

추측항법과 RFID 기반의 위치결정 시스템의 정확도 분석

The Accuracy analysis of Dead Reckoning and RFID based Positioning System

김정환, 허준, 손홍규, 윤공현

Jung-hwan Kim, Joon Heo, Hong-gyoo Sohn, Kong-hyun Yun

연세대학교 사회환경시스템공학부

{roak7, jheo, sohn, ykh1207}@yonsei.ac.kr

요약

시간과 장소에 구애받지 않고 실시간으로 정보를 전달받을 수 있는 유비쿼터스 시대가 도래함에 있어서 실시간으로 움직이는 대상물의 위치를 알아내는 기술은 가장 근본적이며 필수적인 요소라 할 수 있다. 추측항법(Dead Reckoning)은 움직이는 대상물에 외부의 도움 없이 자신의 방향각과 가속도, 시간을 관측할 수 있는 관성항법장치(Inertial Navigation System)를 장착하여 이전의 위치 정보를 바탕으로 현재의 위치를 관측하는 방법이다. 또한 RFID(Radio Frequency IDentification)는 이러한 유비쿼터스 근거리무선통신의 핵심 기술로서 본 논문에서는 RFID에 기반한 위치 결정 시스템에 실시간 변화하는 대상물의 위치를 예측하기 위해 추측항법과 칼만필터(Kalman-filter)의 개념을 적용시켰다. 또한 RMSE(Root Mean Square Error)값을 통해 칼만필터의 적용에 따른 정확도의 향상과 각 디자인 요소들의 변화에 따라 위치의 정확도가 어떠한 변화를 갖는지를 분석하였다. 시뮬레이션 결과 칼만필터를 적용했을 때 이전보다 RMSE값이 현저히 작아지는 결과를 통해 위치의 정확도가 크게 향상되는 것을 확인하였다. 또한 RFID의 탐지 범위는 정확도에 큰 영향을 미칠 수 있는 주된 요소가 아니며, RFID 탐지 범위의 표준편차가 작을수록 위치 정확도는 높아지고, RFID 태그의 탐지 확률이 높을수록 RMSE 값의 변동이 작은 안정된 시스템을 갖으며 위치의 정확도 또한 높아진다는 것을 확인하였다.

1. Introduction

RFID (Radio Frequency IDentification)는 휴대용 리더로의 전자기적 주파수의 전달을 통해 정보를 저장하고 복원하는 방법이다. RFID는 바코드를 이용한 물건의 인식 뿐 아니라 위치결정 시스템에도 적용될 수 있는 기술로서 무선 기술이나 모바일 기술의 네트워크 센서로부터의 정보는 대상물의 위치를 전제로 하기 때문에 유비쿼터스 시대의 필수적인 기술 요소라 할 수 있다.

현재 GPS (The Global Positioning System)는 효율적이고 정확한 위치 결정 시스템이지만 위성을 통해 정보를 얻기 때문에 대상물이 신호가 통과되지 않는 건물

안에 위치해 있거나 주변에 장애물이 많은 지역에 위치했을 때에는 대상물의 위치정보를 얻는데 한계점을 지니고 있다. 지금까지 많은 연구를 통해 RFID 기술은 이러한 한계를 극복할 수 있는 하나의 해결책으로 제시되고 있다. RFID는 근접감지(proximity sensing)이론에 근거해 대상물의 위치를 관측하는데 여기에 관성항법장치를 통해 얻은 방향각과 가속도, 시간에 대한 정보를 바탕으로 추측항법 이론을 더하고 칼만필터를 적용함으로써 시간에 따라 변화하는 대상물의 위치를 추정, 보정하고 그 정확도의 향상을 RMSE값을 통해 확인하였다. 또한 RFID-기반 위치결정 시스템의 디자인 시 위치 정확도에 영향을

미치는 주요 시스템 요소들을 제시하고, 요소들의 변화에 따른 시뮬레이션을 수행함으로써 보다 나은 시스템 구현을 위한 각 요소들의 기준을 제시하였다.

2. 이론적 배경

2.1 칼만필터 (Kalman-filter)

칼만필터는 최소제곱법(Least Square Method)을 사용하여 실시간으로 변화하는 대상물의 위치 변화를 추적하는 효율적인 계산법이다. 모델링된 시스템의 결과값과 새로운 입력값을 이용한 반복적인 연산을 통해 최적값을 추정하는 알고리즘이다.

