

## 실내에서 보정노드를 통한 위치추정 기법

박현문<sup>†</sup>, 신수영<sup>\*\*</sup>, 남궁정일<sup>\*\*\*</sup>, 박수현<sup>\*\*\*\*</sup>

### 요 약

센서 네트워크를 이용한 위치 추정은 많은 연구가 되어왔다. 실내 혹은 실외에서 위치추정 방식의 차이를 고려한 방법이 연구되고 있다. 실외의 위치 추정에서 RSSI(Received Signal Strength Indication) 값을 통하여 단일 시간 동안 일정하게 한 분포를 가지기 때문에 추론이 가능하지만, 실내는 다중경로와 간섭이 실외보다 높고, 그 밖에 다른 변수로 인해 추론하기가 어렵다. 논문에서는 이동평균과 K-means 알고리즘을 통해 다중경로와 간섭으로 변화된 RSSI 정보를 보정하고, 단일 시간 동안 수신된 수신신호의 집단에서 신뢰성을 가진 RSSI의 값에 대한 추론을 제안한다. 또한 위치추정에서 보정노드를 이용하여 네트워크에 속한 고정 노드에 가중치를 두는 방법을 제안하고, 네트워크 재설정을 통해 기존의 방식을 시스템 상에서 새롭게 구현하여 위치인지에 대한 효율성을 비교 평가한다.

## The Location Estimation Method through Snooping Node for Indoor Environment

Hyun-Moon Park<sup>†</sup>, Soo-Young Shin<sup>\*\*</sup>, Jung-Il Namgung<sup>\*\*\*</sup>, Soo-Hyun Park<sup>\*\*\*\*</sup>

### ABSTRACT

The location estimation using sensor network has been considerably researched. The methods taking the differences of the forms of location estimation between indoors and outdoors into consideration have been studied. While it is possible for outdoor location to be estimated because outdoor location estimation has a consistent distribution during unit period through the value of RSSI(Received Signal Strength Indication) on outdoor location estimation, Indoor location estimation is difficult since multi-path and interference indoors are higher than those outdoors and indoor location estimation can be affected by other factors. In this paper, we revise the information of RSSI changed by multi-path and interference through the Moving Average method and K-means algorithm and propose the method of estimation for the value of RSSI with reliability in the group of signals received during unit period. We also suggest the way to put some weights on fixed nodes in network using a snooping node on location estimation and then evaluate the efficiency of location awareness as compared with the existing method by implementing proposed method on system through the reconfiguration of network.

**Key words:** location estimation(위치추론), K-means(K-means), Snooping node(보정 노드)

※ 교신저자(Corresponding Author): 박수현, 주소: 서울 성북구 정릉 3동(136-702), 전화: 02)910-4995, FAX: 02)910-4519, E-mail: shpark21@kookmin.ac.kr  
접수일: 2007년 12월 11일, 완료일: 2008년 2월 15일  
<sup>†</sup> 준회원, 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 (E-mail: kimagu@naver.com)  
<sup>\*\*</sup> 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 (E-mail: sy-shin@kookmin.ac.kr)

<sup>\*\*\*</sup> 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 (E-mail: greenji@naver.com)  
<sup>\*\*\*\*</sup> 종신회원, 국민대학교 비즈니스IT전문대학원  
※ 본 연구는 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 2007년도 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITA-2007-C1090-0701-0044)  
※ 본 연구는 2007년도 교내연구비 지원의 연구결과로 수행되었음

## 1. 서 론

무선 센서 네트워크는 신뢰성이나 확장, 낮은 가격, 배치 환경 및 전송매체 등의 다양한 환경을 고려한 기능을 요구한다. IEEE 802.15.4에서 사용한 네트워크 통신방식은 WPAN의 기반을 통해 이루어지는 구성으로 인프라가 거의 필요 없는 형태로 제공되고 있으며, 지그비 얼라이언스에서는 네트워크 및 보안 계층까지 정의하였다. 지그비 얼라이언스에서는 각 사업 및 서비스 분야에서 요구하는 사항의 다양성 및 복잡성을 보장하기 위해 스펙을 정의하고 2008년 초에는 지그비 프로(ZigBee Pro)를 발표 할 예정에 있다. 특히 공장 생산 기계와 홈네트워크 가전의 제어 분야에서 각광을 받으며 데이터의 신뢰성 및 위치 인지라는 이슈가 중요한 부분으로 표준에 반영되고 있다[1]. 하지만 위치인지 분야에서는 회사 및 연구소 중심으로 연구가 다양하게 이루어지고 있을 뿐 표준에서는 다루어지고 있지 않다. 노드의 위치를 탐지하기 위해서는 사건 탐지(event detection), 위치인지 기반 계산(location awareness dependent computing) 및 지리적 트래킹(geographic tracking) 등의 기술이 필요하다. 센서 네트워크 관점에서 구성 노드 간의 통신 신뢰성(Reliability)과 수신된 데이터 강건함(Robustness)에 대한 많은 연구가 이루어지고 있지만, 위치인지에서는 수신신호의 신뢰성(Confidence Interval)에 대해 많은 연구가 이루어지고 있다. 센서 네트워크에서의 위치 추정은 RF의 실내 GPS 시스템이라고 할 수 있다. 특히 음영지역이 없으며, RF 수신신호의 신뢰성을 얻기 위해서 일정 시간동안 수신된 신호값에서 신뢰할 수 있는 값을 추출하여 위치를 추정하는 방법이 논의된다.

송신 노드의 전력 스펙트럼 밀도, 변조 품질(EVM 포함)에 대한 RF의 신호는 일정하지만 수신 노드는 다중경로와 노이즈, 도체 등의 영향으로 왜곡된 신호 값을 얻게 된다. 그렇기 때문에 정확한 위치를 얻는 것은 불가능하다고 할 수 있다. 그러나 근사한 위치를 추론하는 것은 현재 RSSI의 값으로도 가능하다. RSSI를 이용한 RF 기반의 위치 추정은 공간에 따라 LOS(Line of Sight)에 의한 다중경로(Multi-path) 및 간섭이 발생하며, 신호의 세기증감, 중첩현상에 의해 위치가 명확히 파악되지 않는 문제를 가진다.

