

탐색용 군집로봇을 위한 능동감지 기반 경로생성

Path Planning for Multi-Robots based on Active Sensing

이 수 용[†]Sooyong Lee[†]

Abstract: Swarm robots, utilizing multiple robots rather than a single one, perform missions efficiently for various purposes. Despite the increase in total cost, the greatest advantages are the reduction in mission completion time and the ability to continue mission execution using the remaining robots even if some robots malfunction. However, inter-robot cooperation and task allocation, which were not considered in single-robot systems, emerge as critical factors. Path generation for swarm robots requires not only simple collision avoidance but also ensuring that multiple robots move along a globally optimal path. This paper describes a path planning method that provides optimal paths to each robot when multiple robots explore an unknown environment and measure specific physical quantities. The primary objective is to ensure that robots do not traverse the same area repeatedly and move in the direction with the highest search efficiency when selecting the next destination. To achieve this, the spatial gradient value at the current location was estimated, and movement was directed in the direction with the largest magnitude; notably, the spatial gradient value was estimated using perturbation and correlation. Simulation results using this method demonstrated efficient exploration performance compared to methods that simply move in random directions, and methods that distribute space evenly.

Keywords: Multi-Robots, Path Planning, Active Sensing

1. 서 론

로봇은 현재 산업현장 뿐만 아니라 일상생활에 자리하며 다양한 용도로 사용되고 있다. 특히 붕괴된 건물이나 화재현장, 오염 구역, 심해, 행성 표면 등 인간이 접근하기 불가능하거나 매우 위험한 환경에서 임무수행이 가능하며 인명 손실을 줄일 수 있다. 또한 사람과 달리 충분한 에너지가 보급된다면 장시간 업무수행이 가능한 것도 장점이다. 또한 특정 물리량의 측정을 위하여 적절한 센서를 사용함으로써 인간의 감지 능력 한계를 넘어 높은 정확도와 정밀도를 얻을 수 있다.

한편 로봇은 인간과 같이 직관과 경험을 통해 예상하지 못한 상황에 대한 대처 능력이 떨어질 수 있다. 또한 제한된 기동성으로 인하여 사용환경에 제약을 받을 수 있으나 드론 관련 기술의 발전으로 기존의 주행 로봇 뿐만 아니라 비행체의 사용이 늘어나고 있다.

특히 탐색 임무를 수행할 때 단일 로봇보다 군집로봇을 사용하는 경우는 넓은 영역을 여러 로봇이 동시에 탐색하므로 소요 시간을 단축할 수 있으며 일부 로봇이 문제가 있더라도 나머지 로봇들이 임무를 계속 수행하므로 강건성 및 신뢰성을 높일 수 있다. 반면 시스템 구축 비용의 상승에 더하여 단일 로봇에서는 존재하지 않았던 문제들을 고려해야 한다. 구체적으로 로봇간의 협력, 작업 할당과 이를 위한 통신 의존성이 증가하며 로봇간의 물리적 충돌, 여러 로봇이 좁은 공간에 몰릴 경우 서로의 센서간 간섭 등을 유발할 수도 있다. 이러한 문제들에도 불구하고 탐색 영역이 매우 넓고 복잡한 경우나 신속한 임무수행이 필요하고 높은 신뢰성이 요구되는 경우 군집 로봇이 핵심적인 역할을 수행할 것으로 기대한다.

군집로봇관련 연구는 크게 3가지로 구분할 수 있다. 첫째, 가장 기본이 되는 경로생성으로 이는 주어진 환경에서 충돌없이 각자의 목표 지점까지 효율적으로 이동하는 경로를 목표로 한다^[1]. 경로 계획과 충돌 회피가 주 요소들이며 군집로봇의 경우 중앙 집중형으로 모든 로봇의 정보를 받아 최적 경로를 생성한 뒤 각 로봇에 명령을 내리는 방법을 사용하거나 각 로봇이 자신

Received : Mar. 23, 2026; Revised : Apr. 29, 2026; Accepted : May. 10, 2026

[†] Professor, Corresponding author: Department of Mechanical and System Design Engineering, Hongik University, 94, Wausan-ro, Mapo-gu, Seoul, Korea (sooyong@hongik.ac.kr)

