

ZigBee 실내 위치 인식 알고리즘의 정확도 평가[☆]

Accuracy evaluation of ZigBee's indoor localization algorithm

노 안젤라송이*
Angela Song Ie Noh

이 웅 재**
Woong Jae Lee

요 약

본 논문은 실내 위치 인식을 위하여 ZigBee 이동 장치의 위치를 측정하였으며 Bayesian Markov 위치 추론 기법을 적용하였다. 정확도 분석을 위해 기존의 지도 기반의 위치 인식 기법과 비교하였는데 이 기법은 이미 지정된 위치에서의 RSSI 데이터를 데이터베이스화하여 참조하도록 하는 반면 Bayesian Markov 추론 방법은 시간, 방향, 거리의 변화에 영향을 받았다. 이 두 가지 방법에 따른 측정은 지그비 모듈을 사용하여 RSSI를 측정된 결과를 토대로 이루어졌으며 그 결과 실내에서의 RSSI와 거리와의 관계로 접근하는 것이 바람직하며 Bayesian Markov에 의한 분석결과 기존의 지도 기반 위치 인식 기법에 비하여 높은 정확도를 보여주었다. 결과적으로 기존의 지도 기반 위치 인식 기법은 사전에 환경 요인에 대한 설정을 해주어야 하고, 보다 낮은 정확도를 가지고 있으므로 환경 변화가 잦은 실내에서는 부적합하다고 생각된다.

ABSTRACT

This paper applies Bayesian Markov inferred localization techniques for determining ZigBee mobile device's position. To evaluate its accuracy, we compare it with conventional technique, map-based localization. While the map-based localization technique referring to database of predefined locations and their RSSI data, the Bayesian Markov inferred localization is influenced by changes of time, direction and distance. All determinations are drawn from the estimation of Received Signal Strength (RSS) using ZigBee modules. Our results show the relationship between RSSI and distance in indoor ZigBee environment and higher localization accuracy of Bayesian Markov localization technique. We conclude that map-based localization is not suitable for flexible changes in indoors because of its predefined condition setup and lower accuracy comparing to distance-based Markov Chain inference localization system.

☞ KeyWords : ZigBee, Received Signal Strength Indication, Indoor Localization, 지그비, 입력 신호 세기, 실내 위치 추적

1. 서 론

유비쿼터스 환경이란 사용자가 유무선 네트워크 환경을 의식하지 않고 장소에 관계없이 자유롭게 네트워크에 접속할 수 있는 정보 통신 환경이다. 이 환경의 구축과 더불어 무선 센서 네트워크 기술이 위치 인식 시스템 연구와 더불어 발전하면서, 현재 많은 부분에서 그 응용 사례들을 보여주고 있다. 최초에는 군사적 목적으로 개발되

어 3개 이상의 위성으로부터 신호를 받아 GPS가 정확한 시간 및 거리를 측정하여 위치 인식 시스템의 선두 주자로 출발하였다. 그 이후, 홈 네트워크 기반의 위치 인식 시스템이 블루투스, 적외선, 초음파 등의 다양한 기술을 활용하여 연구가 진행되어왔다. [1]

위치 측정이란 제한된 공간 내에서 참조 위치를 통해 모바일 장치의 상대적 또는 절대적 위치를 측정하고 결정하는 것을 말한다. 이 시스템의 성능은 실제 위치와 측정된 위치 간의 거리 차이를 나타내는 정확도에 따라 결정된다. 이를 위한 연구로 Bayesian 알고리즘과 N-nearest 알고리즘을 활용한 다양한 방법의 연구가 진행 중이다. [2,3]

본 논문에서 이용한 IEEE 802.15.4 근거리 통신

* 정 회원 : University of Maryland. Dept. of Computer Science, 박사과정 angela@cs.umd.edu

** 종신회원 : 서울여자대학교 미디어학부 교수
wjlee@swu.ac.kr

[2009/11/16 투고 - 2009/11/17 심사 - 2009/11/20 심사완료]

☆ 본 연구는 2009년도 서울여자대학교 특별연구비에 의해 지원되었음.