실외에서는 적합할지 몰라도 다중경로가 심한 실내에서 신뢰성을 가지는 수신신호를 추출하는데 많은 어려움이 있다[2-4]. 또한 신호에 대한 샘플링이 적을 경우 위치파악에서 샘플 구간간의 신뢰에 대한 문제가 발생되고, 측정된 위치값에 대한 신뢰도(Quality Indicator)에 문제가 발생하게 된다. 위치 인지에서 가장 쉬운 추론법은 평균값을 통한 위치 방법을 사용하는 것이다. 평균값은 짧은 시간보다는 누적 분포에 따른 위치에 사용된다. 예로써 DM(Database Method) 방식을 들 수 있으며, 일정한 시간을 통해 공간에 다른 NLOS(Non Line Of Sight)의 특성을 파악하고 코디네이터(Coordinator)에서 RSSI에 대한 데이터 베이스를 구축한 후, 가중치 값을 도출하여 위치를 계산하는 방식으로 가장 대표적인 방식은 모트트랙(moteTrack 2.0)이 있다. 고정된 장소에서 오랜 시간과 많은 노드를 사용하게 됨으로 높은 비용과 많은 자원이 소모되며, 일정 이상의 정지된 노드만 거리를 추정가능하다는 문제를 가지고 있다[4-6]. 고정 노드에서 누적분포를 이용하여 수신거리에 대한 신뢰성을 확보하여 위치를 추론한다. 누적 분포의 경우 고정되어 있는 노드의 위치파악에는 유용하지만, 실내외의 위치추론을 하기위한 선행학습의 긴 시간이 요구 될 뿐만 아니라 노드의 이동성(mobility)을 고려하기 때문에 기존의 방법을 적용하기에 부적합하다 [2,3]. 현재 가장 많은 연구가 되고 있는 분야는 확률론 기반의 위치추론 방법이다. 그 예로 모토로라에서 제안하고 칩콘(Chipcon)에서 개발한 최대우도법(Maximum Likelihood Estimator) 기반의 위치 추정 방법을 들 수 있다[11]. MLE에서 추론된 추정량은 가장 적합한 추정량의 값이기 때문에, 요구하는 위치 값에 가장 가까운 근사치를 구할 수 있다. 일반적인 추정량 접근 방법은 시스템 자원에 많은 오버헤드가 요구가 되고, 과거의 RSSI 값을 사용하지 못함으로 인하여 발생하는 오차뿐만 아니라 안정화 되는 시간까지 불확실한 데이터 값을 추론하게 된다. 그래서 우도법(likelihood)은 확률(probability)이라는 가정을 통해 과거로부터 현재까지의 표본 데이터가 선택될 가능성도, 데이터가 선별되어 나올 확률을 최대로 하여 가능도가 최대로 되도록 통계적 모형의 모수를 추정하고 이를 로그(log) 변환하여 위치에 대한 추정 값을 나타내는 것이다. 하지만, MLE의 문제점은 표

본 크기가 작을 경우 위치 결과가 일치 하지 않는 경우도 발생하며, 무한반복에 대한 오버플로우(overflow) 문제가 발생 할 수 있으며, 신뢰성이 있는 구간을 추정할 때 수치적 언더플로우 문제(numerical underflow)가 발생 할 수 있다. 이런 이유로 2장에서는 위치추정의 기존 방법과 연구 그리고 실내 환경에서 측정된 결과들에 대한 설명하며, 3장과 4장에서는 구현환경에 맞게 샘플링 횟수를 줄이면서도 수신값에 대한 위치추정의 신뢰도를 높이는 기법으로 이동평균(Moving Average)과 K-menas 알고리즘을 적용하였다. 이동평균을 통해 수신신호의 신뢰성을 지닌 정규화된 표준편차 및 신뢰구간 모집단을 유도하고, K-menas 알고리즘을 통하여 신뢰구간 모집단에서 최종 수신신호를 추론한다. 그리고 마지막으로 보정노드(Snooping Node)를 이용한 공간 위치를 보정하고 수신 환경에 따른 가중치와 에지 가중치(Edge Weights Centroid)를 통해 위치 추정한다. 그리고 5장에서는 제안한 네트워크 모형과 알고리즘에 대해서 설명한다. 이를 기반으로 구현 한 결과를 6장에서 설명하며, 7장에서 결론을 맺는다. 그 밖에 연구에서 실내와 실외의 환경 따른 수신신호에 대한 연구도 진행되어야 하지만, 다른 영역의 범위임으로 본 논문에서는 다루지 않는다.

## 2. 공간에 따른 수신 분포

그림 1은 실내 환경에서 MAXFOR에서 제작한 TIP700 노드에 TinyOS 1.15로 테스트한 위치 정보이다. 수신신호를 dBm로 나타내고 있지만, cc2420에서는 RSSI 값을 255단계로 표현하고 있으며, 본 논문에서는 255단계로 변환된 값을 나타낸다. RSSI 값은 노드간의 간격이 가까울수록 255에 가깝게 나타나며 노드간 간격이 멀수록 감소하는 형태를 가진다. 실외 위치에서 측정된 수신신호의 값과 실내 환경에서의 측정된 수신신호 값에 대한 변화를 그림 1에서 비교하였다. 실험은 지표면으로부터 약 1m~1.1m 떨어진 위치에서 측정 하였으며, 동일한 노드와 방법으로 10~12회 동일 장소에서 반복 측정한 결과다.