Copyright©KROS

의 센서 정보와 주변 로봇과의 통신을 통해 자신의 경로를 결정하는 분산형 방법이 있다. 중앙 집중형은 전역(global) 최적 해를 찾을 가능성이 높으나 로봇 수가 늘어나면 계산량이 기하급수적으로 증가하며 중앙 서버의 의존성이 매우 높다. 분산형은 확장성이 뛰어나고 강건한 특징을 갖지만 전역적으로 최적이지 않은 해를 얻을 수 있다. 군집 로봇을 위한 경로 계획은 먼저 개미 군집 최적화, 입자 군집 최적화, 유전 알고리즘 등 자연계의 집단행동에서 영감을 얻은 알고리즘을 경로 계획에 적용하였다^[2,3]. 이 방법들은 복잡하고 동적인 환경에서 최적 해를 찾는 데 효과적이다. 또한 무작위 샘플링을 통해 복잡한 공간에서도 빠르게 경로를 찾아내는 방법인 RRT (Rapidly-exploring Random Tree)나 PRM (Probabilistic Roadmap)이 있으며 RRT의 확장형인 RRT*는 계산 시간이 더 걸리는 대신 최적 경로를 찾는 특성을 보여주었다^[4]. 그러나 이러한 방법들은 목적지와 장애물의 위치가 주어진 환경에서 목적지까지의 충돌 없는 경로를 생성하는 것이 목적이다. 따라서 미지의 환경 탐색을 위한 경로가 필요할 때는 사용할 수 없다. 특히 미지의 환경 전체를 균등하게 나누어 일일이 각각을 모두 탐색하는 것이 아니라 탐색하는 과정에서 측정된 환경 물리량에 따라 경로를 생성하여 탐색 시간을 단축하는 것은 전혀 고려되지 않는다.

둘째, 다수 로봇이 함께 움직이며 협력을 이루는 문제이다. 미지의 환경을 탐사하여 지도를 완성하거나 물리량분포도를 작성할 때 팀으로서의 효율성을 극대화하기 위하여 탐색 시간을 최소화하고 중복 탐색을 방지하는 것이 중요하다. 이를 위하여 알려진 영역과 알려지지 않은 영역의 경계선인 프론티어(frontier)를 목표지점으로 간주하고 로봇들은 경매나 순차적 할당과 같은 방법으로 각자 프론티어를 담당하도록 역할을 분담하여 서로 다른 미탐사 지역으로 흩어져 중복을 최소화하는 방법을 사용한다^[5]. 다른 방법으로는 전체 영역을 보로노이 다이어그램(Voronoi diagram)등으로 기하학적으로 나누어 각자 로봇에게 할당된 구역을 맡아 탐색하는 직관적인 방법이다^[6,7]. 프론티어 방식은 탐색을 마친 영역과 미지 영역을 나눌 때 이진법인 구분을 사용한다. 즉 미지 영역에서도 반드시 탐색해야 하는 영역과 탐색하지 않고 주변값으로 추정하는 영역을 연속적인 지수 값으로 표현하는 방법은 제안되지 않았다. 보로노이 다이어그램으로 탐색영역을 나누는 것은 단순히 영역을 직관적으로 나누기 위한 방법이며 매우 직관적이나, 이 방법 또한 탐색 정도를 나타내는 지수 정의 및 이의 활용과는 다르다.

마지막으로 세번째 연구 내용은 어떻게 가장 능동적으로 움직일 것인가이다. 즉 단순히 미지의 공간을 탐색하는 것을 넘어 정보의 가치를 판단하고 최소한의 행동으로 최대한의 정보를 획득할 수 있는 방법을 찾는 것이다. 이를 달리 표현하면 불확실성을 가장 크게 줄일 수 있는 움직임을 찾는 것이다. 이를 위하여 환경의 불확실성을 엔트로피로 정량화하여 예상되는 정

보 획득량, 즉 예상 엔트로피 감소량을 계산하여 이 값이 가장 큰 경로를 선택하는 것이다. 물론 군집로봇의 경우 다른 로봇으로 인한 중복되는 정보 가치를 제외한 조건부 정보 획득량을 계산하여 군집로봇 전체의 정보 획득을 최대화하는 결정을 내린다. 다른 접근 방법은 가우시안 프로세스(Gaussian process)와 같은 모델을 사용하여 환경을 모델링하여 지점간의 상관관계를 고려하므로 한 지점의 측정만으로도 주변 영역의 불확실성을 함께 줄일 수 있고 환경 모델에서 불확실성이 가장 높은 곳을 다음 측정 목표로 선택하는 방법이다^[8-10]. 이러한 방법들은 다수 로봇을 고려하며 탐색 여/부의 이진법 구분이 아니라 연속적이고 정량화된 지수를 사용하였다.

본 논문에서는 다수의 로봇이 미지의 영역을 탐색할 때 총 탐색시간을 줄이기 위한 경로 생성 방법을 기술하였다. 모든 영역을 균일하게 탐색하지 않아도 국소(local) 주변 값을 사용하여 추정 가능한 영역을 설정할 수 있는 정량적 지수를 제안하였다. 이 지수는 측정값의 공간 구배 값에 기반하고 공간 구배 값을 단순히 차이 값이 아니라 섭동/상관 관계로부터 구하는 방법을 사용하는 특징을 갖는다. 다음장에서 정량적 지수를 사용한 경로 생성 방법 및 공간 구배 값 연산에 대하여 설명하고 예시 환경에서 다수 로봇을 사용한 시뮬레이션 결과에 대하여 논하였다.