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + G_k w_k \quad (1)$$

$$z_k = H x_k + v_k \quad (2)$$

칼만필터 식을 유도하기 위해서는 우선 어떻게 시스템을 모델링하느냐 하는 것이 가장 중요하며 (1), (2) 두 식은 이산시간 칼만필터의 시스템 방정식과 관측방정식을 모델링한 것이다. 시스템 방정식 (1)에서 x 는 시간이 지남에 따라 우리가 구하고자 하는 최적값을 의미하는 상태변수이며 행렬 A 는 노이즈(noise)가 없는 상태에서 현재 시간 k 와 다음 시간 $k+1$ 에서의 상태변수 사이의 관계를 결정해준다. 행렬 B 는 x 의 상태에 영향을 주는 추가적인 입력인 u 에 관련된 행렬이며, 행렬 H 는 관측값 z_k 에 관련된 변환계수 행렬이다. w_k 와 v_k 는 랜덤 변수로써 w_k (process noise)는 k 단계에서의 상태변수 x 와 참값과의 오차를 의미하며 v_k (measurement noise)는 관측값 z_k 와 관측참값과의 오차를 의미한다. w_k 와 v_k 는 서로 독립적이며 각각 참값에 대해 평균은 0이며 분산은 R , Q 인 정규분포를 따른다.

식 (3), (4)에서 \hat{x}_k^- 은 k 단계이전의 정보로부터 얻어진 k 단계에서의 a priori estimate이고 \hat{x}_k 은 주어진 관측값 z_k 으로부터의 k 단계에서의 a posteriori estimate이며, 이를 통해 a priori estimate error와 a posteriori estimate error 식을 얻을 수 있다.

$$e_k^- \equiv x_k - \hat{x}_k^- \quad (3)$$

$$e_k \equiv x_k - \hat{x}_k \quad (4)$$

이를 이용 a priori estimate error covariance와 a posteriori estimate error covariance를 구하면 식 (5), (6)이 된다.

$$P_k^- = E[e_k^- e_k^{-T}] \quad (5)$$

$$P_k = E[e_k e_k^T] \quad (6)$$

이렇게 모델링 된 칼만필터는 크게 시간갱신 식(time update equation)과 관측갱신 식(measurement update equation)으로 나누어지는데 식 (7), (8)의 시간갱신 식은 \hat{x}_{k+1}^- (a priori estimate)와 P_{k+1}^- (a priori error covariance), 즉 다음 시간 단계에서의 a priori estimates를 구하는데 사용되며, 식(9), (10)의 관측갱신 식은 a posteriori estimates인 \hat{x}_{k+1} (a posteriori estimate)와 P_{k+1} (a posteriori error covariance)을 구하는데 사용된다. 이 두 식은 피드백 작용을 통해 지속적인 추정과 보정을 해나가므로 시간갱신 식을 추정식(predictor equation), 관측갱신 식을 보정식(corrector equation)이라 하며, 이러한 칼만필터를 추정-보정 알고리즘(predictor-corrector algorithm)이라 한다.

<시간갱신 식>

$$P_{k+1}^- = A_k P_k A_k^T + G_k Q_k G_k^T \quad (7)$$

$$\hat{x}_{k+1}^- = A_k \hat{x}_k^- + B_k u_k \quad (8)$$

<관측갱신 식>

$$P_{k+1} = [(P_{k+1}^-)^{-1} + H_{k+1}^T R_{k+1}^{-1} H_{k+1}]^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1}^- + P_{k+1} H_{k+1}^T R_{k+1}^{-1} (z_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{k+1}^-) \quad (10)$$

시뮬레이션 수행 시 식 (1)과 (2)의 칼만필터 파라미터들은 상태변수 x 의 1행은 위치에 대한 값을 2행은 속도에 대한 값을 갖고 있으므로 $k+1$ 시간의 상태변수 x_{k+1} 와 상태변수 x 의 관계를 나타내는 행렬 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 이고, 추가적인 입력값인 u 는 없다고 가정하였다. 또한 w_k 는 속도에만 영향을 미치고 평균 0, 분산 1의 가우시안 분포를 따른다는 가정 하에 행렬 $G =$

$\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$, Q=1 로 설정하였고, v_k 는 관측값의 위치에만 영향을 미치며 평균 0, 분산 2의 가우시안 분포를 따른다는 가정 하에 행렬 $H=[1 \ 0]$, $R=2$ 로 설정하였다. 행렬 P의 초기값은 대개 단위행렬로 시작하므로 행렬 $P=\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 로 설정하였다.

2.2 위치결정방법

위치 결정 방법에는 근접감지와 추측방법이 있는데 근접감지는 한 개의 기점 범위 안에 기반을 두며 그림 1은 근접감지의 기본 개념을 보여준다. 기점과 대상물사이의 거리 D는 식 (11)를 통해 구할 수 있고 이 때 (x_0, y_0) 는 기점의 좌표이며, (x, y) 는 대상물의 좌표이다.

