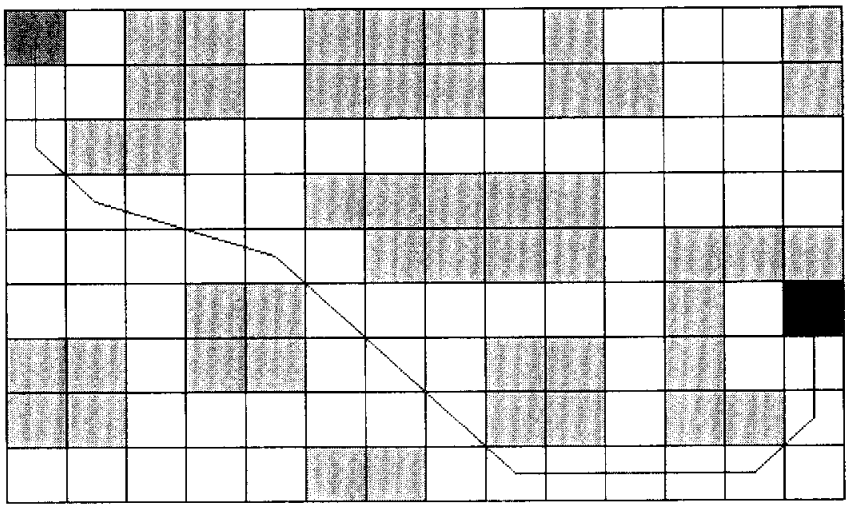

Fig. 4.4(b) Path planning by modified distance transform algorithm

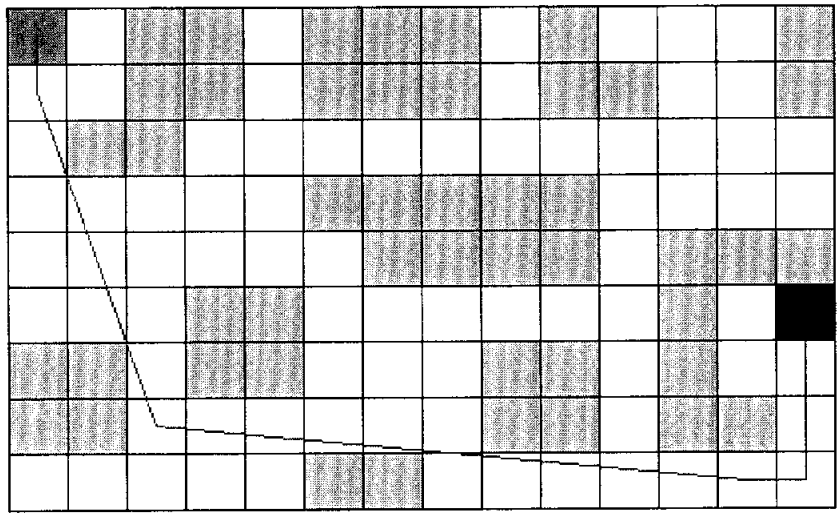

Fig. 4.4(c) Path planning by genetic algorithm

Table 4.5 Algorithm comparison in fig. (4.4)

알고리즘	경로계획	시간(sec)	거리(pixel)	Turn(회)
거리변환 알고리즘	그림 4.4(a)	930 μ	19.89	6
거리변환 수정형 알고리즘	그림 4.4(b)	170m	19.64	6
유전 알고리즘	그림 4.4(c)	440m	21.37	3