2. 경로 생성

2.1 군집로봇을 위한 하이브리드 경로 생성

서론에서 기술한 다양한 형태의 경로 생성 방법은 각각의 장점과 단점을 갖고 있다. 본 논문에서는 일부 방법들의 장점들을 결합한 하이브리드 경로 생성 방법을 제안한다. 적용 대상은 10대 이하의 로봇들로 구성되었고 중앙집중 방식이 아닌 분산형이나 각 로봇들은 모든 로봇의 위치 정보와 정보 획득량 추정치를 기록해가는 데이터베이스를 공유하는 군집 로봇이다. 환경에 대한 가정은 위치 정보는 장애물을 포함하여 모두 알려졌고 이 환경내에서 특정 물리량을 검색하여 이의 분포지도를 만드는 것이 목표이다. 환경은 2차원이며 로봇의 움직임은 전방향 이동이 가능하다고 가정한다. 제안하는 방법은 3차원으로 쉽게 확장이 가능하며 특히 드론의 경우 움직임 방향에 대한 제한 조건이 없는 장점을 갖고 있으므로 전방향 이동은 충분히 설정할 수 있는 가정이다.

전체 환경을 정사각형 형태의 격자로 구분하며 로봇의 위치는 정사각형의 중심점 좌표이고 로봇의 방향까지 포함한 다음과 같은 위치 벡터로 표현한다.

$$[x \ y \ \theta]^T \quad (1)$$

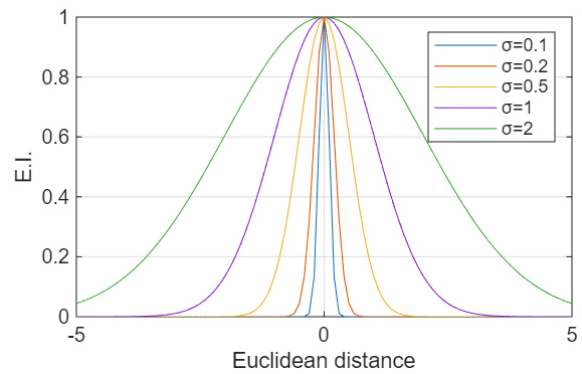
동일하지 않은 위치에서 모든 로봇이 출발하며 출발 시점이 같을 필요는 없다. 이때 각 로봇은 자신의 다음 목적지를 결정하여 이동한다. 현재 위치에서 다음 목적지 셀의 결정은 장애물을 회피하며 목적지까지의 경로를 생성하는 A* 방법과 유사하다. 로봇이 이동하는 경로상의 셀(cell)은 이미 탐색한 것으로 기록한다. 이는 이동거리와 계산 주기가 충분히 짧으며 측정 샘플링 주파수가 충분히 높다면 가능한 가정이다.

모든 로봇들이 공유하는 데이터베이스의 내용은 전체 영역을 이루는 각 셀의 탐색 지수(Exploration Index) 값이다. 이미 다른 로봇이 지나가며 탐색한 지역을 중복하여 탐색하는 것을 피하기 위함이다. 그러므로 군집 로봇 경로 생성의 종료 시점은 환경내의 모든 셀을 탐색하였을 때라고 할 수 있다. 그러나 탐색 환경이 넓거나 셀의 크기가 작은 경우에는 전체 소요시간이 매우 길어질 수 있으며 일부 기탐색 셀을 다시 지나가야만 미탐색 셀로 이동할 수 있다. 이러한 문제점을 해결하며 효율적인 탐색을 위하여 실제로 지나간 셀의 일부 주변 셀들도 탐색을 마친 정도를 정량적으로 나타낼 필요가 있다. 이는 가우시안 분포(Gaussian distribution)를 따르며 현재 위치 주변 셀들의 탐색 지수를 나타내는 것이다. 물론 가우시안 분포는 연속 확률 분포이며 셀 중심점들의 위치는 이산 분포이므로 이를 고려한 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 사용하여 주변 셀의 탐색 지수를 계산한다. 실제 로봇이 지나간 셀은 탐색 지수 값이 1이 되며, 로봇이 지나가지 않은 셀의 지수는 0으로 초기 설정하여 표현한다. 로봇이 다음 셀로 이동하여 해당 셀의 위치에서 주변 셀들의 탐색지수 계산시 대상에 중복 포함되어 부여된 계산 값은 이전 계산 값과 합산하며 그 값은 1보다 크지 않도록 제한한다. 따라서 로봇이 지나가지 않았더라도 충분히 탐색을 마쳤다고 추정할 수 있는 셀이 생기는 것을 허용한다. 데이터베이스에 추가되는 두번째 정보는 각 로봇이 위치한 현재 셀 인덱스이며 이는 저장되지 않고 최근 값으로 갱신된다. 각 로봇간의 충돌 회피 기능은 필수적이며 이를 위하여 사용된다. 그러나 매번 충돌 여부를 검사할 필요 없으며 현재 로봇이 속한 셀 주변의 모든 8개의 셀들의 값이 1인 경우에만 그 주변 셀들 중 다른 로봇이 위치하는지를 검사한다. 이러한 방법으로 로봇간의 충돌을 방지할 수 있다.

