

RFID 태그에 기반한 이동 로봇의 몬테카를로 위치추정

Monte Carlo Localization for Mobile Robots Under RFID Tag Infrastructures

서대성*, 이호길, 김홍석, 양광웅, 원대희
(Dae-Sung Seo, Ho-Gil Lee, Hong-Suck Kim, Gwang-Woong Yang, and Dae-Hee Won)

Abstract : Localization is an essential technology for mobile robot to work well. Until now expensive sensors such as laser sensors have been used for mobile robot localization. We suggest RFID tag based localization system. RFID tag devices, antennas and tags are cheap and will be cheaper in the future. The RFID tag system is one of the most important elements in the ubiquitous system and RFID tag will be attached to all sorts of goods. Then, we can use this tags for mobile robot localization without additional costs. So, in this paper, the smart floor using passive RFID tags is proposed and, passive RFID tags are mainly used for identifying mobile robot's location and pose in the smart floor. We discuss a number of challenges related to this approach, such as tag distribution (density and structure), typing and clustering. When a mobile robot localizes in this smart floor, the localization error mainly results from the sensing range of the RFID reader, because the reader just can know whether a tag is in the sensing range of the sensor. So, in this paper, we suggest two algorithms to reduce this error. We apply the particle filter based Monte Carlo localization algorithm to reduce the localization error. And with simulations and experiments, we show the possibility of our particle filter based Monte Carlo localization in the RFID tag based localization system.

Keywords : localization, mobile robot, RFID, ubiquitous, particle filter, monte carlo localization

I. 서론

본 최근에 서비스 로봇, 엔터테인먼트 로봇 등 이동로봇에 대한 관심이 높아짐에 따라 이동로봇의 핵심 기술인 로봇의 위치추정(localization)에 대한 연구 연구가 활발히 진행되고 있다. 대부분의 연구에서는 odometry와 관성 센서를 이용한 dead reckoning 방법, 비전을 이용한 passive landmark 인식방법과 거리 측정기를 이용한 맵 기반의 위치인식 방법을 혼합하여 로봇의 위치인식에 적용하고 있다. 그러나 이 방법들은 오차가 누적되거나 많은 계산량을 요구하고 장비가 고가인 단점이 있다. 이에 비해 passive RFID (Radio Frequency Identification) 태그는 크기가 작고, 가격이 저렴하면서도 고속 인식이 가능하다. 기존의 논문을 보면 RFID를 거리를 측정하기 위한 센서로 이용하고 있다[1-3]. 본 논문에서는 로봇의 위치추정의 정확도를 높이기 위해 RFID를 바닥에 깔아서 smart floor 환경을 구축하고 smart floor 위에서 로봇이 이동하다 RFID 태그를 발견하면 태그의 위치로부터 로봇의 위치를 추정하는 방법을 적용했다.

본 논문에서는 smart floor 구축을 위한 RFID 태그의 효율적인 배치 및 인식 방법에 대해 제안한다. 그리고 몬테카를로 위치추정 알고리즘을 RFID system에 적용할 것이다. 이를 위해 적절한 파티클 필터의 적용 방법과 센서모델을 제안한다. RFID 태그를 이용한 위치인식 방법에서는 태그를 발견한 경우라도 리더기의 인식범위 안에 태그가 위치해 있는지 여부를 알 수 있기 때문에 기본적으로 리더기의 인식 범위

내에서 위치추정 오차가 발생 할 수 있다. 이는 로봇의 자세 추정에도 영향을 미치며, 로봇이 진행할 때 위치추정 오차의 증가량은 자세추정 오차의 크기에 비례하게 된다. 파티클 필터를 썼을 때 이러한 위치인식 오차가 보정되는 과정을 시뮬레이션으로 보일 것이다.

기존의 연구를 보면 로봇의 자세를 알기 위해 두 개의 리더기를 로봇에 장착한 예가 있는데 이는 비용 증가를 야기한다. 그러나 본 논문에서 제안한 파티클 필터 기반의 몬테카를로 위치추정 알고리즘을 이용할 경우 한 개의 리더기만을 장착하고도 로봇의 자세를 비교적 정확하게 추정할 수 있는 장점이 있다. 우리는 이전 연구에서 마코프 위치추정 알고리즘과 칼만 필터 알고리즘을 적용하여 로봇의 위치와 자세를 추정 하였는데 이 방법을 이용하면 계산량이 과도한 단점이 있었다[4-6]. 이러한 문제점도 몬테카를로 위치추정 알고리즘을 이용하여 해결할 수 있다[7].

