

RFID Tag 기반 이동 로봇의 위치 인식을 위한 확률적 접근

원대희*, 양광웅, 최무성, 박상덕, 이호길 (한국생산기술연구원)

A Probabilistic Approach for Mobile Robot Localization under RFID Tag Infrastructures

Daeheui Won, Gwang-Woong Yang, Moo-Sung Choi, Sang-Deok Park, and Hogil Lee (KITECH)

ABSTRACT

SALM(Simultaneous localization and mapping) and AI(Artificial intelligence) have been active research areas in robotics for two decades. In particular, localization is one of the most important tasks in mobile robot research. Until now expensive sensors such as a laser sensor have been used for mobile robot localization. Currently, the proliferation of RFID technology is advancing rapidly, while RFID reader devices, antennas and tags are becoming increasingly smaller and cheaper. So, in this paper, the smart floor using passive RFID tags is proposed and, passive RFID tags are mainly used for identifying location of the mobile robot in the smart floor. We discuss a number of challenges related to this approach, such as tag distribution (density and structure), typing and clustering. In the smart floor using RFID tags, the localization error results from the sensing area of the RFID reader, because the reader just knows whether the tag is in the sensing range of the sensor and, until now, there is no study to estimate the heading of mobile robot using RFID tags. So, in this paper, two algorithms are suggested to. The Markov localization method is used to reduce the location(X,Y) error and the Kalman Filter method is used to estimate the heading(θ) of mobile robot. The algorithms which are based on Markov localization require high computing power, so we suggest fast Markov localization algorithm. Finally we applied these algorithms our personal robot CMR-P3. And we show the possibility of our probability approach using the cheap sensors such as odometers and RFID tags for mobile robot localization in the smart floor

Key Words : Localization, Kalman filter, Markov localization, SLAM, RFID

1. 서론

과거에는 로봇 Arm 과 같이 고정된 장소에 설치되어 단순한 작업만을 반복 수행하던 로봇이 대부분이었던 경우에는 로봇이 가지는 기능이 그리 다양하지 못하고 제한적이었다. 그러나 최근에는 이동로봇 기술의 발달로 인해 비교적 자유롭고 광대한 지역을 이동하며 다양한 작업을 수행할 수 있는 기능을 가지게 되었다. 이렇게 로봇이 이동기능을 가지면서 로봇은 산업분야뿐만 아니라 인간 주변에 함께 공존 하며 인간이 필요로 하는 서비스를 지원하는 분야로 확대되고 기능 또한 다양화되고 있다. 이처럼 이동로봇이 다양한 기능을 수행하기 위해서는 로봇이 동작하는 환경 내에서 로봇이 자기의 위치를 인식해야만 한다. 그래서 최근에는 로봇의 위치인식에 관한 다양한 연구가 이루어지고

있으며 특히 로봇이 이동하며 위치인식과 지도 생성을 동시에 할 수 있는 방법(SLAM : Simultaneous localization and mapping)에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 대부분의 SLAM 연구에는 odometry 와 관성센서를 이용한 dead reckoning 방법, vision 을 이용한 passive landmarks 인식방법과 range finder 를 이용한 map 기반의 위치인식 방법이 혼합된 형태로 적용되고 있다. 여기에서 vision 을 이용한 natural landmarks 인식방법은 많은 computing power 를 요구하고 있으며 range finder 를 이용한 map 기반의 위치인식 방법은 고가의 laser range finder 가 사용된다는 단점을 가지고 있다.

그래서, 본 논문에서는 크기가 작고 저가격이며 고속인식이 가능한 passive RFID(Radio frequency identification) tag 를 이용하여 이동 로봇을 위한 smart floor 환경을 구축하였고, 이를 이용하여 이동

