외부 센서를 이용한 이동 로봇 실내 위치 추정

Indoor Localization of a Mobile Robot Using External Sensor

고 낙 용*, 김 태 군

(Nak Yong Ko and Tae Gyun Kim)

Abstract: This paper describes a localization method based on Monte Carlo Localization approach for a mobile robot. The method uses range data which are measured from ultrasound transmitting beacons whose locations are given a priori. The ultrasound receiver on-board a robot detects the range from the beacons. The method requires several beacons, theoretically over three. The method proposes a sensor model for the range sensing based on statistical analysis of the sensor output. The experiment uses commercialized beacons and detector which are used for trilateration localization. The performance of the proposed method is verified through real implementation. Especially, it is shown that the performance of the localization degrades as the sensor update rate decreases compared with the MCL algorithm update rate. Though the method requires exact location of the beacons, it doesn't require geometrical map information of the environment. Also, it is applicable to estimation of the location of both the beacons and robot simultaneously.

Keywords: mobile robot, localization, MCL, ultrasonic beacons, kidnapped robot, sensor update rate

I. 서론

이동로봇이 실내 환경에서 복잡한 임무를 수행하기 위해서는 주행하는 환경 정보를 획득하여 보정할 수 있어야 하고[1,2], 올바르게 작업을 수행해 내기 위해 로봇 자신의 위치를 파악하면서 작업 공간까지 이동해야 한다. 그리고 이동 중에 나타날 수 있는 장애물이나 기타 외부 환경에 대해 주어진 경로를 어느 정도의 위치에서, 어떤 방향으로, 얼마만큼 벗어난 상태인지 로봇 스스로가 판단하여, 보정할 수 있어야 한다[3]. 이렇듯 위치추정 기술은 이동로봇이 정확한 위치에서 작업을 수행하기 위한 필수적인 기술요소이다[4].

지금까지 이동로봇의 위치추정을 위해서 엔코더 정보를 이용한 데드레크닝(dead reckoning) 방법, 베이스 필터(bayes filter) 방법, 그리고 삼변측량(trilateration) 방법등이 사용되어져왔다. 하지만 데드레크닝 방법은 시간이 흐름에 따라 오차가 누적되는 문제가 있다. 또한 이동 로봇의 위치를 데드레크닝 센서가 감지할 수 없는 방법으로 변경하는 이동로봇 유괴시 위치 추정이 불가능한 단점이 있다. 삼변측량방법은 센서 정보의 불확실성에 따른 문제와 센서 설치의 어려움 등의 문제점들이 있다.

본 논문에서 제안하는 Monte Carlo Localization(이하 MCL)[5] 알고리즘은 기존 연구에서의 문제점들을 확률론적 방법으로 해결 할 수 있는 장점을 가진다. 기존 연구들에도 MCL 알고리즘을 통해 이동로봇의 위치를 추정한 연구들이 수행되어졌다. 기존의 MCL을 이용한 이동로봇 위치추정방법들은 이동로봇이 동작하는 환경의 기하학 지도정보를 바

탕으로 로봇에 장착된 내부 영역센서가 주로 사용된다. 이와 같이 내부센서를 이용하여 MCL을 적용할 경우 유사한 환경이 존재하는 공간에서는 다중의 위치로 추정되는 결과가 나타날 수 있다.

본 논문에서 제안하고 있는 이동로봇 위치추정 알고리즘은 기존에 사용된 MCL 알고리즘을 바탕으로 하고 있다. MCL 알고리즘에서 각각의 파티클은 이동로봇의 pose(위치와 방향)를 나타내며 파티클들의 분포는 추정된 이동 로봇의 pose를 확률적으로 나타낸다. MCL에서는 이와 같은 파티클들을 이용하여 이동 로봇의 pose를 추정한다.