II. RFID 태그 시스템 분석

RFID 태그 시스템에서 로봇은 임의의 경로를 따라 이동하므로 태그 사이의 간격이 큰 경우 로봇의 이동 거리당 태그의 인식횟수가 작아지게 된다. 그러므로 로봇이 태그를 인식하는 회수를 증가시키기 위해서 바닥 면에 태그를 효율적으로

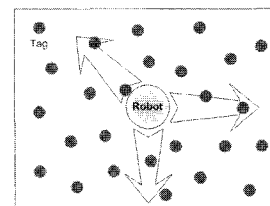


그림 1. 일정한 거리를 유지하며 불규칙적인 태그 배치 방법.
Fig. 1. Random uniform tag distribution method.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2005. 9. 15., 채택확정 : 2005. 10. 25.

서대성 : 과학기술연합대학원 대학교 가상공학전공(sds@kitech.re.kr)

이호길 : 한국생산기술연구원 운동메카팀(leehg@kitech.re.kr)

김홍석, 양광웅 : 한국생산기술연구원 제어지능팀

(hskim@kitech.re.kr/ygkgwg@kitech.re.kr)

원대희 : 한국생산기술연구원 센서인식팀(daehee@kitech.re.kr)

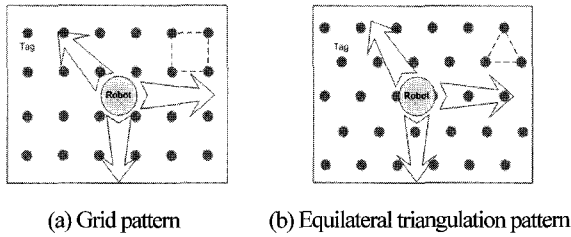


그림 2. 규칙적인 태그 배치 방법.
Fig. 2. Regular tag distribution methods.

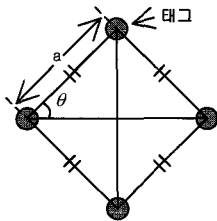


그림 3. 마름모꼴 격자.
Fig. 3. Lozenge-shaped lattice.

로 배치해야 한다. 태그의 배치 방법에는 random uniform distribution method와 regular distribution method가 있으며 regular distribution method에는 grid pattern과 equilateral triangulation pattern 등 다양한 패턴으로 배치하는 방법이 소개되고 있다[8].

그림 1과 같이 배치 밀도를 일정하게 유지하며 위치를 무작위로 하여 태그를 배치한 경우에 로봇이 특정 방향(i)으로 이동하였을 때 임의의 태그 k 를 인식할 확률은 항상 $p(tag_k | direction_i) \neq 0$ 이다.

그러나, 그림 2와 같이 이웃한 태그간의 거리를 일정하게 유지하며 특정한 패턴으로 배치하였을 경우에는 $p(tag_k | direction_i) = 0$ 인 상황이 발생할 수 있다.

그림 2와 같이 배치하였을 경우에도 태그의 배치 밀도를 높여 태그 사이의 간격을 인식범위(리더기가 태그를 인식할 수 있는 최대 거리)의 두 배 이하로 하면 로봇이 태그를 인식하지 못하는 경우를 피할 수 있다. 그러나, 태그의 배치 밀도를 높이는 것은 비용 상승을 야기하므로 바람직하지 않다.

두 방법을 비교해 보면, regular distribution의 경우에는 로봇이 태그를 발견하지 못하는 방향이 존재하는 단점이 있으나 이웃한 태그간의 거리가 일정하여 태그의 위치정보 저장이 용이하고 로봇의 위치추정 알고리즘이 비교적 간단하다. 이와 비교해서 random uniform distribution의 경우에는 어느 방향으로 진행하여도 태그를 발견하지 못하는 경우가 발생하지 않지만 태그의 배치 모양이 일정치 않아 로봇의 위치추정 알고리즘이 매우 복잡하다.

본 논문에서는 태그를 regular distribution method로 배치하였으며 이웃한 태그 사이의 거리는 모두 같다. 이 경우 네 개의 태그가 이루는 격자는 그림 3과 같이 마름모가 된다. 이 마름모의 넓이가 최대가 될 때 단위 면적에 필요한 태그의 수를 최소로 할 수 있다. 이 마름모의 넓이는 $a^2 \sin(2\theta)$ 이므로 2θ 가 90도가 되는 정사각형 모양으로 태그를 배치 하였

을 때 태그의 수를 최소로 할 수 있다. 이와 같이 배치 할 경우, 위에서 언급한 바와 같이 로봇이 직선상에서 특정 방향으로 이동할 때 태그를 인식하지 못하는 문제점이 발생한다. 이 문제를 해결하는 방법 중 하나는 경로계획 과정에서 로봇이 지정된 거리 이상은 직선으로 주행하지 않게 하는 것이다.