로봇의 localization 에 사용하였다. 먼저, smart floor 구축을 위한 RFID tag 의 효율적인 배치 및 인식방법에 대해 제안하였으며, 이러한, RFID tag 를 이용한 위치인식 방법에서는 reader 의 인식범위 안에 tag 가 위치해 있는지 여부를 알 수 있기 때문에 tag 를 인식한다 하더라도 로봇의 정확한 위치를 보장하지 못하고 대략적인 위치만 측정이 가능하며, 로봇의 자세를 알아내는 것은 그리 쉽지 않다. 그래서, 본 논문에서는 최근, 이동 로봇의 localization 을 위해 활발한 연구가 진행되고 있는 Bayesian rule 을 기반으로 하는 Markov localization 를 이용하여 이동 로봇의 위치인식 오차를 줄이기 위한 algorithm 을 제안하고, Kalman filter algorithm 을 적용하여 자세측정을 위한 알고리즘을 제안한다. 그리고, 이러한 확률적 접근 방식의 알고리즘들은 연산량이 매우 많기 때문에 이동 속도가 빠른 로봇에서는 이동 중 localization 오차가 커지게 된다. 그래서, 본 논문에서는 localization 정밀도를 높이기 위한 확률적 접근 외에도 fast localization 을 위해 고속으로 연산 할 수 있는 방법에 대해서도 제안한다. 그리고, 자체 개발된 로봇에 odometry 와 RFID tag 같은 저가형 센서만을 사용하고 제안된 Markov localization algorithm 과 Kalman filter algorithm 을 적용하여 이동 로봇의 위치(X, Y)와 자세(θ)의 측정 정밀도를 높일 수 있었다.

2. RFID tags 기반의 위치인식 시스템 분석

최근 RFID 의 소형화 및 저가격화로 인해 RFID 를 다양한 분야에 응용하려는 연구가 진행되고 있으며 RFID 응용분야의 대부분은 물류분야에서 mobile objects 의 tracking 과 information 을 저장하여 objects 를 효율적으로 관리하는데 응용되고 있다. [1] 그러나, 최근에는 로봇분야에도 RFID system 이 하나의 센서로서 다양하게 적용되기 시작했다.[2] 그리고, Mobile objects 의 tacking 응용분야에서는 reader 가 고정되어 있고 RFID tags 가 부착된 objects 가 이동하는 방식이 대부분이다. 그러나, 본 논문에서 제안된 RFID tags 기반의 위치인식 시스템에서는 많은 tags 가 로봇이 움직이는 환경 내에 존재하고 reader 를 탑재한 로봇이 환경 내에 존재하는 tags 를 인식하게 된다. 그렇기 때문에 환경 내에 tags 을 효율적으로 배치하는 방법 또한 매우 중요하다.

2.1 RFID Tag Distribution

Tags 의 배치 방법에는 random uniform distribution method 와 regular distribution method 가 있으며 regular distribution method 에는 grid pattern 과 equilateral triangulation pattern 등 다양한 pattern 으로

배치하는 방법이 소개되고 있다. [3]

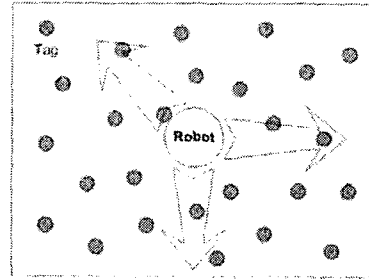
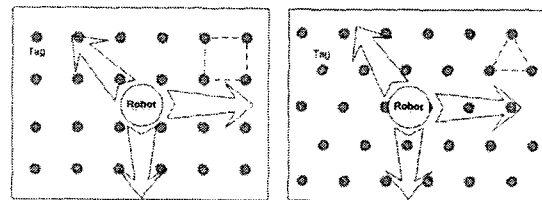


Figure 1. Random uniform tags distribution method

먼저 figure 1 과 같이 tags 의 배치 밀도를 일정하게 유지하며 무작위로 배치하는 random uniform distribution method 를 이용하여 tags 를 배치하면 특정한 i 방향으로 로봇이 이동하였을 때 임의의 tag k 를 인식할 확률 $p(tag_k | direction_i) \neq 0$ 이다.

그러나, figure 2 와 같이 각 tags 간의 거리가 일정하며 특정한 pattern 을 가지도록 배치하는 regular distribution method 를 이용했을 때는 tags 인식확률 $p(tag_k | direction_i) = 0$ 인 경우가 발생 된다.

