

효율적 환경탐사를 위한 이동로봇 경로 계획기

Mobile Robot Path Planner for Environment Exploration

배 정 연¹, 이 수 용², 이 범 희³

Jungyun Bae¹, Sooyong Lee², Beom-Hee Lee³

Abstract The Mobile robots are increasingly being used to perform tasks in unknown environments. The potential of robots to undertake such tasks lies in their ability to intelligently and efficiently search in an environment. An algorithm has been developed for robots which explore the environment to measure the physical properties (*dust* in this paper). While the robot is moving, it measures the amount of dust and registers the value in the corresponding grid cell. The robot moves from local maximum to local minimum, then to another local maximum, and repeats. To reach the local maximum or minimum, simple gradient following is used. Robust estimation of the gradient using perturbation/correlation, which is very effective when analytical solution is not available, is described. By introducing the probability of each grid cell, and considering the probability distribution, the robot doesn't have to visit all the grid cells in the environment still providing fast and efficient sensing. The extended algorithm to coordinate multiple robots is presented with simulation results.

Keywords : Mobile Robot Exploration, Active Sensing, Perturbation/Correlation

1. 서 론

최근 기계적인 구조를 유지하고 수리하는 작업에서부터 위험한 화학품이나 재료를 포함한 사고현장의 청소작업, 구조작업에 이르기까지 많은 실내/외 현장에서의 독립적인 이동로봇의 잠재적 응용이 늘어나고 있다. 이러한 응용들 이외에도 수색, 구조 작업을 위한 이동로봇 사용의 가능성이 높아지고 있다.

이러한 이동로봇을 실제로 사용하기 위해서는 협조적이고, 분산적이며, 정량적이고, 저렴하며, 다양한 환경에서 적용 가능한 시스템의 개발이 중요하다. 기존 제시된 기술들의 대부분은 이러한 목표를 모두 충족시키지는 못하고 있다. 예를 들어, 군용 로봇과 같이 특수한 목적을 위하여 설계된 로봇, 혹은 사람에 의해 면밀히 조종되는 로봇이나, 사람 가까이에서 작동하지 않아 일부 안전성의 중요도가 낮은 상황에 맞게 설계된 로봇과 같이 비싸고

매우 특수화된 시스템은 실현 가능하였다.

많은 제조공정에 사용되는 매니플레이터 로봇공학과는 달리 주행로봇공학은 주변환경에 대한 전체적인 이해와 그 환경 안에서 활동적으로 계획할 수 있는 능력을 필요로 한다. 자율적인 이동로봇주행을 실현하기 위해서는 반드시 해결해야 하는 기술들이 있다. 첫째, 로봇이 따라갈 길을 선택할 '경로계획기'가 필요하고, 둘째, 불가피한 주행오차로 인해 어떠한 주행로봇도 계획된 경로를 정확하게 따라가는 것은 불가능하므로, 로봇의 위치와 방향을 정확하게 결정할 '위치추정' 기술이 필요하다.

본 논문에서는 주변환경을 탐사하며 물리적 성질을 측정(감지)하는 로봇에 대하여 고려한다. 그 한 예가 청소로봇이 주변환경의 먼지량을 측정하여 효율적으로 청소를 하는 작업이다. 주변환경의 크기와 장애물의 위치를 알고 있다고 가정한다. 경로계획기는 효율적인 측정과 청소작업을 위한 경로 명령을 생성하여야 한다. 본 경로계획기는 주로 목표의 상대적 위치를 파악하며 충돌회피에 중점을 두었던 기존의 전형적인 경로계획기와는 차별화된다. 간단한 경로 계획 알고리즘 중의 하나는 로봇이 측정된 값의 양 또는 음의 방향의 gradient(변화량)를 따라가

※ 본 연구는 2005년도 서울시 신기술연구개발지원사업 (10689M092991)의 지원으로 수행되었음.

¹ 홍익대학교 기계공학과 석사과정

² 홍익대학교 기계시스템디자인공학과 부교수 (sooyong@hongik.ac.kr)

³ 서울대학교 전기컴퓨터공학부 교수

도록 하는 것이다. 처음에 로봇은 양의 gradient 방향을 따라 움직인다. 일단 로봇이 local maximum에 도착하면 로봇은 local minimum에 도착할 때까지 음의 gradient 방향을 따라 움직인다. 이 규칙을 반복함으로써, 로봇은 결국 대부분의 local maximum/minimum을 방문할 것이다. 로봇은 움직이는 동안 계속적으로 먼지량을 측정하여 측정된 값을 지도의 격자 셀에 채워나간다. 각각의 셀은 먼지량과 방문여부에 대한 확률, 두 가지 다른 변수를 갖고 있다. 로봇이 모든 셀을 일일이 다 방문하는 것은 전혀 효율적이지 못하므로 이를 대신하여 측정된 gradient값에 근거하여 로봇이 각 셀에 대한 방문여부의 확률을 수정한다. 초기에 모든 셀의 확률은 0이며, 실제로 로봇이 방문했을 시에 1이 되고, 방문한 셀 주변의 셀의 확률은 gradient값에 따라 수정 된다. 로봇은 모든 셀의 확률이 설정값 이하가 되면 탐사를 중지한다.

