

확률론적 방법을 이용한 이동로봇 위치 추정 방법

Pose Estimation of Mobile Robot Using Probabilistic Approach

고낙용¹ · 서동진² · 김태균³

Nak Yong Ko, Dong Jin Seo and Tae Gyun Kim

¹조선대학교 제어계측 로봇공학과

E-mail: nyko@chosun.ac.kr

²(주)레드윈테크놀로지

E-mail: commidi@gmail.com

³조선대학교 대학원 제어계측공학과

E-mail: ktg9114@naver.com

요 약

위치 인식은 이동 로봇의 자율 주행을 위한 필수 기능이다. 위치 추정을 위해서 Bayes Filter를 기본으로 한 칼만 필터 방법들이 주로 제안되어졌고 최근에는 Particle Filter 방법이 제안되어져 사용되고 있다. 본 연구에서는 영역센서를 장착한 이동 로봇의 위치 추정을 위해 레이저 영역 센서를 이용하는 Particle Filter 방법을 구현하였다. Particle Filter 방법은 Kalman Filter 방법에 비해서 구현이 간단하면서도 Kidnapping 문제에도 대응할 수 있는 장점이 있다. 본 연구를 통하여 위치 추정의 수렴도, 정확도, 그리고 Kidnapping 발생시의 위치 추정 성능등을 분석하여, 기존 방법의 성능을 개선하는 방법을 제안한다.

키워드 : 확률론적 방법(Probabilistic Approach), 몬테 카를로 방법(Monte Carlo Method), 위치추정(Pose Estimation)

1. 서 론

가정에서 청소를 수행하는 청소로봇과 같은 지능로봇 시장은 점차적으로 성장하고 있으며 잠재적 수요가 매우 크다. 지능로봇은 외부의 도움 없이 자율적으로 이동하는 성질을 갖는다는 것이 가장 큰 특징으로 들 수 있다. 1969년 Nissan^[1] 등에 의해 자율 이동 로봇의 개발이 시도된 이후, 이동 로봇의 하드웨어 시스템, 환경인식 성능 그리고 자율주행 성능 등에서 기술적 발전을 이루었다. 그 결과 서비스로봇 이외에도 주요시설물에 대한 감시로봇^{[2][3]} 미지지역에 대한 탐사로봇, 원전과 같은 유해하며 고도의 주의를 필요로 하는 지역에서의 작업 로봇 등이 개발되어 적용되고 있다^[4-6].

이동 로봇이 원하는 목적지로 이동하여 주어진 작업을 수행하기 위해서 가장 필요한 기능 중 하나는 작업 환경에서 로봇 자신의 위치를 정확히 알아내는 것(Localization)이다. 로봇이 목적지로 주행하기 위해서는 로봇 자신의 위치를 알고 있어야 계획된 경로를 따라 이동할 수 있다. 만일 로봇이 네드레크닝만을 사용하는 경우 위치, 센서, 거리오차의 누적, 로봇 바퀴에서 발생하는 슬립, 로봇의 Kidnapping 문제 등에 의하여 정확한 위치정보를 가질 수 없으며, 로봇은 전혀 엉뚱한 장소에서 작업을 수행하려 할 것이고 이는 작업의 실패뿐 아니라 작업공간의 물체들과 충돌하여 사고가 발생할 수 있다^[7]. 기존 연구에서는 로봇의 동작 및 주변 환경의 불확실성

을 해결하기 위해 Kalman Filter를 제안하였다. 하지만 Kalman Filter는 이동로봇을 다른 위치로 이동시키면 자신의 위치를 알 수 없는 Kidnapping 문제가 발생된다. 본 논문에서는 로봇의 동작, 주변환경의 불확실성 및 Kalman Filter에서 해결할 수 없었던 Kidnapping 문제를 몬테카를로 방법(MCL)을 적용함으로써 이동로봇의 위치 추정 문제해결을 제안한다.

본 연구에 이용한 이동로봇은 외부환경 인식을 위해 LRF(Laser Range Finder)을 사용하여 획득되어지는 데이터를 가지고 MCL 알고리즘을 구현한다.

2. 레이저 영역센서

이동로봇이 지능적이고 자율적으로 임무를 수행하기 위해서는 주어진 환경에 대해 외부환경을 파악하고 있어야 한다. 이를 통해 로봇은 자신의 위치를 계산할 수 있으며 이동 가능한 영역을 정의하고 임무 수행 시 최적의 이동경로를 계획할 수 있다. 본 논문에서는 외부환경 정보를 취득하기 위하여 LRF사용하였다. LRF의 경우 1° 단위의 데이터 추출이 이루어지므로 검출 영역 전체에 걸쳐 상세한 환경 정보를 실시간으로 얻을 수 있다.