이웃한 태그 사이의 거리와 인식범위는 로봇의 위치추정 오차를 결정하는 아주 중요한 요소들이다. 이웃한 태그 사이의 간격이 작으면 오차도 작아진다. 그러나 태그 사이의 간격이 작아지면 같은 넓이에 필요한 태그의 수는 거리의 제곱에 반비례해서 증가하므로 비용이 크게 증가 한다. 인식범위는 리더기와 태그의 종류에 따라 결정된다. 인식범위가 커지면 태그를 쉽게 찾을 수 있으나 태그 인식시의 오차가 커지고 인식범위가 작아지면 태그 인식시의 오차는 작아지나 태그를 쉽게 찾지 못한다. 따라서 본 논문에서는 시뮬레이션과 실험을 통해 로봇의 위치추정이 잘 이루어지는 태그 사이의 거리와 인식범위의 크기를 제안한다.

III. RFID 태그를 이용한 로봇의 위치추정

본 논문에서는 로봇의 위치 및 자세 예측을 위해 파티클 필터를 적용한 몬테카를로 위치추정 알고리즘을 이용하였다. 이 장에서는 로봇의 위치추정 알고리즘에 적용할 센서모델을 정의 하고, RFID 태그 기반 위치인식 시스템에서의 파티클 필터의 적용 방법을 제안한다.

1. Proximated sensor model

본 논문에서는 RFID 태그의 센서모델을 (1)과 같이 PDF로 나타내었다. 그리고 이 식을 그래프로 나타내면 그림 4와 같다.

$$\begin{aligned}
 P_m(d_i | l) &= \frac{2}{3S} && (if |d_i - tag_{cp}| \leq S) \\
 P_m(d_i | l) &= -\left| \frac{2}{3S^2} \right| \times |d_i - tag_{cp}| + \frac{4}{3S} && (if S < |d_i - tag_{cp}| \leq 2S) \\
 P_m(d_i | l) &= 0 && (if |d_i - tag_{cp}| > 2S)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

여기에서 S 는 인식범위이며 tag_{cp} 는 태그의 실제 중심위치이고, d_i 는 지도 위의 어느 한 점에 대한 위치를 나타내는 좌표이다. 인식범위에서 RFID 태그를 발견했을 때 리더기가 태그의 어느 부분에 있는지 정확한 위치를 알아내는 것은 불가능하다. 리더기로는 단지 어떤 태그가 인식범위 안에 있는지 여부만을 알 수 있기 때문이다. 실험결과 인식범위 안에서 리더기가 태그를 아주 잘 인식하였다. 따라서 인식범위

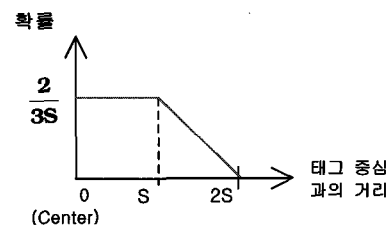


그림 4. 센서모델의 PDF.
Fig. 4. PDF of sensor model.

안에서의 PDF는 모두 최대값으로 같게 하였다. 그리고 태그의 중심과의 거리가 인식한 태그의 인식범위의 2배가 되는 점의 확률은 0으로 하였다. 이는 RFID 시스템에서 태그가 없는 곳에서 태그를 인식할 확률이 0에 가깝기 때문이다. 또한 로봇이 태그의 가장자리에 위치한 것으로 추정했을 경우 그 주위의 파티클들이 제거되는 것을 피하기 위해 인식범위의 2 배까지 인식할 확률이 있는 것으로 가정하였다.

2. Particle filter for RFID based localization

본 논문에서 파티클 필터를 적용한 순서는 initialize particles, prediction and update, normalize weights, resampling, output estimates, particle generation 순이며 이렇게 위치를 추정하고 다시 prediction and update에서부터 이 과정을 반복한다. 다음은 RFID 태그 system에서 파티클 필터를 이용한 몬테카를로 위치추정 알고리즘을 적용하는 방법이다.

2.1 Initialize particles

첫 번째 태그를 발견했을 때 한번의 초기화를 실시한다. 파티클을 N개 생성하여 모든 파티클들의 weight는 1/ N로 한다. 이때 하나의 파티클이 가지는 데이터는 다음과 같이 정의한다.

P_i : Position (x, y, θ)
 w_i : Weight of probability

P_i 는 로봇의 위치를 추정 하고자 하는 영역(RFID 태그가 부착된 smart floor를 X, Y좌표로 나타낸 것)에서 i번째 파티클이 위치한 좌표와 이 파티클이 갖는 방향 성분을 나타내고 w_i 는 i 번째 파티클이 위치한 좌표에 로봇이 위치할 확률을 나타낸다.

