

# 이상 잡음에 강인한 확장 칼만 필터를 이용한 실내 위치 추정 시스템

## Indoor Positioning System Using Robust Outlier Extended Kalman Filter

김 동 선 · 염 학 선 · 김 선 우

Dong-Seon Kim · Hak-Sun Yeom · Sunwoo Kim

### 요 약

본 논문에서는 위치 기반 서비스(Location Based Service: LBS)의 핵심 기술에 속하는 측위 기술 중 Wi-Fi을 이용한 실내 위치 추정 시스템(Indoor Positioning System)을 제안한다. 제안하는 측위 시스템은 수신 받은 신호의 세기(Received Signal Strength Indicator: RSSI)를 경로 손실 모델(Path-Loss Model)을 이용하여 단말기와 AP(Access Point) 간의 거리를 추정한다. RSSI는 실내 환경 구조나 장애물 등으로 인해 발생하는 이상 잡음(outlier)의 영향을 받는다. 이러한 이상 잡음을 제거하기 위해 본 논문에서는 이상 잡음에 강인한 확장 칼만 필터를 이용한 측위 시스템을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 측위 시스템의 성능을 확인하기 위해 단말기로 PDA를 이용하였으며, 실내 측위 시스템을 구현한 결과를 통해 원활한 실내 측위가 가능하다는 것을 확인하였다.

### Abstract

In this paper, Indoor Positioning System based on Wi-Fi system which is one of the key technology in LBS(Location Based Service) is proposed. The proposed system estimates distance between MS(Mobile Station) and AP(Access Point) using RSSI(Received Signal Strength Indicator). RSSI is affected by outlier that originate from indoor environment complexity and obstacle. In this paper, we introduce a Robust outlier Extended Kalman Filter that can ignore, real-time outlier in the observations. To demonstrate performance of proposed indoor positioning system, we used a PDA as the MS.

Key words : Indoor Positioning System, RSSI, EKF, Outlier

### I. 서 론

위치 기반 서비스(Location Based Service: LBS)에서 측위 기술은 핵심 기반 기술로 오늘날 위성 항법 시스템(Global Positioning System: GPS)이 그 중심을 차지하고 있지만, GPS 신호가 닿지 않는 실내와 같은 음영지역에서는 새로운 방식의 측위 기술이 요구되고 있다. 오늘날에는 WLAN(Wireless Local Area Network)을 이용한 측위 방식이 실내 측위 시스템에

서 가장 적합한 기술로 각광을 받고 있다<sup>[1]-[3]</sup>.

본 논문에서는 WLAN을 이용한 방식으로 단말기(Mobile Station: MS)가 RSSI(Received Signal Strength Indicator)를 측정하여 경로 손실 모델(Path-Loss Model)을 통해 신호 전달 거리를 추정한다<sup>[4]</sup>. 하지만 MS에서 AP(Access Point)로부터 RSSI를 수신받을 때 이상 잡음의 영향으로 인해 측위 오차가 크게 발생한다. 이상 잡음은 일반적으로 측정값으로 정의되는데 수신 신호의 정규 분포를 크게 벗어나는 잡음이다.

한양대학교 전자컴퓨터통신공학과(Department of Electronic Computer Communication Engineering, Hanyang University)

· 논문 번호 : 20090730-06S

· 수정완료일자 : 2009년 9월 11일

이는 실시간으로 데이터를 측정할 때, 일시적인 측정 실패 또는 예기치 못한 왜곡 등으로 인해 발생한다<sup>[5]</sup>.

RSSI를 이용한 실내 측위 시스템에서 이상 잡음으로 인해 발생하는 측위 오차를 줄이기 위해 이상 잡음에 강인한 확장 칼만 필터(Robust Extended Kalman Filter: REKF)를 이용한 측위 시스템을 제안한다. 그리고 실제 환경에서 위치 추정 결과를 확인하기 위해 PDA를 이용하여 측위 성능을 분석한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다.

