

개미집단 최적화에 의한 이동 에이전트의 경로 계획

A Path Planning of Mobile Agents By Ant Colony Optimization

강진식

Jin-Shig Kang

제주대학교 통신-컴퓨터 공학부

요 약

이 논문은 이동 에이전트의 경로 계획 알고리즘을 제안한다. 이동 에이전트에 대한 경로 계획은 많은 연구가 수행되어왔지만 복잡한 주변 환경에 대한 경로 계획에서의 시-공간적 제약조건은 수학적으로 모델화하기 어려우며, 최적해를 구하기는 쉽지 않다. 이 논문에서 그래픽 기반의 최적 경로 계획 알고리즘을 제안한다. 작업 환경은 에이전트가 이동할 수 있는 자유영역과 장애물 등이 존재하는 이동 불가 영역으로 구분하고, 자유 이동 영역 내에서 최적 경로는 개미집단-최적화 알고리즘을 이용한 탐색으로부터 구한다.

키워드 : 다중-이동 에이전트, ACO, 경로계획.

Abstract

This paper suggests a path-planning algorithm for mobile agents. While there are a lot of studies on the path-planning for mobile agents, mathematical modeling of complex environment which constrained by spatio-temporally is very difficult and it is impossible to obtain the optimal solutions. In this paper, an optimal path-planning algorithm based on the graphic technique is presented. The working environment is divided into two areas, the one is free movable area and the other is not permissible area in which there exist obstacles and spatio-temporally constrained, and an optimal solution is obtained by using a new algorithm which is based on the well known ACO algorithm.

Key Words : Mobile Agent, ACO, Path-Planning.

1. 서 론

복잡한 작업 환경에서의 이동 에이전트에 대한 경로 계획은 장애물들뿐만 아니라 다른 로봇-에이전트의 이동이나 운동에 따르는 환경적 제약에 의하여 제한되며, 이러한 문제는 최적 경로문제의 해를 구하는데 있어 커다란 걸림돌이다. 이동 에이전트에 대한 경로 계획에 대해 많은 연구가 수행되어지고 있지만 복잡한 주변 환경에서의 시-공간적 제약조건은 수학적으로 모델화하기 어려우며, 최적해를 구하기 쉽지 않다. 이동 로봇에 있어서의 환경모델은 그리드 기반, 벡터표현, 그리고 가시성그래프(visibility graph)와 보로노이-다이아그램(Voronoi diagram)을 이용하는 그래픽 표현 모델을 주로 사용하여 왔다. 이동 로봇에 대한 경로계획은 주어진 로봇과 환경에 대하여 충돌위험이 없으며(collision-free) 최적화 조건을 만족하는 두 점 사이의 경로를 구하는 문제로 표현된다.[1] 이러한 문제에서 최적 해는 구하기 매우 어려우며, 실현 가능한 방법이라 하더라도 계산량이 너무 많아 효율성에 대한 논의가 그치지 않고 있다.[2, 3] G. Walsh 등[4]

은 경로상의 곡률(curvature and its derivative)을 평가함수에 포함시켜 곡면이 연속인 경로를 찾는 방법을 제시하였다. J. Bruce 와 M. Veloso[5], L. Kavraki 등[6]은 탐색과 샘플링 과정에서 확률변수를 도입하여 자유공간의 탐색에 대한 계산 효율성을 높였다. 특히 L. Kavraki 등이 제안한 RRM (randomized-road map)은 이동로봇의 초기위치와 최종 위치 사이의 점들을 샘플링 하는 과정에서 확률적인 방법을 도입하여 보다 효율적으로 해를 구성하는 알고리즘을 제시하였다.

개미집단 최적화 알고리즘은 자연계에서 실제로 일어나고 있는 실제 개미집단의 먹이 활동에서 영감을 얻어 발전된 방법으로 최근 이를 활용하는 많은 연구가 진행되고 있다[7-9]. 이동 로봇의 경로 계획, 통신망 결정 등의 분야에서는 괄목할만한 성과를 보이고 있다. Xiaoping Fan 등[10]이 제안한 경로탐색 알고리즘은 페로몬 강화에 의해 최적 해를 찾을 수 있음을 보였다. Francisco S 등[11]은 탄성네트워크(elastic network)을 이용한 다중 로봇 환경에서의 경로계획법을 제시하였다. Floreano, D. 와 Mondada, F[12], Xiao, J. 와 Zhang, L[13]은 유전 알고리즘을 이용한 이동 로봇에서의 경로 계획 알고리즘을 제시하였다.

이 논문에서는 가장 단순한 형태의 환경 모델과 이동 에이전트의 경로 계획 알고리즘을 제안한다. 작업 환경은 에이전트가 이동할 수 있는 자유영역과 장애물 등이 존재하는 이동 불가 영역으로 구분하고, 자유 이동 영역 내에서 최적 경

접수일자 : 2008년 1월 18일
완료일자 : 2008년 2월 5일
이 연구는 제주대학교 연구교수 지원 사업으로 부터 지원되었습니다.