[1]은 frontier에 기반을 둔 탐사방법을 소개하였다. Laser-limited sonar 센서를 사용하여 evidence grids를 채워나가는 방법으로 완벽한 frontier의 감지방법과 사용법에 초점을 맞추었다. [2]는 다음 단계의 측정 지점을 결정하는데 사용하는 grid-topological utility 함수를 발전시켜 "Cost Overflow" 라는 다 개체 로봇 경로계획기를 사용함으로써 효율성을 높이는 방안을 제시하였다. 또한, Bayesian 업데이트 이론을 사용하여 개방된 공간을 측정하고 Hierarchical Fused Fuzzy System을 이용하여 실제 수행을 실행하는 방법이 [3]에 의해 연구되었다. [4]에서는 동적인 환경에서 센서측정거리와 통신이 제한적인 다개체 로봇이 안전하게 목표를 수행할 수 있도록 동적 로봇 네트워크를 이용한 중앙집중적 계획에 기반한 동적 계획 구조가 소개되었다. [5]는 두 개의 이동로봇 수행에 fuzzy rule을 사용하였다. Fuzzy controller는 적절한 행동을 선택하기 위해 센서 값을 사용하며 self-learning도 포함한다. 미지의 환경에 대응하기 위하여 특정한 업무를 고려하지 않은 다개체 로봇의 경로계획이 [6]에서 소개되었으며, 다개체 로봇간의 지식 공유 방법이 [7]에 의해 연구되었다. 미지의 환경에서 로봇이 효율적인 탐사를 하기 위하여 센서 값을 이용한 신뢰도 측정이 사용되었다. 각각의 로봇은 공통의 지도는 갖고 있지 않으나 탐사정보를 공유하기 위한 각각의 지도를 갖고 있다.

본 연구에서는 측정하고자 하는 물리적 성질의 분포함수의 gradient가 가장 중요한 정보이며 perturbation/correlation을 사용한 gradient의 추정방법을 다음 장에 제시하였다. 탐사 알고리즘은 3장에 기술하였으며, 알고리

즘을 구현한 시뮬레이션 결과는 4장에 제시하였고, 5장에 결론을 기술하였다.

2. Perturbation/Correlation 기반 Gradient 추정

함수의 gradient를 구하는 데에는 여러 가지 방법이 있으며, 그 중 하나는 해석적인 gradient로 정확한 해를 말한다. 그러나 해석적으로 함수가 표현되지 않는 경우에는 해석적인 gradient를 유도할 수 없다. 본 논문의 경우에는 로봇이 움직이면서 함수를 구성하기 때문에 해석해를 구하는 것이 불가능하다. 따라서 단순한 수치적 차이를 이용하는 것을 대신하여 gradient의 강인한 추정기법 (robust estimation)을 위하여 Perturbation/Correlation 방법을 사용하였다. 특히 이 방법은 다수의 변수에 대한 상대적 gradient를 구하는 데 매우 유용하다. 만약 F 가 x, y 의 함수이고, $\frac{\partial F}{\partial x}, \frac{\partial F}{\partial y}$ 을 구하고자 하는 경우, 입력변수 x, y 에 모두 주기적인 perturbation을 더하여, correlation로부터 $\frac{\partial F}{\partial x}, \frac{\partial F}{\partial y}$ 를 추정한다^[8]. 일반적으로 표현하기 위하여, F 가 입력변수 x, y 와 F 에 영향을 주는 다른 변수들의 함수라 하자;

$$F = \Phi(x, y, \zeta_1, \dots, \zeta_m) \quad (1)$$

이 때, ζ_1, \dots, ζ_m 는 F 에 영향을 미치는 또 다른 변수들이다. Φ 는 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} & \Phi[x(\tau + \Delta t), y(\tau + \Delta t), \zeta_1(\tau + \Delta t), \dots, \zeta_m(\tau + \Delta t)] \\ &= \Phi[x(\tau), y(\tau), \zeta_1(\tau), \dots, \zeta_m(\tau)] + \delta_x(t) \left. \frac{\partial \Phi}{\partial x} \right|_r + \delta_y(t) \left. \frac{\partial \Phi}{\partial y} \right|_r \\ & \quad + \delta_{\zeta_1}(t) \left. \frac{\partial \Phi}{\partial \zeta_1} \right|_r + \dots + \delta_{\zeta_m}(t) \left. \frac{\partial \Phi}{\partial \zeta_m} \right|_r + \mathcal{O} \end{aligned} \quad (2)$$