2.2 Prediction and update

Prediction 단계에서 N개의 파티클이 칼만 필터 알고리즘의 Act 모델로 이동하는 것으로 가정한다. (2)에 의해 파티클이 이동했을 경우의 새로운 위치를 결정한다.

$$P_{i,t+1} = P_{i,t} + \Delta l + \sqrt{V_{i,t}} \times gauss_rand() \tag{2}$$

$P_{i,t}$: 시간 t에서의 I번째 파티클의 위치
 Δl : Odometry로 측정된 이동량
 $V_{i,t}$: 시간 t에서의 I번째 파티클의 Variance
 $gauss_rand()$: 정규분포에 따라 임의로 선택된 값

즉, 파티클들은 각각의 variance 만큼의 비율로 Gaussian random 하게 이동하는 것으로 표현한다.

그림 5는 prediction 단계에서 로봇의 이동 모델이다. 로봇의 odometry가 정확하다고 가정하면 시간 t에서의 추정된 로봇의 위치와 파티클 $P_{i,t}$ 의 위치가 같다면 시간 t+1에서의 로

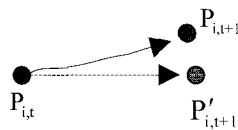


그림 5. 파티클의 이동 모델
 Fig. 5. Motion model of particle.

봇의 위치는 이다. 그러나 시간 t에서 추정된 로봇의 위치와 파티클의 위치가 다르다면 거리만큼의 variance가 발생하여 시간 t+1에서의 위치는 이 된다.

Update 단계에서 파티클의 weight를 다시 계산해 준다. RFID 태그를 인식했을 경우에는 앞에서 제안한 센서모델에 따라 인식된 태그로부터 인식범위의 2배 보다 멀리 위치한 파티클들의 weight는 모두 0으로 하고 그 거리 안에 위치한 파티클들은 앞에서 제안한 센서모델의 PDF에 따라 weight를 결정하였다.

2.3 Normalize weight

prediction이나 update 단계를 거치면 모든 파티클들의 weight의 합이 1보다 작아지므로 threshold 값을 적용하기 위해서 이 값이 다시 1이 되도록 한다. 여기서 threshold 값은 한 개의 파티클을 생성하기 위한 최소의 weight 값이 된다.

2.4 Resampling

각각의 파티클들의 weight에 비례하여 파티클들을 만들어 내고, weight가 아주 작으면 파티클을 제거 한다.

2.5 Particles generation

resampling 후 정규분포를 따르도록 파티클들을 생성해 준다. 이때 N개의 파티클을 생성했다면 모든 파티클들의 weight는 1/N로 한다.

2.6 Output estimates

지도 상의 파티클들을 x, y, θ 축으로 투영하여, x, y, θ 축에 대한 히스토그램을 만든다. 이렇게 해서 지도상에서 파티클이 이루는 최대 군집의 위치를 찾는다. 그리고 히스토그램에서 최대값을 갖는 각 축의 x, y, θ 를 $P_{max}(x_{max}, y_{max}, \theta_{max})$ 라 하면, 다음과 같이 이 점에서 거리가 L (500mm ~ 1000mm), θ 의 차가 K (15도~20도) 이하인 파티클들의 평균 위치를 로봇의 위치로 하고 파티클들의 평균 자세를 로봇의 자세로 결정한다.

그림 6은 로봇의 위치를 추정하기 위해 이용될 파티클들을 선택하는 과정을 나타낸다. 왼쪽 그림에서 붉은색 점은 앞의 히스토그램에서 최대값을 갖는 점이다. 이 점을 중심으로 일정한 거리(원) 안의 파티클들을 선택한다. 그리고 이렇게 선택된 파티클들 중에서 다시 $\theta_{max} - K \sim \theta_{max} + K$ 의 자세를 갖는 파티클들만 선택한다. 그림에서 B, C, D 방향의 파티클들은 선택되고 A, E, F는 버려진다.

최종적으로 선택된 파티클들로부터 다음의 (3)에 의해 로봇의 위치를 추정한다.

$$P_{robot} = P_{average} = \frac{\sum_{i=0}^N (P_i \times w_i)}{\sum w_i} \tag{3}$$

(if $\sqrt{(x_{max} - x_i)^2 + (y_{max} - y_i)^2} < L, |\theta_{max} - \theta_i| < K$)

P_{robot} : 추정된 로봇의 위치
 $P_{average}$: 파티클 군집의 평균위치
 P_i : i번째 파티클의 위치
 w_i : i번째 파티클의 weight
 N: 파티클의 총 개수

이렇게 추정된 로봇의 위치에 대한 variance를 (4)와 같이 계산한다.