Figure 2 와 같은 방법을 이용하였을 경우에도 tags 의 배치 밀도를 높이면 random uniform tags distribution method 와 같은 효과를 낼 수 있다. 그러나, tags 의 밀도를 높이는 것은 곧 비용 상승의 효과를 함께 가져오며 tags 인식할 때 collision 문제를 해결 해야 하는 어려움이 있다.



a) Grid pattern b) Equilateral triangulation pattern

Figure 2. Regular tags distribution methods

Regular distribution 의 경우에는 tags 를 일정한 간격 및 pattern 을 가지게 배치 해야 하는 어려움이 있으나 각 tags 간의 상대 거리가 일정하고 tags 에 위치정보 저장에 용이하기 때문에 이를 로봇의 위치 인식에 직접 활용할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 그러나 random uniform distribution 의 경우에는 tags 의 배치는 용이하나 각 tags 간의 간격이 일정치 않아 각 tags 의 ID 에 대한 위치 정보를 일치시키는 별도의 위치 설정 알고리즘이 요구된다.

본 논문에서는 tags 의 배치가 용이한 regular distribution method 를 사용 하였으며 그 중에서도

tags 를 인식할 수 있는 확률이 비교적 높은 equilateral triangulation pattern 으로 tags 를 배치하였다.

2.2 Tag Recognition Errors

RFID tags 기반의 위치인식 방법에서는 reader 의 인식범위 안에 tag 가 위치해 있는지 여부를 알 수 있기 때문에 정확한 위치인식이 불가능하며 기본적으로 reader 의 인식 범위와 같은 오차가 발생하게 된다. 본 논문에서는 tags 가 로봇의 진행방향에 평행이며 반대방향으로 reader 의 인식 영역으로 접근 및 이탈 한다고 가정하였다. Figure 3 은 tags 의 접근 방향과 reader 의 중심으로부터 tags 의 수직 접근거리 p 에 따라 실제로 발생하는 Y 축의 위치인식 오차를 나타낸다. 이렇게 RFID tags 의 RF 신호 세기를 측정하거나 인식 영역을 지날 때 정확한 odometry 정보가 없으면 RFID tags 기반의 위치인식 방법에서는 reader 가 tag 를 인식할 때 로봇의 진행 방향에 수직 좌표축인 Y 축 방향으로 $|p_{errorY}| \leq R$, 진행 방향인 X 축 방향으로 $|p_{errorX}| \leq \sqrt{R^2 - p_{errorY}^2}$ 와 같은 오차가 발생한다.

Figure 3 에서 보는 바와 같이 tag 의 중심으로부터 로봇의 중심 즉, reader 의 중심이 얼마만큼 떨어져서 지나는지를 알 수 있다면 RFID tag system 에서 인식시 발생하는 오차를 보정 할 수 있다. RFID reader 의 중심거리를 측정하는 방법은 위에서 언급한 방법외에도 OMRON RFID reader 의 경우 reading mode 의 continuous repeat mode 를 이용하면 인식 영역 안에 tags 가 위치해있을 때 tags 가 인식영역을 벗어나기 전까지 응답하는 회수와 odometry 정보를 함께 이용하여 추정이 가능하다.

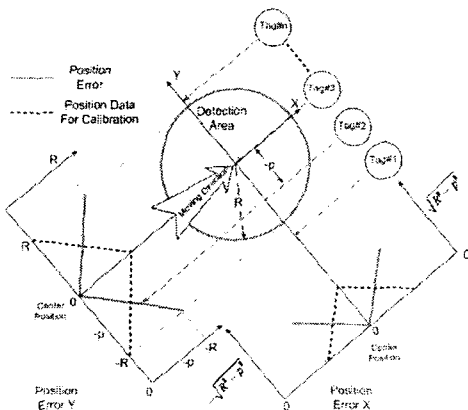


Figure 3. Recognition errors

본 논문에서는 이렇게 발생하는 인식 오차를 줄이기 위해 확률적 접근 방식을 이용하였으며 그 결과 RFID tag 인식시 발생하는 오차를 최소화 할 수

있었으며, 또한 낮은 tags 배치 밀도에서도 로봇의 위치 인식 정밀도를 높일 수 있었다

3. RFID Tags 기반의 Localization

RFID tags 기반의 위치인식 방법은 앞에서 언급했듯이 로봇의 정확한 위치 (x, y) 를 인식하는 것이 아니라, 로봇이 알려진 tag 의 위치 (x, y) 근처에 있다고 추측하는 것이다. 또한 방향 (θ) 는 로봇이 점유한 두 tag 가 이루는 각에 의해 추측한다. 정밀하게 방향을 예측하기 위해서는 두 tag 가 감지되었을 때 로봇의 정밀한 위치를 필요로 한다. 하지만 로봇의 위치는 tag 가 감지되는 거리의 표준편차 σ 와 비례하는 오차를 가진다.