그림 1은 시뮬레이션을 이용한 LRF 장애물 검출 결과를 보여주고 있다.

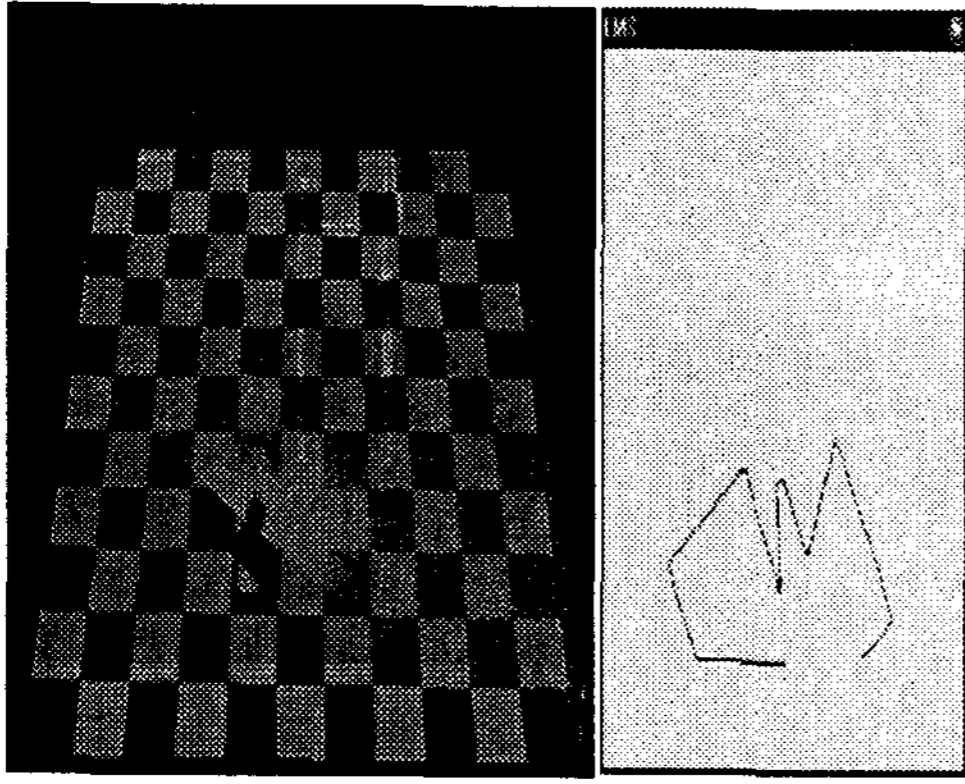


그림 1. LRF를 이용한 외부환경 정보 획득

Fig. 1. External Environment Information Acquisition Using The LRF

LRF 데이터는 정면 0° ~ 180°사이의 거리를 측정하여 데이터 값을 나타낸다. 그림 2는 실제 이동로봇의 구동 환경에서 LRF를 통해 획득된 데이터를 사용하여 만들어진 맵 데이터 이다.