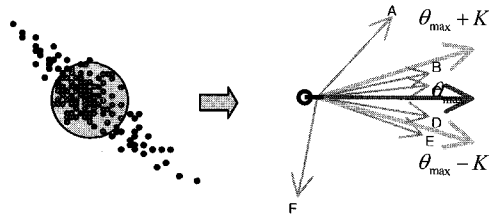


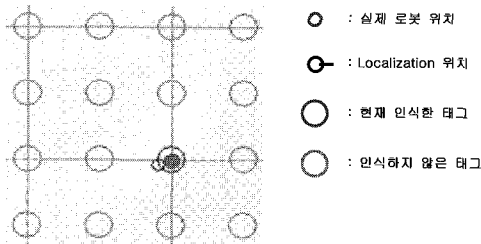
그림 6. 유용한 파티클 선택.
Fig. 6. Selection of useful particles.

$$V_{robot} = \frac{\sum_{i=0}^N ((P_i - P_{average})^2 \times w_i)}{\sum w_i} \quad (4)$$

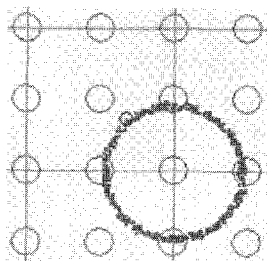
여기까지의 과정이 끝나면 다시 2.2 Prediction and Update의 단계로 이동하여 위의 과정들을 반복한다.

IV. 시뮬레이션

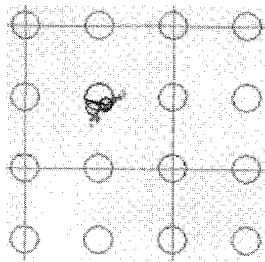
실험에 앞서 시뮬레이션을 통해 로봇의 위치추정에 적절한 파티클의 수와 태그 사이의 거리, 인식범위를 예측하였다. 먼저 RFID system 에서의 로봇의 위치추정 과정을 보기 위해 RFID 태그를 500mm 간격으로 grid pattern 방식에 의해 배치 하였으며 RFID 시스템의 인식범위는 100mm으로 하였다. 그림 7과 8은 시뮬레이션 결과를 나타낸다.



(a) Recognition of first tag



(b) Localization without pose information

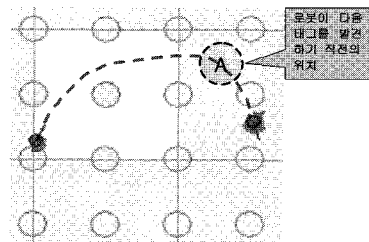


(c) Recognition of second tag

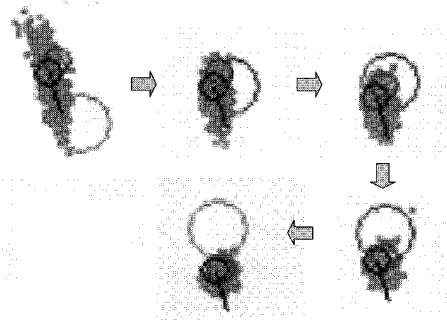
그림 7. 최초의 위치추정.
Fig. 7. First localization.

그림 7은 로봇이 최초로 로봇의 위치를 추정하는 과정을 나타낸다. 그림 7(a)는 첫 번째 태그를 인식했을 때 태그의 위치를 중심으로 파티클 군집이 밀집된 것을 나타낸다. 이때 로봇의 위치는 알 수 있으나 자세를 알 수 없다. 그림 7(b)는 로봇이 첫 번째 태그를 발견하고 진행할 때 위치만을 알기 때문에 로봇이 이동한 거리만큼 파티클들이 원을 이루며 퍼져나가는 모양이다. 그림 7(c)에서 두 번째 태그를 인식했을 때 찾은 태그주위에 있는 파티클들만이 남고 로봇이 최초로 위치와 자세를 모두 추정한 것을 알 수 있다. 이를 통해 로봇이 두 개 이상의 태그를 찾아내면 위치오차가 인식범위보다 작은 범위 내에서 로봇의 위치를 추정 할 수 있음을 알 수 있다. 이후 새로운 태그를 인식할 때마다 더욱 정확한 위치를 알 수 있게 된다.