우리는 위치 정밀도를 높이기 위하여 Markov localization 을 사용하였으며, 방향을 예측하기 위하여 Kalman filter 를 사용하였다. 위치 정밀도를 높여 방향 추측의 정밀도를 높였으며, 방향을 정밀하게 예측함으로써 tag 가 감지되지 않는 영역에서 로봇의 위치를 정밀하게 추측 가능하였다.

3.1 Position Estimation

이번 절에서 Markov localization 으로 위치 (x, y) 를 추측하는 과정에 대하여 설명한다. 로봇의 위치에 대한 belief state 는 정밀도가 $1\text{cm} \times 1\text{cm}$ 인 141×141 의 2 차원 어레이를 사용하여 표시한다. 일반적으로 Markov localization 에서는 로봇의 위치 (x, y, θ) 를 찾기 위해 전체 맵에 대한 3 차원 어레이를 사용한다. 하지만 본 연구에서는 어레이의 중심에 로봇이 있다고 가정하여 belief state 를 로봇 주변에서 70cm 내로 제한하였다. 영역을 좁히면서 셀 크기를 1cm^2 로 하였기 때문에 위치 정밀도를 높이고 계산량을 줄일 수 있었다.

로봇의 위치 l 은 (x, y) 이고, l_t 와 L_t 는 각각 t 시점에 로봇의 실제 위치와 로봇 위치에 대한 state variable 이라 할 때, t 시점에 로봇이 l 위치에 있을 확률 밀도 $Bel(L_t = l)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$Bel(L_t = l) = P(L_t = l | s_{1:t}, a_{1:t-1}) \quad 1)$$

여기서, a_i 와 s_i 는 i 시점에서 motions 과 percepts 에 대한 입력 데이터를 나타낸다.

먼저 로봇의 현재 위치를 예측하기 위하여 motion model 을 사용한다. Motion model 에서 현 위치의 신뢰 $(Bel(L_t = l))$ 는 이전 위치에서의 신뢰 $(Bel(L_{t-1} = l))$ 와 알려진 제어 입력 a_{t-1} 에 영향을 받으며, 조건부 확률로 명시된 motion model 은 $Bel(L_t = l) = P(L_t = l | s_{1:t}, a_{1:t-1})$ 이다.

그리고, Total probability theory 와 Markov 가정[4] 을 적용한 t 시점에 로봇이 l 위치에 있을 확률 밀

도 $Bel(L_i = l)$ 은 다음과 같이 표현된다.

$$Bel(L_i = l) = \sum_l P(L_i = l | L_{i-1} = l', a_{i-1}) Bel(L_{i-1} = l')$$

조건부 확률 $P(L_i = l | L_{i-1} = l', a_{i-1}) Bel(L_{i-1} = l')$ 는 정밀도가 1cm x 1cm 인 21 x 21 의 2 차원 어레이를 사용하여 표시한다. 각 위치 (l_x, l_y) 에서 확률을 구하는 식은 아래와 같다.

$$Bel(L_i = l) = \eta \cdot \exp \left(-\frac{\sqrt{(\Delta x + l_x)^2 + (\Delta y + l_y)^2}}{2d \cdot \sigma_d^2} \right) \cdot \exp \left(-\frac{\theta \cdot \left(\tan \left(\frac{\Delta x + l_x}{\Delta y + l_y} \right)^{-1} \right) - \theta}{2d \cdot \sigma_\theta^2} \right) \quad 2)$$

$$d = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$$

$$\theta = \tan \left(\frac{\Delta y}{\Delta x} \right)^{-1}$$

여기에서 $\Delta x, \Delta y$ 는 로봇의 이동량이며, l_x, l_y 는 2 차원 어레이 상에서의 위치이고, η 는 normalizer 이고, $\sigma_d^2, \sigma_\theta^2$ 는 각각 이동거리 및 방향에 대한 분산이다.

