

IEEE 802.15.4a 기반의 환경 적응형 위치 추적 시스템에 관한 연구

정희원 전 현 식*, 준희원 우 성 현*, 정희원 조 상 도**, 나 중 인**, 김 기 환**, 박 현 주*

Adaptive Indoor Location Tracking System Based on IEEE 802.15.4a

Hyeon-Sig Jeon* *Reguler Member*, Sung-Hyun Woo* *Associate Member*,
Sang-Do Cho**, Jong-In Na**, Ki-Hwan Kim**, Hyun-Ju Park* *Reguler Members*

요 약

유비쿼터스 시대가 도래함에 따라 사회적으로 실내 위치 추적 시스템에 대한 관심이 증가되었다. 하지만 기존 실내 위치 추적 시스템은 실내 환경의 빈번한 변화에 능동적으로 대응하지 못하고, 실내 환경의 NLOS 특성으로 인하여 이동 객체의 정확한 위치 측정이 어려운 문제점이 있다. 본 연구의 목적은 앞으로 유비쿼터스 시대가 도래함에 따라 다양한 사용자의 요구를 만족시키기 위한 서비스를 제공하는데 필수 요소인 실내 이동 객체의 위치를 효과적으로 파악하고, 이동 객체의 위치 정확도를 향상시킨 환경 적응형 위치 추적 시스템을 제안한다.

Key Words : Positioning, Ranging, Run-Time Training, Fingerprint, Indoor Environment

ABSTRACT

According as Ubiquitous comes, interest for indoor location tracking system was more increased socially. However, existing indoor location tracking system doesn't correspond actively in frequent change of indoor environment, and there is a problem that correct location measurement of transfer object is difficult by NLOS property of indoor environment. Purpose of this paper proposes environment accommodation location tracking system that is improved location precision of transfer object and grasps location of indoor transfer object effectively that is essential element effectively to provide service to satisfy various user's request according as Ubiquitous comes.

I. 서 론

최근 정보통신 기술의 급격한 발전으로 인해 네트워크 인프라가 광범위하게 보급되고 있다. 그리고 다양한 첨단 디지털 장비가 일상생활 속에 보편화 되어감에 따라 이를 바탕으로 한 유비쿼터스(ubiquitous) 시대가 도래하고 있다. 유비쿼터스 시대를 지원하기 위한 핵심적인 기반 기술로는 객체

인식, 위치추적, 행위분석 등이 있다. 기존 위치 추적 서비스는 GPS를 활용한 실외 환경 중심으로 개발되어졌으나 유비쿼터스 환경이 구축됨에 따라 실내 환경에서 위치 추적에 대한 관심과 필요성이 증가되고 있다. 실내 환경에서 위치 추적 시스템은 다양한 어플리케이션에 활용될 수 있는데, 대표적인 예로 대규모 쇼핑몰에서의 미아 찾거나 유통과 물류 등에서 사용자와 물품의 이동 경로 분석을 통해

* 한밭대학교 전파공학과 데이터베이스 연구실(hsjeon@hanbat.ac.kr)

** 삼성전기 기술총괄 무선통신 솔루션 연구실(sdcho@samsung.com)

논문번호 : KICS2006-04-163, 접수일자 : 2006년 4월 6일, 최종논문접수일자 : 2006년 5월 2일

다양한 서비스를 제공 및 부가가치를 창출 할 수 있다. 이상과 같이 유비쿼터스가 제시하는 많은 사용자 위주의 서비스들은 사용자의 주 생활 공간인 실내에서 제공된다. 그러나 GPS와 같은 기존의 위치 추적 서비스는 실내 환경에 부적합하다^[1]. 그러므로 실내 환경에 적합한 위치 추적 시스템에 대한 연구들이 부각되고 있다.

이 중 IEEE 802.15.3 표준그룹이 제안한 UWB는 실내용 거리 측정에 적합하다. 이를 바탕으로 위치 인식에 관심을 갖고 파생된 IEEE 802.15.4a 표준그룹은 임펄스, 칩(Chirp), 카오스 신호를 이용한 위치 인식시스템을 제안하고 있다^{[2][5]}. 본 연구에서는 저전력, 저가격에 가장 적합한 비동기 방식의 카오스 통신 시스템을 활용한 위치 추적 시스템을 활용한다. 그리고 실내 환경에서 기존 삼각 측량 기법은 NLOS 특성에 의해 위치 정확도가 부정확하기 때문에 실내 환경에서는 DCM(Database Correlation Method) 기법이 많이 활용된다^{[6][7]}. 그러나 Kamol & Prashant의 연구에 따르면 기존 DCM 기법은 환경의 변화에 능동적으로 대처하기 어렵고, 시스템의 스칼라 구축 비용이 높은 문제점이 있다^[8]. 따라서 본 논문에서는 기존 DCM의 문제점을 개선하고, 실내 위치 추적 시스템의 정확도를 높이기 위해 IEEE 802.15.4a 기반의 시스템을 활용한 환경 적응형 실내 위치 추적 시스템을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 위치 추적 시스템의 핵심 모듈에서 사용된 대표적인 기술인 Kalman Filter와 Fingerprint에 대해 기술한다. 3장에서는 제안하는 시스템을 소개하고, 시스템의 구조를 설명한다. 4장에서는 본 논문에서 제안한 위치 추적 시스템의 성능 분석을 실시하고, 5장에서는 논문을 맺으며, 향후 연구 과제를 설명한다.

II. 관련 연구

본 장에서는 Tracking System에서 LCM(Location Correction Module)의 위치 보정에 사용되는 KF(Kalman Filter)와 DCM의 모델이 되는 Fingerprint에 관하여 기술한다.

2.1 Kalman Filter

본 장에서는 LCM에서 위치 보정을 위해 사용되는 KF를 소개한다. KF는 프로세스의 상태를 추적하기 위해 오차를 최소화하는 방법으로 효율적인 계산 수단을 제공하는 수학적 방정식의 집합이다^[9].