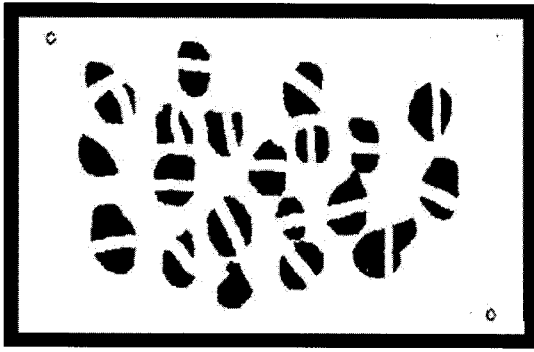


그림 1. 작업 공간 그래프 예
Fig. 1. The example of work-space graph

로는 개미집단-최적화 알고리즘을 이용한 탐색으로부터 구한다. 탐색 과정에서 환경을 인식하기 위한 에이전트의 가상 센서 구조를 제시하며, Dorigo 등이 제한한 ACO 알고리즘을 토대로 부분해의 생성과 탐색을 동시에 수행할 수 있는 알고리즘을 제시하였다. 최적 해는 이 논문에서 제시하는 적합도와 페로몬 강화를 통하여 구할 수 있음을 보였다.

2. 경로계획 문제 및 배경

2.1 그래픽 기반 환경모델 및 경로계획 문제

이동 에이전트가 주어진 환경에서 목표까지 이동하기 위해서 환경은 접근 가능한 영역인 이동자유공간(free movable space: FMS)과 이동금지공간(prohibited movable space: PMS)로 구분할 수 있다. 에이전트의 전체 탐색 공간을 S 라 한다면 S 는 이동자유공간 S_F 와 이동금지공간 S_P 의 합공간으로 표현된다. 이동금지공간 S_P 는 장애물들에 의한 제한영역과 다른 에이전트의 운동에 의한 간섭 영역으로 구성된다.

$$S_P = \left[\bigcup_{n_o} O_{n_o} \right] \cup \left[\bigcup_{n_a} A_{n_a} \right] \quad (1)$$

식 (1)에서 n_o 는 탐색공간 내에 존재하는 장애물 수이며 n_a 는 에이전트가 탐색을 시작하였을 때 공간적 제약을 주는 다른 에이전트의 수이다. 작업공간 S 는 $(n_x \times n_y)$ 개의 점으로 표현할 수 있으며 각 점들은 이동자유공간 S_F 에 속하는지 또는 이동금지공간 S_P 에 속하는지에 따라 다음과 같이 환경 값을 정의할 수 있다.

$$z(i, j) = \begin{cases} 1 & (i, j) \in W_P \\ 0 & (i, j) \in W_F \end{cases} \quad (2)$$

식(2)에서 $z(i, j)$ 는 그래프의 (i, j) 픽셀에 대한 이동가능성을 나타내며 에이전트가 (i, j) 픽셀로 이동 가능하다면 0이고 이동 불가능하다면 1이다. 주어진 환경에 대한 식(2)의 환경값은 사진영상이나 스캐닝 된 설계도면, 그래픽 툴을 이용하여 구현한 이미지에 간단한 영상처리 알고리즘을 적용하여 구할 수 있다. 그림 1은 스캐닝 된 작업공간이며 그림 2는 그림 1에 대한 환경 값을 나타내었다. 에이전트는 식(2)로 구해지는 환경 값 행렬 중에서 환경 값이 0인 영역 안에서 이동하여야 하며 가능하면 장애물과는 일정거리 이상 떨어져

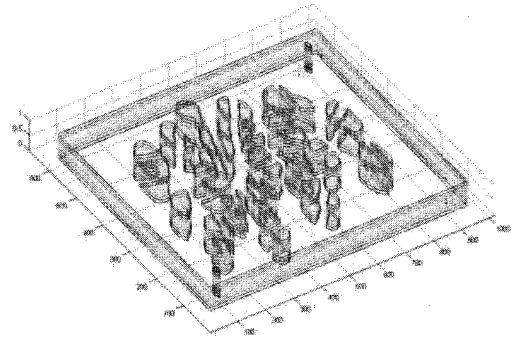


그림 2. 그림 1에 대한 환경 값
Fig. 2. Environment values for Fig. 1.

있어야 한다. 또한, 출발점에서 목표점까지의 거리 및 에이전트의 제약조건을 포함하는 최적 경로를 구하여야 한다.

2.2 ACO 알고리즘

개미집단 최적화(ACO) 알고리즘은 자연계에서 실제로 일어나고 있는 실제 개미집단의 먹이활동에서 영감을 얻어 발전되었다. 대부분의 개미종족 들은 먹이를 찾아 이동하거나, 먹이를 구하고 둥지로 돌아오는 과정에서 페로몬(peromon)이라는 화학 물질을 이용한다. 먹이활동중인 개미는 먹이탐색 과정에서 페로몬을 지면에 분사하여 먹이까지의 경로 또는 둥지까지의 경로에 대한 일종의 랜드마크를 남기며, 다른 개미 또는 자신이 다음번 먹이활동에서 이 화학물질의 냄새를 추적하여 먹이까지의 경로 또는 둥지까지의 경로를 알아낸다.