그림 1은 약 15초간 수신신호에 대한 평균값을 나타내었다. 실외 수신신호 평균은 거리에 따라서 일정하게 감소하는 추세이고, 그림 (c)에서 수신신호 편차도 근거리에서는 작아지다가 멀어질수록 편차가

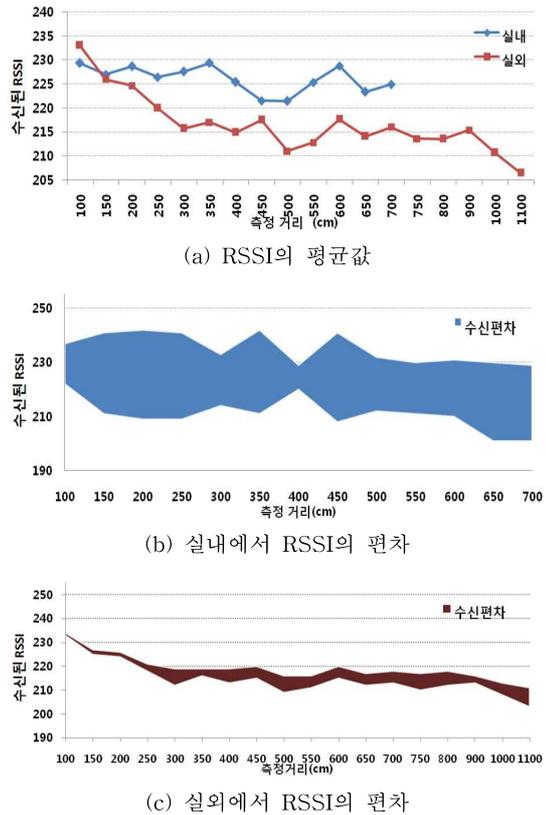


그림 1. 실내외에서의 RSSI 평균값과 편차

점차적으로 증가되는 것을 알 수 있다. 또한 편차가 증가되지만, 거리에 따라 수신신호가 일정한 추세를 가진다는 것을 보여준다. 그림 (b), (c)과 같이 실내에서 수신신호는 천천히 감소하는 형태를 가지지만 감소의 형태가 불규칙적이며 수신신호의 편차도 매우 크다. 위치추정에서 신호의 편차가 작은 경우, 수신신호 평균을 거리와 상관하여 좌표로 변환해도 큰 오차가 발생하지 않는다. 하지만 그림 (b)의 실내에서와 같이 편차가 큰 경우 평균값에 의한 위치 추정은 큰 오차를 가진다. 더구나 이동 노드의 위치를 추론 할 경우 과거의 잘못된 위치값이 점차 누적 되면서 실제 위치와 전혀 다른 위치를 일정기간 동안 선택하게 된다.

그림 2에서 같이 실외에서의 표준편차가 가장 적은 경우와 큰 경우 모두 표준편차 값이 5이하의 신뢰 및 추정 가능한 구간에서 분포된 것을 알 수 있다. 실외의 경우 수신신호 편차 범위가 작기 때문에 신뢰성을 가지는 신호의 집단을 추출하는 것도 용이 할

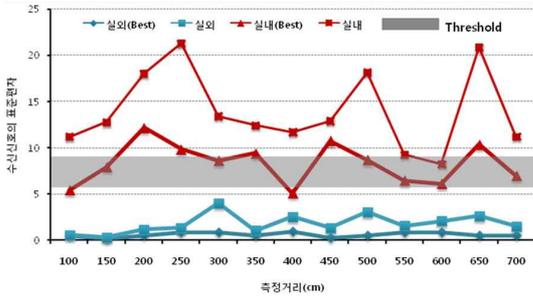
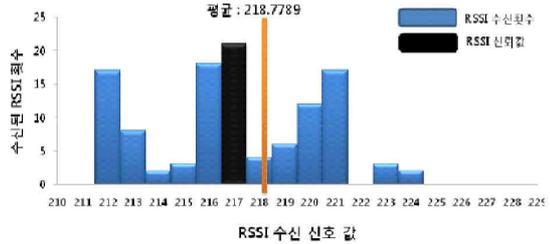


그림 2. 수신신호의 오차

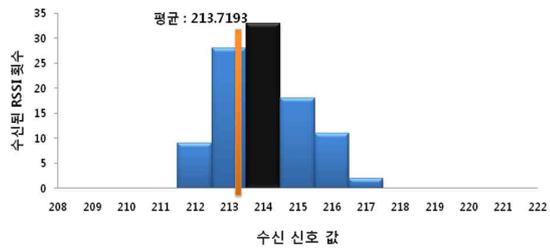
뿐만 아니라 위치추론에도 유리하다[3,5]. 하지만 실내 그래프와 같이 수신신호의 표준편차가 매우 큰 것을 보여준다. 표준편차라는 것은 모집단의 평균값을 기반으로 계산되기 때문에 수신된 전체 모집단의 평균이 신뢰성을 가지는 신호값이라 할 수 없다. 반면, 실외에서는 근사값이라 할 수 있다. 이 근거는 그림 3에서 설명한다.

그림 2에서 한계(Threshold)영역은 일반적인 평균과 분산을 통한 표준편차에서 위치 추론이 가능한 영역을 보여준다. 한계 영역은 구현하는 방법에 따라 차이가 날 수 있다[4,7,8,11]. 그림 2에서 그래프 실내(Best)의 경우 수신된 값에 대한 표준편차 범위가 한계영역에 있기 때문에 환경 및 구현방식에 따라 위치 추정이 가능하지만, 일반적인 분포에서는 '실내'와 같은 그래프로 나타내게 된다.