II 장에서는 본 논문에서 사용되는 시스템 모델 및 경로 손실 모델을 이용한 측정 방정식을 세운다. III 장에서는 RSSI를 이용한 측위 시스템에서 발생하는 이상 잡음 문제를 제기하고, 해결 방안을 제시한다. IV 장에서는 실험을 통해 제안하는 알고리즘의 성능을 비교 분석하고, 마지막으로 V 장에서 결론을 맺는다.

## II. 시스템 및 측정 모델

무선 환경에서 삼각측량법을 이용하여 MS의 위치를 추정하기 위해서는 AP의 위치 정보와 AP로부터 MS 사이의 거리 정보를 알아야 한다. 그림 1과 같이  $i$ 번째 AP와 MS 사이의 거리를  $d^i$ 라고 한다면 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다<sup>[6]</sup>.

$$d^i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

여기서,  $x_i, y_i$ 는  $i$ 번째 AP의 좌표,  $M$ 은 AP의 총 개수,  $x, y$ 는 단말기의 좌표를 나타낸다.

RSSI는 경로 손실 모델을 통하여 거리에 대한 정

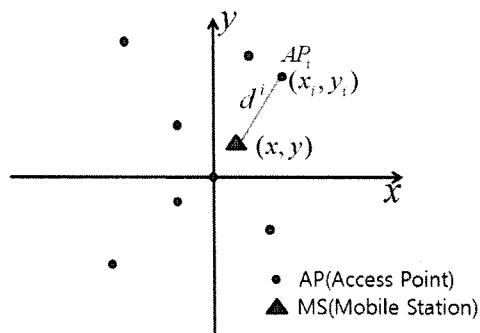


그림 1. 2차원 공간에서 위치 추정  
Fig. 1. 2-Dimension localization.

보로 변환할 수 있다. 경로 손실 모델은 식 (2)와 같은 개정된 Hata-Okumura 모델을 사용하였다<sup>[7]</sup>.

$$\log d^i = \frac{1}{10\eta} (P_{TX} - P_{RX} + G - X_a + 20 \log \lambda - 20 \log (4\pi)), \quad i = 1, \dots, M \quad (2)$$

여기서  $d^i$ 는  $i$ 번째 AP와 MS 사이의 거리,  $\eta$ 는 측정 위치의 환경 변수(복잡도)를 나타낸다.  $P_{TX}$ 는 송신 신호의 세기,  $P_{RX}$ 는 수신 신호의 세기(RSSI),  $G$ 는 송·수신 안테나 이득의 합,  $X_a$ 는 정규 확률 변수(normal random variable)로 표준편차는 3~20 dB의 범위를 가진다. 그리고  $\lambda$ 는 신호의 파장을 나타낸다.

단말기의 상태 변화를 나타내는 상태 방정식 및 측정 방정식은 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다<sup>[8]</sup>.

$$\begin{aligned} \theta_t &= f(\theta_{t-1}) + n_t \quad (\text{State Model}) \\ z_t &= h(\theta_t) + v_t \quad (\text{Observation Model}) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $f()$ ,  $h()$ 는 비선형 함수,  $t$ 는 시간,  $\theta_t$ 는 상태값으로 단말기의 좌표  $\theta_t = (x_t, y_t)'$ 를 나타내며,  $z_t = (d_t^1, \dots, d_t^M)'$ 인 측정값을 나타낸다. 그리고  $n_t, v_t$ 는 상태 및 측정 잡음으로,  $n_t \sim N(0, Q)$ ,  $v_t \sim N(0, R)$ 인 가우시안 분포를 나타낸다.

## III. 이상 잡음에 강인한 확장 칼만 필터

### 3-1 확장 칼만 필터 기반 측위 알고리즘

칼만 필터는 선형 시스템에서 현재 사용되는 필터 중 가장 뛰어난 성능을 보여주는 필터로써 실시간으로 상태를 추정하는 효율적인 재귀 추정기(Recursive Estimator)이다. 일반적으로 하나의 선형 시스템에서 시간에 따른 변화를 예측하고 잡음으로부터 신호를 찾아내기 위해 사용된다<sup>[9]</sup>.

확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter: EKF)는 비선형 시변 시스템(Non-Linear Time-varying State System)에서 칼만 필터를 사용하기 위해 비선형 방정식을 테일러 급수(taylor-series)를 취해 선형화(linearization)하여 칼만 필터를 적용한 필터이다<sup>[9],[10]</sup>.