Dorigo 등에 의하여 제시된 ACO는 조합 최적화(COP: combinatorial optimization problem) 형태로 표현된다. 주어진 조합 최적화 문제에서 COP 모델은 $P=(S, \Omega, f)$ 로 표현된다. 여기서 Ω 는 COP 변수들에 포함되는 제약조건(constraint)들이며 f 는 적합도 함수 또는 평가함수이다. 탐색공간 S 는 에이전트의 이동 동력학식에서 공간상의 좌표로의 사상으로 표현되며 COP 모델 P 는 ACO에서 페로몬 모델을 구하는데 필요하다. ACO에서 가상 개미들은 페로몬 값을 이용하여 COP의 부분-해(partial solution)들의 집합인 컨스트럭션그래프(CG: construction graph) $G_C(V, E)$ 를 구성한다. 완전 연결된 컨스트럭션그래프는 연결가지(vertex) 집합 V 와 에지 집합 E 로 구성되며, 가상의 개미집단은 하나의 에지를 통과하는 연결 가지들 중에 하나를 선택하여 이동한다. ACO의 부분해는 개미 집단이 통과한 에지와 연결가지들의 집합으로 표현된다. 개미들은 이 부분해에 속해있는 연결가지들을 이동하는 동안 적합도에 따라 페로몬을 분사하며, 이때 부분해는 적합도에 따라 분사되는 페로몬양에 의하여 강화된다. Dorigo 등[7]이 제안한 ACO알고리즘을 그림 3에 나타내었다.

이 논문에서는 이동에이전트에서의 경로 계획에서 요구되는 경로생성 문제, 최적경로의 탐색 문제, 그리고 잘못된 구해진 부분해를 제거하기 위한 문제 등을 Dorigo 등이 제안한 알고리즘을 기반으로 구현하였다. 각 부분해들중 최적의 해를 찾기 위한 적합한 함수는 다음식으로 가정하였다.

$$f^* = f + \hat{f} \quad (3)$$

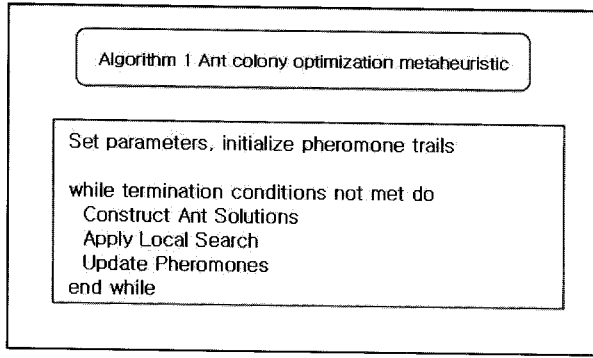
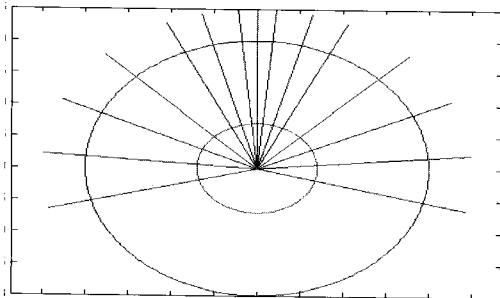
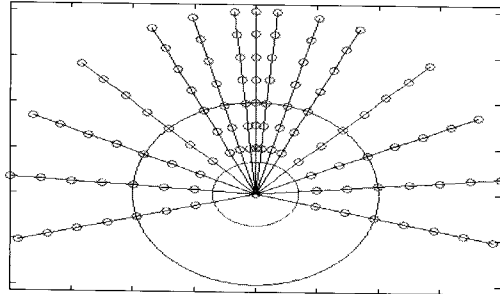


그림 3 Dorigo 등이 제안한 ACO알고리즘
fig. 3. ACO algorithm presented by Dorigo et al.



a. 가상센서의 탐지방향



b. 가상센서의 탐지위치

그림 4 가상센서의 위치 및 탐지방향

fig. 4. Location and search directions of virtual sensor

여기서 f 는 초기위치로부터 현재 위치까지의 누적 적합도이며 \hat{f} 는 현재 위치에서 목표까지의 예측된 적합도이다. 가상 개미는 장애물과의 상대위치, 목표점과의 상대위치 및 방향, 페로몬 값을 감지한다. 따라서 식 (3)의 적합도를 가상 개미가 감지할 수 있는 형태의 값으로 표현 하면,

$$f^* = f_{obst} + \hat{f}_{obst} + f_{per} + \hat{f}_{per} + f_{dist} + \hat{f}_{dist} + f_{angle} + \hat{f}_{angle} \quad (4)$$

여기서 f 는 초기위치로부터 현재 위치까지의 누적 적합도이며 \hat{f} 는 현재 위치에서 목표까지의 예측된 적합도이다. 가상 개미는 장애물과의 상대위치, 목표점과의 상대위치 및 방향, 페로몬 값을 감지한다. 따라서 식 (3)의 적합도를 가상 개미가 감지할 수 있는 형태의 값으로 표현 하면,

$$f^* = f_{obst} + \hat{f}_{obst} + f_{per} + \hat{f}_{per} + f_{dist} + \hat{f}_{dist} + f_{angle} + \hat{f}_{angle} \quad (4)$$

로 나타낼 수 있다. 식 (4)의 적합도 함수는 최소화과 최대화를 모두 포함하고 있다. 장애물과의 상대거리와 탐색 과정에서의 누적 페로몬 수치는 최대화 하며, 목표점과의 거리 및 방향은 최소화 하여야 한다. 각각의 변수들의 크기 및 크기 변화차가 크며, 이에 따르는 정규화가 필요하다.