용 ZigBee는 데이터 전송 속도가 낮고 실수신 가능 영역이 높으며 네트워크 대기 시간이 적고 이에 따른 전력 소모량이 낮다. [4] 네트워크 구성 또한 다양하게 확장이 가능하고 이러한 장점을 살려 기존 연구에 비해 전력 소모량을 줄이고, 실내에서의 위치 인식에 좀더 유용하게 사용할 수 있다. 본 논문에서는 이 무선 기술을 Bayesian 추론 기법을 활용한 거리 기반의 위치 인식 알고리즘에 적용하여 정확도가 향상되는 것에 목표를 두도록 한다.

2. 관련 연구

위치 기반 서비스는 사용자에게 보다 편리한 서비스를 제공하기 위하여 기반이 되는 이동 개체의 위치 또는 장소를 다른 정보와 함께 통합하여 제공하는 서비스이다. 최근 몇 년간 위치 정보 시스템을 구현하기 위한 다양한 시스템의 디자인과 구현에 관한 연구가 이루어져 왔다. GPS는 24개의 위성 중 세 개 이상의 위성으로부터 전파를 전송 받아 광속 차이와 시간 차이를 토대로 위성과 수신기 간의 거리를 계산하고 이를 토대로 위치를 검색하도록 한다. 그러나 GPS는 실내에서는 위치 검색이 정확히 이루어지지 않고 가격이 비싸며 전력 소모가 많다는 문제점이 있다.

이와 더불어 현재까지 적외선, RFID, 초음파, Wi-Fi 802.11 등 다양한 무선 기술 타입을 이용한 다양한 실내에서의 위치 인식 시스템이 개발되었고 각각의 어플리케이션은 서로 장단점을 보여주었다. 적외선은 높은 응답성과 가격이 낮다는 장점 때문에 많은 프로젝트에서 이를 이용한 연구가 널리 보편화되었다. 그러나 위성 신호의 정확한 발신 시간의 추정이 어렵다. 또한 단일 공간 내에서만 적용이 가능하고 직진성 때문에 벽에 부딪혀 반사되는 경우 신호를 제대로 읽을 수 없다는 단점이 있다. 이에 반해 전파 신호(Radio Signal)의 경우는 신호가 벽을 통과하여 3D 위치 배치가 가능하다. 그러나 송신 출력 값의 잦은

변화나 장애물, 방해 전파에 의한 영향을 많이 받기 때문에 불안정하다. 초음파를 이용하는 경우는 330m/s라는 고정된 속도를 가지고 있으므로 정확한 시간 비례에 따른 거리 측정이 가능하다. 그러나 초음파는 전파 신호에 비해 실행 시간이 길기 때문에 전파 신호와 어플리케이션을 결합해서 사용하고 있다. 무선 LAN으로 널리 알려진 Wi-Fi 802.11은 이를 적용하기 위한 환경이 다른 무선 기술과 비교해 볼 때 보편적인 장점을 가지고 있으나 이동성이 높은 개체의 위치 측정에는 적용하기가 어렵다는 문제점이 지적되었다.

이에 반해 ZigBee 기술은 근거리 무선 통신 시장에서 주목 받고 있는 기술로, 프로토콜 스택의 물리적 계층과 MAC 하위계층에 대한 표준을 IEEE 802.11로 두고 네트워크 계층을 ZigBee 스택으로 정의하고 있다. 기존에 널리 사용되고 있는 블루투스와는 달리 저전력, 저가, 네트워크 구성에 있어서의 확장성 용이, 다양한 대역폭 사용 가능한 점과 네트워크 구성이 간단하고 보다 많은 ZigBee 센서 장치로 네트워크가 구성이 가능한 장점으로 인해 홈 네트워크, 물류, 환경 모니터링, 군사 시스템 등 다양한 유비쿼터스 환경 내에서 사용되고 있다.[5]

본 논문에서는 이러한 특징을 지닌 4개의 고정된 ZigBee 모듈로부터 신호 세기 값을 전송 받아 각 고정점으로부터의 거리를 측량하고 삼각 측량법을 이용하여 절대적 위치를 지닌 네 지점으로부터의 위치를 파악하고자 한다. 이때, Bayesian 알고리즘을 사용하여 현재 위치 인식에 대한 오차를 줄이고 앞으로 이동할 수 있는 위치를 예측하도록 한다.

3. 위치 인식 알고리즘

3.1 RSSI의 이용

Received Signal Strength Indication(RSSI) 값은 신호의 입력 세기가 송수신기에서 얼마나 수신되었는지 양적으로 측정된 값이다.[7] RSSI 값은 수

신기 쪽 세팅과 채널 상에서의 측정된 신호 레벨에 기준을 두고 있다. 본 논문에서 사용한 MG2400-ZigBee Single Chip은 -99dBm의 신호 감도를 가지고 있는데, 신호 감도라는 것은 로그값이고, 측정하여 나오는 RSSI value의 값이 99까지 나올 수 있음을 의미한다.