본 논문에서는 이동로봇의 동작환경에 대한 기하학적 지도정보를 사용하지 않고, 외부센서의 좌표정보를 사용하여 이동로봇의 위치를 추정한다. 실제 이동로봇에 적용되는 MCL 알고리즘의 센서는 파티클과 초음파 위성사이의 계산되어진 거리에 불확실성을 추가하여 센서 모델링 된다[6]. 이를 바탕으로 실제 이동로봇에 MCL 알고리즘을 적용하여 위치추정 결과를 보인다. 또한 센서 정보 갱신 주기가 MCL 알고리즘의 갱신 주기보다 느릴 경우, 위치 추정에 어떤 문제가 발생하는지 분석한다.

II 장에서는 본 논문에서 제안하는 위치추정 방법인 MCL 알고리즘 분석 및 구현 과정을 설명한다. III 장에서는 실제 이동로봇 위치 추정에 사용했던 MCL 알고리즘의 실험 결과를 서술하고 이에 대해 고찰한다. IV 장에서는 MCL 알고리즘 갱신 주기와 외부센서 갱신 주기의 불일치에 따른 위치 추정의 문제점을 분석하여 시뮬레이션한 결과를 보인다. 끝으로 V 장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. Monte Carlo Localization

본 논문에서 적용된 MCL 알고리즘은 이동로봇의 위치정보를 파티클로 나타낸다. MCL 알고리즘은 전역 위치추정이 가능하고, 확률이 높은 위치에 계산을 집중시킬 수 있으며, 구현이 간편하다는 장점을 가진다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 11. 9., 수정: 2009. 12. 15., 채택확정: 2010. 2. 3.

고낙용: 조선대학교 제어계측로봇공학과(nyko@chosun.ac.kr)

김태균: 조선대학교 제어계측공학과(ktg9114@naver.com)

※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (NIPA-2010-C1090-1021-0013).

※ 상기 논문은 KACC2009 학술대회에서 초안이 발표되었습니다.

그림 1. MCL 알고리즘의 흐름.

Fig. 1. Flow of MCM algorithm.

Algorithm MCL(X_{t-1}, u_t, z_t, m)

```

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

```

그림 2. MCL 알고리즘.

Fig. 2. MCL algorithm.

그림 1은 MCL 알고리즘의 흐름을 표현한 것으로, 파티클을 예측하는 모션모델(sample motion model), 파티클의 신뢰도를 구하는 센서모델(measurement model), 신뢰도를 기반으로 파티클을 선택하는 리샘플링(resampling)으로 구성된다.

1. MCL 알고리즘

본 논문에서 제안된 MCL 알고리즘은 Sample Motion Model, Measurement Model, Resampling 3단계로 구분된다. 그림 2에서 Line(3)의 Sample Motion Model은 이전 샘플링에서 생성된 각각의 파티클 위치를 기준으로 현재 속도명령인 직진속도와 회전속도에 의해 각각의 파티클 위치를 예측하는 과정이다. Line(4)에서 Measurement Model은 추정 신뢰도를 계산하는 부분으로서 로봇의 현재 위치(pose)에서 수신된 센서정보와 지도정보를 가지고 파티클의 신뢰도를 계산한다. Line(6)~(9)은 파티클에 대한 신뢰도를 기반으로 추정 파티클들을 선별하는 과정이다. 이러한 과정을 매 샘플링마다 수행하여 파티클들의 분포에 의해 로봇의 위치가 추정된다.

2. 모션모델

모션 모델은 이동로봇에 대한 직진속도와 회전속도의 명령에 따른 파티클 위치를 예측하는 알고리즘이다. MCL 알고리즘은 이동로봇이 위치할 확률을 파티클로 표현한다.