3. 이동 에이전트의 경로계획 알고리즘

3.1 가상개미 모델 및 적합도 정규화

이 논문에서는 이동 에이전트의 최적 경로를 구하기 위하여 그래픽을 이용한다. 에이전트 k 의 위치는 그래픽 상에서의 한 점 $p_k(i_k, j_k)$ 로 표현할 수 있다. 에이전트 k 가 이동한 경로 Γ_k 는

$$\Gamma_k = (p_k^1, p_k^2, \dots, p_k^n) \quad (5)$$

이다. 여기서 n 은 현재까지 이동한 스텝 수이다. 각각의 에이전트는 이동 과정에서 그래픽 상의 점들로 에지와 연결 가지를 구성하며(부분해의 구성), 적합도에 따라 페로몬을 분비한다(페로몬 갱신). 에이전트는 이동하는 과정에서 장애물을 회피하고 가능하면 적합도가 큰(또는 작은)경로를 선택하여야 한다. 그래픽 상에서 이동하는 가상 개미집단은 장애물의 위치를 인식하고 현재 위치에서의 페로몬 값을 알아야 하며 수렴 속도를 높이기 위한 목표지점과의 상대 위치도 알아야 한다. 그림 4a에 이 논문에서 사용되는 가상 개미의 감지 방향을 나타내었다. 가상 개미들은 장애물을 회피하기 위하여 이동 로봇에서의 초음파 센서와 유사한 기능을 갖는 가상-초음파센서, 페로몬의 양을 알아내기 위한 가상-코, 목표지점까지의 상대거리 및 방향을 탐지하기 위한 가상-위치센서로 구성한다.

가상 초음파-센서는 에이전트의 현재 위치 $p(i, j)$ 에서 센서가 지향하는 방향에 대한 다음 위치 $p(i_+, j_+)$ (그림 4.b의 o 표시)에 대한 환경 값 $z(i_+, j_+)$ 를 구한다. 현재위치 $p(i, j)$ 로부터 센서가 지향하는 방향을 따라 $z(i_+, j_+)=1$ 인 최단거리가 현 위치에서 센서 방향에 대한 장애물까지의 거리이다.

식 (4)에서 각 요소의 적합도는 최소화 형태로 표현되어야 하며 $[0, 1]$ 사이의 값에서 변하여야 한다. 현재위치 $p(i, j)$ 에서 감지된 가상-초음파 센서 값은

$$s_{ij} = \{s_{ij}^1, s_{ij}^2, \dots, s_{ij}^n\} \quad (6)$$

로 표현된다. 가상-초음파센서에 의한 감지된 값은 안전여유보다 커야하며 식 (4)의 최적화 문제에 적합한 형태로 변환하기 위한 정규화는 다음과 같다.

$$f_{obst_{ij}} = \begin{cases} 0 & s_{ij}^k \geq \sigma_m \\ \frac{(\sigma_m - s_{ij}^k)}{\sigma_m} & otherwise \end{cases} \quad (7)$$

식 (7)의 가상-초음파 센서 값은 에이전트와 장애물 사이의 거리가 안전여유 σ_m 보다 크면 0이고 안전여유에 가까울수록 0에 근접하며, 에이전트와 장애물 사이의 거리가 0에 가까울수록 1에 가까워진다. 가상-코드 가상-초음파 센서와 비슷하게 동작하며 감지 위치만 다르다. 가상-코 센서는 그림 4.b의 큰 원상의 o점에서 페로몬 값을 감지한다. 가상-코 센서에서 측정되는 값은 그래픽 상의 $p(i_+, j_+)$ 점에 대한

페로몬 값으로 이 값은 클수록 부분-최적 해에 가깝다. 가상-코 센서에 대한 정규화는 감지된 페로몬 값 $o_{ij} = \{o_{ij}^1, o_{ij}^2, \dots, o_{ij}^n\}$ 에 대하여 다음과 같다.

$$f_{per} = \frac{(\max(o_{ij}) - o_{ij})}{\max(\max(o_{ij}) - o_{ij})} \quad (8)$$

가상-위치센서는 에이전트의 현재위치 $p(i, j)$ 로부터 다음 스텝에서의 이동 후부위치 $p(i_+, j_+)$ (그림 4.b의 큰 원상의 o점)와 목표지점의 위치 $o(x, y)$ 사이의 상대적인 위치와 방향을 감지한다. 가상-위치 센서의 위치 $d_{ij} = \{d_{ij}^1, d_{ij}^2, \dots, d_{ij}^n\}$ 및 방향 $\theta_{ij} = \{\theta_{ij}^1, \theta_{ij}^2, \dots, \theta_{ij}^n\}$ 에 대한 정규화는 다음과 같다.

$$f_{dist} = \frac{(d_{ij} - \min(d_{ij}))}{\max(d_{ij} - \min(d_{ij}))} \quad (9.a)$$

$$f_{angle} = \frac{(\theta_{ij} - \min(\theta_{ij}))}{\max(\theta_{ij} - \min(\theta_{ij}))} \quad (9.b)$$

식 (7), (8), (9)의 적합도 값들은 에이전트가 가장 적합한 위치로 이동할 경우 0에 가까운 값을 가지며 가장 적합하지 않은 위치로 이동할 경우 1에 접근 한다.