여기서, δ_x, δ_y 는 각각, x 축과 y 축으로의 perturbation을 의미한다. 다음과 같이 서로 직교하는 정현파 함수를 고려해보자:

$$\delta_x = \varepsilon_x \sin(\omega_p t) \quad (3)$$

$$\delta_y = \varepsilon_y \cos(\omega_p t) \quad (4)$$

x 축과 y 축에 대한 perturbation의 진폭이 같으면 끝점의 경로는 단순한 원형이다. Φ 와 δ_x 사이의 correlation을 구하면,

$$\overline{\delta_x \Phi} = 0 + \frac{\varepsilon^2 \pi}{\omega} \frac{\partial \Phi}{\partial x} \Big|_r + 0 + \frac{\partial \Phi}{\partial \zeta_i} \Big|_r \int_{r-2\pi/\omega}^r \delta_x(t) \delta_{\zeta_i}(t) dt + \dots \quad (5)$$

δ_x 와 δ_y 의 직교성으로 인하여 곱셈 항인 $\int \delta_x \delta_y dt$ 가 사라지기 때문에 다른 항이 다음 식 (6)과 같이 무시할 수 있을 정도로 작게 유지되는 한 $\frac{\partial \Phi}{\partial x}, \frac{\partial \Phi}{\partial y}$ 는 각각 독립적으로 $\overline{\delta_x \Phi}$ 와 $\overline{\delta_y \Phi}$ 로부터 추정할 수 있다.

$$\left| \frac{\partial \Phi}{\partial \zeta_i} \Big|_r \int_{r-2\pi/\omega}^r \delta_x(t) \delta_{\zeta_i}(t) dt \right| \ll \left| \frac{\varepsilon^2 \pi}{\omega} \frac{\partial \Phi}{\partial x} \Big|_r \right| \quad (6)$$

따라서, $\frac{\partial \Phi}{\partial x}, \frac{\partial \Phi}{\partial y}$ 는 다음의 두 식으로 표현된다.

$$\frac{\partial \Phi}{\partial x} \approx \frac{\omega}{\varepsilon_x^2} \overline{\delta_x \Phi} \quad (7)$$

$$\frac{\partial \Phi}{\partial y} \approx \frac{\omega}{\varepsilon_y^2} \overline{\delta_y \Phi} \quad (8)$$

식 (7)에서 gradient 값이 perturbation 입력 δ_x 와 함수 Φ 의 곱의 함으로부터 추정되는 것은 이 알고리즘의 강인성을 보여주고 있다.

이상과 같은 연속시스템의 perturbation기반 gradient 추정 방법을 이산 시스템으로 표현하면, $x(t_i), y(t_i), \Phi(t_i); i=1, \dots, 2n$ 에 대하여 x 와 y 의 perturbation이 $\delta_x = \varepsilon_x \sin(\frac{\pi}{n}i)$ 일 때,

$$x(t) = x_0 + \delta_x \quad (9)$$

$\delta_y = \varepsilon_y \sin(\frac{\pi}{n}i)$ 일 때,

$$y(t) = y_0 + \delta_y \quad (10)$$

로 표현된다. Φ 와 x 사이의 correlation은 다음과 같이 표현되며,

$$\overline{\delta_x \Phi} = \sum_{i=1}^{2n} \delta_x \Phi(\tau) + \sum_{i=1}^{2n} \delta_x^2 \frac{\partial \Phi}{\partial x} \Big|_r + \sum_{i=1}^{2n} \delta_x \delta_y \frac{\partial \Phi}{\partial y} \Big|_r \quad (11)$$

다음의 단순화가 가능하다.

$$\Phi(\tau) = const \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^{2n} \delta_x = 0 \quad (13)$$

$$\sum_{i=1}^{2n} \delta_x^2 = n\varepsilon_x^2 \quad (14)$$

$$\sum_{i=1}^{2n} \delta_x \delta_y = 0 \quad (15)$$

위의 단순화들을 적용시키면, correlation은 다시 다음과 같이 표현된다.

$$\overline{\delta_x \Phi} = n\varepsilon_x^2 \frac{\partial \Phi}{\partial x} = \sum_{i=1}^{2n} \delta_x \Phi(t_i) \quad (16)$$

$$\frac{\partial \Phi}{\partial x} = \frac{1}{n\varepsilon_x^2} \sum_{i=1}^{2n} \delta_x \Phi(t_i) \quad (17)$$

이 식은 이산시스템에서 샘플 된 데이터를 이용한 correlation로부터 gradient를 구할 수 있다는 것을 보여준다.