사용하는 확률분포의 평균값(μ)은 0이며 분산(σ^2)값에 관련없이 현재 위치한 셀의 탐색지수 값이 1이 되도록 가우시안 분포식을 수정한 식 (2)를 사용한다. 다양한 표준편차(σ)값에 대한 1차원 탐색지수 값 분포는 [Fig. 1]과 같다.

$$EI(x) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

이 연구의 핵심은 분산값을 결정하는 방법이며 측정치의 공



[Fig. 1] Exploration Index, EI for different σ values

간 구배(spatial gradient)값에 반비례하도록 설정한다. 또한 공간 구배값을 구하는 방법으로 섭동과 상관(Perturbation and Correlation) 관계를 사용하는 것이다. 직관적으로 공간 구배 값의 절대값이 클수록 더욱 촘촘히 탐색하는 것은 자명하다. 현재 위치 (x, y) 에서 직교하는 두 축 방향에 대한 독립 분포를 갖으며 각 축 방향의 분산은 상호 반비례관계로 식 (3), 식 (4)와 같이 표현된다. 여기서 $M(x, y)$ 은 현재 위치에서의 물리량 측정값이다. 두 좌표축은 로봇의 방향을 고려한 국부 좌표계(local coordinates)이며 각 방향의 구배 값을 사용하여 장축, 단축으로 표현되는 타원식을 얻은 후 이를 전역 좌표계(global coordinates)로 변환하여 주변 셀의 탐색지수를 구할 때 사용한다.

$$\sigma_x^2 = \frac{k_x}{\left| \frac{\partial M}{\partial x} \right|} \quad (3)$$

$$\sigma_y^2 = \frac{k_y}{\left| \frac{\partial M}{\partial y} \right|} \quad (4)$$

여기서 k_x, k_y 는 각각 전역 좌표계의 x축, y축 방향의 비례상수이다. 미지의 환경의 물리량 분포는 미리 알 수 없기에 로봇을 이용하여 측정하는 것이므로 비례상수 값을 일률적으로 정의할 수 없다. 1차원의 경우 식 (3)과 식 (4)를 사용하여 해석하면, 현재 위치로부터의 거리에 따른 공간 구배 값이 크면 물리량이 집중되었다고 판단할 수 있으며 분산 값이 작아지며, 분산 값이 작으면 현재 위치에서 조금만 벗어나도 탐색지수 값이 급격히 0으로 감소하므로(즉, 미 탐색 영역) 그 결과 더 촘촘히 측정하는 경로를 얻는다. 따라서 비례상수 값이 너무 큰 경우 동일한 공간 구배 값에 대하여 분산 값이 크게 되므로 탐색 해상도가 낮아지며, 비례상수 값이 너무 작으면 탐색 해상도가 높아지나 많은 측정 회수가 필요하므로 완료까지 시간이 더 길어지는 결과를 얻게 된다.

2.2 섭동/상관관계를 이용한 공간 구배값 추정

본 연구에서 탐색지수를 결정하는 중요 요소인 공간구배 값은 특정 방향으로 로봇이 이동하였을 때 측정값의 변화가 어떠한지 나타내는 것이다. 이전 위치와 현재 위치사이의 변화는 측정값들로부터 정확히 계산할 수 있으나 미측정 위치와의 측정값 변화는 예측하여 추정할 수 있을 뿐이다. 이를 위하여 현재 위치에서의 공간 구배 값을 사용하며 이를 섭동/상관관계로부터 추정하였다^[11].