에이전트들로 부터 구성되는 해 집합은 부분해 들의 합으로 표현된다.

$$s = \{s_1, s_2, \dots, s_m\} \quad (10)$$

각 부분 해들은 식 (7), (8), (9)의 적합도 값들을 포함하며 최적 경로는 식 (4)를 최소로 하는 그래픽 상의 점들을 찾는 문제로 된다.

$$find p^k(i, j) \text{ which } \{\min(f^*)\} \quad (11)$$

식 (4)를 이용한 최적화는 수렴속도가 매우 떨어질 수 있으며, 적합도 값들을 식 (7), (8), (9)와 같이 정규화 시켰지만 현재위치 (i_k, j_k) 로부터 다음위치 (i_k^+, j_k^+) 로 이동할 때 변화 속도의 차이가 서로 다르다. 이 논문에서는 식 (4)의 적합도를 다음과 같이 수정한다.

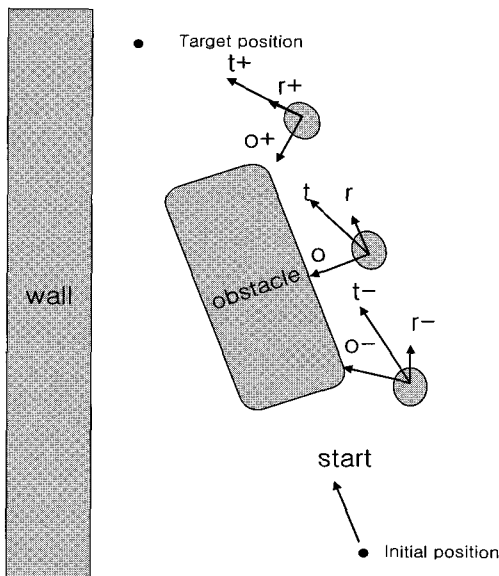


그림 5. 가상 에이전트의 이동
fig. 5. The movement of artificial agent

$$f^* = \alpha[\gamma f_{angle}^* + (1-\gamma)f_{dist}^*] + (1-\alpha)f_{per}^* + f_{obst}^* \quad (12)$$

식 (12)에서 α 와 γ 는 $[0 \sim 1]$ 인 가중치이며 α 가 작을수록 목표 위치와 방향에 대한 적합도를 높이고(작은 값일수록 적합도가 높다.), α 가 클수록 페로몬에 의한 적합도를 높인다. 또한 γ 가 클수록 목표까지의 거리에 대한 적합도가 높아지며, γ 가 작을수록 목표지점까지의 방향에 대한 적합도가 높아진다.

3.2 이동 에이전트의 경로계획 및 페로몬 갱신

식 (10)으로 표현되는 부분해들 중에서 최적해에 가까울수록 누적 적합도는 작아져야 하며 페로몬 갱신 과정으로 이 목표를 성취할 수 있다. 가상개미 각각의 적합도에 의하여 분사하는 페로몬 양을 조절한다면 적합도가 높은(적합도 값이 작은) 개체가 분사하는 페로몬이 적합도가 낮은(적합도 값이 큰) 개체의 페로몬 양보다 크다면 적합도가 높은(적합도 값이 작은) 개체가 통과하는 경로의 페로몬 양은 증가한다. 또한 페로몬의 증산에 의하여 전체 페로몬의 양이 시간에 비례하여 감소하게 되므로, 충분한 시간이 경과한 후에는 적합도가 높은(적합도 값이 작은) 개체가 통과하는 경로의 페로몬만 남게 된다. 페로몬 갱신과정은 다음식과 같다.

$$z_p^k = \begin{cases} (1-\rho)z_p + \rho\left(\frac{Q_1}{f^*}\right) & f^* \leq f_c^* \\ (1-\rho)z_p + \rho\left(\frac{Q_2}{f^*}\right) & f^* > f_c^* \end{cases} \quad (13)$$

여기서 ρ 는 증산변수(evaporation parameter)로 $[0 \sim 1]$ 인 값을 가지며 f_c^* 는 양질의 페로몬 갱신을 위하여 미리 정해놓은 적합도 값이다. 그리고 Q_1, Q_2 는

$$Q_1 = 100e^{-\frac{r}{2}}, \quad Q_2 = 50e^{-\frac{r}{2}} \quad (14)$$

이다. 식 (14)에서 r 은 에이전트의 중심으로부터 떨어진 거리이다. 식 (13)은 k -번째 가상 개미가 페로몬 갱신에 참여하는 정도가 k -번째 가상 개미의 누적 적합도에 의존함을 나타낸다. 즉, 가상개미 k 의 누적 적합도가 높으면(누적 적합도 값이 작으면) 통과하는 경로상에 더 많은 페로몬을 분사하며 적합도가 낮으면 작은 양의 페로몬을 분사한다. 따라서 부분해 s_i 에 많은 개체의 가상개미가 통과 하더라도 적합도가 낮으면 페로몬은 아주 작은 양이 증가한다. 그러나 작