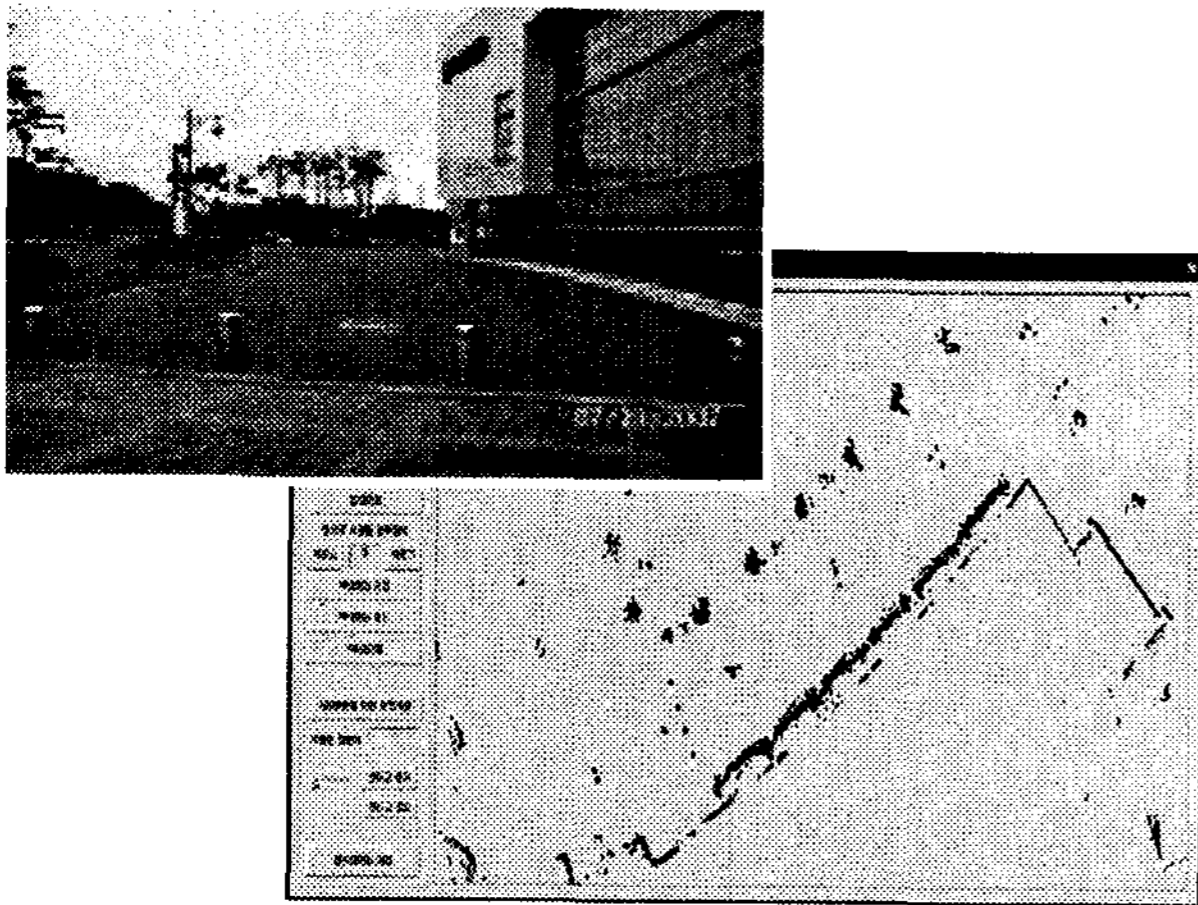


그림 2. LRF를 이용한 맵 데이터

Fig. 2. Map Data Using The LRF

실제 MCL 알고리즘에 적용되는 획득된 LRF 데이터는 확률론적 위치추정 알고리즘인 MCL 알고리즘에서 가중치(Weight)를 부여하는 정보로 활용되어진다.

3. 위치추정 알고리즘

3.1 MCL 알고리즘과 기존의 위치추정 알고리즘 비교

이동로봇의 위치추정 알고리즘은 크게 데드레크닝 방법, Kalman Filter 그리고 MCL 알고리즘으로 나뉘볼 수 있다^[8]. 데드레크닝 방법은 센서 및 거리오차의 누적, 로봇 바퀴에서 발생하는 슬립, 로봇의 Kidnapping 문제 등에 의하여 정확한 위치정보를 가질 수 없고 Kalman Filter의 경우 Kidnapping 문제를 해결하지 못하는 단점을 가지고 있다. 하지만 MCL 알고리즘은 센서 및 거리오차의 누적, 바퀴의 슬립, 로봇의 kidnapping 문제를 해결한다. 표1은 기존의 위치추정 알고리즘인 데드레크닝, Kalman Filter와 MCL 알고리즘 비교를 나타낸 것이다.

표 1. 위치추정 알고리즘 비교
Table 1. Localization Algorithm Comparison.

구분	오차	Kidnapping 문제
데드레크닝	누적	해결 불가
Kalman Filter	허용	해결 불가
MCL	허용	수용 가능

3.2 MCL 알고리즘

MCL를 사용한 이동로봇의 위치추정 방법은 주행 환경에서 로봇이 위치할 확률을 샘플의 분포로 나타낸다. 다수의 샘플을 사용하고 적절한 센서모델을 사용하여 로봇이 위치할 가능성이 가장 높은 지역에 샘플이 수렴하도록 한다. MCL 알고리즘은 상당히 정확한 로봇의 위치추정 결과를 보여주고, 위치추정에서 문제가 되는 전역 위치추정, Kidnapping 문제 해결 등을 현재까지 가장 잘 해결할 수 있는 방법으로 본 논문에서는 LRF에서 획득되는 181개 Data를 가지고 MCL을 구현한다.