그림 3과 그림 4는 7m의 거리에서, 5초, 15초 간격으로 샘플이 약 100개, 300개인 RSSI에 대한 수신 분포이다. RSSI 수신 샘플의 개수가 명확하지 않은 이유는 구현된 센서 노드의 경우 1초당 0.05초 간격으로 수신신호를 수집한다. 하지만 송수신 신호의 충돌(collision) 및 두 노드 간에 시간 오차로 인하여 드롭이 발생하기 때문이다. 검은색은 일반적인 LOS(loss of signal)를 고려한 거리 판정에 기준 되는 모집단의 값이다. 5초의 경우 수신 신호의 분포 자체가 광범위하게 위치한 반면, 15초 경우에는 수신되는 값이 증가되면서 신뢰 구역의 수신 횟수가 증가하고 있다. 그림 3 (a)의 실내와 실외에서의 RSSI에 대한 수신 분포가 상호 다르다. 실내는 분포가 광범위 위해서 수신신호 평균값이 약 218.8로 신뢰 값과 많은 차이가 나는 반면에, 실내에서의 수신측 신호분포가 신뢰값과 차이가 없다. 그림 4와 같이 고정 노드로부터 수신시간이 15초일 때 평균값이 위치 추정하기

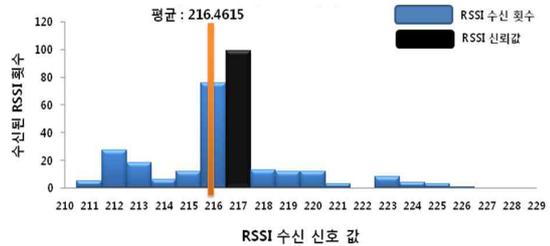


(a) 실내에서의 RSSI 분포

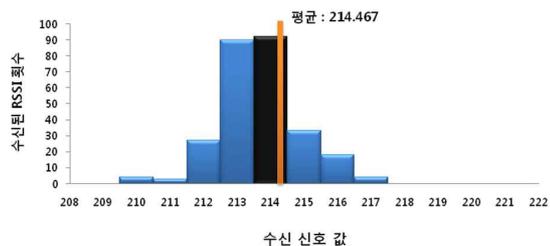


(b) 실외에서의 RSSI 분포

그림 3. 실내외에서 5초 동안 RSSI 분포



(a) 실내에서의 수신 분포



(b) 실외에서의 수신분포

그림 4. 실내외에서의 15초간 수신 분포

위한 신뢰 값에 가까워진다는 것을 알 수 있다. 이렇듯 기존 연구와 같이 수신시간이 길어질수록 정규분포형태의 그래프로 가는 것을 보여주고 있다[5,7,8,12]. 이와 같이 위치 추정에서 일정 시간 이상 데이터를 수집할 수 있다면, 단순히 표준편차와 분산을 통해서 얻는 위치값의 모집단 자체가 신뢰성을 가지

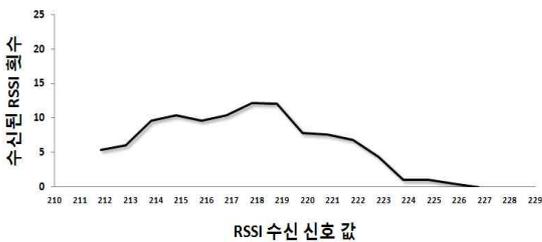
는 집단을 이룰 수 있지만 5초 이하의 수신값을 가지는 위치추정에서는 실내 환경에서 동일한 거리라고 해도 모집단의 분포가 넓어지기 때문에 거리에 따른 수신신호를 찾기가 어렵다. 그렇기 때문에 본 논문에서 이동평균을 이용하여 외부영향에 따른 추정집단에 대한 신뢰성을 확보하고, K-means 알고리즘으로 신뢰구간 모집단에서 최종 수신신호를 추론한다.

### 3. 제안한 위치추정

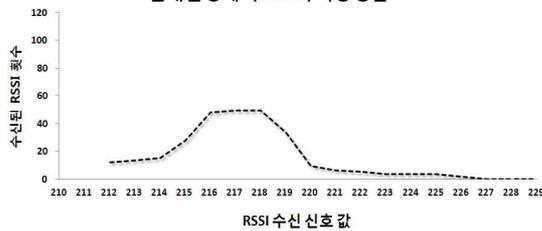
#### 3.1 이동 평균(Moving Average) 시스템

실내 환경에서 넓은 분포를 가진 수신신호 값에 대해 신뢰범위의 모집단을 구성하는 것이 중요하며, 분포는 정규분포 형태를 갖추어야 한다. 그림 5는 그림 3과 그림 4의 그래프를 바탕으로 수신신호에 따른 이동평균을 나타낸 것이다. 이동평균은 시간을 기준으로 과거·현재의 수신 값에 대한 각각의 환경과 외부적 요소의 가중치에 대한 평균을 구하는 방법이다. 이와 같이 시간과 신호의 영역으로 표현하는 방법이 신호특성의 근원을 파악하는데 유용한 것으로 알려져 있다[13,14]. 이동평균은 일정한 데이터 개수를 포함하는 데이터 셋(set)에 대한 평균을 시간에 따라 순차적 쉬프트 하면서 획득되는 값이다.

$N$ 개의 고정노드  $F$ 에 대해  $\{F_1, F_2, F_3, \dots, F_i, F_N\}$ 로



(a) 5초간 RSSI에 대한 이동평균  
실내환경에서 RSSI의 이동평균



(b) 15초간 RSSI에 대한 이동평균

그림 5. 실내 환경에서 RSSI의 이동평균

정의하고,  $v_{ij}$  는  $i$  번째 고정노드  $F_i$ 로부터 전송된 신호가  $j$ 번째 시간에서 감지된 수신신호이다. 임의의 고정노드  $F_i$ 로부터 시간에 따라 순차적으로 신호를 수신한다면,  $F_i = \{v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{ij}\}$ 로 할 수 있다. 이동평균의 신뢰구간(Confidence Interval)을 3이라고 할 때, 이동평균은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$F_i = \{s_{i1} = \frac{\sum_{j=1}^3 v_{ij}}{3}, s_{i2} = \frac{\sum_{j=2}^3 v_{ij}}{3}, \dots, s_{ij} = \frac{\sum_{j=i-1}^3 v_{ij}}{3}\} \quad (1)$$