그림 3은 속도 정보에 대응하여 파티클들을 갱신하는 모션모델 알고리즘으로 파라미터에 따라 파티클들에 불확실성을 추가하여 이동로봇에 대한 동작을 나타낸다. 즉, 모션모델은 직진, 회전 속도 정보와 더불어 $\alpha_1 \sim \alpha_6$ 의 파라미터에 따라 파티클의 동작에 대해 수학적으로 표현하기 위한 모델이다. 그림 3의 u_t 는 이동로봇의 속도정보, x_{t-1} 은

```

Sample_Motion_Model_Velocity( $u_t, x_{t-1}$ )
{
 $\hat{v} = v + \text{sample}(\alpha_1 | v| + \alpha_2 | \omega|)$ 
 $\hat{w} = w + \text{sample}(\alpha_3 | v| + \alpha_4 | \omega|)$ 
 $\hat{\gamma} = \text{sample}(\alpha_5 | v| + \alpha_6 | \omega|)$ 
 $x' = x - \frac{\hat{v}}{\hat{w}} \sin \theta + \frac{\hat{v}}{\hat{w}} \sin(\theta + \hat{w} \Delta t)$ 
 $y' = y + \frac{\hat{v}}{\hat{w}} \cos \theta - \frac{\hat{v}}{\hat{w}} \cos(\theta + \hat{w} \Delta t)$ 
 $\theta' = \theta + \hat{w} \Delta t + \Delta \hat{\gamma} t$ 
return  $x_t = (x', y', \theta')^T$ 
}

```

그림 3. Motion 모델.

Fig. 3. Motion model.

```

Sample_Normal_distribution( $b^2$ )
{
return  $\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{12} \text{random}(-b, b)$ 
}

```

그림 4. 파티클 동작에 대한 불확실성 알고리즘.

Fig. 4. Algorithm implementing uncertainty in particle motion.

(a) $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.05$ (b) $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.1$

그림 5. 직진속도 파라미터에 따른 파티클 분포변화.

Fig. 5. Effect of translational velocity parameter on particle distribution.

시간 $t-1$ 에서의 파티클의 위치(x, y, θ)를 나타낸다.

그림 4의 Sample Normal distribution 함수는 속도명령 파라미터인 $\alpha_1 \sim \alpha_6$ 에 대한 파티클 동작의 불확실성을 추가하는 알고리즘이다.

그림 5는 직진속도 파라미터인 α_1 과 α_2 의 변화에 대한 파티클들의 분포 형태를 표현한 것이다. 그림 (a)는 $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.05$ 로 설정하고, 그림 (b)는 $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.1$ 로 설정하였다. 그림 (b)의 경우 그림 (a)보다 이동로봇의 파티클이 직진속도 방향으로 넓게 분포된다. 이렇듯 α_1, α_2 의 파라미터가 크면 클수록 직진속도 방향으로 파티클이 넓게 분포되어지는 것을 의미한다.

그림 6은 회전속도 파라미터인 α_3 과 α_4 의 변화에 대한 파티클들의 분포 형태를 표현한 것이다. 그림 (a)는 $\alpha_3 = \alpha_4 = 0.000005$ 로 설정하고, 그림 (b)는 $\alpha_3 = \alpha_4 = 0.00001$ 로 설정하였다. 그림 (b)의 경우 그림 (a)보다 이동로봇의 파티클이 회전속도 방향으로 넓게 분포된다. 이렇듯 α_3, α_4 의 파라미터가 크면 클수록 회전속도 방향으로 파티클이 넓게 분포되어지는 것을 의미한다.

3. 센서모델

센서모델은 파티클에 대해 신뢰도 부여를 위한 알고리즘이다. 외부센서와 이동로봇 사이에 거리 데이터를 획득할

(a) $\alpha_3 = \alpha_4 = 0.000005$

(b) $\alpha_3 = \alpha_4 = 0.00001$

그림 6. 회전속도 파라미터에 따른 파티클 분포변화.

Fig. 6. Effect of rotational velocity parameter on particle distribution.

수 있는 환경에서, 수신된 센서데이터의 표준편차를 이용하여 식 (1)과 같이 파티클에 대한 신뢰도를 획득한다.

$$P(d_{usat}|x_n, s_l) = \eta N(d_{usat}; d_{true}, \sigma^2) \\ N(d_{usat}; d_{true}, \sigma^2) \\ = \frac{1}{\sqrt{2\pi \times \sigma^2}} e^{-\frac{(d_{usat} - d_{true})^2}{2 \times \sigma^2}} \quad (1)$$

식 (1)의 σ 는 초음파 비이컨들과 로봇사이의 거리데이터에 관한 표준편차이다. 초음파 비이컨과 이동로봇 사이의 간격을 1000mm~7000mm로 정하고, 1000mm 간격으로 1000번 거리데이터를 획득한 후 수신된 거리 데이터 분포의 분석을 통해 표준편차를 구한다. 본 논문의 센서 모델에서는 표준편차의 값을 200mm로 설정하였다. 그림 7은 식 (1)과 실험에 의해 획득된 표준편차의 값을 적용하여 각 거리에 대한 센서모델을 그래프로 표현한 것이다.