베이시안 필터(Bayesian Filter)를 적용한 이동모델(Motion Model)에 따른 샘플의 추정신뢰도의 변화는 다음 식(1)과 같이 표현할 수 있다.

$$Bel^-(x_t) = \int p(x_t | x_{t-1}, a_{t-1}) Bel(x_{t-1}) dx_{t-1} \quad (1)$$

위의 식은 추정신뢰도 $Bel(x_{t-1})$ 를 가진 이전 위치 x_{t-1} 에 이동모델을 적용하여 새로운 위치 x_t 에서의 추정신뢰도 $Bel^-(x_t)$ 을 계산한다.

위에서 예측한 로봇의 위치를 센서모델 $p(o_t | x_t)$ 을 이용하여 보다 정확한 로봇의 현재 위치에서의 추정신뢰도 $Bel(x_t)$ 을 다음 식(2)(3)을 이용하여 구한다.

$$Bel(x_t) = \eta p(o_t | x_t) Bel^-(x_t) \quad (2)$$

$$Bel(x_t) = \eta p(o_t | x_t) \int p(x_t | x_{t-1}, a_{t-1}) Bel(x_{t-1}) dx_{t-1} \quad (3)$$

센서모델 $p(o_t | x_t)$ 에서는 지도상의 샘플입자 위치에서 예상되는 환경과 실제 측정된 거리에 의해 인식된 환경을 비교한다. 그림3 MCL 알고리즘에서 Line 4는 예측부분이고, Line 5는 센서데이터를 가지고 추정신뢰도를 계산하는 부분이다. Line 8~10은 추정신뢰도가 높은 위치를 선별하여 센서신호에 근거해 좀 더 정확한 위치를 추정하는 과정이다.

```

1: Algorithm MCL( $X_{t-1}, u_t, z_t, m$ )
2:  $\bar{X}_t = X_t = \phi$ 
3: for  $m = 1$  to  $M$  do
4:    $x_t^{[m]} = \text{sample\_motion\_model}(u_t, x_{t-1}^{[m]})$ 
5:    $w_t^{[m]} = \text{measurement\_model}(z_t, x_t^{[m]}, m)$ 
6:    $\bar{X}_t = \bar{X}_t + \langle x_t^{[m]}, w_t^{[m]} \rangle$ 
7: endfor
8: for  $m = 1$  to  $M$  do
9:   draw  $i$  with probability  $\propto w_t^{[i]}$ 
10:  add  $x_t^{[i]}$  to  $X_t$ 
11: endfor
12: return  $X_t$ 
    
```

4. 시뮬레이션 및 고찰

위치추정 알고리즘인 MCL을 검증하기 위해 그림 3과 같은 시뮬레이션 프로그램을 제작하여^[9] 실험을 진행하였다. 위치추정을 위하여 샘플의 개수는 100개로 하여 그 위치추정 성능을 확인해 보았다.