식 (3)을 1차 계수까지 테일러 급수를 취하면 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}
 f(\theta) &\approx f(\theta_0) + \frac{\partial f}{\partial \theta}(\theta_0) \delta\theta \\
 h(\theta) &\approx h(\theta_0) + \frac{\partial h}{\partial \theta}(\theta_0) \delta\theta
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

여기서,

$$\delta\theta \approx \theta - \theta_0
 \tag{5}$$

여기서,  $\theta_0 = (x', y')$ 는 임의의 초기값,  $\delta\theta = (\delta x,$

$\delta y)$ 를 나타낸다. 그리고  $h(\theta_0) = (d'^1, \dots, d'^M)$

여기서  $d'^i = \sqrt{(x_i - x')^2 + (y_i - y')^2}$ 이다.

식 (4)를 선형 방정식으로 간략하게 표현하면 식 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \delta\theta_{t+1} &= A\delta\theta_t + n_t \\
 \delta z_t &= C\delta\theta_t + v_t
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

여기서,

$$A = \left. \frac{\partial f(\theta)}{\partial \theta} \right|_{\theta = \theta_0}, \quad C = \left. \frac{\partial h(\theta)}{\partial \theta} \right|_{\theta = \theta_0}
 \tag{7}$$

$$\begin{aligned}
 \delta z_t &\approx h(\theta) - h(\theta_0) \\
 &= (d_t^1 - d_t^1, \dots, d_t^M - d_t^M)
 \end{aligned}
 \tag{8}$$

일반적인 EKF를 이용한 측위 시스템은 표 1과 같이 나타낼 수 있다.

표 1에서,  $\widehat{P}_t$ 는  $t$ 시간에서  $\widehat{\delta\theta}_t$ 의 사후 공분산 행렬,  $K_t$ 는 칼만 이득을 나타낸다.

EKF를 적용한 측위 시스템에서는 모든 측정값 샘플을 알 수 없기 때문에 측정 데이터의 집합이 이루

표 1. 확장 칼만 필터

Table 1. EKF(Extended Kalman Filter).

Initial position $\theta_0 = (x', y')$
For $t = 1, 2, \dots$
$\delta\theta_t = A\widehat{\delta\theta}_{t-1}$
$P_t = A\widehat{P}_{t-1}A^T + Q$
$K_t = P_t C (C P_t C^T + R)^{-1}$
$\widehat{P}_t = (I - K_t C) P_t$
$\widehat{\delta\theta}_t = \delta\theta_t + K_t (\delta z_t - C\delta\theta_t)$
End
MS's position $\theta_t = \theta_0 + \delta\theta_t$ to (5)

는 분포를 정확하게 알아내기 힘들다. 그래서  $A, C, R, Q$ 를 정확히 알 수 없기 때문에 이상 잡음에 대해 대처하기가 어렵다. 하지만 본 논문에서는 ML 추정(Maximum Likelihood Estimation)을 통해 최적의 값을 얻음으로써 해결할 수 있다.

### 3-2 EM/EKF 기반 이상 잡음에 강인한 측위 알고리즘

본 논문에서는 이상 잡음을 제거하기 위해 이상 잡음이 포함된 측정값을 보정할 수 있도록 측정값의 공분산 행렬( $R$ )에 가중치( $\omega$ )를 적용한다. 측정값에 대한 보정 방식은 참고문헌 [5] 등 로봇 제어 시스템에서 연구되고 있는 기술이다.

참고문헌 [5]에서와 마찬가지로 측정값 및 가중치 모델은 알고 있다고 가정한다. 본 논문에서는 측정값 및 상태값은 정규 분포 확률을 가지고 가중치는 감마 랜덤 변수로 가정한다.

$$\begin{aligned}
 \delta z_t | \delta\theta_t, \omega_t &\sim Normal(C\delta\theta_t, R/\omega_t) \\
 \delta\theta_t | \delta\theta_{t-1} &\sim Normal(A\delta\theta_{t-1}, Q) \\
 \omega_t &\sim Gamma(a_{\omega_t}, b_{\omega_t})
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

여기서,  $a_{\omega_t}, b_{\omega_t}$ 는 감마 계수를 나타낸다.