이 필터는 위성정보와 같이 코드화된 통계적인 정보 분석을 수행하는 고급 컴퓨터용 필터로서 장애물에 의해 약간의 수신 장애가 발생할 경우 약한 위성신호에도 좋은 결과를 검출해 낸다. 또한 신호와 잡음의 분리도가 우수하여 순간적인 위치의 점프(JUMP) 현상을 방지할 수도 있으며, 정확한 위치, 속도 및 시간을 안정적으로 검출하는데 크게 기여한다. 또한 과거와 현재뿐만 아니라 미래 상태까지도 지원을 하며, 모델 시스템의 특성이 자세히 알려지지 않은 경우에도 추적이 가능하다. 이는 피드백 제어(feedback control) 형식을 사용하여 추적한다^[10]. 필터는 임의 시간에 프로세스 상태를 추적하고 노이즈 측정 형식으로 피드백을 얻는다. KF 알고리즘에 사용되는 방정식은 예측을 위한 시간 갱신 방정식(Time Update Equation)과 개선된 추정 값을 얻기 위해 새 측정을 포함하기 위한 피드백을 책임지는 측정 갱신 방정식(Measurement Update Equations)으로 구성된다. 시간 갱신 방정식은 현재의 상태를 시간의 순방향으로 전달하고, 다음 시간 단계의 추적을 얻기 위한 여러 공분산을 추정한다. KF의 평가 알고리즘은 수치 문제들을 풀기 위한 예측자-교정자(predictor-corrector) 알고리즘으로, 프로세스는 [그림 1]과 같이 진행된다^{[9][11]}.

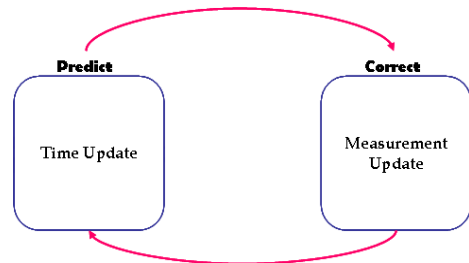


그림 1. Ongoing Kalman Filter Cycle ‘Time Update’ 과정

[그림 1]에서 살펴 본 바와 같이 Ongoing Kalman Filter cycle의 ‘Time Update’ 과정은 시간에 앞서 미리 현재 상태를 예측하는 단계로, 순방향으로 현재 상태 추정결과를 전달한다.

‘Measurement Update’ 과정은 해당 시간에 실제 측정에 의해 전달된 추정 상태 값들을 조정한다. 시간 갱신 방정식은 식 (1), (2)에 측정 갱신 방정식은 식 (3), (4)에 소개되었다.

$$\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (1)$$

$$P_k = AP_{k-1}A^T + Q \quad (2)$$

시간 갱신 방정식은 상태를 전달하고, 시간 단계 k-1에서 k 까지 순방향으로 공분산을 추정한다.

$$K_k = \bar{P}_k H^T (H \bar{P}_k H^T + R^{-1}) \quad (3)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k + K_k (z_k - H \hat{x}_k) \quad (4)$$

$$P_k = (I - K_k H) \bar{P}_k \quad (5)$$

식 (1), (2)인 “Time Update” 단계에서 ‘x’는 최적화를 하고자 하는 상태변수를 의미하며, 계수 ‘A’는 한 단계에서의 상태변수와 다음 단계의 상태변수를 연결하는 변환 계수를 표현한다. ‘B’와 ‘u’는 하나의 값으로 인식할 수 있으며, 이들은 시스템에 무관한 추가 입력 값이다. 그리고 ‘w’는 k 단계에서 상태변수 ‘x’의 참 값과의 차이 값, 즉 시스템 오차(system noise)이다. ‘w’는 Kalman Filter 내에서 분산의 형태로 ‘Q’라는 변수로 적용된다. 다음으로 식 (3), (4), (5)인 “Measurement Update”의 단계에서 ‘z’는 관측 값이고, 이는 상태변수 ‘x’와 변환계수 ‘H’에 의해 표현되며, ‘v’는 관측 값 ‘z’와의 오차(measurement noise)이다. ‘v’는 ‘w’와 마찬가지로, 관측 값에 대한 분산인 ‘R’이라는 변수로써 Kalman Filter내에 적용된다. 즉, 시간 갱신 방정식에서의 오차 ‘w’와 측정 갱신 방정식에서의 ‘v’는 각각의 참값에 대해 정규분포하며 그 평균은 0이고, 분산은 각각 Q와 R이다. 식 (3), (4), (5)에서 보여주고 있는 “Measurement Update”에서 첫 번째 단계는 Kalman gain ‘K_k’를 계산한다. 다음 ‘Z_k’를 얻기 위해 실제 프로세스를 측정 후 측정을 통합하여 posteriori 상태 추정 값을 얻는다. 이 작업은 새로운 값을 얻기 위해 반복된다. 마지막 과정은 posteriori 에러 공분산을 얻기 위한 단계이다. 각 시간과 측정갱신 쌍들 이후의 프로세스는 새로운 priori 추정을 투입 또는 예측을 이용한 이전단계 posteriori 추정들로 반복된다. 이 반복 특성은 KF의 매력적인 특성 중의 하나로 각 추정에 대한 모든 데이터를 직접 연산하도록 설계된 Wiener 필터보다 구현을 훨씬 쉽게 한다^[12]. 하지만 앞의 KF의 원리에서 살펴보면 알 수 있듯이 KF를 이용한 실내 이동 객체의 위치 계산을 하려면 실외 환경보다 더 심각한 NLOS로 인해 더 많은 위치 관련 데이터를 필요로 하게 된다. 이것은 위치 데이터를 위한 더 많은 Anchors를 요구하게 되고, 더 많은 위치 추적 프로세스의 반복을 필요로 한다. 이로 인해 발생하는

KF의 오버헤드로 인해 실시간 위치추적이 필요한 실내 위치 기반 서비스의 성능을 떨어뜨릴 수 있다. 또한 과거정보를 이용하여 현재 위치 정보를 추정해 내는 KF의 특성상, Device를 처음 작동할 경우 과거의 정보를 사용하지 못함으로 발생하는 오차로 인하여 안정화 되는 시간까지 불확실한 위치 데이터를 가지게 되는 문제점이 있다.

2.2 DCM(Database Correlation Method)

본 장에서는 DCM 알고리즘에서 가장 대표적 기법인 Fingerprint를 소개한다. Fingerprint는 휴리스틱 정보를 데이터베이스에 저장한 후 이동 객체(SOI)에서 입력된 위치 데이터 값과 비교하여 현재 위치를 리턴하는 기법이다. 일반적으로 Fingerprint는 Fingerprint 데이터베이스를 생성하는 “Training” 단계와 SOI의 정확한 위치를 측정하는 “Positioning” 단계로 구성된다. 이해를 돕기 위해 WLAN(Wireless Local Area Network) 환경에서 구축된 Fingerprint 시스템을 예를 들어 설명한다. WLAN 환경에서는 SOI의 위치를 측정하기 위해 각 AP로부터의 위치 정보(SS: Signal Strength)로 SOI의 위치를 측정한다^[13]. [그림 2]에서 보는 것과 같이 Fingerprint는 데이터베이스를 생성하는 “Training” 단계와 SOI가 요구하는 위치 데이터 값을 측정하는 “Positioning” 단계로 나누어진다.