위치에 대한 측정값 $M(x, y)$ 는 두 개의 입력 변수를 갖는 함수이므로 다음 식과 같이 시간 τ 일 때 테일러 급수 전개를 하여

$$M[x(\tau + \Delta t), y(\tau + \Delta t)] = M[x(\tau), y(\tau)] + \delta_x(t) \frac{\partial M}{\partial x} \Big|_{\tau} + \delta_y(t) \frac{\partial M}{\partial y} \Big|_{\tau} \quad (5)$$

와 같이 표현된다. 두 개의 입력 변수에 다음과 같은 직교(orthogonal) 함수를 각각 사용하여 섭동을 가한다.

$$\delta_x = \varepsilon_x \sin(\omega t) \quad (6)$$

$$\delta_y = \varepsilon_y \cos(\omega t) \quad (7)$$

여기서 $\varepsilon_x, \varepsilon_y$ 는 각 섭동입력의 진폭, ω 는 섭동 주파수이다. 한 주기($\frac{2\pi}{\omega}$)동안 입력변수 x 와 함수 M 간의 상관관계를 구하면,

$$\begin{aligned} \overline{\delta_x M} &= \int_{\tau}^{\tau + \frac{2\pi}{\omega}} \delta_x M[x(\tau), y(\tau)] dt + \\ &\int_{\tau}^{\tau + \frac{2\pi}{\omega}} \delta_x^2 \frac{\partial M}{\partial x} \Big|_{\tau} dt + \int_{\tau}^{\tau + \frac{2\pi}{\omega}} \delta_x \delta_y \frac{\partial M}{\partial y} \Big|_{\tau} dt \end{aligned} \quad (8)$$

$\sin()$ 함수의 특성과 $\cos()$ 함수와의 직교성으로 인하여

$$\int_{\tau}^{\tau + \frac{2\pi}{\omega}} \delta_x dt = 0 \quad (9)$$

$$\int_{\tau}^{\tau + \frac{2\pi}{\omega}} \delta_x^2 dt = \frac{\pi \varepsilon_x^2}{\omega} \quad (10)$$

$$\int_{\tau}^{\tau + \frac{2\pi}{\omega}} \delta_x \delta_y dt = 0 \quad (11)$$

와 같이 단순화된다. 따라서 입력변수 x 와 함수 $M(x, y)$ 간의 상관관계는

$$\overline{\delta_x M} = \frac{\pi \varepsilon_x^2}{\omega} \frac{\partial M}{\partial x} \Big|_{\tau} \quad (12)$$

로 단순화되고, 이 식으로부터 입력변수 x 에 대한 구배값은

$$\frac{\partial M}{\partial x} \Big|_{\tau} = \frac{\omega}{\pi \varepsilon_x^2} \overline{\delta_x M} \quad (13)$$

와 같이 표현된다. 유사한 방법으로 입력 변수 y 에 대한 구배값은 다음 식과 같다.

$$\frac{\partial M}{\partial y} \Big|_{\tau} = \frac{\omega}{\pi \varepsilon_y^2} \overline{\delta_y M} \quad (14)$$

이상과 같은 관계식으로부터 로봇의 현재 위치에서의 측정값에 대한 공간 구배 값을 추정할 수 있다.

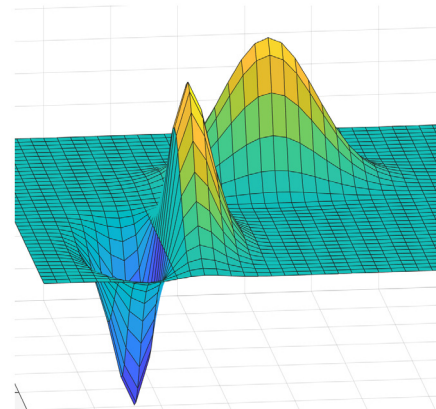
$\varepsilon_x = \varepsilon_y = \varepsilon$ 인 값을 사용하면 식 (6), (7)에서 알 수 있듯이 실제 센서는 반지름 $\varepsilon_x = \varepsilon_y = \varepsilon$ 의 원 궤적을 따라 움직이므로 센서를 회전하는 지지대에 고정하여 움직이면 1회전마다 식 (13), (14)로부터 각 방향에 대한 공간 구배 값을 구할 수 있다.

섭동의 진폭(ε)이 작을수록 더 정확한 구배 값을 추정할 수 있지만 실제 상황에서는 진폭이 너무 작으면 측정 값의 충분한 변화를 얻을 수 없어 신호 대 잡음비(Signal to Noise Ratio)가 저하될 것이다. 뿐만 아니라 실제로 센서의 위치에 섭동을 가할 때 구동부를 포함한 센서 시스템의 동적 특성에 따라 구현할 수 있는 진폭의 최소값이 제한될 수 있다.

섭동 주파수(ω)가 높을수록 상관 값을 구하는 시간이 짧아지므로 측정 주파수가 높아진다. 그러나 진폭의 경우와 마찬가지로 센서 시스템의 대역폭(bandwidth)을 넘는 너무 높은 섭동 주파수를 사용하면 움직임의 제어 오차가 커지므로 이 또한 대상 시스템에 대하여 적절한 값을 설정해야 한다^[12].