3. 탐사 알고리즘

3.1. gradient 기반 탐사

첫 번째 탐사 알고리즘은 단순히 gradient 방향을 따라가는 것이다. 먼지분포함수의 gradient는 앞 장에서 설명한 perturbation/correlation 방법으로 구한다. 초기 분포함수는 알지 못하고 로봇이 주변환경을 탐사하면서 함수를 추정한다. Local minimum에 도달하기 위하여 로봇의 경로 (x, y) 는

$$(\dot{x}, \dot{y}) = (-\eta_x \frac{\partial \Phi}{\partial x}, -\eta_y \frac{\partial \Phi}{\partial y}) \quad (18)$$

로 업데이트된다. 이와 유사하게 local maximum에 도달하기 위해서 경로는

$$(\dot{x}, \dot{y}) = (\eta_x \frac{\partial \Phi}{\partial x}, \eta_y \frac{\partial \Phi}{\partial y}) \quad (19)$$

로 업데이트된다. 물론 로봇은 진행하고 있는 방향의 위치가 이전에 방문했던 곳인지 여부를 확인하며 이를 경로 생성시 고려한다. 그림 1에 예시를 제시하였다.

등고선의 중심부는 local maximum(High) 또는 local minimum(Low)의 위치를 나타내며 로봇은 다음과 같이 움직인다.

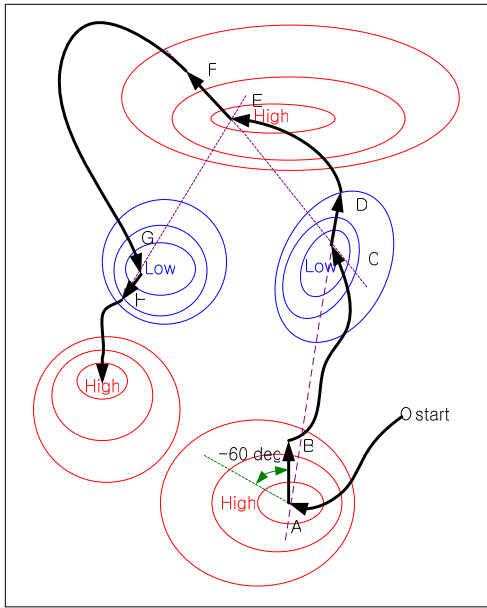


그림 1. 탐사 예제

- 1) Start→A: local maximum을 향해 움직인다. 로봇의 경로는 $\dot{x} = \eta_x \frac{\partial}{\partial x}$ 와 $\dot{y} = \eta_y \frac{\partial}{\partial y}$ 로 업데이트된다.
- 2) A→B: $\frac{\partial}{\partial x}$ 와 $\frac{\partial}{\partial y}$ 가 모두 local maximum 근처에서는 0에 가까워지므로 로봇은 local maximum에서 벗어나기 위하여 잠시간 강제로 임의의 방향으로 움직이도록 한다. (본 예에서는 임의의 방향을 로봇의 전진방향으로부터 -60° 로 설정하였음)
- 3) B→C: local minimum을 향해 움직인다. 로봇의 경로는 $\dot{x} = -\eta_x \frac{\partial}{\partial x}$ 와 $\dot{y} = -\eta_y \frac{\partial}{\partial y}$ 로 수정 된다.
- 4) C→D: 직전 피크와 현재 로봇이 위치하고 있는 피크를 연결한 직선(\overline{AC}) 방향으로 움직이도록 한다.
- 5) D→E: local maximum을 향해 움직인다. 1)과 같다.
- 6) E→F: 직전 피크와 현재 피크를 연결한 직선(\overline{CE}) 방향으로 움직이도록 한다.
- 7) F→G: local minimum을 향해 움직인다. 3)과 같다.
- 8) G→H: 직전 피크와 현재 피크를 연결한 직선(\overline{EG}) 방향으로 움직이도록 한다.
- 9) H→I: local maximum을 향해 움직인다. 1)과 같다.