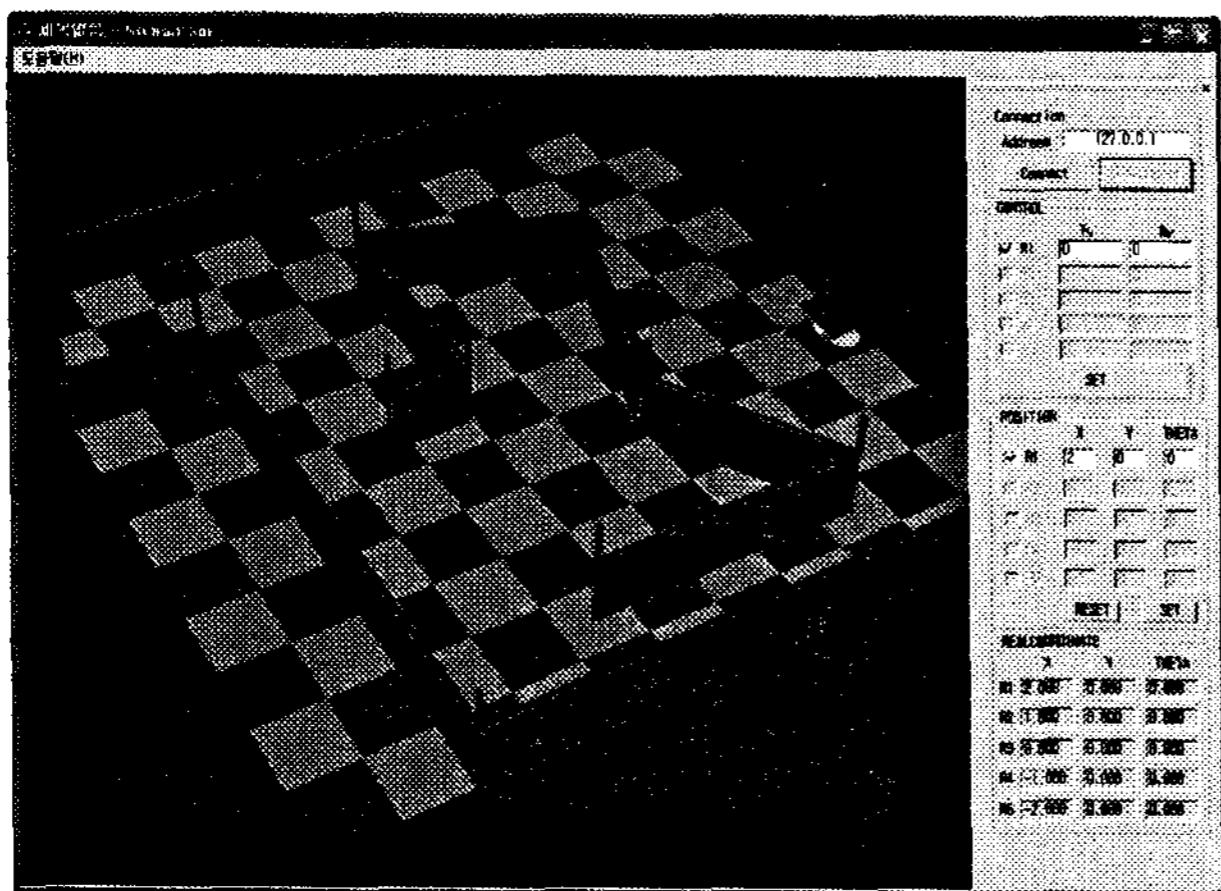


그림 3. 시뮬레이션 프로그램

Fig. 3. The Simulation Program

그림 4는 실제 구동 환경에서 LRF로부터 획득된 거리 데이터를 이용하여 MCL 알고리즘을 적용한 시뮬레이션 결과를 볼 수 있다. 초기상태에서는 파티클들이 로봇의 주위로 흩어져 있으나 시간이 지나감에 따라 추정된 위치로 파티클들이 모이고 있음을 볼 수 있다.

이 방법은 오도메트리 정보를 이용한 로봇의 위치추정 알고리즘과 비교하여 로봇의 각도 오차에 크게 영향을 받지 않으므로 절대오차가 누적되지 않기 때문에 로봇의 어플리케이션을 수행하기 위한 위치추정용 알고리즘으로 매우 우수한 방법임을 알 수 있다.