측정값에 대한 가중치를 계산하기 위해서 EM 알고리즘(expectation Maximization Algorithm)을 통해 최적의 가중치를 구할 수 있다. EM 알고리즘을 통해  $\log p(\delta\theta_{1:t}, \delta z_{1:t}, W)$ 를 최적화하는  $\delta\theta_t$  및  $\omega_t$ 를 구하여야 한다<sup>[6]</sup>.

$$\begin{aligned}
 &\log p(\delta\theta_{1:t}, \delta z_{1:t}, W) \\
 &= \sum_{i=1}^t \log p(\delta z_i | \delta\theta_i, \omega_i) + \sum_{i=1}^t \log p(\delta\theta_i | \delta\theta_{i-1}) \\
 &\quad + \log p(\delta\theta_0) + \sum_{i=1}^t \log p(\omega_i) \\
 &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \log \omega_i - \frac{1}{2} \log |R| - \frac{1}{2} \log |Q| \\
 &\quad - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \log \omega_i (\delta z_i - C\delta\theta_i)^T R^{-1} (\delta z_i - C\delta\theta_i) \\
 &\quad - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \log(\delta\theta_i - A\delta\theta_{i-1})^T Q^{-1} (\delta\theta_i - A\delta\theta_{i-1}) \\
 &\quad - \frac{1}{2} \log |Q_0| - \frac{1}{2} (\delta\theta_0 - \widehat{\delta\theta}_0)^T Q_0^{-1} (\delta\theta_0 - \widehat{\delta\theta}_0) \\
 &\quad + \sum_{i=1}^t a_{\omega_i} \log \omega_i - \sum_{i=1}^t b_{\omega_i} \log \omega_i + const
 \end{aligned}
 \tag{10}$$

여기서,  $\delta\theta_0$ 는 초기 상태값,  $\widehat{\delta\theta}_0$ 는  $\delta\theta_0$ 의 추정값,  $Q_0$ 는  $\delta\theta_0$ 의 공분산 행렬,  $W = \{\omega_1, \dots, \omega_t\}$ 를 나타내며,  $\delta z_{1:t} = \{\delta z_1, \dots, \delta z_t\}$ 를 나타낸다.

식 (10)을  $t$ 시간에 추정 데이터를 나타내는 *Expectation Step*과 ML 추정 단계를 나타내는 *Maximization Step*으로 표현하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

*Expectation Step*

$$P_t = (\overline{\omega}_t C_t^T R_t^{-1} C_t - Q_t^{-1})^{-1} \quad (11)$$

$$\overline{\delta\theta}_t = P_t (Q_t^{-1} A_t \overline{\delta\theta}_{t-1} + \overline{\omega}_t C_t^T R_t^{-1} \delta z_t) \quad (12)$$

$$\overline{\omega}_t = \frac{a_{\omega_t} + 1/2}{b_{\omega_t} + (\delta z_t - C_t \delta\theta_t)^T R_t^{-1} (\delta z_t - C_t \delta\theta_t)} \quad (13)$$

*Maximization Step*

$$C_t = (\sum_{i=1}^t \overline{\omega}_i \delta z_i \delta\theta_i) (\sum_{i=1}^t \overline{\omega}_i \delta\theta_i \delta\theta_i^T)^{-1} \quad (14)$$

$$A_t = (\sum_{i=1}^t \delta\theta_i \delta\theta_{i-1}) (\sum_{i=1}^t \delta\theta_{i-1} \delta\theta_{i-1}^T)^{-1} \quad (15)$$

여기서  $\overline{\quad}$ 는 기댓값 연산자를 나타낸다. 식 (11)~(15)는 시간  $t$ 일 때 관측값  $\delta z_t$ 을 받았을 경우에만 계산된다. 식 (14)와 식 (15)는 식 (6)과 동일하게 수립하기 때문에 식 (6)의  $A$ ,  $C$ 로 대체가 가능하다. 그리고 식 (11)과 식 (12)도 마찬가지로 EKF에서 상태를 추정하는 과정과 수립하게 된다. 이를 바탕으로 EM 알고리즘을 통해 얻어진 가중치  $\overline{\omega}_t$ 를 EKF에 적용하면 REKF를 표 2와 같이 얻을 수 있다.