“Training” 단계는 측정된 위치를 참조할 Fingerprint 데이터베이스를 생성하기 위해 많은 요청이 발생할 것이라 판단되는 지점 또는 사용자의 이동이나 요청이 빈번한 위치를 RP(Reference Point)로

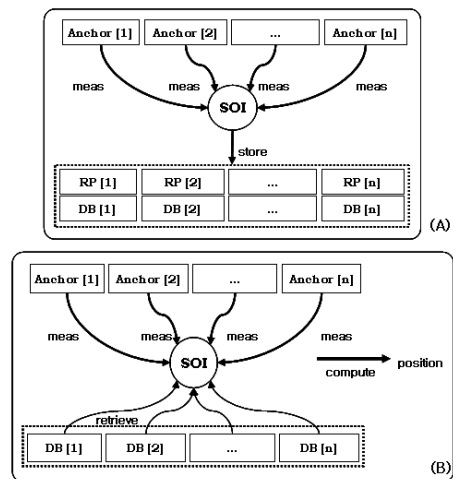


그림 2. Training Phase(A) and Positioning Phase(B)

선택한다. 다음 선택된 RP에 SOI를 위치시킨 후 모든 Anchors로부터의 SS를 측정한다. 그리고 각 Anchors로부터의 위치 데이터를 Database에 기록한다. 이 프로세스는 초기에 선택된 모든 RP를 방문할 때까지 반복 수행하여 유지한다^[14].

“Positioning” 단계는 SOI의 위치를 측정하기 위해 요구하는 위치에서 SS를 측정한다. 그 후 “Training” 단계에서 유지된 Fingerprint 데이터베이스와 비교한 후 요구한 SOI의 위치와 가장 적합한 위치 데이터의 정보를 요청했던 SOI로 리턴한다.

앞에서 살펴본 것처럼 Fingerprint의 성능을 높이기 위해서는 Fingerprint 데이터베이스 내에 많은 RP를 유지해야 한다. 하지만 데이터베이스에 많은 RP를 유지할 경우 시스템의 오버헤드가 커지는 문제점을 초래한다. 추가로 Fingerprint는 데이터베이스 내에 시스템 초기 단계에서 선택된 모든 RP의 위치를 측정하여 유지해야 하기 때문에 시스템 초기 구축비용이 높은 단점이 있으며, 측정 환경이 변화하게 되면 환경 변화 정보를 반영할 수 없기 때문에 새롭게 “Training” 단계를 수행하여 데이터베이스를 유지해야 하는 문제점이 있다. 이처럼 기존 Fingerprint 기법은 Fingerprint 데이터베이스의 초기 구축비용이 매우 높고, 실내 환경과 같은 빈번한 환경 변화가 발생할 경우 환경 변화에 능동적으로 대처하기 어려운 문제점이 있다.

III. Adaptive Indoor Location Tracking System

본 절에서는 본 논문에서 제안하는 시스템 구조를 설명한다. 제안하는 시스템은 위치 추정 기법으로 DCM과 위치 보정 기법으로 KF를 활용한다. 기존의 위치 추정 기법인 DCM과 같은 경우 Training 단계에서의 오버헤드로 인한 문제점과 환경의 변화에 능동적으로 대처하기 어려운 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 기존 DCM을 개선하여 실시간으로 Training을 수행하여 환경 변화에 능동적으로 대처할 수 있는 시스템을 제안한다. 다음으로 위치 보정 기법인 KF는 수신된 데이터의 환경적 요소를 분석하여 등급화를 수행하고 Training 단계시 작성된 등급을 활용하여 요청된 위치 데이터를 보정함으로써 위치 정확도를 향상시킬 수 있다.

3.1 Overview

본 논문에서 제안하는 ‘Tracking System’ 구조는 [그림 3]과 같다. Tracking System의 하위 계층으로

이동 객체(SOI)와 Anchor간의 ToA(Time of Arrival)를 측정하는 Ranging System이 있다. Ranging System은 저전력, 저가격에 가장 적합한 비동기 방식의 카오스 통신 시스템을 활용한다^[15]. [그림 3]에서 보는 바와 같이 전체 시스템은 총 5개의 모듈로 구성된다. 먼저 전체 프로세스의 제어를 담당하는 MM(Manager Module)이 있다. MM은 Tracking System의 프로세스를 총괄한다. 다음으로 시스템에서 사용하는 데이터를 유지하는 LPSDB(LPS Database)가 있다. LPSDB에는 기존 Fingerprint DB와 유사한 역할을 수행하는 DCMDB(DCM Database)와 환경 적응형 시스템을 구축하는데 필요한 정보를 유지하는 LDB(Location Database)로 구성된다. 마지막으로 Ranging System으로부터 입력 받은 데이터를 활용하여 삼각측량을 담당하는 TRI(Triangulation Module)와 DCM 역할을 담당하는 DCM(DCM Module), 위치 데이터의 보정을 담당하는 LCM(LCM Module)이 있다.

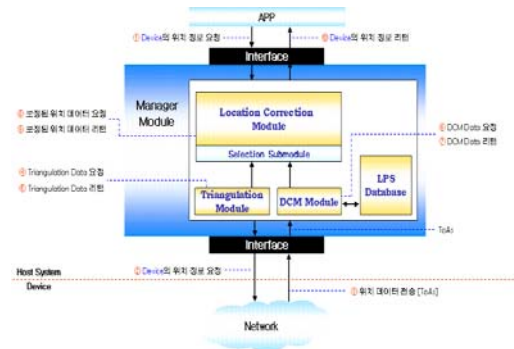


그림 3. Tracking Sub-System 구조

Tracking System의 흐름은 다음과 같다. 먼저 상위 어플리케이션에서 이동 객체의 현재 위치에 대한 정보를 요청한다. 그러면 MM은 Ranging System에 SOI의 현재 위치를 요청하게 되고, Ranging System으로부터 요청한 SOI의 위치를 리턴 받는다. 이 때 제공받는 위치 데이터는 ToA정보이다. 이 정보를 활용하여 MM은 TRI와 DCM에 각각 위치 데이터를 요청한다. TRI는 기존 삼각측량 알고리즘을 활용하여 이동 객체의 위치를 계산한다. DCM은 TRI 데이터를 활용하여 DCMDB에서 가장 적합한 RP를 선별한 후 ‘Location Algorithm’을 통해 이동 객체의 위치를 계산한다. TRI와 DCM 연산 후 LCM의 하부 모듈인 SSM(Selection Sub-Module)에 각 Module에서 연산된 위치 데이터를 전송한다.