추측방법은 그림 2와 같이 움직이는 대상물에 외부의 도움 없이 자신의 방향각과 속도, 시간을 관측할 수 있는 관성항법장치와 같은 센서를 장착하여 알고 있는 이전의 위치 정보를 바탕으로 현재의 위치를 관측하는 방법이다.

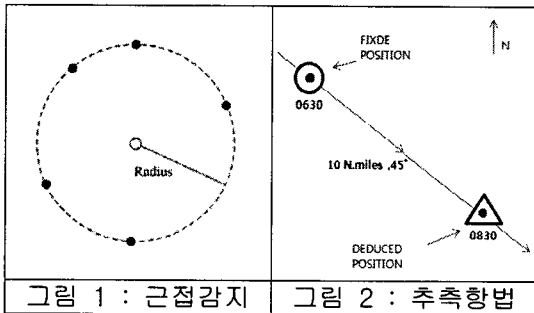


그림 1 : 근접감지

그림 2 : 추측방법

$$D = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} \quad (11)$$

2.3 정확도 평가

정확도(Accuracy)는 실제 위치와의 근접성 정도를 나타낸다. 앞으로 시행할 시뮬레이션에서 실제 위치의 x,y 좌표와 관측된 x,y 좌표와의 차이에 따른 정확도를 분석하기 위해 시스템의 정확도를 관측할 수 있는 방법으로 RMSE 값을 선택하였으며, 식 (12)을 통해 구할 수 있다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [(\hat{x}_i - x_i)^2 + (\hat{y}_i - y_i)^2]}{n-1}} \quad (12)$$

여기서 (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 는 관측된 좌표 값이며 (x_i, y_i) 는 실제 위치의 좌표 값이며 n은 관측한 횟수를 의미한다.

3. 시뮬레이션

시뮬레이션을 수행하기 위해 RFID-기반 위치결정 시스템의 구현 시 위치 좌표 값이 저장되어있는 태그가 설치되어 있다고 가정하고 좌표값은 2차원의 (x,y) 좌표로 설정하여 x는 -100m~300m, y는 -100m~100m까지 각각 10m 간격으로 태그를 배치하였다.

탐지 범위의 변화에 따른 시뮬레이션은 탐지 범위를 8m부터 27m까지 1m 단위로 변화를 시키며 수행하였고, 탐지 범위의 표준편차에 따른 시뮬레이션은 주어진 탐지 범위에 대해 표준편차를 10%, 20%, 30%로 변화시키며 수행하였다. 태그의 탐지 확률은 100%가 이상적이겠지만 실제 현실에서는 전원부족, 다중경로, 장애물, 신호 간섭 등의 이유들로 인해 태그가 100%의 탐지 확률로 작동하기 어렵기 때문에 80%, 70%, 60%의 비율로 변화를 주어 시뮬레이션을 수행하였다. 또한 주요 요소 중의 하나로 모든 RFID 태그가 같은 탐지범위를 갖는다고 가정하였지만 실제로는 환경적 요인으로 인해 어느 정도 차이가 발생할 수 있기 때문에 이러한 영향을 반영하기 위해 탐지 범위는 주어진 탐지 범위를 평균으로 갖고 10%의 표준편차를 따르는 가우시안 랜덤 변수로 취급하였다. 움직이는 대상물의 초기 속도는 10, 초기 각은 10°로 설정하였으며 방향각은 평균 0, 표준편차 1을 갖는 정규분포를 따르는 랜덤 변수로 설정하였다.

4. 시뮬레이션 결과 및 추후 연구

시뮬레이션은 우리가 설정한 위치의 좌표정보가 저장된 RFID 태그와 정보 전달을 위한 RFID 리더, 추측방법을 위한 속도계, 방향각, 시간을 계산할 수 있는 관성항법장치를 갖춘 움직이는 대상물을 가정하고, 움직이는 대상물의 좌표를 관측하기 위해 근접감지, 추측방법 알고리즘을