IV. 실험 결과

이상 잡음이 존재할 때, EKF와 REKF의 성능을 비교하기 위해 그림 2와 같이 이상 잡음이 포함된 측정값을 받았다고 가정한다. 그림 3은 이상 잡음이 포함된 입력값이 EKF와 REKF를 통해 나온 출력값을 비교하여 나타낸 그림이다. 이상 잡음은 시간 간격이 약 300~400 구간에서 발생하였을 경우, 그림 3에서 EKF는 이상 잡음의 영향으로 그 구간의 오차

표 2. 이상 잡음에 강인한 확장 칼만 필터  
Table 2. REKF(Robust Outlier Extended Kalman Filter).

Initial position $\theta' = (x', y)'$
For $t=1, 2, \dots$ ,
$\delta\theta_t = A \widehat{\delta\theta}_{t-1}$
$P_t = A \widehat{P}_{t-1} A^T + Q$
$\overline{\omega}_t = \frac{a_{\omega_t} + 1/2}{b_{\omega_t} + (\delta z_t - C\delta\theta_t)^T R^{-1} (\delta z_t - C\delta\theta_t)}$
$K_t = P_t C \left( CP_t C^T + \frac{R}{\overline{\omega}_t} \right)^{-1}$
$\widehat{P}_t = (I - K_t C) P_t$
$\widehat{\delta\theta}_t = \delta\theta_t + K_t (\delta z_t - C\delta\theta_t)$
End
MS's position $\theta_t = \theta' + \delta\theta_t$

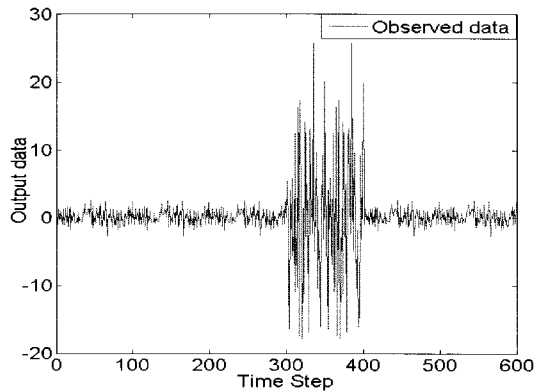


그림 2. 이상 잡음이 포함된 측정값  
Fig. 2. Observation with outlier.

가 커진 반면에 REKF는 오차가 EKF보다 상당히 완화되는 것을 확인할 수 있다.

그림 3에서 얻은 결과를 바탕으로, 실제 단말기를 이용하여 RSSI를 획득하여 측위 시스템에서 EKF와 REKF의 성능을 확인하였다.

실험 환경은 그림 4와 같으며, 실험에 사용된 AP는 무선공유기로 총 13개이다. RSSI를 측정하여 위치를 추정하는 단말기는 PDA로 HP iPAQ Hx 2490b 모델이며, OS는 Windows Mobile 5.0 버전을 기반으로 한다. 실험에 사용되는 파라미터는 표 3과 같다.

실험은 단말기(PDA)의 위치를 고정시켜 실험하였다. 따라서  $A = I$ 로 볼 수 있다. 여기서  $I$ 는 단

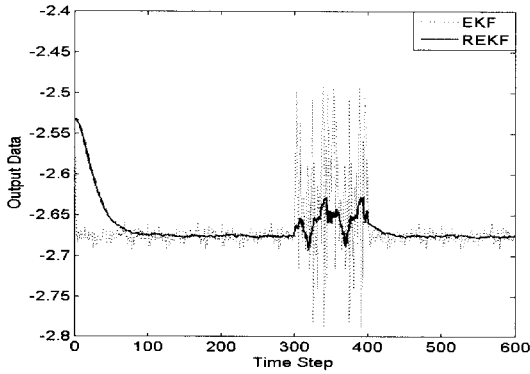


그림 3. EKF와 REKF  
Fig. 3. EKF vs REKF.