센서로부터의 측정 데이터가 입력될 경우는 perceptual model 을 통해 로봇의 위치를 갱신하게 되며 이때 t 시점에 로봇이 l 위치에 있을 확률 밀도 $Bel(L_i = l)$ 은 다음과 같이 표현된다.

$$Bel(L_i = l) = \eta_i \cdot P(s_i | l) Bel(L_{i-1} = l) \quad 3)$$

여기서 η_i 는 L_i 에 독립적인 확률 밀도 normalizer $P(s_i | s_{1, \dots, i-1}, a_{1, \dots, i-1})^{-1}$ 이다.

RFID tags 의 sensor model 에 대해서는 아래와 같은 Gaussian PDF(Probability density function)으로 가정하여 사용하였다.

$$P_m(d_i | l) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{(d_i - tag_{cp})^2}{2\sigma^2} \right) \quad 4)$$

여기에서 σ 는 센서 측정값의 표준편차이고, tag_{cp} 는 tags 중심위치이고, d_i 는 센서모델상의 한 점에 대한 위치이다.

Sensor model 에서 로봇의 위치를 RFID tag reader 에 의해서 정확히 측정이 불가능하다. RFID system 에서는 단지 인식 영역 내에 tags 가 있는지 여부만을 알 수 있기 때문이다. 이 문제를 해결하기 위해 위와 같은 sensor model 을 이용하여 로봇의 위치 인식에 사용하였다.

3.2 Heading Estimation

앞에서 언급한 바와 같이 우리는 Markov

localization 을 통해 로봇의 위치 (x, y) 를 RFID tag 의 인식 거리보다 정밀하게 예측하였다. 본 절에서는 로봇이 i 번째 tag 를 인식한 뒤 이동 하여 $i+1$ 번째 tag _{$i+1$} 를 인식한 경우에 로봇의 자세를 standard Kalman filter 알고리즘을 적용하여 보정할 수 있는 방법을 제안한다. Standard Kalman filter 를 적용하기 위해 로봇 시스템 모델을 Linear Dynamic System 이라고 가정하고 센서 입력에는 Gaussian distribution 을 가지는 white noise 가 포함되어 있다고 가정한다.

로봇의 이동량 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ 를 예측하기 위해 일반적인 differential 방식 이동로봇의 system model 을 사용하였다. 여기서 계산된 $\Delta x, \Delta y$ 는 3.1 절에서 수식 2)에서 사용되는 값이다. prediction equation, correction equation, error covariance propagation equation 은 standard Kalman filter 에서 사용되는 일반적인 식이므로 생략한다.

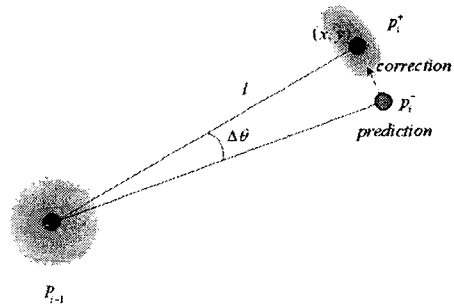


Figure 4. The heading estimation method

로봇이 tag 를 감지하였을 때 correction 과정이 수행된다. 이 때 센서가 측정한 위치에 대한 표준편차 σ 를 필요로 하는데, RFID tag 와 센서가 가지는 σ_x 와 σ_y 는 correction 에 사용하기에 충분하게 작은 값이 아니고, σ_θ 값은 직접적인 방법으로 알 수 없다. 본 연구에서 다음과 같은 방법으로 표준편차 $(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_\theta)$ 를 계산하는 것을 제안한다.