구간 평균은 그 분포 내에서 수신신호 편차를 고려하지 않는다. 이동평균의 구간이 적을 경우 모집단 구분에 어려움이 있으며, 큰 경우 참조집단과 참조집단의 그 경계가 불분명하기 때문에 적절한 값을 정의하는 것도 중요하다. 여기서 구간의 3은 현재 구현한 모형에서 실험으로 얻어진 값에서 모집단을 구분하기 위한 최적의 값이다. 이동평균은 0 부터 255 단계의 정수로 표시되어, 구해진 이동평균은 중복될 수 있다. 이와 같이, 시간에 따라 감지된 복수의 수신 신호 강도를 기초로 복수 이동평균 값들을 구할 수 있고, 구해진 복수 이동 평균 값들을 중복되는 횟수만큼 나타낼 수 있다. 시간에 따라 감지된 수신 신호 강도의 개수가 증가하면서 이동평균 값들의 개수도 증가하여, 코디네이터의 복수 수신 신호 강도 데이터 처리에 부하가 걸릴 수 있다. 또한 이동 노드가 이동하는 경우에는 이전에 감지한 복수의 수신 신호 강도 데이터는 현재 이동 노드의 위치를 추정하는데 필요가 없게 된다. 따라서, 현재 시점을 기준으로 일정한 시간 이전까지만의 수신 신호 강도를 이용하여 이동평균 값들을 산출하고, 신뢰 모집단을 생성할 수 있다. 그리고 상기의 시간 기준은 실험적 결과 또는 단위 시간당 데이터 수신횟수 등에 의하여 결정될 수 있다. 현시점을  $s_t$ 라고 할 때 현시점으로부터 이전의 시간을  $s_{t-1}$ ,  $s_{t-2}, \dots, s_{t-n+1}$  이라 할 수 있다. 이동평균에서 위치추론은 현재시간을 기준으로 과거에 발생된 수신 신호를 집단을 통해 위치를 추론하기 때문이다.

$S_t$ : 일정 시간동안 RSSI의 이동평균

$$S_t = \frac{s_1 + s_2 + s_3}{(n_1 + n_2 + n_3)}$$

$$S_{t-1} = \frac{s_2 + s_3 + s_4}{(n_2 + n_3 + n_4)}$$

$$\dots S_{t-n+1} = \frac{s_{n-3} + s_{n-2} + s_{n-1}}{(n_{n-3} + n_{n-2} + n_{n-1})} \quad (2)$$

그림 4의 수신 신호 변화에 따른 모집단 선정에 의해 얻어진 신뢰구간을 3이라고 할 때, 이동평균의 신뢰구간  $\alpha=3$ 으로 정의 할 수 있다. 수식에 의해 그림 5와 같이 이동평균을 통한 수신신호 변화에 대한 그래프를 보인다.

$$S_t = \frac{s_t + s_{t-1} + s_{t-(n-1)}}{\alpha} \quad (\alpha = N) \quad (3)$$

$$S_{t+1} = \frac{s_t + s_{t-1} + s_{t+1-(n-1)}}{\alpha} \quad (4)$$

$$S_{t+2} = \frac{s_t + s_{t-1} + s_{t+1-(n-2)}}{\alpha} \quad (5)$$

$S_{t+1}$ :  $t+1$ 일 때 RSSI의 이동평균 값은 수식(6)로 정의 할 수 있다.

$$S_{t+2} = S_{t-N+1} + \frac{(S_{t-N+1} - S_{t-N+3})}{N} \quad (6)$$

그림 4에서 보는 것과 같이 실내-외 모두의 정규분포를 통해 실질적인 모집단을 계산할 수 있었다. 결과적으로 이동 평균을 이용한 위치추적에서 요구되는 신뢰구간을 판별하고 동일한 정규분포에 가까운 형태로 이루는 형태로 정의된다.

### 3.2 K-means 알고리즘을 통한 신뢰성 구축

K-means 알고리즘은 데이터의 핵심적인 특성을 잃지 않으면서도 신뢰성이 있는 데이터를 유용하게 찾을 수 있다. 또한 추론하기 위한 사전 정보의 영향이 적으면서도 빠른 계산으로 효율성이 높다. 그러나 초기에 수신 신호 집단에 따라 알고리즘의 수행과정에 따른 시간 및 처리 과정이 복잡하기 때문에 초기 값에 민감하다. 초기 수신 신호에서 임의의 수신 신호 선택에 의존관계가 크고, 지역적 최적화(Local Optima)에 빠질 수 있다[16,17]. 이런 문제 해결을 위해 본 논문에서는 이동평균을 통해 선별된 모집단을 구하고 이를 통해 잘못된 수신신호가 선택될 확률 줄임으로써, 반복에 대한 횟수를 최소화하여 전체 수렴조건에 대해 빠른 계산이 가능하다.

특정 시간 동안 각 노드에 따라서 수신된 RSSI의 값을  $F_i = \{s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ij}\}$ 라고 할 때, 전체의 고정 노드와 이동 노드 간 RSSI의 수신된 신호값을 수식(7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$F_N = \begin{bmatrix} s_{21}, s_{22}, s_{23}, \dots, s_{2j} \\ \dots \\ s_{i1}, s_{i2}, s_{i3}, \dots, s_{ij} \end{bmatrix} \quad (7)$$

임의의 고정 노드  $F_i$ 는 수신 신호에 대한 신뢰집단을 이동평균으로 수식(8)로 나타낼 수 있다.

$$\bar{F}_N = \begin{bmatrix} \bar{s}_{1j} \\ \bar{s}_{2j} \\ \dots \\ \bar{s}_{ij} \end{bmatrix} \quad (8)$$

이동평균의 결과로 수식(8)과 같이 신뢰성을 지닌 RSSI 모집단을 확립한다. 신뢰성 값은 K-means 알고리즘으로 정의한다. K-means 알고리즘은 크게 3가지 단계로, 구성(Set Configuration), 분산 및 선정(Distribution and Selection), 반복과 재구성(Iteration and Reconfiguration)으로 정의 될 수 있다. 다음은 그림 6과 같은 과정을 나타낼 수 있다.