3. 시뮬레이션 및 결과 고찰

로봇이 이동하며 측정할 물리량은 가상의 함수를 지정하여 [Fig. 2]와 같이 분포를 갖는 환경에서 시뮬레이션하였다. 일부



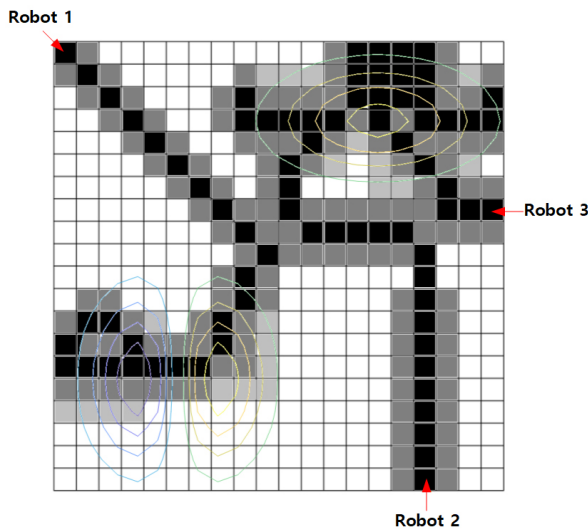
[Fig. 2] Physical Property Distribution

영역은 물리량의 값이 0이며 그 값이 증가하는 영역의 중심이 2곳, 값이 감소하는 영역의 중심이 1곳이다. 로봇은 3대이며 전체 환경은 20×20 그리드(grid)로 구분하였다.

[Fig. 3]은 시작위치에서 각 로봇이 총 25번 경로 생성과정을 반복하여 이동하며 탐색하고 그 주변의 탐색지수를 나타낸 그림이다. 각 로봇의 출발위치는 화살표로 표시한 셀이다. 각 셀의 탐색 지수는 회색조로 나타내었고 흰색은 0, 검은색은 1의 값을 나타내며 탐색 지수에 비례하여 검은 정도가 증가한다. 또한 이 그림에 물리량의 등고선 그림을 중첩하여 물리량의 공간구배 값에 따른 로봇의 경로 변화와 주변 셀의 탐색 지수를 시각화하였고, 이 지도에서 모든 셀의 탐색 지수값들 중 최소값이 지정한 종료지정 값 이하이면 탐색을 종료하였다. [Table 1]은 시뮬레이션에서 사용한 설정 값들이다.

이후 25번의 과정을 더 수행하여 작성한 탐색지수를 회색조로 표현한 그림을 [Fig. 4]에 나타내었다.

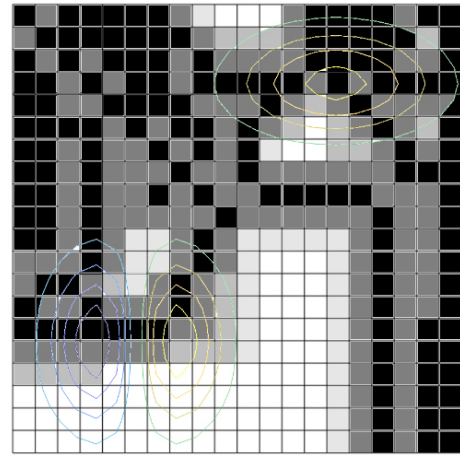
이 결과 그림에서 검은색, 즉 탐색 지수가 1인 셀은 각 로봇이 실제로 지나간 셀이거나 탐색 지수 값들이 누적되어 그 값이 1로 포화된 셀을 나타낸다. 다음 이동 목표를 정할 때 만약 현재 셀의 8개 주변 셀들의 탐색 지수 값이 모두 1이라면 이를 벗어나기 위하여 주변을 확장하여 동일한 거리에 위치하고 탐색 지수 값이 가장 작은 셀을 향하여 움직이도록 설정하였다.



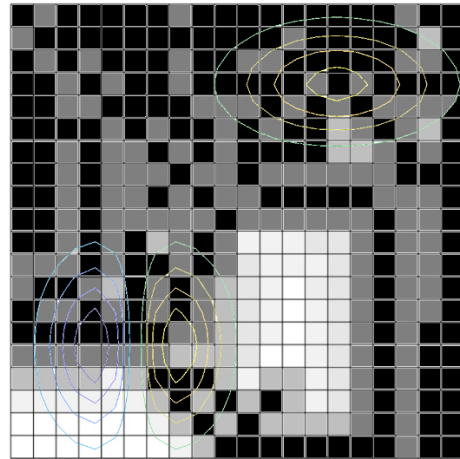
[Fig. 3] Exploration Index of the Environment represented in Gray Level after 25 Iterations