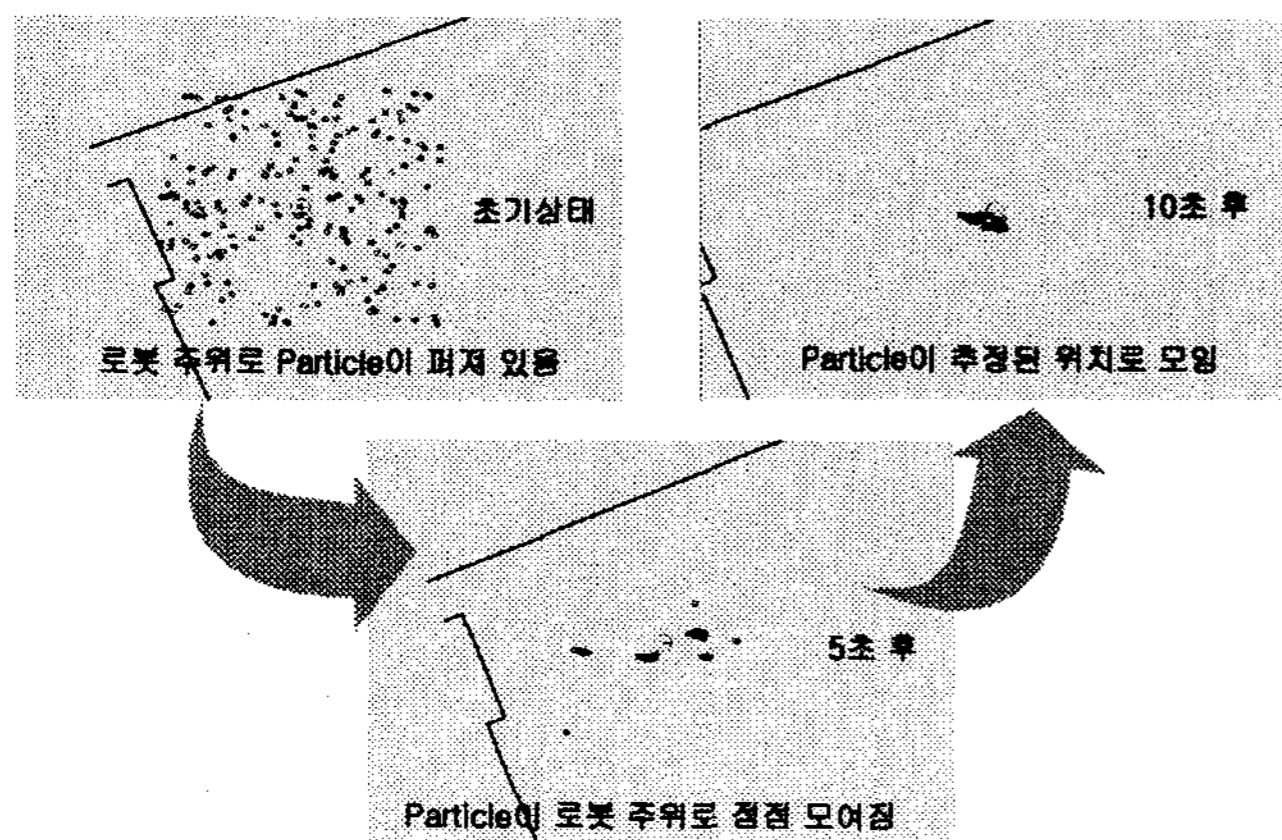


그림 4. MCL을 사용한 위치추정

Fig. 4. Localization Using The MCL

주변환경의 불확실성 및 환경정보 센서의 불확실성을 수용할 수 있는 MCL 알고리즘은 본 논문에서 이용한 LRF뿐만 아니라 외부환경을 인식할 수 있는 다양한 센서에서도 적용하여 이동로봇의 위치추정이 가능하다. 또한 MCL 알고리즘을 이용한 이동로봇의 위치추정 방법은 향후 이동로봇의 거리인식 기술의 정밀도가 향상되어 더욱 정확한 이동로봇의 위치추정 알고리즘으로 개선될 것 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Nilson, N. J., "A Mobile Automation: An Application of Artificial Intelligence Technique," *Proceeding of 1st IJCAI*, 1969.
- [2] Dillmann, R., Kaiser, M., Wallner, F., and Weckesser, P., "PRIAMOS: An advanced mobile system for service, inspection, and surveillance tasks," *Modelling and Planning for Sensor Based Intelligent Robot Systems*, 1995.
- [3] Stoeter, S. A. et. al., "A robot team for exploration and surveillance: Design and architecture," *The Sixth International Conference on Intelligent Autonomous Systems: 767-774*, Venice, Italy, July 2000.
- [4] Yamamoto, S. H., "Development of inspection robot for nuclear power plant," *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*: 1559-1563, 1992.
- [5] Briones, L., Bustamante, P., and Serna, M. A., "Wall-climbing robot for inspection in nuclear power plants," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*: 1409-1414, 1994.
- [6] Fallon, J. B., Shooter, S. B., Reinholtz, C. F., and Glass, S. W., "Design of an underwater robot for nuclear reactor vessel inspection," *ASCE Specialty Conference, Proceedings*: 311-319, Albuquerque, New Mexico, Feb.26-Mar.3, 1994.
- [7] Larcombe, M. H. E., "Tracking Stability of Wire Guided Vehicles," *Proceeding of International Conference on Automatic Guided Vehicle System*: 137-144, 1981.
- [8] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox, *Probabilistic Robotics*, The MIT Press, Cambridge, 2005.
- [9] Nak Yong Ko, Dong Jin Seo et al, "3-Dimensional Simulator for Multiple Robot System using TCP-IP," *The IASTED Conference on Software Engineering*, pp130-135, 2007

5. 결론