Bayesian 추론 기반의 위치 인식 알고리즘에서는 각 지점에서의 RSSI 값을 바로 거리와의 관계로 매핑하는데 사용한다.[6] RSSI의 패턴 자체가 장소에 의존적이기 때문에 RSSI의 분석이 필수불가결하다. 실내에서의 위치를 측정하는 경우는 벽이나 사람과 같은 장애물의 영향을 많이 받기 때문에 신호가 고르지 않아서, 신호의 분포를 가지고 판단하도록 한다. 이렇게 해서 얻어진 거리는 위치를 찾거나 위치의 분포를 나타내거나 혹은 확률적, 학습적 기반의 위치 기반 시스템을 구성하는데 쓰인다.

3.2 Bayesian 추론 기반의 위치 인식

Bayesian Markov 위치 인식 방법을 통해 이동하는 개체의 관측과 행동 방향에 의해 기반을 두고 확률론적으로 추론을 하도록 한다. 이 Markov 위치 결정 방법은 행동 방향과 감지의 불확실성에 대한 최적의 결정을 내릴 수 있도록 이동 개체의 움직임을 모델하고 이를 상태에 따라 분석할 수 있도록 한다.[8]

알고리즘 설계에서는 이동 개체가 정해진 실내를 돌아다니며 위치를 인식하도록 하였다. L_t 는 시간이 t 일 때의 이동 개체의 위치를 나타내는 변수라 정의한다. 여기서, $Bel(L_t = l)$ 는 시간이 t 일 때 이동 개체의 위치가 l 에 있을 belief 값을 나타낸다.

이 belief 값은 모든 공간 L 에 대한 확률 분포를 나타내는 것이다. 또한 여기서 위치 l 이란 2차원 공간 내에서의 x, y 좌표를 나타내는 것이다.

위치 상태 L_t 는 이동 개체의 움직임에 따라 새로

운 센서 정보가 들어왔을 때 업데이트 되도록 한다.

삼각 측량법 (trilateration)은 고정 노드와 이동 노드 간 거리를 측정하는데 사용하며 방법은 다음과 같다. 우선 거리를 일정한 간격으로 넓히며 측정된 RSSI의 평균 값과 실제 거리 값을 토대로 관계식을 구한 후, 일정한 시간 간격으로 위치를 이동하며, 4개의 고정 노드로부터 RSSI 값을 전송 받는다. 4개의 고정 노드는 장치 ID(i)로 번호를 매긴 뒤, 각 고정 노드의 실험 공간 내 위치를 $S_i = (x_i, y_i)$ 형태의 좌표로 나타내게 된다. 이때 우선적으로, 일정한 거리 간격으로 만든 Grid Cell 교차점의 정해진 위치에서 RSSI 값을 측정하도록 한다. 그리고, 이동 노드의 위치는 임의로 (x_0, y_0) 로 정한다. 이미 구해진 RSSI와 거리와의 관계식을 토대로 RSSI 값을 입력값으로 하여 각 고정 노드로부터 이동 노드로의 거리를 벡터형태의 $\{d_1, d_2, \dots, d_N\}$ 로 나타낼 수 있다.

$$d_i^2 = (x_0 - x_i)^2 + (y_0 - y_i)^2 \quad (\text{수식1})$$

이산적인 시간 간격인 i 가 변환될 때마다 관측 상태 S_t 를 측정할 수 있고, 행동 방향 A_t 이 행해진다고 가정한다. 관측 상태 S_t 는 시간 t 일 때 각 고정 노드로부터의 거리이다. 또한 행동 방향 A_t 는 이동 방향으로서, 90도 방향의 회전으로만 제한하였다.

Markov 위치 측정방법에 따라 $Belief(L_t)$ 은 개체가 이동함에 따라 값이 업데이트 되도록 한다. 보편적으로, 시간 t 에 따른 상태는 $Belief(L_t | S_1, \dots, S_t, A_1, \dots, A_t)$ 로 정의하고 이것은 Bayesian 정의에 따라 위치 상태 L_t 는 관측 상태 S_t 와 바로 그 이전에 행해졌던 행동 방향 A_t 의 영향을 받아 정해진다고 규정한다.