그림 8은 파티클에 대한 신뢰도를 추출하는 알고리즘이다. 외부센서인 초음파 비이컨 위치와 파티클 위치 사이의

그림 7. 거리측정에 대한 센서모델.

Fig. 7. Sensor model for range sensing.

Weight_of_OneParticle_Acquisition_Model(z_t, x_t, m)

```
{
  q = 1
  for k = 1 to K do
    complete  $z_t^k$  for the measurement  $z_t^{k*}$  using ray casting
     $p = z_{hit} \cdot p_{hit}(z_t^k | x_t^k, m)$ 
     $q = q \cdot p$ 
  endfor
}
```

z_t : Sensor Data
 x_t : Particle Information
 m : Map Information

그림 8. 각 파티클에 대한 신뢰도 획득 알고리즘.

Fig. 8. Algorithm for belief calculation of particles.

```

Roulette_Method_Particle_Select( $P_c, P_w$ )
{
    Draw Roulette( $P_w$ )
    for 1 to  $P_c$  do
        Shoot an Arrow to the Roulette
        Draw Selected Particle
    endfor
}

```

그림 9. 파티클 재추출 알고리즘.

Fig. 9. Algorithm for resampling particles.

거리를 계산한다. 이때 계산된 거리값을 평균으로 하고, 실험에 의한 200mm를 표준편차로 하여 센서모델링을 수행한다. 이후 이동로봇에 수신된 초음파 비이컨 거리값을 확률 변수로 하여 파티클의 신뢰도를 추출한다.

4. 리샘플링

리샘플링은 센서신호에 근거해 이동로봇의 위치를 추정하는 과정이다. 그림 9는 룰렛 방법을 적용하여 파티클의 신뢰도에 따라 파티클을 복제하거나 제거하는 과정이다.

III. MCL 알고리즘 실험 및 고찰

본 연구에서는 이동로봇에 위치추정 알고리즘인 MCL을 적용하기 위해 초음파 위성을 사용하여 거리데이터를 획득한다. 본 연구에서 사용된 초음파 비이컨은 KOREA LPS[7]에서 개발된 위치추정 모듈로, 그림 10과 같이 초음파 위성 4개, 위성들의 동기화 및 데이터 전송을 위한 방송기, 그리고 수신기와 초음파 위성간의 거리 및 좌표정보를 수신하는 수신기로 구성되어 있다.

LPS의 초음파 비이컨은 수신기와 초음파 비이컨과의 거리데이터 뿐만 아니라, 삼변측량 방법에 의해 수신기의 위치를 추정하여 출력해 줄 수 있으나, 본 연구에서는 거리정보만 이용하여 MCL 알고리즘을 적용한다. 그리고 초음파 비이컨에서 출력되는 위치추정 결과는 본 연구에서 적용한 MCL 알고리즘 위치추정 결과와 비교한다.

1. 고정된 위치에서의 위치추정

본 실험은 이동로봇에 직진 및 회전속도를 주지 않은 상태에서 위치 추정한 결과를 보인 것이다. 그림 11과 같이 정사각형 1800mm * 1800mm로 환경을 구축하여 4구역에서 실험을 하였다.

그림 12는 그림 11 환경에서 실험한 이동로봇의 위치추정 결과이다. 그림 11에서 보이는 것과 같이 ①~⑥까지 시간이 경과함에 따라 이동로봇 주위로 파티클들이 모이는 것을 확인할 수 있다.

그림 10. 초음파 비이컨 기반 실험 환경.

Fig. 10. Ultrasonic beacons and system for the experiment.

그림 11. 움직임이 없는 이동로봇의 실험 환경.