로봇이 일정거리 내에서 태그를 발견하지 못하면 위치오차는 인식범위보다 커지게 된다. 그림 8(a)에서와 같이 로봇이 1m 이상 진행하였음에도 불구하고 태그를 발견하지 못하면 오차가 100mm 이상이 되는 경우가 발생한다. 그림 8(b)는 로봇이 새로운 태그를 인식하기 바로 직전인 그림 8(a)의 A 지점에서부터 파티클 군집 모양이 변해가는 것을 연속적으로 나타내고 있다. A 지점에서 로봇은 정확한 위치를 인식하지 못하며 파티클 군집은 넓게 분포한다. 이후 태그를 발견하면 제한된 센서모델에 의해 태그에 가까운 robot 앞쪽의 파티클 군집은 그대로 남고 태그에서 먼 robot 뒤쪽의 파티클 군집은 조금씩 제거된다. 태그를 벗어 날 때는 반대로 앞쪽의 파티클 군집만 제거되어 로봇이 태그를 지나기 직전에는 로봇의 위치를 중심으로 원 모양으로 파티클 군집이 생성된다. 그 결과 태그를 벗어난 직후에는 로봇이 태그를 발견하기 전보다 더 정확하게 위치를 추정한 것을 알 수 있다. 이렇듯 로봇이 태그를 인식했다 못하는 과정을 반복하기 때문에 로봇의 위치추정 오차도 작아졌다 커지는 과정을 반복한다.



(a) Path during a robot find another tag



(b) Correction step

그림 8. 위치추정 과정.
Fig. 8. Localization step.

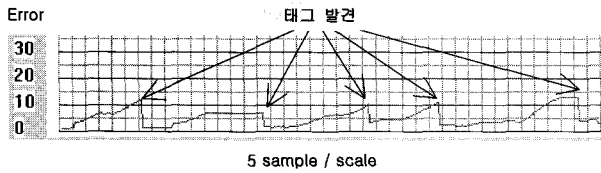


그림 9. 위치추정 오차(시뮬레이션).

Fig. 9. Localization error(simulation).

표 1. 평균 위치추정 오차 (시뮬레이션).

Table 1. Localization mean error (simulation). 단위: mm

태그 사이의 거리 sensing range	200	300	400	500	600	800
30	40	63	131	178	-	-
40	42	63	83	98	155	-
100	-	-	59	55	90	322

표 2. 최대 위치추정 오차 (시뮬레이션).

Table 2. Localization max error (simulation). 단위: mm

태그 사이의 거리 sensing range	200	300	400	500	600	800
30	180	203	510	718	-	-
40	171	210	409	478	642	-
100	-	-	213	287	336	998

그림 9는 태그 사이의 거리가 300mm, 인식범위가 30mm인 smart floor 위를 로봇이 임의의 경로로 진행한 경우, 약 0.1초 간격으로 측정된 오차를 나타내는 그래프이다. 그림에서 태그를 찾기 전까지 위치추정 오차가 조금씩 증가하다가 태그를 발견하면 위치추정 오차가 급격히 감소하는 것을 알 수 있다.

표 1과 표 2는 각각 이웃한 태그 사이의 거리와 인식범위에 따른 오차의 크기의 평균과 최대값을 나타낸다. 각각의 조건에서 1회 5분씩 5회 시뮬레이션 한 결과의 평균 값이다. 인식범위는 RFID 리더기와 태그의 종류에 따라 결정된다. 표에서 인식범위를 30mm, 40mm로 한 경우는 실제 실험에 적용하기 전에 시뮬레이션으로 최적의 조건을 미리 예측하기 위한 것이다.

본 논문에서는 평균 오차가 70mm 이하이고 최대 오차가 300mm이하인 경우의 조합을 로봇의 위치추정이 적절히 이루어진 것으로 결정하였다. 시뮬레이션 결과, 인식범위가 30mm와 40mm인 경우를 비교해 보면 태그간 거리에 따른 오차가 비슷하게 나타나고 두 경우 모두 태그간격이 300mm보다 커지면 로봇의 위치추정이 적절히 되지 않는 것을 알 수 있다. 만약 인식범위가 100mm라면 태그간격이 500mm인 경우에도 로봇의 위치추정 결과가 양호하며, 이 경우 같은 면적에 필요한 태그의 수는 태그간격을 300mm로 했을 때보다 약 1/3로 줄어 든다.

V. 실험

본 논문에서는 시뮬레이션을 바탕으로 실험 환경을 구성하고 결과를 측정 하였다.

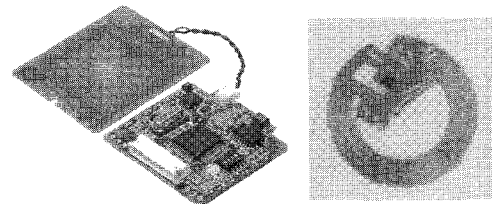


그림 10. RFID 리더기와 태그.

Fig. 10. RFID reader and tag.

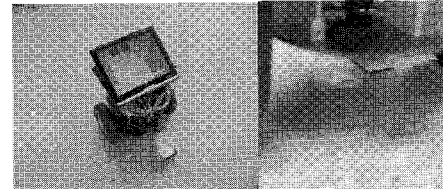


그림 11. Smart floor와 RFID 리더기를 장착한 로봇.