제시된 알고리즘은 결국 로봇이 같은 위치를 두 번 방문하는 일이 없이 대부분의 local maximum/ minimum을 방문하도록 한다. 눈으로 보기에는 local maximum 혹은 local minimum이 가까운 거리 상에 연속하여 존재하는 것

처럼 보이는 경우에도 사실상 함수의 gradient값은 연속적으로 존재하기 때문에 알고리즘적으로는 local maximum과 minimum을 번갈아서 움직인 것이 되어 모든 local maximum/minimum을 방문할 수 있게 된다. 그러나 이것은 로봇이 주어진 환경의 모든 면지량을 측정하기에 충분히 탐사한 것을 의미하지는 않는다.

3.2. gradient와 확률기반 탐사

로봇은 측정작업을 더 빠른 시간 안에 짧은 이동거리로 끝마칠 수 있도록 더욱 효율적으로 유도되어야만 한다. 로봇의 방문여부에 대한 확률타원은 그림 2와 같이 정의하였으며, 그림 3은 이를 3차원으로 나타낸 그림이다. 로봇의 중심은 셀 (m, n) 에 위치하고 진행방향은 로봇의 국부좌표 Y_{robot} 축 방향이다. 처음에 각 셀의 확률은 0으로 초기화되어 있다. 로봇이 움직임에 따라 계속적으로 양 방향으로의 gradient를 추정한다. 특정한 방향으로의 큰 gradient값은 그 방향에 면지량의 변화가 크다는 것을 의미하므로 로봇은 그 부근의 지역을 더 세밀하게 탐사해야 한다. 반대로 만약 gradient값이 작다면, 면지량의 변화가 크지 않다고 생각할 수 있으므로 그 지역은 덜 세밀하게 탐사할 수 있다. 확률은 그 셀을 사실상 방문했는지 ($P=1$), 한번도 방문하지 않았는지 ($P=0$) 여부를 알려준다. 따라서 중간 값은 그 셀을 계획을 결정하는 가중치를 의미한다. 확률분포는 로봇의 중심은 1, 타원의 바깥부분은 0으로 설정한다. 중심에서부터 가장자리까지는 Gaussian 확률분포를 따른다. 타원의 크기는 특정방향으로의 gradient의 절대값에 따라 큰 gradient 절대값일수록 그 방향으로 더 작아진다.

로봇이 대부분의 local maximum과 minimum을 방문하면, 측정된 면지량 지도를 바탕으로 면지가 많은 지역 부근과 방문여부 확률이 낮은 지역을 중심으로 청소작업을 하게 된다.

로봇은 주어진 환경을 탐사를 하면서 면지센서를 사용하여 면지량을 측정하게 되는데 현재 상용화된 센서로 청소로봇에 적합한 것으로는 적외선을 방출하기 위한 적외선 LED 및 이와 대향되도록 위치하며 적외선 LED로부터 방출된 빛을 수신하여 그 수신량의 정도에 따라 면지유입을 판단하도록 하기 위한 적외선 수신기로 이루어진 면지센서^[9]와 저역 필터에서 출력되는 신호에 따라 감도를 조정하고 면지를 감지하여 그 감지 값을 출력하는 면지센서^[10], 면지의 양을 측정하기 위한 광원 및 광 검출부를 포함한 면지 측정부를 포함하는 부유분진 및 일반 면지 센서^[11]등이 있다.

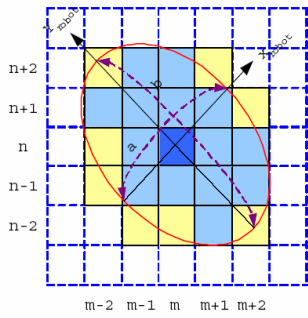


그림 2. 확률타원

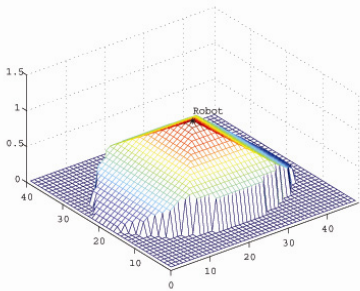


그림 3. 확률타원(3D)

4. 시뮬레이션

4.1. 하나의 로봇을 이용한 시뮬레이션

제시한 알고리즘을 검증하기 위하여, 그림 4와 같은 인위적인 먼지분포함수가 사용되었다. 보다 실제와 유사한 환경에 알고리즘을 적용하기 위하여 보통 방 안에서 사람들이 많이 지나다니는 중심부에는 먼지가 적고, 방의 모서리나 가장자리에는 먼지가 많이 쌓이는 점을 감안하여 먼지분포 함수를 작성하였다. 함수의 중간에 먼지량이 0인 부분들이 존재하는데, 이는 방 중앙에 가구가 놓여있는 경우를 생각하였기 때문이다. 방의 크기와 가구의 위치는 알고 있다고 가정하였고, 먼지센서는 최대 27cm 반경 내의 먼지량을 측정할 수 있다고 가정하였다.