Step 1, 구성 단계에서는 고정된 노드 ID에 따라 개수 K를 정의하고, 하나의 클러스터에서 각 노드에 따른 신뢰성을 지닌 초기의 신호 값 RSSI에 대해 입력벡터가 속하는 가장 가까운 노드의 신호를 설정한다. 이동평균에 의해서 추론된 신뢰성을 가진 분포의 데이터에서  $\{\bar{F}_1, \bar{F}_2, \bar{F}_3, \dots, \bar{F}_N\} \subseteq S_{ij}$  일 때, 수식 (8) 같이 선택된다. 그리고 최대 반복 횟수( $R < 4$ ), 수신 신호의 오차범위를 입력한다. 그리고 수신신호 중 하나의 값을 무작위로 선택한다.

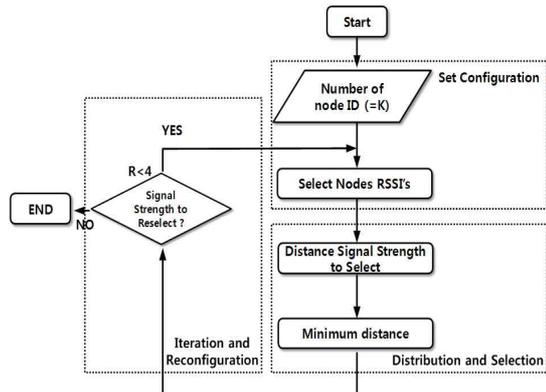


그림 6. 제한된 K-means 알고리즘

Step 2, 분산 및 선정 단계에서는 각 노드들에 대한 신호에 대한 클러스터의 수신된 신호 간 유사성과 차별성을 나타내기 위해 각 노드 ID별 수신신호 중심과 노드 신호의 유클리디안(Euclidean) 신호 값을  $V_{ij}$  라 할 때에 수식 (9)(10)과 같이 계산한다.

$$V_{ij} = |S_{ij} - \bar{F}_i|^2 \quad (i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, n) \quad (9)$$

$$\text{if } j, l = 1, 2, \dots, N, \text{ and } j \neq l \quad \bar{S}_i = \frac{1}{N_i} \sum V_{ij} \quad (10)$$

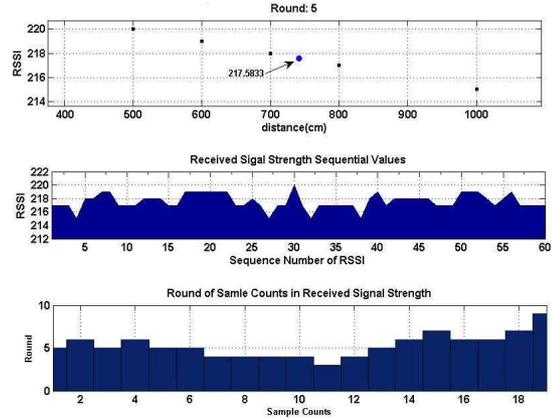
Step 3, 반복과 재구성 단계에서는 수신신호에 대해 반복되는데, 추론한 신호의 중심 값  $\bar{S}_i$ 은 알고리즘에서 유일한 최적해가 존재하지 않는다고 알려져 있으므로, 여러 번의 반복을 통해 평균 최소값을 가진 공간에 의한 신호값을 선택한다. 신호의 선택에서 변화되었다면, 허용오차(Signal Strange Range)내 있는지 그리고 최대 반복 횟수를 넘었는지(Request N sending)를 넘었는지 확인한다. 그림 6에서와 같이 두 조건을 모두 만족하지 않는다면 두 번째로 되돌아가 반복한다. 거리계산의 최소값을 모두 합친 것은 둘째 단계에서의 오차가 될 수 있으므로, 허용된 오차는 수식 (11)(12)의 한계 값(Threshold)으로 정의한  $T_\epsilon$  보다 작도록 설정한다.

$$\overline{S_{\min}} = \min(\sum V_{ij}) \quad (i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, n) \quad (11)$$

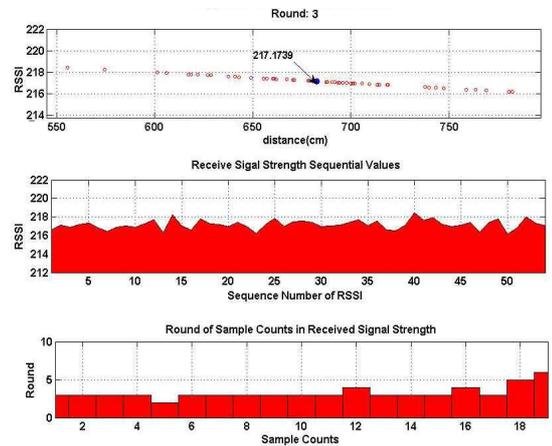
$$T_\epsilon = \sum_{i=1}^N \overline{S_{\min}} \quad (i = 1, 2, \dots, N, T_\epsilon \leq \overline{S_{\min}}) \quad (12)$$

그림 7은 실내에서 5초간의 수신 신호를 비교 분석하여 나타낸 것이다. (a)의 첫 번째 그래프는 수신 분포에서 K-means로 추론하여 얻어진 수신신호의 결과 값이고, (b)의 첫 번째 그래프는 수신 분포에서 이동평균과 K-means를 적용 한 결과를 보여준다. Round는 신호를 추론하기 위한 반복횟수를 나타낸다. (a) 보다 (b)의 이동평균과 K-means를 통한 위치 추론값이 신뢰성 값인 217에 가까운 값을 보여주고 있다.

그림 7의 (a),(b)에서 두 번째 그래프는 실제 수신된 RSSI 값을 나타낸 것이고, (b)는 이동평균을 통해 계산된 RSSI 값을 나타냈다. 결과적으로 이동평균을 추가 계산된 값에 대한 분포의 편차가 적은 것을 볼 수 있다.