SSM은 두 Module에서 입력 받은 데이터를 활용하여 정확한 위치 데이터를 판별한 후 LCM에 전달한다. LCM은 기존 데이터를 활용하여 SSM에서 입력 받은 데이터를 보정한 후 MM에 데이터를 리턴한다. MM에서는 보정된 위치 데이터를 상위 어플리케이션으로 전송하고, 해당 위치 데이터를 “Run-Time Training” 단계에서 사용하기 위해 LDB에 유지한다.

3.2 DCM Module

기존 DCM 기법은 수신된 신호와 미리 측정되어 저장된 데이터베이스의 위치 데이터를 비교하여 SOI의 위치를 측정하는 방식이다. 이러한 DCM 기법은 서두에서 기술한 바와 같이 환경의 변화에 능동적으로 대처하기 어렵고, 시스템의 초기 구축 비용이 높은 문제점이 있다. 본 절에서는 기존 DCM 시스템의 문제점을 해결하기 위한 새로운 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템은 기존 DCM 시스템과 비교시 초기 시스템 구축 비용을 감소하고, 환경 변화에 능동적으로 대처할 수 있도록 개선하였다. 본 연구에서 제안하는 DCM 시스템의 특징은 다음과 같다. 먼저 환경 변화를 반영할 수 있는 환경 적응형 시스템으로 기존 DCM 시스템이 가지는 단점을 해결하여 환경 변화가 빈번한 실내 환경에 최적화된 시스템이다. [그림 4]는 본 논문에서 제안하는 DCM을 보여준다.

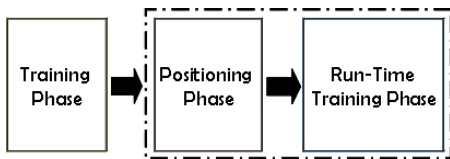


그림 4. 제안하는 DCM 시스템

본 논문에서 제안하는 DCM은 기존 시스템에서 제공하는 2가지 단계 외에 한가지 단계가 추가된다. “Training” 단계는 기존 DCM 시스템과 유사하지만 기존 시스템은 다수의 RP를 유지하는 반면 제안하는 시스템은 초기 구축 비용의 오버헤드를 줄이기 위해 RP의 수를 최소화하여 유지한다. 다음으로 “Positioning” 단계는 기존 DCM 시스템과 같이 SOI의 위치를 측정하는 단계이다. 제안하는 시스템에서는 “Run-Time Training” 단계에 필요한 정보를 유지하기 위해 “Positioning” 단계에서 측정된 최종 SOI의 위치 데이터를 누적하는 단계가 포함된다. 마지막으로 환경 적응형 시스템을 구축하기 위해

“Run-Time Training” 단계가 추가된다.

“Run-Time Training” 단계는 “Positioning” 단계의 데이터를 이용하여 새로운 RP를 생성하거나 기존 RP의 데이터를 보정한다. “Run-Time Training” 단계에서는 크게 2가지 작업을 수행한다. 첫째, 시스템에서 설정한 기준에 만족하는 값이 한 영역에서 일정시간 입력되면 위치 데이터 값을 분석하여 해당 지역을 RP로 설정한 후 DCM 데이터베이스에 새로운 RP를 생성한다. 새로운 RP를 생성하는 방법은 누적된 측정 데이터가 시스템에서 지정해 놓은 임계값을 초과할 경우 해당 지점을 새로운 RP로 할당한다. 그 후 해당 지점에서 누적된 정보를 평균값으로 계산하여 해당 지점에 새로운 데이터베이스를 생성한 후 데이터 값을 저장하고, 이후 단계부터 입력된 위치 정보 데이터와 데이터베이스의 내용을 비교하여 정확한 위치정보를 리턴한다.

이 프로세스로 인해 얻을 수 있는 장점은 초기 시스템 구축시 발생하는 오버헤드를 최소화할 수 있다. 기존 시스템은 초기 시스템 구축시 임의의 위치에 RP를 생성했다. 하지만 제안하는 시스템에서는 실제로 많은 정보를 요청하는 곳에 RP를 생성하기 때문에 환경 정보를 반영할 수 있고, 기존 시스템보다 정확한 이동 객체의 위치 정보를 리턴할 수 있다. 둘째, 위치 추적 시스템에서 들어온 입력 신호의 값을 DCM Database 값과 비교시 오차범위 이상의 정보가 일정시간 이상 균일하게 입력되는 상황이 발생하는 경우 시스템에서는 환경이 변화했음을 인지하고 데이터베이스의 값을 수정한다. 기존 시스템은 환경의 변화에 능동적으로 대처할 수 없는 문제점이 발생하였지만, 이 프로세스를 통해 환경이 변화했음을 인지할 수 있으며 실제 데이터를 유지하여 기존 시스템 보다 정확한 위치 정보를 제공할 수 있는 장점이 있다. “Run-Time Training” 단계는 먼저 Positioning 단계에서 전송 받은 위치 데이터 값을 메모리에 누적하여 유지한다. 누적된 데이터가 시스템에서 정한 기준을 만족하거나 또는 시스템에서 설정된 시간이 될 때 데이터를 LPSSDB에 백업하여 전체 데이터를 누적하여 유지한다. 전체 데이터를 누적하는 이유는 “Run-Time Training” 단계에서 데이터를 판별할 때 정보가 많을수록 정확한 조건을 판별할 수 있기 때문이다. 제안하는 시스템은 시스템에서 설정한 시간 단위별로 “Run-Time Training” 단계를 수행한다. 시스템이 “Run-Time Training” 단계를 수행시, 분석의 용이성을 위해 백업된 데이터(좌표와 Anchor별 거리차)를 정