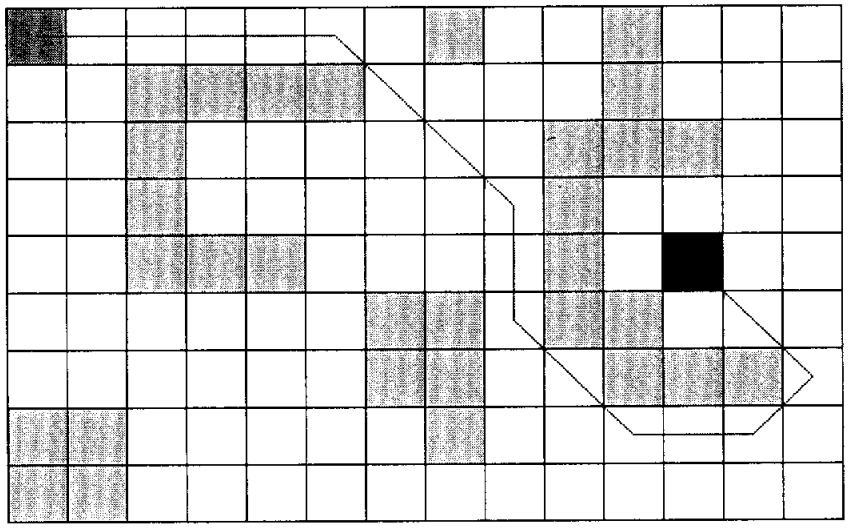

Fig. 4.5(a) Path planning by distance transform algorithm

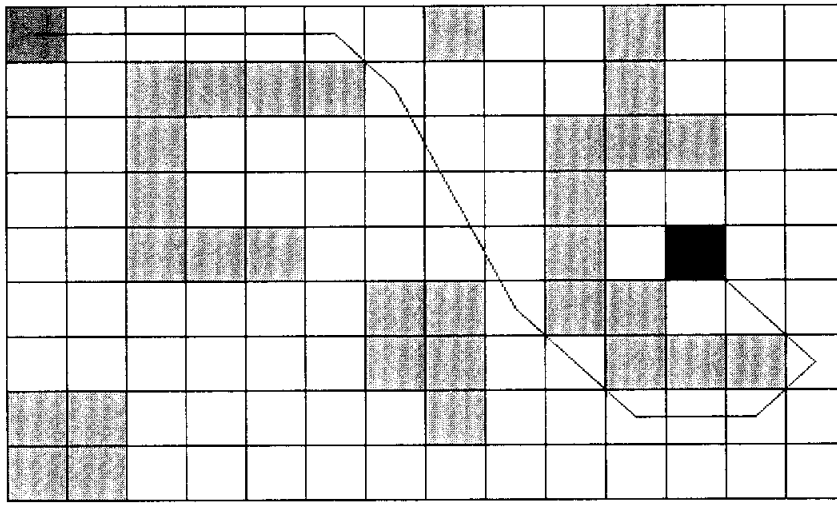

Fig. 4.5(b) Path planning by modified distance transform algorithm

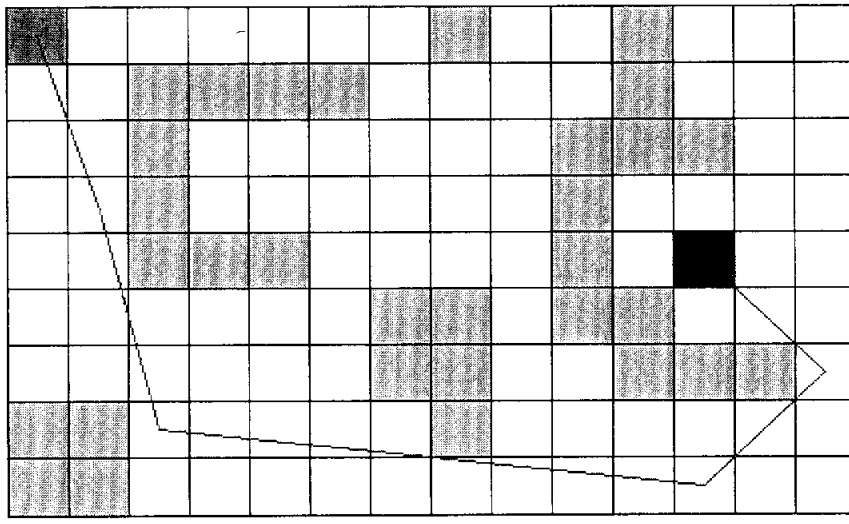

Fig. 4.5(c) Path planning by genetic algorithm

Table 4.6 Algorithm comparison in fig. (4.5)