Fig. 11. Experiment with no robot motion.

그림 12. 움직임이 없는 이동로봇의 위치추정.

Fig. 12. Position estimation in case of no robot motion.

본 실험은 로봇을 1800mm 간격으로 4개의 구역에서 측정하였으며 그 결과를 그림 13과 표 1을 통해 위치추정 결과를 분석하였다. 그림에서 LPS는 초음파 비이컨에서 수신하는 위치좌표로 제안된 MCL 알고리즘과 비교한다.

표 1에서 초음파 비이컨과 MCL 알고리즘을 적용한 결과의 ±최대오차를 보면, LPS 센서의 경우 ②~③사이의 간격에서 +114mm, ①~②사이 간격이 -152mm를 보였고, MCL 알고리즘을 적용한 결과는 ②~③사이 간격에서 +283mm, ③~④사이 간격에서 -24mm의 오차를 보였다.

실험을 통해 MCL 알고리즘을 적용한 결과가 초음파 비이컨에서 수신된 위치좌표 보다 오차가 더 크다. 이것은 MCL을 적용한 파티클의 위치정보를 평균으로 나타내었고, 모션모델 적용이 필요없는 고정된 로봇의 위치추정에서는 MCL 알고리즘 보다 삼변측량 방법이 더 나은 성능을 보일 수 있다.

그림 13. 초음파 비이컨과 MCL 비교.

Fig. 13. Comparison of the localization data with the position data given by the LPS system.

표 1. 제안된 MLC 알고리즘 분석.

Table 1. Analysis of the proposed MCL algorithm.

(a) Location data given by the LPS system.

구간	Received Data		구간	간격(n~n+1)
	LPS X	LPS Y		
1	1682	1736	1~2	1648
2	3329	1684	2~3	1914
3	3337	3598	3~4	1652
4	1685	3592	4~1	1856

(b) Mean value of the location data of the particles.

구간	Calculated Data		구간	간격(n~n+1)
	PT X	PT Y		
1	1628.93	1709.27	1~2	1865
2	3492.15	1637.93	2~3	2083
3	3416.41	3719.85	3~4	1776
4	1640.89	3723.14	4~1	2014

2. 움직이는 이동로봇의 위치추정

본 실험에서는 이동로봇에 직진속도와 회전속도 명령을 주어 이동로봇을 제어한다. 그리고 이동로봇에 제안된 MCL 알고리즘을 적용하여 위치추정 결과를 보인다. 이동로봇의 구동 명령은 직진속도를 0.2m/sec, 회전속도 -0.2rad/sec로 설정하였다. 실험환경은 그림 15와 같은 환경에서 이동로봇의 위치 추정 결과를 고찰하였다.

그림 15는 그림 14의 환경에서 이동로봇의 위치를 추정한 그림으로 ①~⑥까지 시간이 경과함에 따라 파티클들이 이동로봇 위치로 수렴되어진다.

3. 유괴에 따른 이동로봇 위치추정

본 논문에서 제안하는 MCL 위치추정 알고리즘은 이동로봇 유괴 문제를 해결할 수 있다는 장점을 갖는다. 그림 16은 실제 이동로봇을 유괴하는 실험 환경을 보인 것으로, 본 내용에서는 유괴된 이동로봇의 위치추정 실험 내용을 기술한다.

그림 14. 움직이는 로봇의 위치추정 환경.

Fig. 14. Experiment where the robot is moving.

그림 15. 움직이는 이동로봇의 위치추정.

Fig. 15. Position estimation in case with robot motion.

그림 16. 유괴된 로봇의 위치추정 실험환경.

Fig. 16. Experiment in case of robot kidnapping.

그림 17과 18은 그림 16의 실험 환경에 대한 유괴된 이동로봇의 실험 내용을 보이고 있다. 그림에서 LPS는 초음파 비이컨에서 수신되는 위치좌표로 제안된 MCL 알고리즘과 비교한다.