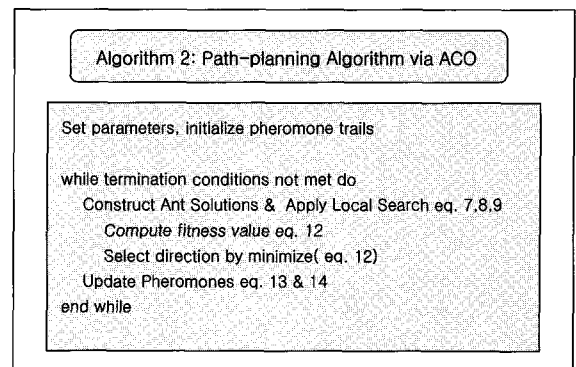


그림 6. 경로설정 알고리즘
fig. 6. Path-planning algorithm

은 수의 개체가 통과 하더라도 적합도가 높으면 페로몬 증가가 커지게 되며, 이 경로에 대한 선택 확률을 높인다.

그림 6은 이 논문에서 제안하는 경로계획 알고리즘이다. 초기화 과정에서 탐색공간에 대한 환경값을 계산하고, 이동 자유공의 각 픽셀에 대하여 페로몬 값을 초기화 한다. Dorigo 등이 제안한 진형적인 ACO 알고리즘과 다르게 부분 탐색과 부분해 설정을 동시에 수행 한다. 이 논문에서는 이동 에이전트의 최적 경로를 찾는게 목적이며 미리 정해진 경로(부분해) 중에 최적해를 찾는 것이 아니라 부분해의 구성과 최적해를 찾는 과정이 동시에 이루어 져야한다. 다음 과정은 현재위치에 대한 적합도를 식 (12)를 이용하여 구하며, 최적 이동 방향을 결정한다. 이동과정에서 누적 적합도를 이용하여 페로몬을 갱신한다.

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

4.1 두 점사이의 최적경로 1

이 논문에서 제안하는 알고리즘의 타당성을 조사하기 위하여 자유공간에서 불규칙한 장애물들이 있는 경우를 고려한다. 가상 에이전트는 홈 위치와 목표지점에서 각각 40개체로 설정하였다. 이동속도는 5픽셀/스텝, 장애물까지의 여유는 $\sigma_m = 30.5$ 픽셀로 가정하였으며, 페로몬 증산율은 $\rho = 0.02$, 최적화변수는 각각 $\alpha = 0.75$, $\gamma = 0.35$ 로 선택하였다. 탐색공간은 H. Zhang등[13]이 사용하였던 공간으로 선정하였으며 결과를 그림 7에 보였다. 그림에서 N 은 각 에이전트가 이동한 스텝이다. 탐색 초기에는 여러 경로를 탐색하였지만(그림 7.a) 탐색 진행되면서 적합한 경로의 페로몬이 증가하고 $N = 250$ (그림 7.b, c, d) 이후에는 그림에서 보여지는 것처럼 한 경로만을 탐색하였다.

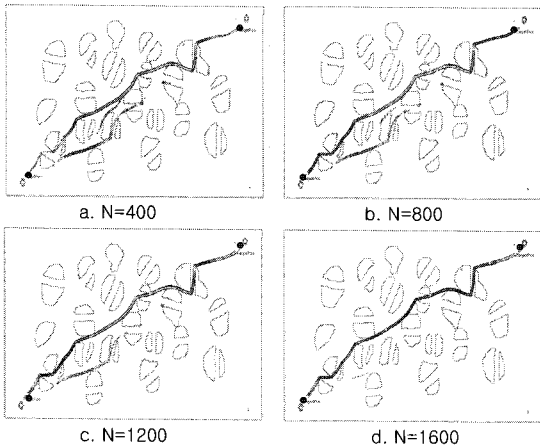


그림 7. 두 점사이의 최적 경로 1
fig. 7. Optimal path between two points 1

4.2 두 점사이의 최적경로문제 2

두 번째 예는 F.S. Melo와 M. M. Veloso[11]의 시뮬레이션 환경과 유사하게 구성하였다. 앞의 예에 비하여 장애물수가 증가하였으며, 탐색 변수들은 예 4.1과 동일하게 정하였다. 탐색을 수행한 결과를 그림 8에 나타내었다. 탐색 수행결과 약 $N = 500$ 스텝 까지는 위와 아래의 경로를 모두 선택하였지만 (그림 8.a, b), 이후에는 적합도가 더 작은 아래쪽 경로에 대한 선택 비율이 증가하였으며, 약 $N = 1200$ 이후

에는 아래쪽 경로만을 선택하였다.