상태 정보, L_t 는 시간 $t-1$ 시간 이전에 수집된 모든 데이터의 영향을 전혀 받지 않고 시간 $t-1$ 일 때의 방향 변화와 그 당시의 위치에만 기반하여 이동하도록 한다.

$$P(L_t = l | L_{t-1}, A_{t-1}) \quad (\text{수식2})$$

또한 시간 t 에서의 모든 관측 상태를 고려해 볼 때, 모바일 장치는 현재 시간 t 에 대해서만 의존성을 가지고 있다. <수식2>의 확률 분포를 적용해 볼 때, 시간 t 와 위치 l 에 대한 새로운 belief는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Bel(L_t = l) \leftarrow P(S_t | L_t = l)P(L_t = l | L_{t-1}, A_{t-1}) \quad (\text{수식3})$$

시간 t 에서의 가장 높은 값의 belief에 근거하여 모바일 장치의 위치, l 을 추론하도록 한다.

3.3 지도 기반의 위치 인식

기존의 지도 기반의 위치 인식 시스템에서는 이동 노드를 제외한 모든 노드들이 고정되어 있고, 이들의 위치를 미리 알고 있다고 가정한다. 또한 일정한 간격일 때의 신호의 미세한 차이를 비교하기 위해 각 노드로부터의 거리가 같도록 하였다. 그리고 한 개의 고정 노드를 중앙에 두어 실내 측정 구역 어디서나 신호를 받을 수 있도록 하였다.[6]

지도 상에서 위치 추론은 유클리디안 거리 측정 방법을 사용하고 이를 위해 N 개의 고정 노드로부터 일정한 시간 간격으로 위치를 이동하며, RSSI 값을 전송 받는다. 고정 노드는 장치 ID로 번호를 매긴 뒤 사용하게 된다. 우선 이동 노드를 실험하기에 앞서, 우선적으로 일정한 거리 간격으로 만든 그리드 형태의 cell 교차점의 정해진 위치 i 에서부터 이동 노드까지 전송된 RSSI 평균 값을 $DB_i = \{l_1, \dots, l_N\}$ 로 정하고 이를 벡터화하여 데이터베이스에 저장하도록 한다. 또한 실제로 이

동하며, 각 장치로부터 이동 노드로 전해져서 받은 RSSI 평균 값을 같은 벡터 형태 $S_i = \{s_1, \dots, s_N\}$ 로 표현하도록 한다. 이때, 주의할 점은 그리드 cell 상의 위치 i 에서 한 위치 당 총 4개의 RSSI 값을 가지도록 한다. 그 이후, 본문에서는 각 공간 내에서의 가장 가까운 미터법을 사용하여 데이터베이스 내 저장 데이터와 이동 노드로부터 입력받은 RSSI 벡터값을 비교하는 nearest neighbor algorithm을 사용한다. 이를 위해 함수 $Dist()$ 를 사용하였다

$$Dist(S, DB_m) \leq Dist(S, DB_n) \quad m \neq n \quad (\text{수식 4})$$

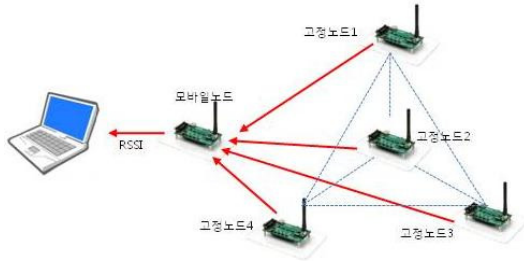
즉, 측정된 S 와 특정 위치 m 또는 n 에서의 데이터베이스 값과의 오차가 작은 값이 기존의 Grid cell의 측정된 위치 근처에 있다고 판단하는 것이다. 즉, 이 경우에는 어느 지점 근처에 있는 것만 알 수 있다.

4. 실험 방법

본 실험은 Radio Pulse 사의 MG2400-ZigBee single chip을 사용하였으며 2.4GHz ISM 대역폭에서 작동하고 250K의 속도로 데이터를 전송한다. 4개의 스위치, 4개의 LED, 한 개의 아날로그 입출력 시리얼 포트와 한 개의 안테나로 구성되어 있다. MANGO ZDK 프로파일 시뮬레이터와 패킷 분석기를 통해 출력값을 조정하고 각 노드의 RSSI를 관측하도록 하였다.