Fig. 11. Robot mounting RFID reader on the smart floor.

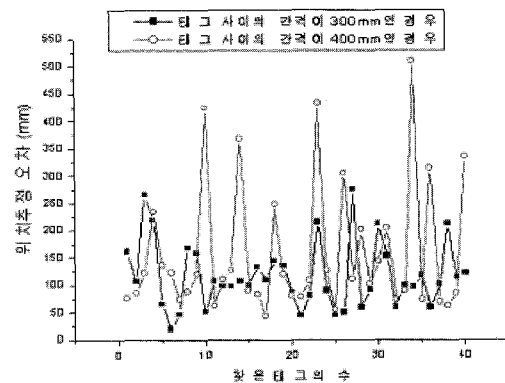


그림 12. 위치추정 오차의 최대값.

Fig. 12. Localization max error.

그림 10은 실험에 사용한 RFID 리더기와 태그를 나타낸다. RFID 시스템 구성을 위해 OMRON사의 V720S-HMC73 RFID 리더기와 ISO 15693 표준을 따르는 coin type 태그를 사용하였으며 태그의 주파수는 13.56MHz이다.

그림 11은 실험에 이용한 smart floor와 우리의 실험용 로봇의 모습이다. RFID 리더기는 로봇의 하단부 바퀴 축 중심에 지면으로부터 30mm 높이에 장착했다.

태그에 저장 되는 정보는 태그의 ID, 태그 중심의 X Y좌표, 태그의 인식범위이다. 인식범위는 센서모델을 적용하기 위해 필요한 데이터이며 이렇게 태그에 인식범위 데이터를 입력해 두면 여러 종류의 태그를 혼용해서 쓰는 경우 효율적이다.

그림 12는 실험 결과를 나타낸다. 실험에 적용된 조건을 보면, 인식범위는 30mm로 같게 하고 태그간 거리를 300mm와 400mm로 하여 두 경우의 로봇의 위치추정 오차를 측정하였다. 여기서 로봇의 정확한 실제위치는 측정이 어려우므로 태그를 발견하기 직전의 위치와 발견한 태그의 중심 위치간의 거리를 측정하여 위치오차를 알아냈다. 우리는 시뮬레이션을 통해 태그를 발견하기 직전의 위치추정 오차가 최대이고 발견한 직후의 위치추정 오차가 최소인 것을 확인했다.

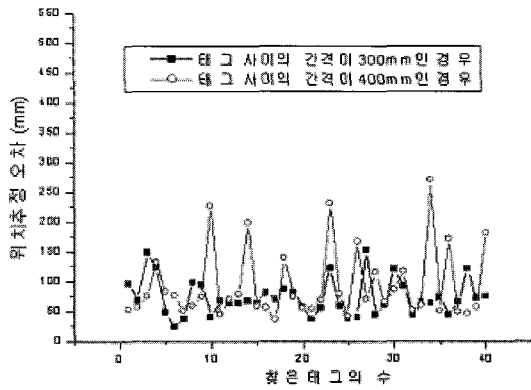


그림 13. 위치추정 오차의 평균값.

Fig. 13. Localization mean error.

따라서 그림 12가 나타내는 값은 하나의 태그를 찾기까지의 시간에 발생한 로봇의 위치추정 오차의 최대값이라 볼 수 있다.

태그를 찾았을 때의 오차를 인식범위와 같다고 하고, 오차가 선형적으로 증가한다고 가정한다면 평균오차는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E_{-i,average} = \frac{E_{i,max} + S}{2} \tag{5}$$

$E_{-i,average}$: i번째 새로운 태그를 찾을 때까지 오차의 평균

$E_{i,max}$: i번째 태그를 발견했을 때의 위치인식 오차

S: 인식범위

그림 13은 $E_{-i,average}$ 값을 적용해서 로봇의 위치추정 오차를 구하고 그래프로 나타낸 것이다.

이 그래프로부터 대체적으로 실험결과와 시뮬레이션결과가 일치함을 알 수 있다. 즉 태그 사이의 간격이 300mm인 경우 위치추정 오차는 약 70mm이고 태그 사이의 간격이 400mm인 경우 위치추정 오차는 약 130mm이다. 위의 결과로 보아 태그 사이의 거리가 300mm이고 리더기의 태그 인식범위가 30mm인 경우 몬테카를로 위치추정 알고리즘을 적용했을 때 위치추정이 적절히 이루어진 것을 확인할 수 있다. 그러나 이 실험은 장애물이 없는 제한된 환경에서 수행된 것이다. 따라서 향후 테스트 베드를 구축하여 일반 사무실이나 가정과 비슷한 환경에서 성능을 시험하고자 한다.