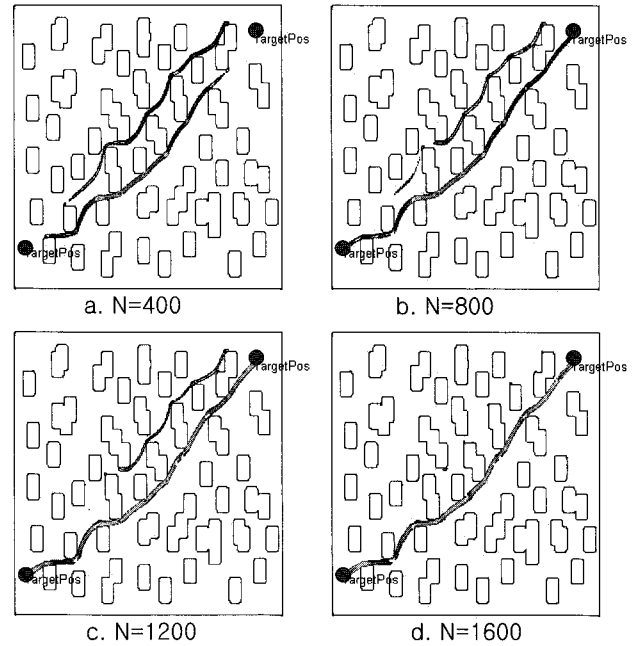


그림 8. 두 점사이의 최적경로 2
fig. 8. Optimal path between two points 2

4.3 여러 점을 돌아오는 최적경로문제

세 번째 예는 실제 실내 환경과 유사한 탐색공간을 정하였다. 이동속도는 5픽셀/스텝, 장애물까지의 여유는 $\sigma_m = 30.5$ 픽셀로 가정하였으며, 페로몬 증산율은 $N = 300$ 스텝까지는 $\rho = 0.03$, 그 이후는 $\rho = 0.02$ 로 설정하였으며 최적화변수는 각각 $\alpha = 0.75$, $\gamma = 0.35$ 로 선택하였다. 그림 9에 탐색공간과 장애물들을 보였다. 그림 10.a는 $N = 300$ 에서 각 에이전트의 탐색 위치이며 10.b는 페로몬 값이다. 초기의 탐색은 모든 가능한 경로에 대하여 탐색을 수행하지만 탐색 시간이 지남에 따라 적합도가 높은(식 (12)로 구한 적합도 값이 작은) 경로는 강화되고 적합도가 낮은 경로는 약화됨을 알 수 있다.(그림 10. c, d) 이 예에는 $N = 1500$ 부근에서부터 다른 경로를 선택하는 경우는 발생하지 않았다.