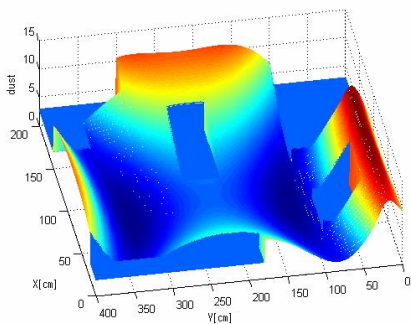


그림 4. 먼지분포함수

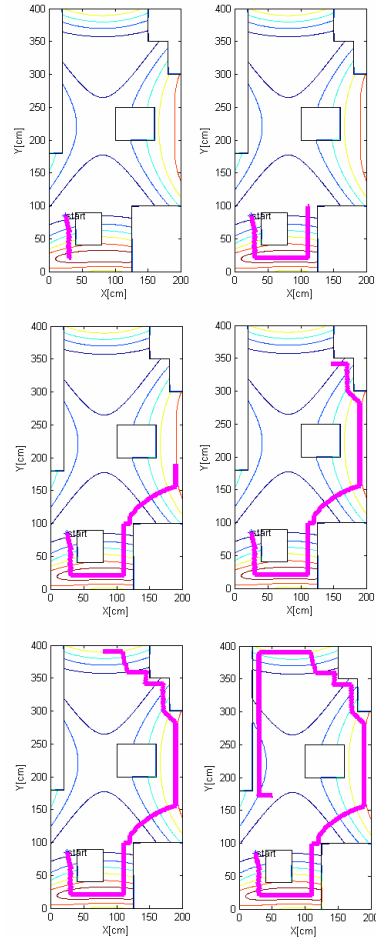


그림 5. 시뮬레이션 결과: 하나의 로봇-경로 업데이트

다음 그림들은 한 대의 로봇을 사용한 시뮬레이션 결과이다. 그림 5는 로봇이 local maximum과 minimum을 번갈아 가면서 방문하는 순서를 보여준다. 로봇이 움직인 경로를 살펴보면, 로봇이 단순히 벽을 따라 움직이는 것이 아니라 한 피크에서 다른 피크로 가는 과정에서 등고선에 수직인 방향으로 최급강하규칙(steepest descent rule)에 의해 가장 먼지량의 차이가 큰 지역을 통해 이동하는 것을 확인할 수 있다. 그림 6은 로봇이 움직임에 따라 먼지량 지도가 작성되는 것을 나타낸다. 파란색으로 나타난 지역이 가장 적은 먼지량을 갖는 지역, 즉 깨끗한 지역을 나타내며, 빨간색으로 나타난 부분이 가장 많은 먼지가 있는 부분임을 나타낸다. 먼지분포 그림 위에 로봇의 움직임을 그려봄으로써 (그림 7), 제시한 알고리즘이 실현됨을 볼 수 있다.

탐사를 종료한 후, 작성한 먼지량 지도와 방문여부확률을 토대로 청소작업을 반복하게 된다. 탐사를 통해 먼

지가 적다고 파악된 지역은 반복작업을 하지 않고 통과하게 되며, 먼지가 많이 쌓여있다고 파악한 지역은 여러 번 반복작업을 통하여 먼지량이 기준 값 이하가 될 때까지 청소를 한다. 청소작업을 하면서도 로봇은 계속해서 먼지량 지도를 업데이트 하므로, 깨끗하다고 추정했던 지역에 많은 먼지가 감지되면, 먼지량 지도를 업데이트하며 그 부분이 설정 값 이하가 될 때까지 반복작업을 통해 청소를 하게 된다.