사용하였으며 시간에 따라 변화하는 대상물의 위치정보를 추정, 보정하기 위해 칼만필터를 적용하였고, 위치결정 시스템의 정확도를 분석하기 위한 방법으로 RMSE 값을 선택하였다. 그림 3은 각각의 디자인 요소의 변화에 따라 앞에서 언급되었던 칼만필터가 시스템에 적용되었을 때와 그렇지 않았을 때 시뮬레이션 결과의 정확도를 RMSE 값을 통해 비교한 것이며 표 1은 시뮬레이션에 따른 RMSE 결과값의 평균을 나타낸 것이다. 시뮬레이션의 결과, 표 1을 통해 알 수 있듯이 칼만필터를 적용했을 때의 RMSE값의 평균은 1.18m로 칼만필터를 적용하지 않았을 때의 RMSE값의 평균인 2.35m와 비교해봤을 때 정확도가 크게 향상됨을 확인할 수 있었다. 즉 칼만필터를 적용함으로써 정확도를 높이고 보다 안정적인 RFID-기반 위치결정 시스템을 구현할 수 있음을 확인하였다. 또한 그림 3을 통해 근처의 태그까지 탐지 범위가 닿는다면 그 이상의 탐지 범위는 시스템의 정확도를 높이는 데 큰 영향을 주지 못하며 탐지 범위의 표준편차가 작을수록 시스템은 변동이 적고 보다 안정적이며 그림 3과 표 1을 통해 정확도 또한 향상되며, RFID 태그가 보다 높은 탐지 확률을 갖을수록 RMSE 값이 작고 변동이 작은 시스템이 구현됨을 확인하였다.

본 논문에서는 2차원 공간에 대한 RFID-기반 위치결정 시스템을 구현하였지만 앞으로의 연구에서는 실생활에 적용될 수 있는 3차원 공간에 대한 적용이 과제이며, 앞서 가정했던 칼만필터 파라미터들의 변화에 따른 정확도의 분석에 대한 연구와 RFID-기반 위치정보 시스템의 기본 프레임워크를 바탕으로 다른 분야의 기술들과 접목시켜 다양한 프레임을 만드는 연구가 필요하겠다.

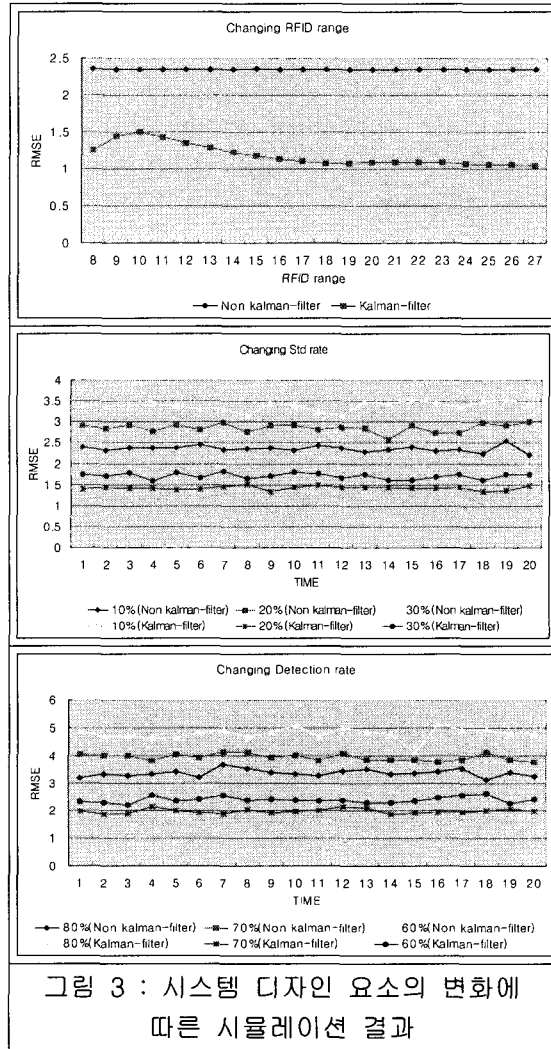


그림 3 : 시스템 디자인 요소의 변화에 따른 시뮬레이션 결과

	Kalman-filter	Non kalman-filter
Range	1.18m	2.35m
Std rate= 10%	1.13m	2.35m
Std rate= 20%	1.36m	2.86m
Std rate= 30%	1.64m	3.39m
Detection rate = 80%	1.74m	3.36m
Detection rate = 70%	1.97m	3.94m
Detection rate = 60%	2.41m	4.79m

참고문헌

G.Welch and G.Bishop. An introduction to the Kalman filter. Notes of ACM SIG

-GRAPH tutorial on the Kalman filter,2
001

Lewis, Frank L, Optimal Estimation, A Wiley-Interscience publication, 1986

조대진, RFID 이론과 응용, 홍릉과학출판사, 2005

Y. Fukuju, Minami,M., Morikawa,H., and Aoyama,T.:DOLPHIN: An Autonomous Indoor Positioning System in Ubiquitous Computing Environment. WSTFES2003, Hakodate, Japan (2003) 53-56