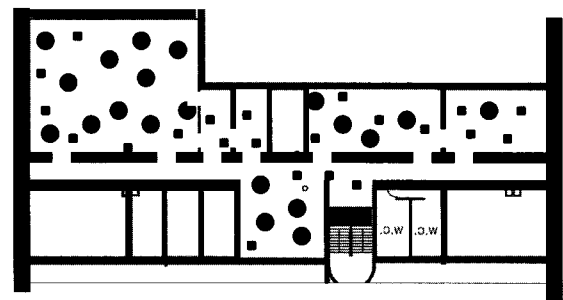


그림 9. 예 3의 탐색 공간 및 장애물
fig. 9. An search space and obstacles for ex. 3

4. 결 론

이 논문에서는 이동 에이전트의 경로 설정문제를 다루었다. 에이전트의 탐색공간을 접근 가능 공간과 장애물이나 다

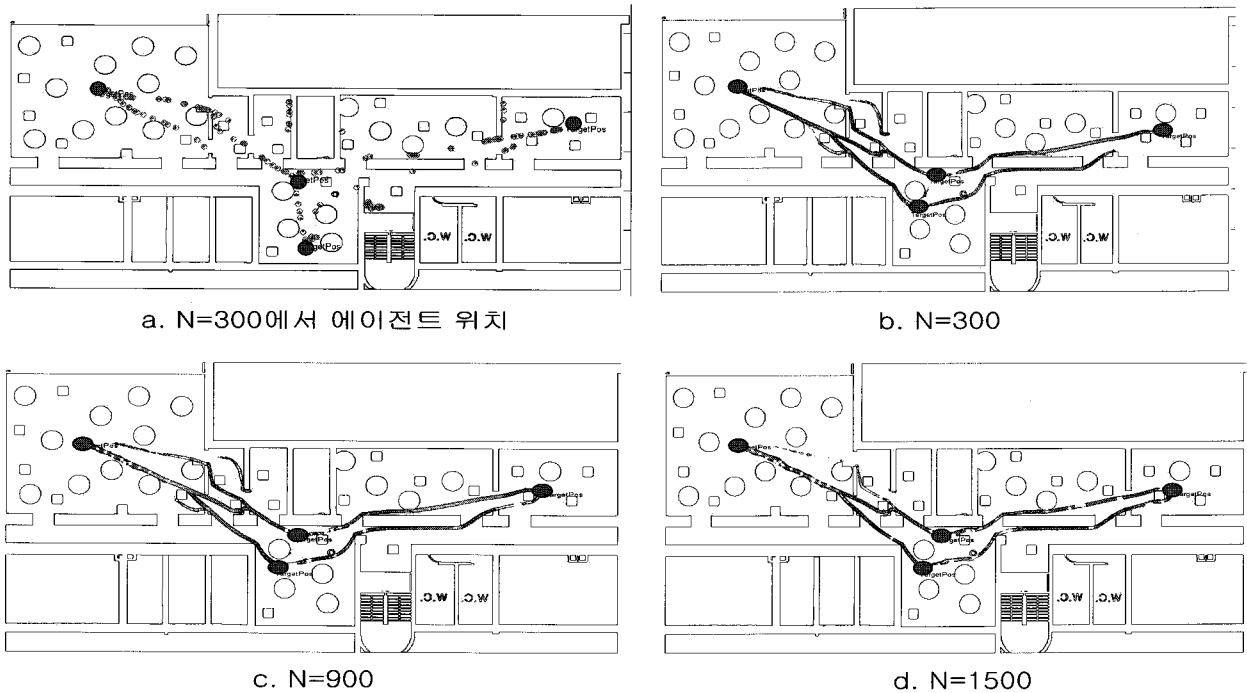


그림 10 여러점을 통과하는 최적경로
fig.10. Optimal path for multiple points

른 에이전트의 간섭에 의하여 접근이 금지된 접근금지 영역으로 나누고 에이전트의 접근 허용여부에 따라 탐색공간에 대한 환경 값을 부여하였다. 에이전트는 접근이 허용된 공간에서 탐색을 수행하며, 부분해의 구성 및 탐색은 Dorigo 등이 제안한 개미집단 최적화 알고리즘을 토대로 하는 새로운 탐색 알고리즘을 제시하였다. Dorigo 등이 제안한 개미집단 최적화 알고리즘은 미리 정해진 경로(에지와 가지집합)중에 최적의 경로를 구하지만 이 논문에서는 탐색공간과 장애물 등의 제한조건만 주어졌을 때 최적 경로를 구하는 문제를 다루었다. 이 논문에서 제시된 방법은 부분 해를 구성하고 탐색을 수행하는 과정을 동시에 수행하며 이를 위한 가상의 센서들을 이용한 환경인식 및 센싱된 값으로부터 최적 경로를 찾기 위한 적합도 함수를 정하였으며 최적화 알고리즘을 제시하였다. 이 논문의 연구 결과는 이동 로봇의 경로생성, 이동통신에서의 통신경로 설정 등 다양한 분야에 적용할 수 있다. 일부 트랩형의 장애물이 있는 경우 부분해를 구성하는데 있어 트랩에 빠지는 경우가 발생하였으며 향후에 연구되어야 할 과제이다.

참 고 문 헌

[1] Xiao, J. and Zhang, L. "Adaptive Evolutionary Planner/Navigator for Mobile Robots", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp. 18-28, April 1997.
 [2] J. Moreno and M. Castro, "Heuristic Algorithm for Robot Path Planning Based on a Growing Elastic Net," in *Proc. 12th Portuguese Conf. Artificial Intelligence, EPIA 2005*, 2005, pp. 447 - 454.

[3] J. Barraquand, L. Kavraki, J. C. Latombe, T. Li, R. Motwani, and P. Raghavan, "A Random Sampling Scheme for Path Planning," *Int. J. Robotics Research*, vol. 16, no. 6, pp. 759 - 774, 1997.
 [4] G. Walsh, R. Montgomery, and S. Sastry, "Optimal Path Planning on Matrix Lie Groups," in *Proc. 33rd IEEE Conf. on Decision and Control*, vol. 2, 1994, pp. 1258 - 1263.
 [5] J. Bruce and M. Veloso, "Real-Time Randomized Path Planning for Robot Navigation," in *Proc. 2002 IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems*, 2002, pp. 2383 - 2388.
 [6] L. Kavraki, M. Kolountzakis, and J. C. Latombe, "Analysis of Probabilistic Roadmaps for Path Planning," in *Proc. 1996 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation (ICRA'96)*, 1996, pp. 3020 - 3025.
 [7] A. Colomi, M. Doriga, and V. Maniezzo, "Distributed optimization by ant colonies," in *Proceedings of ECAL 91-European Conference & Artificial Life (Paris, France)*, 1991, pp. 134-142.
 [8] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Colomi, "The ant system: optimization by a colony of cooperating agents," *IEEE Trans. Systems, Man & Cybernetics B*, vol. 26, no. 2, pp. 2941, Feb. 1996.
 [9] M. Dorigo and L. M. Gambardella, "Ant colony system: a cooperative learning approach to the travelling salesman problem," *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp.

- 53-66, Feb. 1997.
- [10] Xiaoping Fan, Xiong Luo, Sheng Yi, Shengyue Yang, Heng Zhang, "Optimal Path Planning for Mobile Robots Based on Intensified Ant Colony Optimization Algorithm", *Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing Changsha, China - October 2003*
- [11] Francisco S. Melo and Manuela M. Veloso, "MODEN: Multi-Robot, Obstacle-Driven Elastic Network Path Planning",
- [12] Floreano, D. and Mondada, F. "Evolution of Homing Navigation in a Real Mobile Robot", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 26, no.3, pp. 396- 407, June 1996.
- [13] Xiao, J. and Zhang, L. "Adaptive Evolutionary Planner/Navigator for Mobile Robots", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp. 18-28, April 1997.
-

저 자 소 개



강진식(Jin-shig Kang)

1992년 한양대학교 대학원 졸업(공학박사).
1992년~현재 제주대학교 통신컴퓨터학부
교수

관심분야 : 퍼지 이론, 이동로봇, 에이전트 시스템, 지능시
스템

Phone : 064) 754-3637

Fax : 064) 755-3610

E-mail : shigkj@cheju.ac.kr