알고리즘	경로계획	시간(sec)	거리(pixel)	Turn(회)
거리변환 알고리즘	그림 4.5(a)	930 μ	20.31	6
거리변환 수정형 알고리즘	그림 4.5(b)	270m	19.96	6
유전 알고리즘	그림 4.5(c)	600m	21.99	3

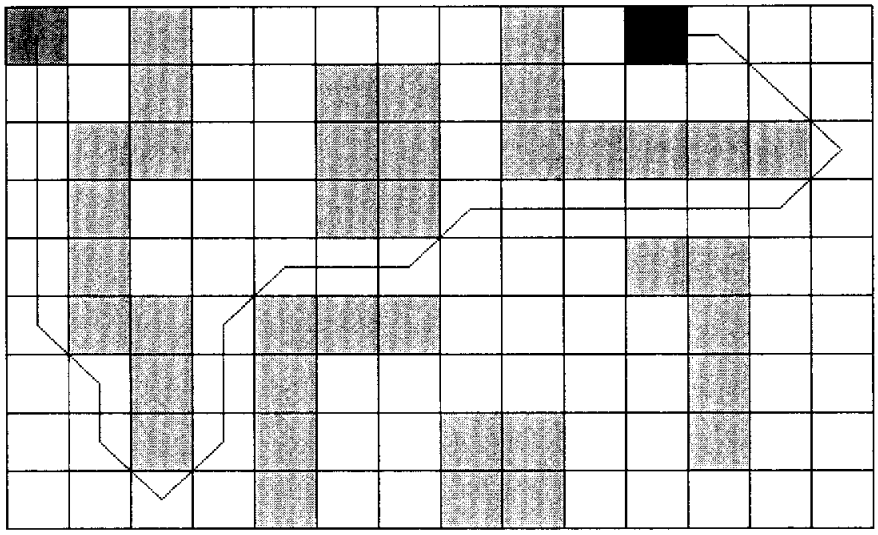

Fig. 4.6(a) Path planning by distance transform algorithm

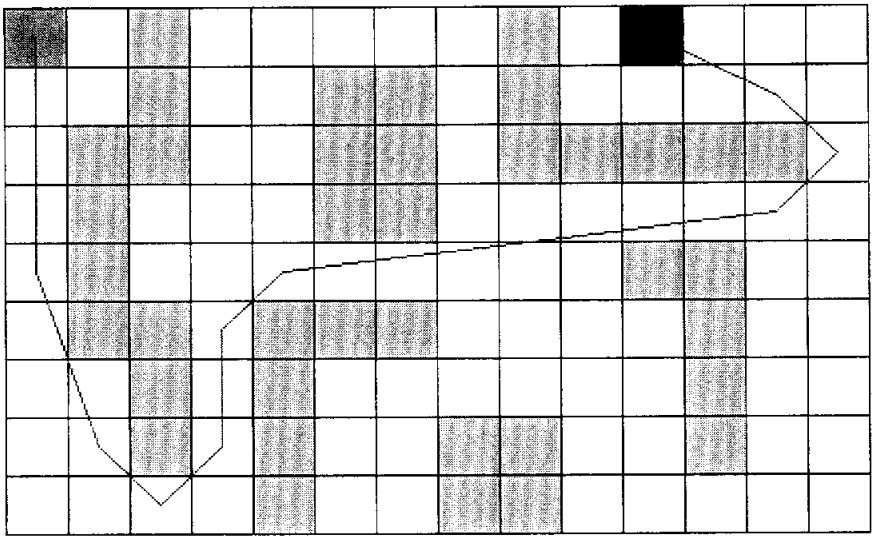

Fig. 4.6(b) Path planning by modified distance transform algorithm

Table 4.7 Algorithm comparison in fig. (4.6)