그림 18은 이동로봇이 유괴되기 전 ①~③으로 시간이 흐름에 따라 이동로봇 위치추정 과정을 보였다. 그림 19는 이동로봇을 유괴하였을 때 위치추정 과정을 보인다. 여기서 ①은 이동로봇이 유괴되기 전 상황이고, ②~⑥은 이동로봇

그림 17. 유괴되기 전 이동로봇의 위치추정.

Fig. 17. Estimated position before the kidnapping.

그림 18. 유괴된 후 이동로봇의 위치추정.

Fig. 18. Estimated position after the kidnapping.

이 유괴된 후 시간이 경과함에 따라 파티클이 초음파 수신기가 장착된 이동로봇 쪽으로 이동한다. 이와 같은 결과로 MCL 알고리즘은 이동로봇의 유괴문제를 해결할 수 있음을 알 수 있다.

IV. 센서 정보 갱신 주기에 따른 MCL의 성능 변화

본 절에서는 MCL 알고리즘의 갱신과 외부센서인 초음파 비이콘과 이동로봇 사이의 거리 정보 갱신 속도의 불일치 따른 이동로봇 위치추정 성능의 변화를 시뮬레이션을 통해 비교 분석한다. 실험을 위해 시뮬레이션 이동로봇의 직진속도는 400mm/sec, 회전속도는 0.05rad/sec, 외부센서의 거리 측정 표준편차를 200mm로 설정한다. 외부센서 정보

그림 19. 센서 정보 1회 갱신마다 MCL 알고리즘 1회 수행시의 위치 추정 결과.

Fig. 19. Position estimation when the range sensing update rate is the same as the algorithm execution rate.

그림 20. 센서 정보 1회 갱신마다 MCL 알고리즘 5회 수행시의 위치 추정 결과.

Fig. 20. Position estimation when the range sensing updates once every 5 algorithm execution.

가 1회 갱신될 때 MCL 알고리즘의 갱신 회수를 1회, 5회, 10회, 20회로 변화시키면서 이동로봇 위치추정 결과를 관찰한다.

그림 19는 외부센서 갱신 속도와 MCL 알고리즘 갱신 속도를 동일하게 하였을 경우의 위치 추정 결과를 보여준다. 즉 센서 정보가 1회 갱신될 때 MCL 알고리즘이 1회 갱신되는 경우의 결과이다. 여기에서 ①~④로 시간이 경과하여도 이동로봇의 위치가 정상적으로 추정됨을 볼 수 있다.

그림 20은 외부센서 정보가 1회 갱신되는 동안 MCL 알고리즘이 5회 수행되는 경우의 위치 추정 결과를 보인다. ①~④로 시간이 경과하여도 시뮬레이션 이동로봇 위치를 추정하고 있음을 볼 수 있다. 그러나 그림 19와 달리 파티클의 분포가 넓어져서 추정된 위치의 신뢰도가 낮아짐을

그림 21. 센서 정보 1회 갱신마다 MCL 알고리즘 10회 수행시의 위치 추정 결과.

Fig. 21. Position estimation when the range sensing updates once every 10 algorithm execution.

그림 22. 센서 정보 1회 갱신마다 MCL 알고리즘 20회 수행시의 위치 추정 결과.

Fig. 22. Position estimation when the range sensing updates once every 20 algorithm execution.

알 수 있다.

그림 21은 외부센서 정보가 1회 갱신되는 동안 MCL 알고리즘이 10회 수행되는 경우의 위치 추정 결과를 보인다. ①~④로 시간이 경과함에 따라 위치 추정 결과를 보였다. 그림 19, 그림 20 보다 위치 추정 결과가 부정확해지며, 파티클들의 분포가 넓어지고 불균일해짐을 알 수 있다.

그림 22는 외부센서 정보가 1회 갱신되는 동안 MCL 알고리즘이 20 회 수행되는 경우의 위치 추정 결과를 보인다.

①~⑤로 시간이 경과함에 따라 이동로봇의 위치를 추정하지 못함을 볼 수 있다.

그림 19~22를 통하여 센서 정보의 갱신 없이 MCL 알고리즘을 다수 번 반복하는 경우 위치 추정 성능이 저하됨을 알 수 있다. 즉 파티클의 분포가 넓어지고 정확한 위치를 벗어난다. 극단적인 경우 그림 22의 ⑤에서와 같이, 잘못 추정된 위치가 높은 신뢰도를 가지게 된다.