실험 수행에 앞서 4개의 고정 센서로부터 절대적 위치 좌표를 이미 알고 있는 10개의 지점으로 신호를 전송하여 이를 바탕으로 거리 정보를 계산하도록 한다. 거리 정보와 위치 정보를 포함한 초기 샘플 데이터를 수집하여 데이터베이스화하여 관리하도록 한다. 이 때 4개의 고정 센서는 실험 측정 공간 내 최대의 범위를 확보하기 위해 정

삼각형 내부의 고정 노드를 중심으로 모두 같은 거리인 동시에 최대의 영역에 걸쳐 통신 할 수 있는 위치를 선정하였다.(그림 1)



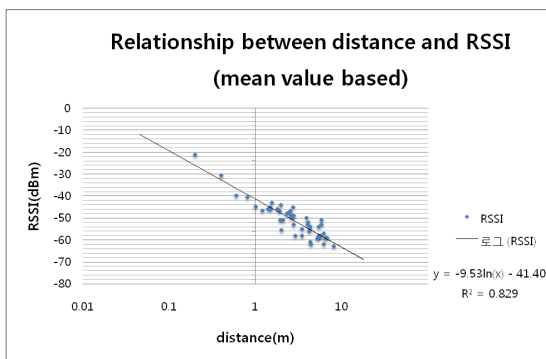
(그림 1) 고정 센서 배치도

5. 실험 결과

수신 신호 강도와 거리 정보 간의 관계는 (그림 2)와 같다.

실험 구역 2미터 반경 내에서 RSSI와 거리 간 관계를 구하기 위한 식이 다음과 같이 도출 되었고 고 약 83%의 정확도를 보였다.

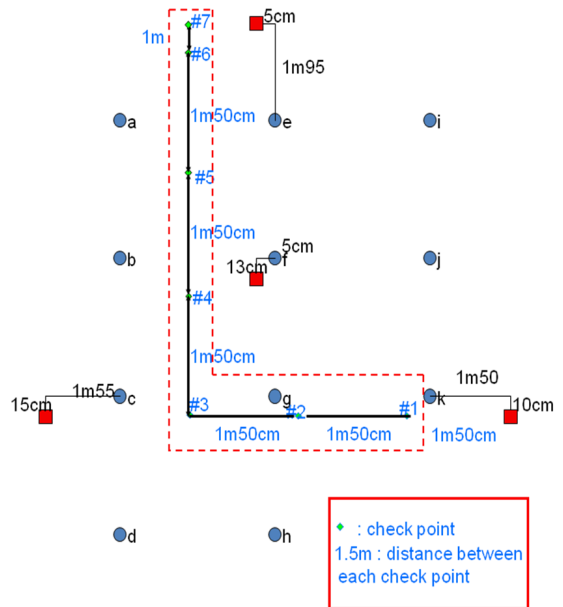
$$RSSI = -9.53 \ln(dist) - 41.40 \quad (\text{수식5})$$



(그림 2) ZigBee 알고리즘에서의 수신신호 강도와 거리 정보간의 관계

Bayesian Markov 추론 기반의 위치 인식 정확도 성능 평가를 위해 기존의 지도 기반 위치 인식 알

고리즘과 비교하여 실험을 수행하였다. 거리 기반의 알고리즘의 경우 모바일 장치가 (그림 3)의 경로를 따라 이동하였을 때 기존의 데이터베이스와 거리 비교를 하여 (1.60, 4.90) 좌표와 (6.20, 4.90) 좌표에서의 위치 추론을 수행하도록 하였고, 똑 같은 좌표에서 Bayesian 추론을 적용하였을 때 정확도를 살펴보기로 하였다.



(그림 3) 모바일 장치의 이동 경로

(표 1)과 (표 2)는 원위치와 예상된 위치 간의 오차를 표로 나타낸 것이다. 처음에 측정된 샘플 데이터 기반의 지도 기반 위치 인식 기법의 경우 x 좌표에 대해서는 2.0~3.0m, y좌표에 대해서는 1.1~2.3m의 오차 범위를 나타내었다. 반면, Bayesian 기반의 추론 기법에서는 방향 전환, 거리와 시간 변화를 적용하였고, 이에 따른 위치 인식에서는 x좌표에 대해서는 1.1~1.7m, y좌표에 대해서는 0.7~1.3m의 오차 범위를 나타낸 것을 알 수 있다.