알고리즘	경로계획	시간(sec)	거리(pixel)	Turn(회)
거리변환 알고리즘	그림 4.6(a)	940 μ	27.31	12
거리변환 수정형 알고리즘	그림 4.6(b)	270m	16.53	9
유전 알고리즘	-	-	-	-

제 5 장 결 론

자율이동 로봇의 연구분야는 일반적으로 세가지로 나눈다. 첫번째는 장애물을 효율적으로 회피하고 목표지점까지 찾아가는 경로계획 알고리즘의 연구이고, 두번째는 새로운 센서기술을 응용하는 연구이다. 센서로는 주로 초음파 센서, 비전센서, 레이저 범위 측정기 등이 사용된다. 세번째는 통신기술과 자율이동 로봇을 융합한 원격제어 자율이동 로봇의 연구이다. 화성탐사에 자율이동 로봇이 사용되었던 이후로 자율이동 로봇에 대한 연구가 로봇 연구자들에게 많은 관심이 되었다.

본 논문에서는 자율이동 로봇에 대한 경로계획만을 연구하였는데, 작업공간은 14×9픽셀 크기이며 1픽셀 당 길이가 3cm로 (42cm×27cm)인 거리변환 수정형 알고리즘에 대한 연구를 하였다. 그리고 거리변환 알고리즘, 거리변환 수정형 알고리즘 및 유전 알고리즘에 대한 경로계획의 성능을 비교하였다.

본 논문에서 연구한 거리변환 수정형 알고리즘은 생성경로거리가 수평선, 수직선 및 대각선 방향으로만 생성되는 거리변환 알고리즘의 단점을 보완하고 실제적인 경로거리가 생성되는 것을 확인하였다. 거리변환 수정형 알고리즘은 거리변환 알고리즘에 비해 생성경로거리와 Turn수는 줄어들었지만 경로생성시간은 오히려 증가하였다. 그러므로 향후에는 생성경로거리가 실제거리이면서 거리변환 알고리즘보다 경로생성시간이 줄어드는 알고리즘에 대한 연구가 지속되어야 할 것이다.

또한 유전 알고리즘에 의한 경로계획은 거리변환 알고리즘과 거리변환 수정형 알고리즘에 비해 생성경로거리가 길고, 경로생성시간 또한 많이 걸림을 알 수 있었다. 또한 복잡한 작업환경에서의 유전 알고리즘은 최적의 해를 찾지

못하고 지역 최소값에 빠짐을 확인할 수 있었다. 그리고 세대수 100세대 이상에서는 최적의 경로를 생성하는데 반해, 세대수 100세대 미만에서는 최적의 경로가 생성되지 않음을 알 수 있었다. 본 연구에서는 세대수만을 변수로 고려하였으나 차후에는 교배율 및 돌연변이율도 함께 고려한 연구가 계속적으로 진행되어야 할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

[1] R. A. Brooks and T. Lozano-Perez, *Automatic planning of manipulator transfer movements*, IEEE Trans. Syst, Man, Cybern., vol. SMC-11, pp. 681-698, Oct. 1981.

[2] K. Hant and S. W. Zucker, *Towand Efficient Trajectory planning the Path-velocity Decomposition*, *Int. J. of robotics Research*, 5(3), pp. 72-89, 1986.

[3] 박종현, 송재복, 한창수, "로봇공학", 도서출판 기술, pp. 389-471, 1995.

[4] 최창혁, 이진선, 송재복, 정우진, 김문상, 박성기, 최종석, "이동로봇의 주행을 위한 토폴로지컬 지도의 작성", 제어·자동화·시스템공학 논문지, Vol. 8, No. 6, pp. 492-497, 2002.

[5] Marc G. Slack, *Navigation Templetes : Mediating Qualitive Guidience and Quantitative Control in Mobile Robots*, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 23(2), 1993.

[6] Borenstein, J. and Koren, Y., *Real-Time Obstacle Avoidance for Fast Mobile Robots*, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 19, No. 5, pp. 1179-1187, 1989.