이상의 결과를 통하여 이동로봇 위치추정을 위해서 MCL 알고리즘은 1회의 센서 정보 갱신마다 1 회 수행하는 것이 가장 적절함을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문은 MCL 알고리즘을 통한 이동로봇의 위치추정 방법을 다양한 경우에 적용한 결과를 보였다. 특히 센서 정보 갱신 주기와 MCL 알고리즘 수행 횟수간의 상관 관계를 분석하였다. 실험을 통해 MCL 알고리즘은 기존의 위치추정 방법보다 동적인 외부 환경에 대한 불확실성 및 이동로봇 유괴 문제를 잘 해결하고 있음을 보여준다. 기존 연구된 많은 MCL 알고리즘들이 로봇에 고정된 레이저 영역 센서를 이용하였으나, 본 연구에서는 외부 비이컨으로부터 로봇까지의 거리를 이용한 방법을 적용하였다.

본 논문에서 사용된 초음파 비이컨은 약 570msec 주기로 업데이트 되어진다. 이는 빠른 속도로 이동하는 로봇일 경우에 적용하기에는 어렵다는 단점을 가진다.

제시된 이동로봇의 위치추정 알고리즘은 다양한 센서와 여러 이동로봇에 적용 가능하도록 위치추정 알고리즘의 효율성과 신뢰성을 확보할 필요성이 있다. 이를 위해 ① 여러 환경에서 센서 정보를 획득 후 보다 정확한 센서 모델을 구하여 MCL 알고리즘에 적용하는 것, ② 하나나 두개만의 비이컨으로부터의 거리 정보만을 기반으로 이동로봇의 위치를 추정하는 방법, ③ 센서 정보 획득 시각과 MCL 알고리즘의 실행시간의 지연에 따른 위치 추정 성능 변화, ④ UWB[8], Zigbee 등 다양한 신호원의 비이컨들을 이용한 MCL 알고리즘 적용에 관한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] S. Thrun, "Learning metric-topological maps for indoor mobile robot navigation," *Artificial Intelligence*, vol. 99, no. 1, pp. 21-71, 1998.
- [2] J. Borenstein, B. Everett, and L. Feng, *Navigating Mobile Robots: Systems and Techniques*, A. K. Peters, Ltd., 1996.
- [3] G. Jang, S. Kim, W. Lee, and I. Kweon, "Color landmark-based self-localization for indoor mobile robots," *IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation (ICRA'02)*, Washington D.C., pp. 1037-1042, 2002.
- [4] 이정석, 정완균, 남상엽, "동적 환경에서 불완전한 지도를 이용한 이동로봇의 강인한 위치인식 알고리즘의 개발," *대한임베디드공학회논문지*, 제3권 제2호, pp. 109-118, 2008.
- [5] S. Thrun, "Wolfram Burgard and Dieter Fox,"

Probabilistic Robotics, MIT Press, 2005.

- [6] 고낙용, 김태균, “조음과 비이컨을 이용한 이동 로봇 실내 위치추정,” 한국자동제어학술회의 논문집(KACC

2009) 부산, 한국, pp. 666-670, Sep. 2009.

- [7] <http://korealps.co.kr>
[8] <http://timedomain.com>

고 낙 용

1985년 서울대학교 제어계측공학과(공학사). 1987년 서울대학교 대학원 제어계측공학과(공학석사). 1993년 서울대학교 대학원 제어계측공학과(공학박사). 1997년~1998년, 2004년~2005년 미국 Robotics Institute, Carnegie Mellon

Univ. Visiting research scientist. 1992년~현재 조선대학교 제어계측공학과 교수. 관심분야는 지상로봇과 수중로봇의 자율주행.

김 태 균

2007년 조선대학교 제어계측공학과(공학사). 2009년 조선대학교 대학원 제어계측공학과(공학석사). 2010년~현재 조선대학교 대학원 제어계측공학과(공학박사 과정).