(표 1) 이동 좌표 (1.60, 4.90)과 (6.20, 4.90)에 대한 지도 기반의 위치 인식 모델의 반복적인 결과

| Index | Ground truth (1.60, 4.90) | | Ground truth (6.20, 4.90) | |
|---------------------|-----------------------------|------------------------|-----------------------------|------------------------|
| | Estimated position (x, y) m | Error | Estimated position (x, y) m | Error |
| 1 | (4.84, 6.91) | (3.24,2.01) | (4.07, 6.95) | (2.13, 2.05) |
| 2 | (3.90, 5.75) | (2.30,0.85) | (3.90, 6.86) | (2.30, 1.96) |
| 3 | (4.41, 6.29) | (2.81,1.39) | (4.05, 6.99) | (2.15, 2.09) |
| 4 | (4.23, 6.02) | (2.63,1.12) | (4.12, 7.12) | (2.08, 2.22) |
| 5 | (3.82, 6.32) | (2.22,1.42) | (3.88, 7.19) | (2.32, 2.29) |
| 6 | (3.98, 7.37) | (2.38,2.47) | (4.26, 6.61) | (1.94, 1.71) |
| 7 | (2.90, 6.66) | (1.30,1.76) | (3.75, 6.35) | (2.45, 1.45) |
| 8 | (3.64, 6.48) | (2.04,1.58) | (3.98, 6.76) | (2.22, 1.86) |
| 9 | (3.73, 6.77) | (2.13,1.87) | (4.31, 7.27) | (1.89, 2.37) |
| 10 | (4.55, 7.28) | (2.95,2.38) | (3.87, 7.65) | (2.33, 2.75) |
| Mean position error | - | (2.40+0.55, 1.69+0.52) | - | (2.18+0.18, 2.08+0.36) |

(표 2) 이동 좌표 (1.60, 4.90)과 (6.20, 4.90)에 대한 거리 기반의 위치 인식 모델의 반복적인 결과

| Index | Ground truth (1.60, 4.90) | | Ground truth (6.20, 4.90) | |
|---------------------|----------------------------|--------------------------|----------------------------|--------------------------|
| | Estimated position (x, y)m | Error | Estimated position (x, y)m | Error |
| 1 | (3.00, 5.55) | (1.40, 0.65) | (5.24, 6.34) | (0.96, 1.44) |
| 2 | (3.03, 6.75) | (1.43, 1.85) | (5.08, 6.19) | (1.12, 1.29) |
| 3 | (3.23, 6.02) | (1.63, 1.12) | (4.97, 6.02) | (1.23, 1.12) |
| 4 | (2.85, 5.53) | (1.23, 0.63) | (4.88, 6.16) | (1.32, 1.26) |
| 5 | (3.90, 5.87) | (1.70, 0.97) | (4.76, 5.92) | (1.44, 1.02) |
| 6 | (3.12, 5.98) | (1.52, 1.08) | (5.11, 5.50) | (1.09, 0.60) |
| 7 | (3.57, 5.80) | (1.97, 0.90) | (4.81, 5.82) | (1.39, 0.92) |
| 8 | (3.22, 6.12) | (1.62, 1.22) | (4.99, 6.33) | (1.21, 1.43) |
| 9 | (3.35, 5.53) | (1.75, 0.63) | (4.74, 6.02) | (1.46, 1.12) |
| 10 | (2.95, 5.75) | (1.35, 0.85) | (4.72,5.87) | (1.48, 0.97) |
| Mean position error | - | (1.56+ 0.22, 0.99+0.37) | - | (1.27+ 0.18, 1.12+ 0.26) |

6. 결론

본 논문에서는 Bayesian 기반의 위치 인식 모델을 ZigBee 모듈을 사용하여 실내 환경에 맞도록 구성하고 이동 개체의 위치 변화에 따른 RSSI 변화와 이동 방향의 변화를 토대로 좌표의 변화를 예측할 수 있도록 하여 오차를 줄였다. 비교 대상이 된 기존의 지도 기반의 위치 인식 방법과의 가장 큰 차이는 지도 기반 기법을 수행할 경우, 기존의 특정 위치에 대한 RSSI 값을 토대로 한 거리와 위치에 대한 실험이 선행되어야 해서 환경이 바뀌는 경우, 확장성이 부족하다는 사실이다. 그러나 Bayesian 기반의 위치 인식 모델의 경우는 환경이 바뀌어도 바로 그 이전의 행동 방향 변화와 RSSI 값의 변화만을 토대로 위치를 추론하게 되기 때문에 확장성이 용이하다. 또한 이동 방향의 변화를 토대로 추론해 점차적으로 오차율이 줄어드는 것을 살펴 볼 수 있었다.