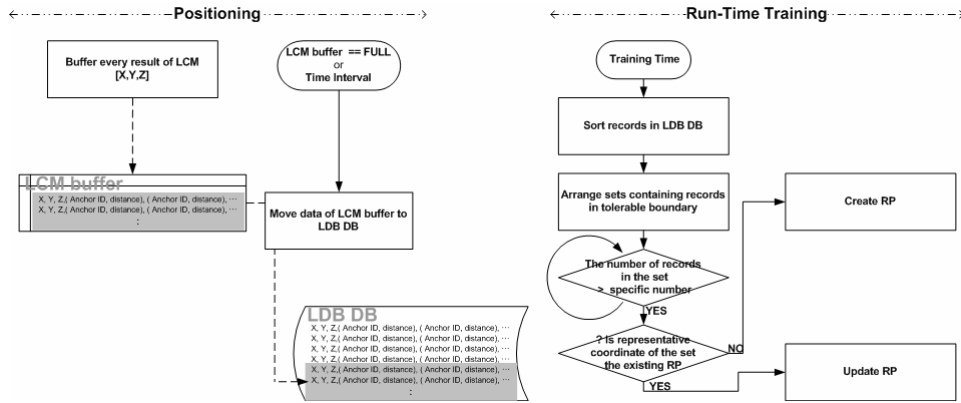


그림 5. Positioning 단계와 Run-Time Training 단계의 프로세스

렬하여 유지한다. 정렬이 완료된 후 누적된 데이터를 활용하여 좌표와 Anchor별 거리를 비교한다. 좌표와 Anchor별 거리차가 시스템에서 정한 기준 이내인 경우에 해당하는 좌표와 Anchor별 거리차의 개수를 유지하기 위해 카운트 값을 증가시킨다. 카운트가 시스템에서 정한 일정 기준 이상 입력되는 경우 RP를 생성하거나 변경할 대상으로 선정한다. RP를 생성 및 변경하는 이유는 위치 데이터의 정확도를 향상시킬 수 있으며, 환경 변화에 능동적으로 대처하기 위함이다. “Run-Time Training” 단계에서 선정된 정보들로 RP를 생성하거나 정보를 변경한다. 선정된 레코드의 정보가 기존 데이터베이스에 없는 경우에는 RP를 생성하고, 만약 기존 데이터베이스에 있는 경우 해당 RP의 정보를 갱신한다. 이때, RP의 정보 중 일부가 다를 경우 기존 데이터베이스에 저장된 정보에 변경된 내용을 추가하여 유지한다. DCM의 전체 프로세스는 [그림 5]에서 보여진다.

3.3 LCM Module

본 절에서는 환경 적응형 실내 위치 추적 시스템에서 정확한 SOI의 위치 추적을 위하여 LCM 시스템을 제안한다. LCM은 TRI와 DCM으로부터 수신된 위치 데이터를 비교 및 분석함으로써 실제 SOI의 위치와 더 근사한 위치데이터를 선택하고, 선택된 위치 데이터를 KF를 수행함으로써 보정된 위치 데이터를 얻는 과정을 수행한다. [그림 6]에서 보는 바와 같이 LCM의 하부 Module인 SSM에 DCM에서의 위치 데이터와 TRI의 위치 데이터가 수신된다. 하지만 실내 위치 추적 시스템은 실외 위치 추적 시스템보다 건물의 외벽이나 창의 메탈성분 같은 장애물로 인해 더 심각한 Multipath Radio 전달상

황을 감내해야 함으로 정확한 위치추적이 어렵다. 그러므로 일반적인 위치 추적 시스템을 사용한 TRI, DCM의 위치 데이터를 바로 적용하여 사용하기에는 무리가 있다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 SSM에서는 수신된 TRI와 DCM의 위치 데이터 중 SOI의 위치와 더 근사한 위치 데이터를 선택하는 과정을 수행한다.

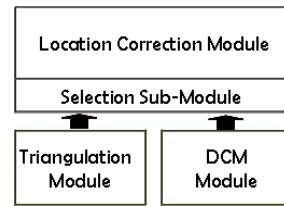


그림 6. LCM의 구조

수행 과정을 살펴보면, [그림 7]에서 보는 것처럼 각 위치 데이터의 오차를 기준으로 Selection 설정 등급인 10등급으로 등급화한다. 즉, SOI와 TRI의 좌표간의 오차를 기준으로 시스템에 맞게 TRI의 Selection rank를 ‘[1~20]:1rank’, ‘[21~60]:2rank’, ‘[61~150]:3rank’,..., ‘[700~1000]:10 rank’ 등으로 설정한다. DCM 역시 SOI와 DCM의 좌표간의 오차를 기준으로 시스템에 맞게 Selection Rank를 ‘[1~50]:1rank’, ‘[51~150]:2rank’,..., ‘[1500~3000] :10rank’ 등으로 설정한다. DCM의 위치 데이터는 TRI의 위치 데이터에 RP를 사용하여 보정한 데이터이기 때문에 TRI에서 수신된 위치 데이터보다 더 정확한 데이터일 가능성이 크다. 따라서 수신된 위치 데이터로부터 설정된 TRI와 DCM의 Selection Rank가 같거나, DCM의 Selection Rank가 시스템에 맞게 미리 설정된 ‘threshold’ 이하, 즉 4rank 이하일 경

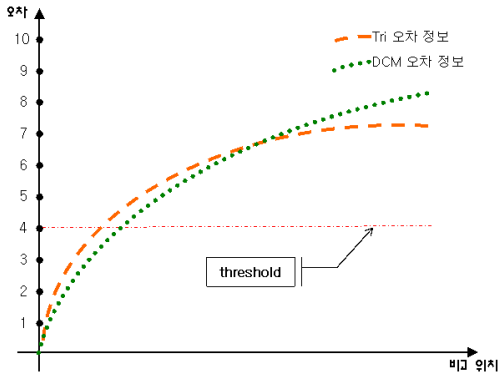


그림 7. SSM의 위치 데이터 선택을 위한 Selection Rank 설정 그래프

우 항상 DCM 위치 데이터를 선택한다. 4rank 이후부터는 TRI와 DCM의 Selection Rank를 비교하여, 등급이 서로 다른 경우 더 낮은 등급의 데이터를 선택함으로써 실제 SOI 위치와 더 근사한 위치 데이터를 선택한다.

SSM에서 선택된 위치 데이터는 NLOS 문제를 완화하고 정확한 위치추적을 위해 KF를 사용해 보정된 위치 데이터를 얻게 된다. LCM의 보정 작업을 하는 Filtering Module에서는 T시간 마다 상태변환이 일어나는 현재 위치의 상태 정보인 식 (8)과 식 (9)를 활용한다. 식 (7)의 State equation을 수행함으로써 미리 현재 상태를 예측하고, 현재 상태 추적 결과를 ‘Measurement Update’과정으로 전달한다¹⁶⁾.

$$X(K+1) = AX(k) + W(k) \tag{7}$$

$$X(k) = [x(k) \ y(k) \ z(k) \ v_x(k) \ v_y(k) \ v_z(k)] \tag{8}$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \delta T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \delta T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \delta T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{9}$$

현재 상태 추정 결과를 ‘Measurement Update’ 과정에서는 앞에서 살펴본 측정 갱신 방정식과 식 (10), (11)을 활용하여, SOI의 현재 위치를 추정한다.

$$Z(k) = HX(k) + U(k) \tag{10}$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{11}$$

하지만 앞에서 살펴본 바와 같이 KF는 과거의 정보를 이용하여 현재의 값을 추정해 내는 특성상 여러 오차가 최소화된 보정 값을 얻기 위해서 SOI가 작동 시 마다 안정화 되는 시간까지 불안정성을 가진다²³⁾. 예를 들어 Device를 처음 ‘On’ 할 경우, 일정 시간 과거의 정보가 존재하지 않으므로 실제 위치 데이터와 수렴하는 일정시간 동안 상당한 오차가 존재한다.