[Table 1] Parameters used in simulation

Parameter	Value	Equation
k_x, k_y	0.1	Proportional constant in (3), (4)
$\varepsilon_x, \varepsilon_y$	0.01m	Perturbation amplitude in (6), (7)
ω_x, ω_y	10rad/sec	Perturbation frequency in (6), (7)



[Fig. 4] Exploration Index of the Environment represented in Gray Level after 50 Iterations



[Fig. 5] Exploration Index of the Environment represented in Gray Level after 65 Iterations

[Fig. 5]는 총 65회의 계산 이후 갱신된 탐색지수 그림이다. 모든 셀의 탐색 지수 값이 종료 기준 값 이상이 될 때까지 반복한다면 셀의 분포에 따라 많은 반복 과정이 필요할 수 있다. 따라서 탐색 지수 값이 0인 셀을 중심으로 주변 모든 셀들의 값이 종료 기준 값보다 크다면 이 셀은 무시하는 것으로 종료 조건을 완화할 수 있다. 이 시뮬레이션에서 종료 기준 값은 0.2를 사용하였고, 65회 이후에도 아직 미탐색 영역이 많이 남아 있으므로 종료되지 않은 상태가 [Fig. 5]이며, 최종적으로 93회에서 종료되었다.

이 값이 0에 가깝게 너무 작은 경우 거의 모든 셀이 로봇에 의하여 탐색되어야 하므로 탐색을 마칠 때까지 많은 시간이 걸린다. 반대로 이 값이 너무 커지면 직접 탐색하지 않고 주변 셀들의 물리량을 추정한 셀들의 개수가 많은 상태에서 종결될 수 있으므로 상대적으로 짧은 시간에 탐색을 마칠 수 있다. [Table 2]는 시뮬레이션 결과를 기술한 종료 기준 값이 0.2일때와 0.1, 0.3

[Table 2] Number of steps for exploration with respect to the terminal condition value. (number of robots=3, grid size=20×20)

Terminal Condition Value	Number of Steps
0.1	121
0.2	93
0.3	79

[Table 3] Number of steps for exploration with respect to the number of robots, N_r , and path planning method. (terminal condition value=0.2 for the proposed method)

Grid size	Method	Number of Robots, N_r		
		3	5	10
100×100	Proposed	2,423	1,372	594
	Random motion	8,625	7,514	5,481
	Evenly Distributed	3,334	2,000	1,000
1000×1000	Proposed	294,152	110,877	49,421
	Random motion	3,721,465	852,486	484,721
	Evenly Distributed	333,334	200,000	100,000

일때의 반복회수를 보여준다. 3가지 경우 모두 셀의 개수는 20×20, 로봇은 3대를 사용하였다.

현재 위치에서 8개의 이웃 셀들 중 이동할 목표 셀을 알고리즘에 의하여 선정하고 로봇이 이에 따라 목표 셀로 이동할 때까지의 일련의 과정을 스텝 1개로 정하였다. 또한 셀의 크기가 충분히 작다고 가정하면 대각선 움직임과 수평, 수직 움직임의 소요시간은 같다고 가정하였다.

또한 그리드가 각각 100×100과 1000×1000인 경우, 사용된 로봇 수가 3, 5, 10, 종료 기준 값은 0.2인 조건에 대하여 이 논문에서 제안한 방법, 8개의 이웃 셀들 중 무작위로 선정한 셀로 이동을 계속하며 모든 셀을 탐색하는 경우, 그리고 마지막으로 전체 영역을 로봇 수로 나누어 하나의 영역을 하나의 로봇이 차례대로 일일이 탐색하는 경우에 대하여 그 결과를 [Table 3]에 정리하였다. 가상의 물리량 분포는 앞의 시뮬레이션과 동일하며 무작위 움직임의 경우는 매번 실행시 다른 결과를 얻으므로 동일한 조건에서 10번을 반복 수행한 후 그 평균값을 사용하였다. 무작위 선정 방법은 비현실적이므로 비교에서 제외하고 동일한 크기 구역으로 나누어 전체 셀을 모두 탐색하는 방법에 대한 우수함을 분명히 보여준다. 또한 사용한 로봇 수나 그리드 크기에 관계없이 모두 유효한 결과이다.

4. 결 론

로봇 한 대보다 다수의 로봇을 사용한 군집로봇이 다양한 목적으로 효율적인 임무를 수행하는 것은 자명하다. 군집 로봇을 사용함으로써 임무완료 시간이 단축되고 일부 로봇이 문제가 있더라도 나머지 로봇을 사용하여 임무 수행을 지속할 수 있는 강인성이 향상되는 것이 가장 큰 장점이다. 이에 반하여 단일 로봇에서는 고려하지 않았던 로봇사이의 협력, 작업 할당 등이 중요점으로 대두되므로 군집로봇의 경로생성은 단순한 충돌 회피만이 아니라 다수의 로봇이 전역적 최적 경로로 이동하도록 하는 것이 필수적이다.