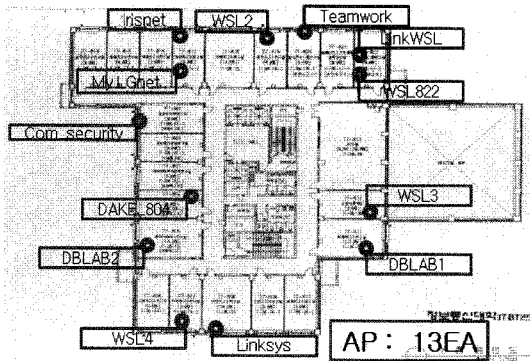


그림 4. 실험 환경  
Fig. 4. Simulation environment.

표 3. 실험 파라미터  
Table 3. Simulation parameter.

환경 변수 ( $\eta$ )	4
무선 신호의 세기 ( $P_{TX}$ )	16 dBm $\pm$ 2 dBm
송·수신 안테나 이득 합 ( $G$ )	5
정규 확률 변수 ( $X_a$ )	5
동작 주파수	2,442 MHz

위 행렬을 나타낸다. 가중치를 구하는 식에서 감마 랜덤 변수의 계수는  $a_{w_i}=1, b_{w_i}=1$ 으로 설정한다. 그리고  $R, Q$ 의 초기 설정값은  $I$ 로 한다.

PDA에서 이루어지는 측위 과정은 다음과 같이 요약할 수 있다.

- ① 각각의 AP로부터 수신 받은 신호의 세기(RSSI)를 측정
- ② 경로 손실 모델을 통하여 각각의 AP로부터

PDA까지 거리 추정

- ③ ②에서 추정한 거리와 PDA의 위치 좌표를 이용한 상태 방정식 및 측정 방정식 수립
- ④ REKF를 적용하여 PDA의 위치를 추정

실험에서는 이와 같은 과정을 반복적으로 수행하며 실시간으로 PDA의 위치를 추정하게 된다.

그림 5는 PDA가 고정된 위치에서 실시간으로 위치를 추정할 때, 이상 잡음이 포함된 RSSI를 수신 받아 EKF와 REKF의 측위 결과를 나타낸 그림이다. 실제 AP로부터 송신되는 신호는 예기치 못한 환경 요소 및 단말기의 일시적 측정 실패로 인해 이상 잡음이 존재하게 된다. 그림 5를 보면 일반적인 EKF는 이상 잡음의 영향을 받아 오차가 불규칙하게 발생하는 것을 확인할 수 있는 반면에 본 논문에서 제안하는 REKF는 이상 잡음의 영향을 무시하여 점차 측위가 진행될수록 RMSE가 감소하는 것을 확인할 수 있다.

표 4는 그림 5에서 EKF와 REKF의 RMSE를 평균 ( $Av\_RMSE$ )하여 나타낸 것이다. 표를 보면 REKF가 EKF보다 약 0.247 m RMSE가 더 낮은 것을 확인할 수 있다. 이는 측위 과정이 진행될수록 이상 잡음으로 인해 발생하는 오차를 무시하여 측위 성능을 더

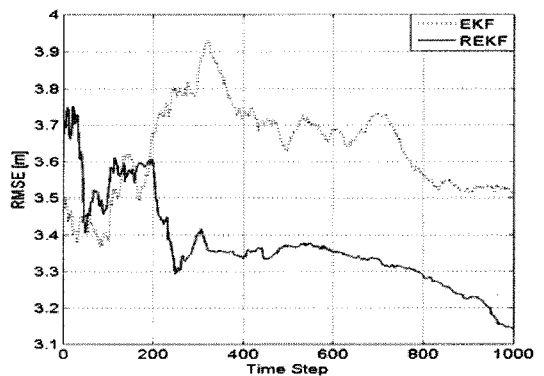


그림 5. EKF와 REKF의 RMSE 비교  
Fig. 5. RMSE of EKF and REKF.

표 4. 평균 RMSE 비교  
Table 4. Average of RMSE.

	$Av\_RMSE[m]$
EKF	3.645
REKF	3.398

욱 향상시킬 수 있다.