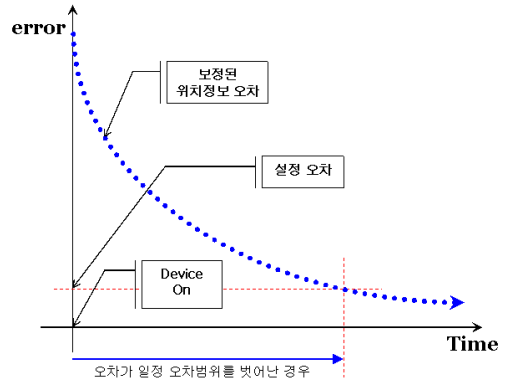


그림 8. SOI를 가동시킨 상황에서 Filtering 사용여부

따라서 [그림 8]에서 보는 것처럼 실제 사용할 위치 추적 시스템에 맞게 설정된 ‘설정 오차’ 이상의 오차를 갖는 시간범위 내에서는 KF된 보정된 위치 데이터를 사용하지 않는다. 대신 일정시간 간격으로 LCM에 수신되는 TRI와 DCM의 위치 데이터 중 선택된 위치 데이터를 MM에 전송한다.

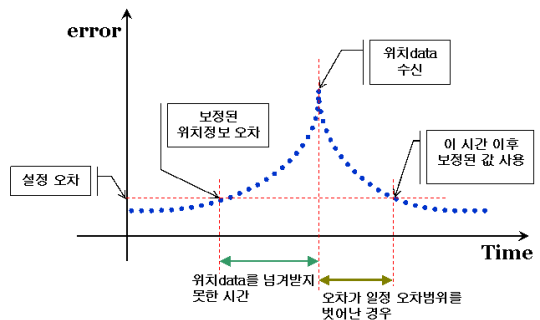


그림 9. 위치데이터 수신간격에 따른 Filtering 사용여부

[그림 9]에서 보는 바와 같이 LCM에 일정시간 Device의 위치 데이터가 수신되지 않을 경우, KF의 보정 작업을 하더라도 정확한 위치 데이터를 나타내는데 어려움이 있다. 따라서 LCM에서는 일정 시간 SOI의 위치 정보가 수신되지 않을 경우에도 의

존할 수 있는 어떠한 위치 데이터도 존재하지 않기 때문에 오직 KF의 보정된 예측 값에 의존하여 현재 SOI의 위치 데이터를 나타낸다. 일정 시간 후 LCM에 위치 추적 시스템의 위치 데이터가 수신될 시, 기존 과거정보에 의존하여 보정된 위치 데이터는 삭제되고, KF의 보정된 위치 데이터가 시스템의 특성에 맞게 설정된 ‘설정 오차’ 이하의 오차를 갖는 순간까지는 TRI와 DCM의 위치 데이터 중 선택된 위치데이터를 사용한다. 그리고 보정된 데이터가 일정 오차범위 내의 오차를 갖게 되는 순간부터 KF의 보정된 위치 데이터를 사용한다.

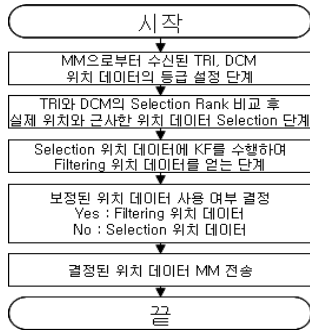


그림 10. LCM 전체 흐름도

위에서 살펴 본 바와 같이 LCM은 기존의 KF가 가지는 문제점을 최소화하고, 실시간 위치 추적이 가능한 환경 적응형 실내 위치추적 시스템의 위치추정의 정확성을 높이기 위한 방법을 제공한다.

IV. Simulation

본 장에서는 ‘3’장에서 제안한 시스템의 효율성을 평가하기 위해 성능 분석 결과를 제시한다. 그리고 기존 실내 위치 추적 시스템과의 비교 및 구원한 시스템의 장점을 기술한다.

4.1 Environment

모의 실험 환경 조건은 [표 1]과 같다.

표 1. 모의 실험 조건(파라미터)

SOI의 수	1개
Anchor의 수	5개
RP의 수	9개, 18개, 36개
SOI 시작 위치	[X]15,000 [Y]15,000 [Z]1,000
측정 면적	30 X 30m ²
객체 이동속도	150cm/sec and 300cm/sec
거리 데이터	3m의 오차를 가짐

SOI의 위치 측정은 1초에 3번 측정하는 것으로 가정하고, 랜덤 데이터를 생성하여 SOI의 움직임을 시뮬레이션하였다. 총 10만회 테스트 수행 후 Window Size를 50으로 설정하여 샘플링한 결과를 도시하였다. 모의 실험을 수행한 컴퓨팅 환경은 [표 2]와 같다.

표 2. 실험 컴퓨팅 환경

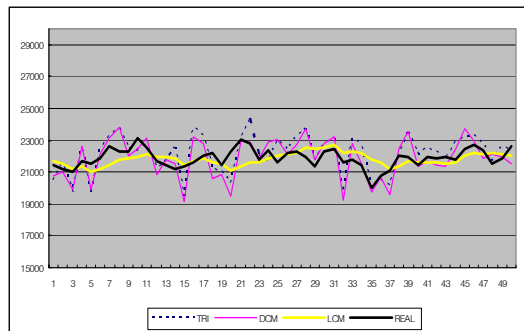
CPU	AMD 2500+
RAM	DDR3200 512MB
OS	Microsoft Windows XP sp2

4.2 RP 수에 따른 성능분석

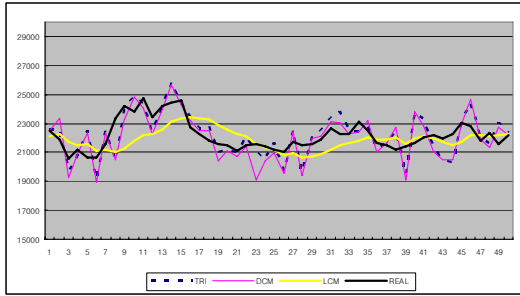
본 절에서는 RP의 수에 따른 이동 객체의 위치 정확도를 측정하였다. 측정은 객체의 이동 속도에 따라 2가지 경우로 측정했는데, 측정 시 사용한 이동 속도는 이동 객체가 한번 이동시 50cm이내의 단위로 이동하는 경우와 100cm이내의 단위로 이동하는 경우를 고려하였다. 먼저 100cm 이내의 단위로 이동한 경우를 측정한 결과는 [그림 11]과 [표 3]에서 볼 수 있다.