본 논문에서는 다수의 로봇을 사용하여 미지의 환경을 탐색하며 특정 물리량을 측정하는 경우에 대하여 각 로봇들에게 최적 경로를 주는 경로 생성방법에 대하여 기술하였다. 가장 큰 목적은 로봇들이 같은 지역을 중복하여 지나가지 않으며 다음 이동 목적지를 선택할 때 탐색 효율이 높은 방향으로 가도록 하는 것이다. 이를 위하여 현재 위치에서의 공간 구배 값을 추정하여 이 값의 크기가 가장 큰 방향으로 이동하도록 하였으며, 특히 공간 구배 값을 구할 때 섭동/상관관계로부터 추정하였다. 이러한 방법을 사용하여 시뮬레이션한 결과들은 단순히 임의의 방향으로 움직이는 방법이나 공간을 고르게 분배하여 움직이는 방법에 비하여 우수함을 보여주었다.

References

- [1] Z. A. Ali, "Introductory chapter: motion planning for dynamic agents," *Motion Planning for Dynamic Agents*, IntechOpen, Jan., 17, 2024, DOI: 10.5772/intechopen.1003898.
- [2] J. Li, S. X. Yang, and Z. Xu, "A survey on robot path planning using bio-inspired algorithms," *2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, pp. 2111-2116, Dec., 2019, DOI: 10.1109/ROBIO49542.2019.8961498.
- [3] N. S. Pal, Narendra and S. Sharma, "Robot path planning using swarm intelligence: a survey," *International Journal of Computer Applications*, vol. 83, no. 12, pp. 5-12, Dec., 2013, DOI: 10.5120/14498-2274.
- [4] J. Lee, "Improved heterogeneous-ants-based path planner using RRT*," *Journal of Korea Robotics Society*, vol. 14, no. 4, pp. 285-292, Oct., 2019, DOI: 10.7746/jkros.2019.14.4.285.
- [5] C. Shin, B. Jeong, D. Suh, S. Shim, J. Kim, and H. Choi, "Frontier exploration and task allocation-based cooperative mapping algorithm for multi-robot system," *Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology*, vol. 28, no. 2, pp. 217-223, Apr., 2025, DOI: 10.9766/kimst.2025.28.2.217.
- [6] J. Cortés, S. Martínez, and F. Bullo, "Spatially-distributed coverage optimization and control with limited-range interactions," *ESAIM: Control, Optimisation and Calculus of Variations*, vol. 11, no. 4, pp. 691-719, Oct., 2005, DOI: 10.1051/cocv:2004033.

- [7] A. Breitenmoser, M. Schwager, J. Metzger, R. Siegwart, and D. Rus, "Voronoi coverage of non-convex environments with a group of networked robots," *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May, 2010, pp. 4982-4989, DOI: 10.1109/ROBOT.2010.5509696.
- [8] R. Ouyang, K. H. Low, J. Chen, and P. Jaillet, "Multi-robot active sensing of non-stationary gaussian process-based environmental phenomena," *2014 International conference on Autonomous agents and multi-agent systems (AAMAS'14)*, Richland, SC, pp. 573-580, May, 2014, DOI: 10.65109/GQMZ2576.
- [9] F. Pagano, N. D. Carli, E. Restrepo, A. Marino, and P. R. Giordano, "Distributed multi-robot active-sensing of a diffusive source," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 10, no. 10, pp. 10807-10814, Oct., 2025, DOI: 10.1109/LRA.2025.3606376.
- [10] N. D. Carli, P. Salaris, and P. R. Giordano, "Multi-robot active sensing for bearing formations," *2023 International Symposium on Multi-Robot and Multi-Agent Systems (MRS)*, Boston, MA, USA, pp. 184-190, 2023, DOI: 10.1109/MRS60187.2023.10416798.
- [11] S. Lee, "Gradient based stereo temperature sensor system," *Journal of Korea Robotics Society*, vol. 14, no. 4, pp.258-263, Nov., 2019, DOI: 10.7746/jkros.2019.14.4.258.
- [12] S. Lee, "Sensor nodes placement in time invariant/time varying environment," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 27, no. 11, pp. 851-857, Nov., 2021, DOI: 10.5302/J.ICROS.2021.21.0125



이 수 용

1989 서울대학교 기계공학과(공학사)

1991 서울대학교 기계설계학과(공학석사)

1996 Massachusetts Institute of Technology,
Mechanical Engineering(공학박사)

1996~1999 한국과학기술연구원, 선임연구원

2000~2003 Texas A&M University, Mechanical Engineering,
Assistant Professor

2003~현재 홍익대학교, 기계시스템디자인공학과, 교수

관심분야: Robotics