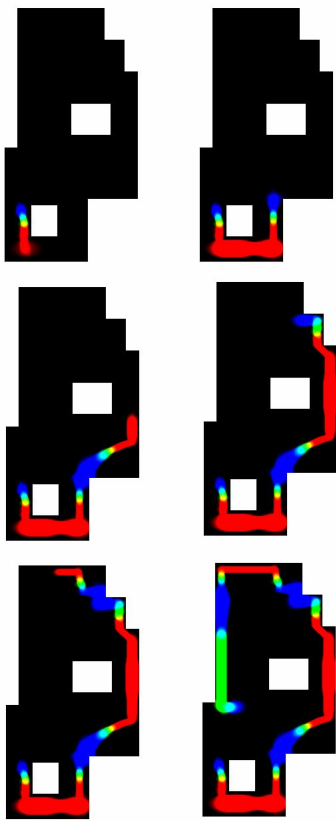


그림 6. 시뮬레이션 결과:
하나의 로봇-먼지량 지도 업데이트

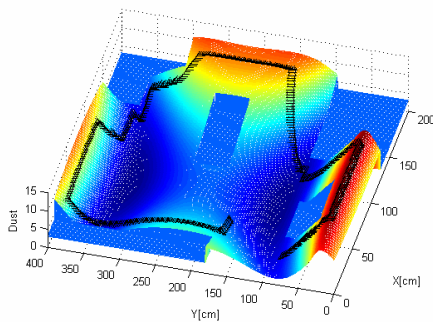


그림 7. 하나의 로봇-탐사 경로

4.2. 두 대의 로봇을 이용한 시뮬레이션

두 대의 로봇을 이용한 시뮬레이션 결과는 그림 8, 9, 10과 같다. 하나의 로봇을 사용했을 때와 같은 환경, 같은 가정하에 실행하였으며 중앙제어기에서 두 로봇의 경로를 모두 생성하여 두 대의 로봇은 하나의 제어기로부터 경로명령을 받는다고 가정하였다. 하나의 로봇을 사용했을 때와 두 대의 로봇을 사용하였을 때의 주된 차이점은 각각의 로봇이 지금 접근하고 있는 local maximum/minimum이 다른 로봇이 이미 탐색했던 곳인지 여부를 확인한다는 것이다. 로봇간의 충돌회피와 장애물 회피도 고려하였다. 본 연구에서 단순한 로봇과 장애물 사이의 충돌회피와 다른 점은 각각의 로봇이 다른 로봇의 현재 위치와 그 근처의 셀들의 확률을 확인한다는 점이다. 물리적으로 충돌이 없다고 하더라도 로봇은 가려고 하는 방향의 셀들의 확률이 기준 값보다 높은 경우(이미 다른 로봇이 그 지역을 탐사한 경우)에는 진행방향을 전환하여 경로를 생성한다.

단일로봇을 사용했을 때보다 다개체 로봇을 사용했을 때의 장점은 더 짧은 시간 안에 더 많은 셀들을 실제로 방문해볼 수 있다는 점이다. 단순히 작업구간을 반으로 나눠서 하는 것이 아니라 로봇들간에 먼지량 지도를 공유함으로써 로봇들간에 효율적인 역할분담이 가능하다.