Figure 4 는 로봇이 i 번째 tag 를 지나 $i+1$ 번째 tag 를 감지하였을 때 correction 이 일어나는 과정을 나타내었다. Tag 를 감지하면 Markov localization 에 의해 로봇이 존재할 확률이 가장 높은 위치를 찾을 수 있다. 이 지점을 센서가 감지한 위치라 볼 수 있으며, 로봇의 자세는 $\Delta \theta$ 만큼 보정되어야 한다.

Markov localization 의 belief state map 으로부터 x, y 방향의 표준편차 (σ_x, σ_y) 를 근사하는 방법은 다음과 같다. belief state map 에서 확률이 가장 높은 위치 (x_{p-max}, y_{p-max}) 와 확률 p_{max} 를 찾은 후, 이 점을 기준으로 $x+$ 방향과 $x-$ 방향으로 탐색을 시작하여 p_{max} 값의 1/8 보다 작은 확률을 가지는 처음 위치 x_{i-} 와 x_{i+} 를 찾는다. 이 위치는 Gaussian

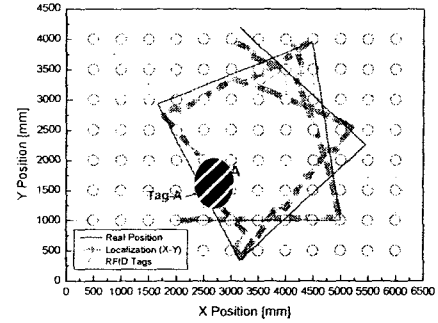
function 에서 $2\sigma_x$ 위치다. σ_y 도 위와 동일한 방법으로 계산한다.

$$\begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \\ \sigma_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\max(|x_{p-\max} - x_{i-}|, |x_{p-\max} - x_{i+}|)}{2} \\ \frac{\max(|y_{p-\max} - y_{i-}|, |y_{p-\max} - y_{i+}|)}{2} \\ \tan\left(\frac{\max(\sigma_{x_{i-1}}, \sigma_{y_{i-1}}) - \max(\sigma_{x_{i+}}, \sigma_{y_{i+}})}{l}\right)^{-1} \end{bmatrix} \quad 5)$$

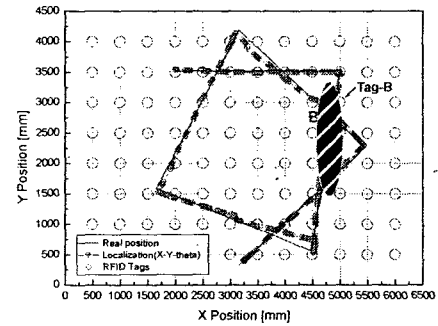
여기에서 σ_{pi} 는 Markov localization 알고리즘에 의한 위치의 Gaussian PDF로부터 계산된 위치에 대한 표준편차이다. 다시 말하면, θ 의 표준편차는 x, y 의 표준편차에 의존적이다. 이렇게 prediction 과 correction 과정을 통해 로봇의 자세 θ 를 어느 정도 보정 할 수 있으나 위치에 비해 많은 오차가 발생한다. 그리고, 위에서 언급한 바와 같이 두 tags 사이에 직선 이동이 이루어지지 않을 경우에는 오차의 보정량이 줄어든다.

4. 시뮬레이션 및 실험

앞서 언급한 Markov localization 알고리즘과 Kalman filter 알고리즘을 적용하여 시뮬레이션을 하였다. 본 시뮬레이션에서는 motion model로 기존 연구사례에서 많이 사용되고 있는 표준 모델을 사용하였고 RFID tags를 500mm 간격으로 grid pattern 방식에 의해 tags를 배치하였으며 RFID reader의 안테나 크기는 반지름이 100mm인 것을 사용하였다. Figure 5 는 시뮬레이션 결과를 나타낸다. Figure 5-a) 는 localization 알고리즘을 적용하여 x-y 만을 보정한 결과이며 b)는 x-y- θ 를 보정한 결과이다. Figure 5-a)에서 보듯이 단지 RFID tags로부터 얻은 위치 정보를 이용하여 x-y 를 보정하면 영역 A에서 tag를 인식하는 순간은 로봇이 위치를 인식하나 자세각을 보정하지 않았기 때문에 로봇의 위치오차는 계속 커지게 된다. 그러나, odometry정보로 dead reckoning 방식을 이용하여 로봇의 위치를 추측하고 RFID tag를 인식할 때마다 위치 정보를 보정하는 Markov localization와 Kalman filter localization 알고리즘을 적용한 figure 5-b)의 결과에서는 localization 오차가 현저히 줄어들음을 볼 수 있었다. 또, Figure 4-b)에서 빗금친 B영역에서는 로봇이 이동하며 RFID tags를 인식하지 못한 구간이다. 이때 localization 오차가 계속 증가하게 되며 Tag-B를 인식하는 순간 오차를 보정하여 로봇이 localization 하는 것을 볼 수 있다. 결과에서 보듯이 RFID tags를 얼마나 자주 인식하느냐에 따라 localization 오차가 줄어들음을 볼 수 있었다.