최초에 고정 센서 노드의 배치를 위해 일정한 거리 간격으로 여러 곳에 센서를 배치하여 보았으나, 같은 거리임에도 불구하고 실내 공간 내 존재하는 가구, 벽, 높이가 높은 상자 등 주변 환경이 장애물이 되어 RSSI 값이 불규칙하게 변화하는 현상을 발견하였다. 또한 본 실험의 경우, 모듈 안테나의 각도를 90도로 사용하였으나 실수로 안테나가 구부러진 경우, RSSI의 값에도 변화가 작지 않은 변화가 있었다.

지도 기반의 위치 인식을 위해 데이터베이스를 구성하는 과정 주에 RSSI와 거리의 관계식을 구하였으나, RSSI가 같은 대역폭을 사용하는 다른 무선 장비의 영향을 받고 또 거리가 가까운 경우에는 신호의 상쇄가 일어나 RSSI 값이 불규칙적인 점을 발견하였다.

따라서, 향후에는 고정 센서 노드의 배치 방법과 안테나의 최적 방향을 구하는 연구가 행해져야 할 것이다. 또한 RSSI가 거리가 가까운 경우

신호가 불규칙한 원인을 파악하고 이를 해결 할 수 있는 방안을 찾을 수 있어야 하겠다. 무엇보다도 거리 기반의 위치 인식 및 예측 모델에서의 오차를 줄일 수 있는 방법으로 기존의 데이터베이스 내 위치와 거리를 참조하여 측정된 날의 기후 조건에 따라 변화되기도 하므로 RSSI 변화를 감지하고 이 오차를 반영하여 차이 값을 새로 거리와 위치를 구하는 데 반영할 수 있도록 하는 수정 모델의 설계 작업이 필요하다. 그리고 더 많은 데이터를 토대로 neural network(인공신경망) 등 다양한 방법을 통한 위치 인식 모델과의 비교를 통한 위치 인식 정확도 비교 성능 분석도 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] Krzysztof W., "OpenLS for indoor positioning : strategies for standardizing location based services for indoor use", Massachusetts Institute of Technology
- [2] John Krumm, Lyndsay Williams, Greg Smith, "SmartMoveX on a Graph- An Inexpensive Active Badge Tracker", Proceedings of the 4th international conference on Ubiquitous Computing, pp.299-307, June 2002
- [3] L. Liao, D. Fox, J. Hightower, H. Kautz, and D. Schulz, "Voronoi tracking : location estimation using sparse and noisy sensor data", IROS-03
- [4] ZigBee Specification - Network, Application, Profile, Framework, Device description, Binding, Security, June 27, 2005, ZigBee Alliance
- [5] ZigBee Alliance : <http://www.zigbee.org>
- [6] Andy Hopper , Andy Harter , and Tom Blackie, "The active badge system (abstract)", Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems, p.533-534, April 24-29, 1993, Amsterdam, The Netherlands
- [7] Shashank Tadakamadla, "Indoor local positioning system for zigbee based on RSSI", M.Sc. Thesis report, Mid Sweden University, 2006
- [8] M. Sugano, T. Kawazoe, Y. Ohta, and M. urata, "Indoor Localization System using RSSI Measurement of Wireless Sensor Network based on ZigBee Standard", Proceeding Wireless Sensor Networks, 2006

저 자 소 개



노안젤라송이 (Angela Song le Noh)

2005년 서울여자대학교 컴퓨터공학과 학사

2008년 서울여자대학교 컴퓨터학과 석사

2008 University of Maryland, Dept. of Computer Science 박사과정

관심분야: modeling trust and relationship in social networks, automated planning, machine learning and information visualization.



이 응 재 (Woong Jae Lee)

1981년 연세대학교 전기공학과 학사.

1985 일리노이 주립대학교 전산학과 석사

1991 일리노이공대 전산학과 박사

1993~현재 서울여자대학교 정보미디어대학 미디어학부 교수

관심분야: 인공지능, 자연어처리, 유비쿼터스 시스템, 멀티미디어