[7] Borenstein, J. and Koren, Y., *The Vector Field Histogram-Fast Obstacle Avoidance for Mobile Robots*, IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. 7, No. 3, pp. 287-288, 1991.

[8] R.A Jarvis, *Distance Transform Based Path Planning for Robot Navigation*, Recent Trends in Mobile Robots, pp. 3-31, 1993.

[9] 강대희, 허경무, "유전알고리즘을 이용한 이동 로봇의 경로선택에 관한 연구", 전기학회논문지, Vol. 46, No. 5, pp. 791-799, 1997.

[10] 김진수, 이영진, 배근신, 이권순, "유전알고리즘을 이용한 이동 로봇의 경로계획에 관한 연구", 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 1216-1218, 1996.

[11] 장병탁, "유전알고리즘 이론 및 응용", 전자공학회지, Vol. 22, pp. 60-69, 1995.

[12] 진강규, "유전알고리즘과 그 응용", 교우사, pp. 71-102, 2000.

[13] Philip John McKerrow, *Introduction to Robotics*, Addision-Wesley Publishing, pp. 423-472, 1993.

[14] Borenstein, J. and Koren, Y., *Real-Time Obstacle Avoidance for Fast Mobile Robots in Cluttered Environments*, Proceedings of the 1990 IEEE International Conference on Robotics and Automation, may 12-18, pp. 575-577, 1990.

[15] 최창규, 이주장, "국부 최소점 문제 해결을 위한 비선형 마찰을 이용한 이동 로봇의 경로계획", 전기학회논문지, Vol. 43, No. 12, 1994.

감사의 글

본 논문이 완성되기까지 긴 시간 동안 여러 면으로 부족한 저에게 항상 밝은 미소로 학문의 길을 인도해 주시고 학문에 임하는 자세를 가르쳐 주시며, 자상하시고 깊은 이해로 아낌없는 가르침과 조언으로 세심하게 보살펴 주신 황용연 지도교수님께 마음 깊이 감사와 무한한 존경의 마음을 드립니다.

특히 바쁘신 학사 일정 속에서도 본 논문이 완성될 수 있도록 세심한 조언과 큰 가르침을 주신 변기식 교수님, 안영주 교수님께 감사 드리며, 지난 학업의 과정 동안 애정 어린 격려와 지도로 학문의 기초를 마련해 주신 이형기 교수님, 최연욱 교수님, 김남호 교수님, 김만고 교수님께도 감사의 말씀을 드립니다.

아울러 짧지 않은 시간 동안 서로 따뜻한 격려를 아끼지 않았던 대학원 동기생들과 학교 생활에 있어 많은 도움을 준 이상준, 문홍득 조교선생님들에게도 고마움을 전합니다. 그리고 저를 기억해 주시는 모든 분들의 도움에 감사의 뜻을 전합니다.

항상 어렵고 힘들 때 힘과 용기를 실어주며 친구라는 따뜻한 단어를 느끼게 해주는 조현철에게 진심으로 고마움을 전합니다.

부모님 이상의 사랑을 주신 이모들 내외분께 감사하며, 항상 오빠를 걱정해 주고 힘이 되어준 동생들 내외, 그리고 어렵고 힘든 환경 속에서도 사랑과 믿음으로 헌신적인 내조를 아끼지 않은 사랑하는 아내와 함께 이 기쁨을 나누고 싶습니다.

오늘이 있기까지 오랜 시간 동안 깊은 정성과 헌신적인 사랑으로 보살펴 주신 어머님께 머리 숙여 무한한 감사와 존경의 마음을 올리며 소홀했던 지난 시간들에 대하여 이해를 구하면서 이 논문이 조그마한 보답이 되시기를 가슴속으로 빌어 봅니다.

지금까지 부족한 저에게 크고 작은 애정을 가져 주시는 모든 분들에게 기대에 어긋나지 않는 사람이 되도록 더욱더 배움에 증진할 것을 다짐합니다.

2003년 6월

문 인 석 올림