(a) K-means 알고리즘



(b) 이동평균 기반의 K-means 알고리즘

그림 7. 제안된 수신신호의 추정과 반복계산의 발생 빈도 비교

그림 7 (a)과 그림 7 (b)의 세 번째 그래프는 초기 값으로부터 최종 신호 값을 찾는 과정에서 K-means와 제안된 방법의 최대 반복 횟수(Round)이다. X 축은 수신신호의 횟수로 처음 모집단을 50개이며, 20개씩 모집단의 수를 증가하여 410개까지 수신신호 모집단을 테스트 하였다. (a)에서 K-means 만 적용할 경우 샘플 집단이 증가 할수록 최대 반복 횟수가 증가 할뿐만 아니라 가변된다. 하지만 제안된 기법에는 최대 반복 횟수를 3으로 낮추었을 뿐만 아니라 모집단이 증가되어도 신뢰값을 찾기 위한 반복 횟수가 크게 증가하지 않는다. 이런 근거로 그림 6에서의 최대 반복 회수를  $R < 4$ 로 정의하였다.

그림 8은 제안된 방식과 K-means 그리고 평균(Mean)에 대한 신뢰성을 지닌 위치 추론 결과이다.

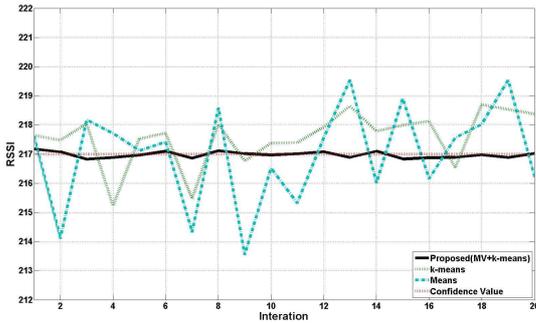


그림 8. 수신신호에 추정 비교

동일 거리에서 수신된 값을 20개의 구간으로 랜덤하게 나누고 각 구간에는 50개의 수신신호로 구성되었다. 50개의 샘플은 신호를 통해 추정하기 위한 최소 모집단이다[10]. 동일 거리에서 수신된 실측데이터를 20개의 구간으로 나누어 적용해본 결과 제안된 알고리즘 방법이 K-means이나 평균값과 비교 할 때 신뢰값(Confidence Value)에 가깝게 추론된다. 알고리즘에서 제안된 기법이 결과적으로 수행과정에서 기존에 비해 우월한 특성을 지닌다.

### 3.2 공간에 따른 테이블 코드

K-means에서 적용되는 테이블 코드는 실측에 의한 신뢰성을 가진 범위값을 보여준다. 테이블 코드의 결과 값은 제공되는 샘플 집단과 범위를 비교하여 신뢰성 있는 위치에 따른 신뢰 분포 값을 추론한다. 또한 이동거리에서의 샘플 집단은 시간과 비례하여 계산될 수 있다. 초기 이동 노드에 대한 이전 정보가 존재하지 않으므로, 실제 위치 데이터와 수신되는 일정시간의 오차가 존재한다. 그렇기 때문에 일정 시간 이후 신호 추정을 할 경우 초기 수신된 결과에 의해 추론된 신호 값은 삭제되고, 시스템과 공간에 맞게 설정된 ‘한계값’을 갖는 순간까지 위치 데이터 중 선택된 데이터를 사용한다. 본 연구에서는 이동 노드의 속도는 실내에서 도보로 가정하여 1m/s 이내로 정의하였다. 연속된 이동에서 거리에 따른 RSSI의 샘플 추정 차이는 반복 실험결과 거리에 따라서 변화를 한다. 그림 9의 영역 (a), (b), (c)에서 가장 큰 오차 허용치 영역은 (a)라 할 수 있다. 앞서 말한 것과 같이 수신신호가 0~2m사이에서 가장 큰 변화를 지니기 때문이다. 신뢰성을 지닌 수신 신호 값을 신뢰값으로

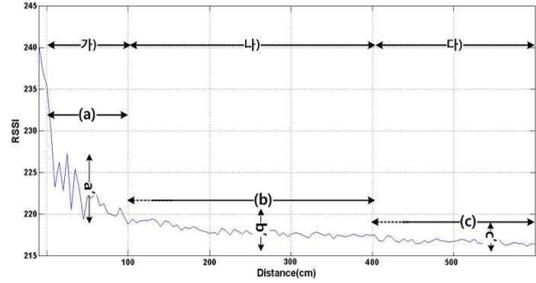


그림 9. 위치에 따른 수신 값

표 1. 실내에서 거리에 따른 RSSI 연속 오차

| 거리             | 0~1 m  | 1~4 m  | 4~10 m |
|----------------|--------|--------|--------|
| 수신신호의 오차 (MAX) | 7.5841 | 3.4513 | 2.1750 |

추론을 해도 이동 노드가 이동할 경우 연속된 값을 볼 때 좁은 구간에서 본다면 신호 편차가 클 수 있다. 신호의 추정에서 이동성을 가지는 노드가 고정노드 (a) 영역에 존재한다면, 신호 수신 값에 대한 오차의 범위는 표 1과 같이 보다 크게 정의해야 하며, (b) 영역에 존재한다면 위치추정의 범위 2~3사이 허용 오차를 설정해야 한다. 또한 (c) 영역의 경우 이보다 더 작은 오차 범위인 1~2 사이 값을 통해 추론을 한다. 현재의 위치추정을 위한 신호 값이 얼마나 거리에 위치하는지를 판별하고, 오차범위를 설정해야 한다. 이 영역에서의 오차 판별 문제는 사용된 하드웨어의 특성이 반영되기 때문에 다를 수 있다. 연속적으로 추론한 결과에서 이 범위를 넘어간다면, 신호 값의 재추정을 필요로 한다.

위치 추정을 위해 5개 노드를 5m 간격으로 배치하기 때문에 5개의 노드 모두 추론 결과가 왜곡 되지 않는다. 자세한 설명은 5장에서 한다.