### V. 결 론

본 논문에서는 실시간으로 측정되는 측위 데이터에 가중치를 고려하여 이상 잡음 등으로 인해 순간적으로 발생하는 큰 오차도 무시할 수 있는 REKF를 제안한다.

수신 받은 신호의 세기를 이용한 실내 위치 추정 시스템에서 가장 큰 문제점은 건물 내의 복잡도 변화 및 콘크리트 벽, 철문 등 장애물로 인해 불규칙한 다중 경로 및 신호 세기 감소가 일어나 이상 잡음이 발생하는 것이다. 이러한 이상 잡음으로 인해 위치 추정 과정 중에 거리 오차가 순간적으로 크게 발생한다.

REKF는 이러한 순간적인 이상 잡음이 발생하면 가중치가 변하여 측정값의 변화폭을 줄여준다. PDA를 이용한 실험에서 EKF와 REKF의 성능을 분석하면 EKF는 이상 잡음으로 인해 진행 시간에 따라 오차가 불규칙하게 발생하는 반면에, REKF는 점차 감소하는 것을 확인하였다. 그리고 REKF가 EKF 보다 약 0.247 m 정도 RMSE가 감소하는 것을 확인할 수 있다.

### 참 고 문 헌

[1] V. Patmanathan, "Area Localization using WLAN", *KTH Electrical Engineering*, 2006.  
 [2] Y. Wang, X. Jia, "An indoor wireless positioning system based on wireless local area network infrastructure", *The 6th International Symposium on*

*Satellite Navigation Technology Including Mobile Positioning & Location Service*, 2003.

[3] K. W. Chung, H. C. So, W. K. Ma, and Y. T. Chan, "Received signal strength based mobile positioning via constrained weighted least squares", *ICASSP'03 IEEE International Conference*, vol. 5, pp. V-137-40, Apr. 2003.  
 [4] A. Goldsmith, *Wireless Communications*, Cambridge University Press, 2005.  
 [5] J. A. Ting, E. Theodorou, and S. Schaal, "A Kalman filter for robust outlier detection", *The 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1514-1519, Nov. 2007.  
 [6] Y. T. Chan, "A simple and efficient estimator for hyperbolic location", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 42, no. 8, Aug. 1994.  
 [7] A. Bose, H. F. Chung, "A practical path loss model for indoor Wi-Fi positioning enhancement", *Information, Communication & Signal Processing 2007 6th International Conference on*, pp. 1-5, Dec. 2007.  
 [8] T. Perrala, R. Piche, "Robust extended Kalman filtering in hybrid positioning applications", *4th Workshop on Positioning, Navigation and Communication WPNC '07*, pp. 55-63, Mar. 2007.  
 [9] Todd K. Moon, Wynn C. Stirling, *Mathematical Methods and Algorithms for Signal Processing*, Prentice Hall, 2000.  
 [10] G. G. Yim, C. S. Park, "Extended Kalman filter for wireless lan based indoor positioning", *Elsevier B.V.*, pp. 960-971, Apr. 2008.

### 김 동 선



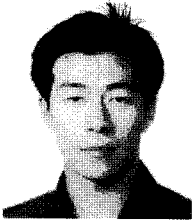
2008년 2월: 서경대학교 정보통신 공학과 (공학사)  
 2008년 3월~현재: 한양대학교 전자 컴퓨터통신공과 석사과정  
 [주 관심분야] Localization in Wireless Sensor Network

### 염 학 선



2009년 2월: 한성대학교 컴퓨터공학과 (공학사)  
 2009년 3월~현재: 한양대학교 전자 컴퓨터통신공과 석사과정  
 [주 관심분야] Localization in Wireless Sensor Network

김 선 우



1999년 2월: 한양대학교 전자·전자  
통신·전파공학과 (공학사)

2002년 12월: 미국 UCSB 전기공학  
과 (공학석사)

2005년 5월: 미국 UCSB 전기공학과  
(공학박사)

2005년 9월~현재: 한양대학교 전  
자·통신공학부 조교수

[주 관심분야] DS-CDMA, UWB, Positioning System 등