[그림 11]의 X축은 샘플링된 윈도우 크기를 나타내고, Y축은 측정 윈도우에서의 ‘X’ 좌표 값을 나타낸다. [그림 11a]의 실험 결과는 RP가 9개일 때 수행한 결과를 보여주고 있다. [그림 11b]는 RP가 18개일 경우에 수행한 결과이고, [그림 11c]는 RP가 36개일 경우 수행한 결과이다.

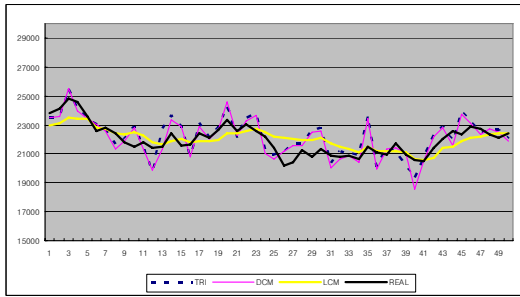
[표 3]은 실제 이동 객체의 위치와 시스템에서 측정한 위치의 차를 나타내고, 결과 데이터는 총 10만개 데이터의 평균값이다. 본 실험의 결과를 통해 RP의 수가 증가할수록 DCM 결과 값이 향상됨을 알 수 있고, LCM을 적용하여 약 20~30cm의 보정효과를 얻을 수 있음을 확인할 수 있다.



(a)



(b)



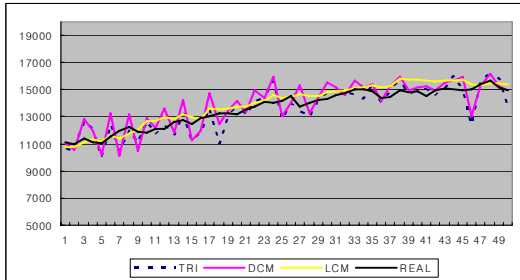
(c)

그림 11. 100cm 이내 단위로 이동한 결과

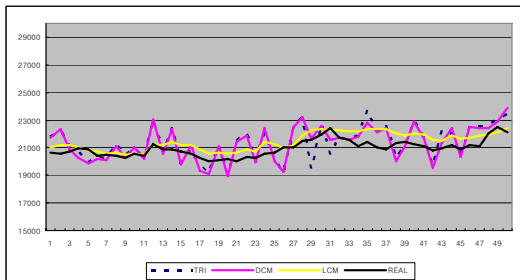
표 3. 100cm 이내 단위로 이동한 결과

[단위: mm]

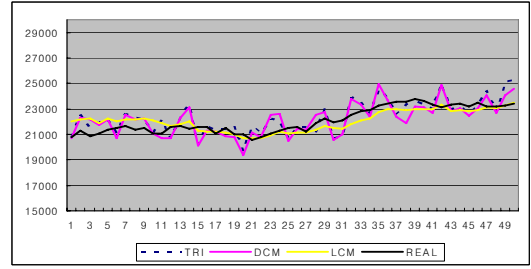
RP수	TRI	DCM	LCM
9	903.917	912.255	754.901
18	903.917	806.389	692.828
30	903.917	768.540	691.649



(a)



(b)



(c)

그림 12. 50cm 이내 단위로 이동한 결과

50cm 이내의 단위로 이동한 결과를 측정된 결과는 [그림 12]와 [표 4]에서 확인할 수 있다.

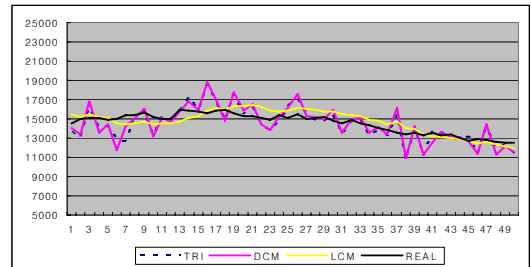
[표 4]는 실제 이동 객체의 위치와 시스템에서 측정된 위치의 차를 나타낸다. [표 3]과 마찬가지로 결과 데이터는 총 10만개 데이터의 평균값이다. RP의 수가 증가할수록 DCM 결과값이 향상됨을 알 수 있고, LCM을 적용하여 약 25~30cm의 보정 효과를 얻을 수 있음을 확인할 수 있다.

[그림 13]과 [표 5]는 환경 변화로 인한 UPDATE RP 적용 효과를 보여준다.

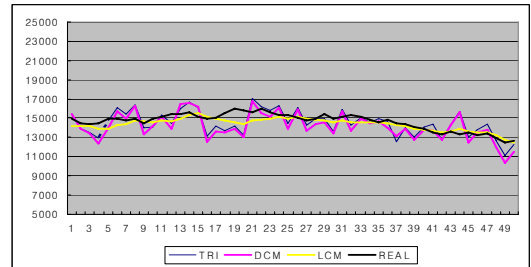
표 4. 50cm 이내 단위로 이동한 결과

[단위: mm]

RP수	TRI	DCM	LCM
9	797.289	793.358	566.656
18	797.289	774.444	498.373
30	797.289	770.240	496.657



(a)



(b)

그림 13. Update 적용 전(a)과 Update 적용 후(b)

표 5. Update RP 전과 후의 결과 값

	TRI	DCM	LCM
Update 전	858.7858	985.6204	585.0492
Update 후	858.7858	808.5325	412.4796

[단위 : mm]

이 실험을 통해 제안하는 시스템의 환경 적응적 이점을 알 수 있다. UPDATE RP의 적용효과를 알기 위해 환경에 장애물을 설치하여 Anchor와 SOI 사이의 거리를 임의로 증가시킨 후에 테스트를 수행하였다. Update 전의 결과값은 기존 DCMDB에 저장된 RP의 환경의 변화로 인해 위치 데이터의 에러 값이 증가된 것을 볼 수 있고, Update 후의 결과값은 변화한 환경을 반영하여 환경 적응형 시스템의 이점을 보여준다.