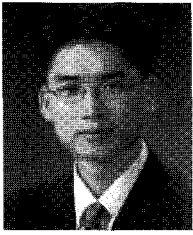
VI. 결론

본 논문에서는 RFID 태그기반의 로봇 로봇의 위치추정 방법을 제안하였다. 태그의 효율적인 배치 방법에 대해 알아보았으며 RFID 태그의 센서모델을 제안하고 파티클 필터 알고리즘 적용방법을 제안하였다. 그리고 시뮬레이션을 통해, RFID 태그의 수를 최소화 하기 위해서 인식범위가 100mm인 RFID 태그 시스템이 필요 함을 보였다.

홈 네트워크나 물류 관리 등의 유비쿼터스 환경에서 RFID는 중요한 역할을 할 것으로 기대되고 이러한 시스템들과 연계된다면 RFID 태그를 이용한 로봇의 위치추정 방법은 보다 유용해 질 것으로 예상된다. 즉, 앞으로 가전이나 가구 등 대부분의 물품에 RFID 태그가 부착 될 것이고 이것들을 센서로 보고 로봇의 위치추정에 이용할 수 있을 것이다. 이 경우 태그들은 임의의 장소에 위치하게 된다. 따라서 이를 이용하기 위해서는 향후 random uniform distribution 에서의 SLAM 알고리즘에 대한 연구가 필요하다.

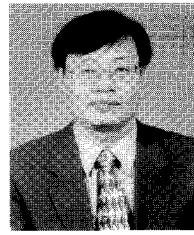
참고문헌

- [1] J. Brusey, M. Harrison, Ch. Floerkemeier, and M. Fletcher. "Reasoning about uncertainty in location identification with RFID," *IJCAI-2003 Workshop on Reasoning with Uncertainty in Robotics*, 2003.
- [2] D. Hahnel, W. Burgard, D. Fox, K. Fishikin, and M. Philipose, "Mapping and Localization with RFID Technology," *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 1015-1020, 2004.
- [3] T. Nara and S. Ando, "Localization of RFID tags from measurement of complex gradients of electromagnetic fields," *INSS 2004*.
- [4] H. Bruyninx, "Bayesian probability," 2002.
- [5] D.-S. Seo, D.-H. Won, G.-W. Yanger. "A probabilistic approach for mobile robot localization under RFID tag infrastructures," *ICASE 2005*.
- [6] D. Fox, W. Brugard, and S. Thrun, "Markov localization for mobile robots in dynamic environments," *Journal of Artificial Intelligence Research 11*, pp. 391-427, 1999.
- [7] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, S. Thrun "Monte carlo localization for mobile robots," *Institute of Computer Science 3, University of Bonn bonn D-53117 Bohn*.
- [8] J. Bohn and F. Mattem, "Super distributed RFID tag infrastructure," *Proceedings of the 2nd European Symposium on Ambient Intelligence*, Springer-Verlag, pp. 1-12, 2004.



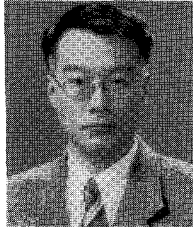
서 대 성

1977년 5월 20(음)일생. 2004년 서울시립대학교 전자전기공학부(공학사). 2005년. 2004년~현재 과학기술연합대학원대학교 한국생산기술연구원 소속 가상공학(공학석사) 재학중. 관심분야는 서비스 로봇, 필드버스, 지능 제어.



이 호 길

1953년 1월 5일생. 1989년 오사카대학교 로봇공학(공학박사). 1989년~1991년(일본) ASTEM 연구소 주임연구원, 1991년~현재 한국생산기술연구원 근무. 관심분야는 로봇제어, 신호처리, 로봇환경기술.



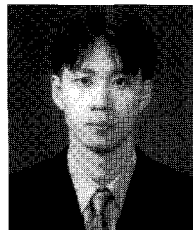
김 흥 석

1957년 6월 9일생. 1990년 서울대학교 대학원 제어계측공학과(공학박사). 1991년~현재 한국생산기술연구원 근무. 관심분야는 제어이론, 제어기 설계 및 평가.



양 광 응

1972년 6월 25일생. 1998년 인하대학교 자동화공학과(공학석사). 1998년~2002년 두산 메카텍 근무. 2002년~현재 한국생산기술연구원 근무. 관심분야는 Robot Software Architecture, Compiler.



원 대 희

1975년 1월 21일생. 2002년 한양대학교 대학원 정밀기계공학과(공학석사). 2002년~현재 한국생산기술연구원 근무. 관심분야는 Hovering Robot, Ubiquitous Computing, Embedded System.