a) RFID based X-Y estimation



b) RFID based X-Y- θ estimation

Figure 5. Results of the simulation

본 논문에서는 시뮬레이션 결과를 바탕으로 로봇의 위치인식을 위해 RFID tags 를 이용한 smart floor 를 구축하였으며 시뮬레이션 환경과는 달리 RFID Tags 를 인식할 확률이 비교적 높은 equilateral triangulation pattern 으로 tags 를 배치하였다. Figure 6 는 smart floor 에 배치된 RFID tags 의 pattern 을 보여 준다.

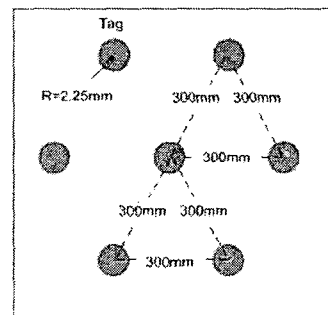


Figure 6. Tag distribution

그리고, RFID system 으로 주파수가 13.56MHz 인 OMRON 사의 V720D52P02 RFID tag 와 V720-HMC73T RFID reader 를 사용하였으며 사용된 RFID system 은 figure 7 과 같다. 이 RFID system 은

KITECH 에서 개발된 differential type 의 이동로봇 CMR-P3 에 탑재하여 전체 시스템을 구성하였다.

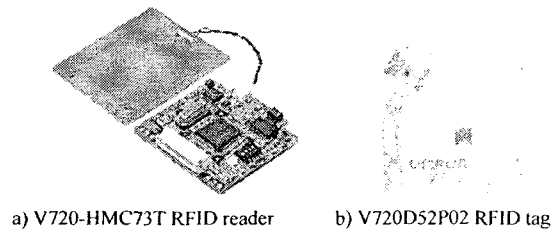


Figure 7. Electromagnetic inductive RFID system [OMRON]

5. 결 론

본 논문에서는 RFID tags 기반의 위치인식을 위해 tags 의 효율적인 배치 방법에 대해 분석하였으며 Markov localization 과 Kalman filter localization 알고리즘을 적용하기 위해 RFID tag 의 sensor model 을 제안하였고 이를 적용하여 로봇의 localization 오차를 줄이는데 사용하였다. 특히, X-Y 위치뿐만 아니라 자세각 θ 를 보정함으로써 로봇의 위치인식 정밀도를 높였다. 기존의 연구에서는 위치 인식에 RFID tags 를 이용하고 range finder 와 같은 센서를 이용해 map 과 비교하여 로봇의 자세각을 보정하였지만 본 논문에서는 range finder 를 이용하지 않고도 RFID tags 만을 이용하여 이를 해결 할 수 있었다.

향후 연구과제로서는 로봇이 RFID tags 를 인식할 확률을 높이기 위한 최적의 tags 배치 밀도와 path planning 알고리즘에 관한 연구가 요구된다.

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. Dirk Hahnel, Wolfram Burgard, Dieter Fox, Ken Fishik, and Matthai Philipose, Mapping and Localization with RFID Technology, *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp.1015-1020, 2004.
3. Jürgen Bohn and Friedemann Mattern, Super-Distributed RFID Tag Infrastructure, *Proceedings of the 2nd European Symposium on Ambient Intelligence*, Springer-Verlag, pp. 1-12, 2004.
4. H. Bruyninx, *Bayesian probability*, 2002.
5. 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.