Update RP 적용 후의 결과가 Update RP 적용 전의 기존 데이터보다 DCM 데이터는 약 17cm 위치가 보정된 것을 확인 할 수 있으며, LCM 데이터도 약 17cm 정도 위치가 보정된 것을 확인할 수 있다. Update RP를 적용하면 환경의 변화에 능동적으로 대처할 수 있고, DCMDB에 저장된 데이터를 보정함으로 환경 데이터를 유지할 수 있다.

V. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 IEEE 802.15.4a 기반의 환경 적응형 위치 추적 시스템을 제안했다. LCM은 TRI와 DCM으로부터 수신된 위치 데이터를 비교 및 분석함으로 실제 SOI의 위치와 더 근사한 위치 데이터를 선택하고, 선택된 위치 데이터에 KF를 적용함으로 보정된 위치 데이터를 얻는 과정을 수행하였다. 이를 통해 SOI와 위치 추적 시스템의 위치 데이터와의 오차가 현저히 줄어들어 더 정확한 실내 위치 추적이 가능하다. 또한 기존 위치 추적 시스템인 DCM 시스템을 개선한 환경 적응형 DCM을 제안했다. 본 논문에서 제안한 DCM은 환경 변화시 새로운 "Training" 단계를 수행하지 않고 능동적으로 대처할 수 있으며, 초기 DCM 데이터베이스 구축시 소요되는 오버헤드를 최소화 할 수 있다.

향후 연구과제로는 생성된 DCM 데이터베이스의 효과적인 탐색기법과 새로운 색인구조에 관한 연구가 필요하다. 또한 TRI와 DCM의 위치 데이터 중에서 SOI의 위치에 더 근사한 위치 데이터를 선택하기 위해, 급격한 환경 변화가 있음에도 최초 설정된 Selection Rank를 계속적으로 사용하게 되는 문

제점을 해결한 환경의 변화에 따른 능동적인 Rank 등급화의 차별화 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] J. Hightower, G. Borriello, "Location Systems for Ubiquitous Computing", *IEEE Computer*, 34(8), pp.57-66, 2001.
- [2] "Merged Proposal of DS-UWB with Optional CS-UWB on UWB Band for IEEE802.15.4a", <http://www.ieee802.org/15/pub/TG4a.html>, IEEE 15-05-0127-02-004a, 2005.
- [3] J.Y. Lee, R.A. Scholtz, "Ranging in a Dense Multipath Environment Using an UWB Radio Link", *IEEE Journal on Selected Areas in Comm.*, 20(9), 2002.
- [4] R.J. Fontana, "Experimental Results from an Ultra Wideband Precision Geolocation System", *Short-Pulse Electromagnetics*, 2000.
- [5] R.J. Fontana, S.J. Gunderson, "Ultra-Wideband Precision Asset Location System", *Proc. IEEE Conf. on Ultra Wideband Systems*, 2002.
- [6] P. Krishnamurthy, P. Chrysanthis, P. Personal, "On Indoor Position Location with Wireless LANs Prasithsangaree", *Indoor and Mobile Radio Comm.*, pp.720-724, 2002.
- [7] E. Haldat, "Fingerprinting Based-Technique for Positioning", <http://www.telecomlab.oulu.fi>, 2002.
- [8] K. Kaemarungsi and P. Krishnamurthy, "Modeling of Indoor Positioning Systems Based on Location Fingerprinting", *IINFOCOM*, pp.1012-1022, 2004.
- [9] G. Welch and G. Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter", *UNC-Chapel Hill TR 95-041*, 2004.
- [10] N.J. Thomas et al., "A Robust Location Estimator Architecture with Biased Kalman Filtering of TOA Data for Wireless Systems", *Spread Spectrum Techniques and Applications*, 2000.
- [11] K.K.C. Yu, et al., "An Adaptive Kalman Filter for Dynamic Harmonic State Estimation and Harmonic Injection Tracking",

IEEE Transactions on Comm. 20(2), pp. 1577-1584, 2005.

- [12] B.W. Kozminchuk, A.U.H. Sheikh, "A Kalman Filter-Based Architecture for Interference Excision", *IEEE Transactions on Comm.*, 43(234), pp.574-580, 1995.
- [13] M.A. Youssef et al., "A Probabilistic Clustering-Based Indoor Location Determination System", *CS-TR-4350*, University of Maryland, 2002.
- [14] A. Smailagic et al., "Location Sensing and Privacy in a Context Aware Computing Environment", *Proc. Pervasive Computing*, 2001.
- [15] K.H. An et al., "Ultra Wideband Direct Chaotic Communications for Real-Time Positioning based on IEEE 802.15.4a Technology", *WSEAS Transactions on Comm.*, pp.1010-1020, 2005.
- [16] R.E. Kalman, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems", *Transactions of ASME-Journal of Basic Engineering*, pp. 35-45, 1960.

전 현 식 (Hyeon-Sig Jeon) 정회원



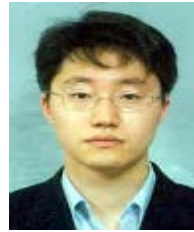
2005년 2월 한밭대학교 전파공학과 석사
 2005년 3월~현재 한밭대학교 전파공학과 박사과정
 <관심분야> 실내 위치추적 시스템, 공간 데이터베이스

우 성 현 (Sung-Hyun Woo) 준회원



2003년 2월 대전대학교 정보통신공학과 학사
 2005년 3월~현재 한밭대학교 정보통신공학과 석사과정
 <관심분야> LBS, 공간 데이터베이스, Kalman Filter

조 상 도 (Sang-Do Cho) 정회원



1994년 2월 고려대학교 전자공학과 석사
 1994년 3월~현재 삼성전기 무선통신 솔루션 사업부 수석연구원
 <관심분야> GPS, IEEE 802.15.4a

나 종 인 (Jong-In Na) 정회원



2002년 2월 동국대학교 전기공학과 석사
 2002년 3월~현재 삼성전기 무선통신 솔루션 사업부 선임연구원
 <관심분야> IEEE 802.15.4a, WPAN

김 기 환 (Ki-Hwan Kim) 정회원



2005년 2월 한양대 전자통신전파공학과 석사
 2005년 3월~현재: 삼성전기 무선통신 솔루션 사업부 전임연구원
 <관심분야> IEEE 802.15.4a

박 현 주 (Hyun-Ju Park) 정회원



1997년 2월 서울대학교 전산과 학과 이학박사
 2004년~현재 국립 한밭대학교 정보통신컴퓨터공학부 부교수
 <관심분야> 임베디드 소프트웨어, 공간 데이터베이스