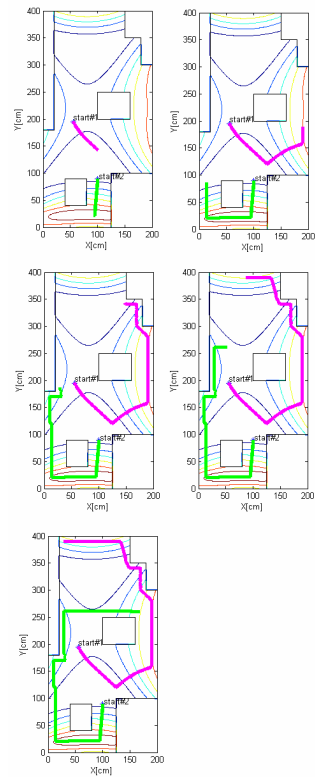


그림 8. 시뮬레이션 결과: 두 대의 로봇-경로 업데이트

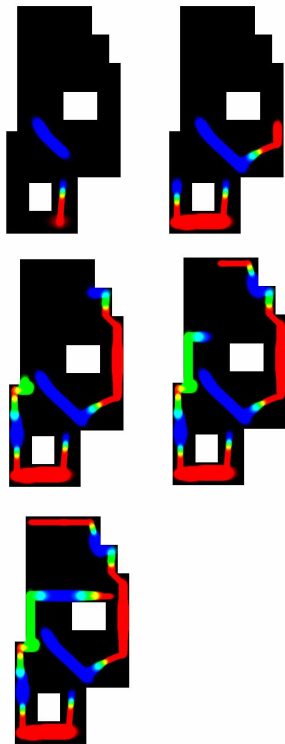


그림 9. 시뮬레이션 결과:
두 대의 로봇-먼지량 지도 업데이트

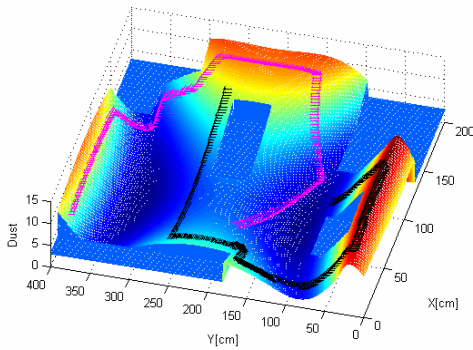


그림 10. 두 대의 로봇-탐사 경로

6. 결 론

본 논문은 효율적인 측정을 위한 로봇의 탐사 방법을 설명하였다. 충돌회피에 주로 초점을 맞춘 기존의 경로계획 문제와 다른 점은 주어진 환경에서의 물리적 성질분포를 측정하기 위한 효율적인 환경의 탐사가 목표라는 점이다. Gradient 방향을 따라가는 것에 더하여 확률기반 계획이 소개되었다. Gradient를 구하기 위하여 perturbation/correlation에 기반한 추정 방법이 소개되었으며 청소로봇

의 탐사작업에 제시한 알고리즘을 적용할 수 있음을 시뮬레이션 결과를 통하여 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] Brian Yamauchi, "A Frontier-Based Approach for Autonomous Exploration" IEEE Computational Intelligence in Robotics and Automation, pp.146-151, July 1997.
- [2] MengLei Jia, GuangMing Zhou, ZongHai Chen, "An efficient strategy integrating grid and topological information for robot exploration" IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics, vol. 2, pp.667-672, Dec. 2004.
- [3] Y.L. Ip, A.B. Rad, Y.K. Wong, "Autonomous exploration and mapping in an unknown environment" IEEE International Conference on Machine Learning and Cybernetics, vol. 7, pp.4194-4199, Aug. 2004.
- [4] Christopher M. Clark, Stephan M. Rock, Jean-Claude Latombe, "Motion Planning for Multiple Mobile Robots using Dynamic Networks", IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.4222-4227, Sep. 2003.
- [5] Sharareh Babvey, Omid Momtahan, Mohammad R. Meybodi, "Multi Mobile Robot Navigation Using Distributed Value Function Reinforcement Learning" IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.957-962, Sep. 2003.
- [6] Anmin Zhu, Simon X. Yang, "Path Planning of Multi-robot Systems with Cooperation" IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, pp.1028-1033, July 2003.
- [7] Futoshi Kobayashi, Shiro Sakai, Fumio Kojima, "Sharing of Exploring Information Using Belief Measure for Multi Robot Exploration", FUZZ-IEEE'02., vol. 2, pp.1544-1549, May 2002.
- [8] Sooyong Lee, Haruhiko Asada, "A perturbation/correlation method for force guided robot assembly Sooyong Lee" IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 15, Issue 4, pp.764 - 773, Aug. 1999.
- [9] 백승면, "진공청소기의 먼지센서감도 자동조정장치", 특허등록번호 10-0111097-0000, 1997
- [10] 최홍, "진공청소기의 먼지센서감도 자동조정장치", 특허등록번호 10-0150772-0000, 엘지이아이, 1998.
- [11] 이헌민, 이돈희, "부유분진 및 일반 먼지센서", 특허출원번호 10-2003-0092113, 2003.



배 정 연

2005 홍익대학교 기계시스템
디자인공학과(학사)
2005~현재 홍익대학교
기계공학과 석사과정
관심분야 : Path planning,
Localization,
Intelligent Robot



이 수 용

1989 서울대학교 기계공학과
(학사)
1991 서울대학교 기계설계학
과 (석사)
1996 Massachusetts Institute of
Technology Mechanical
Eng. Ph. D
1996~1999 한국과학기술연구원 선임연구원
2000~2003 Texas A&M Univ. Mechanical Eng 조교수
2003~현재 홍익대학교 기계시스템디자인공학과
부교수
연구분야 : 주행로봇



이 범 희

1978 서울대학교 전자공학과
(학사)
1980 서울대학교 전자공학과
(석사)
1985 Univ. of Michigan.
Computer, Information &
Control Eng. Ph. D
1985~1987 Purdue Univ. School of Electrical engineering
조교수
1987~현재 서울대학교 전기컴퓨터공학부 교수
2004~현재 IEEE Robotics and Automation Society
Fellow
관심분야 : 다개체동작계획, 센서융합, computer
integrated manufacturing, 제어시스템
분석 및 설계