### 4. 위치추정

기존에 많은 위치 측정 기법들은 고정 노드로부터 거리나 각도의 측정값으로 삼각측량법(triangulation)이나 Multi-lateration을 사용하였다. 본 논문의 구현에서  $N \times N$  미만인 행렬 연산으로 단순하면서도 연결성을 기반으로 위치를 추정하는 알고리즘이 필요하게 되었다. 이와 부합된 방법으로 에지 가중치의

일차방정식을 이용하여 위치를 추정 한다[19]. 적용 결과 전송 거리와 공간 편차에 치우쳐 오차가 발생하였다. 이 문제는 신호를 거리로 변환하는 수식 13에서 신호  $\bar{s}_i$ 와 거리  $d^{\beta}$ 에 따른  $\beta$ 는 실내의 여러 공간에서 반복 실험을 통해 적절한 수치를 추론하는 방법에 의해 해결하였다. 반복 실험 결과 수신신호와 거리의 관계  $\beta$ 는 단순하게 제공이라고 정의 할 수가 없다. 실내에서  $\beta$ 가 제공이라 정의할 경우 위치는 원래 거리보다 더 가깝게 계산되고,  $\beta$ 가 1에 가깝다면 원래의 거리보다 멀리 추론 된다. 앞서 2와 3장에서 신호의 추론은 실내 환경과 공간에 대한 1차적인 요소를 제거하고 신뢰성을 가진 신호를 제공한다. 하지만, 신호를 통한 에지 가중치로 거리를 유추할 때  $\beta$ 는 전송거리에 따른 편차, 공간 환경에 따라 변화 될 수 있다. 그림 9와 같이 신호에 따른 거리  $\beta$ 는 가), 나), 다)의 3개 구간으로 나눌 수 있다.  $\beta$ 의 3개 구간은 10m이내 실내의 복도와 여러 곳의 룸에서 수십 번 반복 측정된 결과로 거리에 따라 구분한 것이다. 실험 결과로  $\beta$ 는 거리에 따라  $1.3 \leq \beta \leq 1.58$ 의 범위 값이 도출된다. 실내에서 이동속도가 빠른 이동 노드는 1~10m의 평균 구간 값인  $\beta=1.38$ 로 정의할 경우 쉽게 위치를 계산할 수 있다. 하지만 구현된 부분은 사용자가 걷는 수준의 이동속도를 감안한 위치추정 알고리즘이고, 앞장에서 신뢰성을 가진 수신신호를 거리 분포에 따라 추론할 수 있기 때문에, 수신신호에 따른  $\beta$ 의 세분화된 적용은 근거리에서 좀 더 명확한 위치를 나타낼 수 있다.

그림 10과 같이 이동노드 M의 수신 신호의 값이 커지고, 이를 기준으로 떨어진 고정 노드  $F_A, F_B, F_C$ 는 거리에 따라 RSSI 값의 증감이 이루어진다. 이동노드 M의 RSSI 값  $r_m$ 은 수신신호의 최대값인 255로 정의한다[10]. 이동 노드로부터 수신되는 고정노드  $F_i$ 의 RSSI값을  $r_i$ 이라고 한다면, 수신신호의 차는 곧 거리의 차이가 된다. 즉 거리가 멀수록  $r_m - r_i$ 의 값이 커지고, 가까우면 가까울수록  $r_m - r_i$ 이 작아진다. 수신신호 값과 거리의 차  $d$ 는 수식 (13)과 같이 상호 반비례하게 된다.

$$r_m - r_i \propto \frac{1}{d^{\beta}} \quad (13)$$

$r_m = RSSI_{\max} = 255$  : 수신신호의 최대값

그림 10의 연결성(connectivity)에 의해서 고정 노드  $(x_A, y_A), (x_B, y_B), (x_C, y_C)$ 의 좌표를 통하여 수식 (14),(15) 같이 이동 노드의  $(x_m, y_m)$  좌표를 나타낼 수 있다[18].

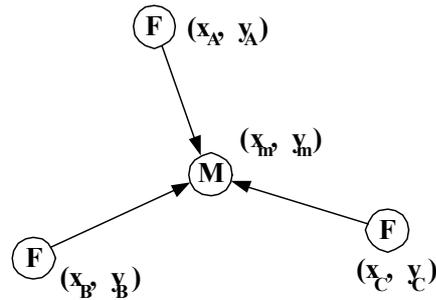


그림 10. 에지 가중치(Edge Weights Centroid)의 위치 추론 방법

$$x_m = \frac{x_A(r_m - r_i)_A + x_B(r_m - r_i)_B + x_C(r_m - r_i)_C}{(r_m - r_i)_A + (r_m - r_i)_B + (r_m - r_i)_C} \quad (14)$$

$$y_m = \frac{y_A(r_m - r_i)_A + y_B(r_m - r_i)_B + y_C(r_m - r_i)_C}{(r_m - r_i)_A + (r_m - r_i)_B + (r_m - r_i)_C} \quad (15)$$

### 5. 보정노드를 통한 위치보정

실내 구성된 네트워크에서 보다 공간에 효율적이고 능동적으로 대처하기 위한 방법으로 보정 노드(Snooping Node)를 제안한다. 보정노드를 통해 공간 변화를 능동적으로 대처할 뿐만 아니라 네트워크 전체의 생존기간(lifetime)을 증가 시킬 수 있다.

#### 5.1 네트워크 모형

제한된 네트워크 모형은 공간에 대한 가변성을 고려하였을 뿐만 아니라 코디네이터 기반의 클러스터를 통한 광범위한 위치추적이 가능하다. 첫째 보정노드와 코디네이터를 통해 공간변화에 대한 능동적인 대처가 가능하다. 실제 실내 공간에서의 위치 추정은 많은 고정 노드가 있을수록 유리하지만 제한된 공간에서 무작정 많은 노드를 위치할 수 없다. cc2431은 최대 16개까지 동일 공간에서 위치추정을 하도록 되어 있으며, 블라인드 노드(blind node)를 통해 클러스터 및 공간을 구분하고 위치추정을 한다 [7,10]. 일반적으로 위치 추정을 위해서 하나의 공간

에 4~6개 노드를 배치하고 있으며, 노드간의 장시간 학습을 통한 보정이 제안되었다. 하지만 실내에서 외부변수로 인한 발생된 공간 변화에 다중경로나 NLOS의 수정방안은 초기연구 상태이다. 건물 내에서 모든 물체가 고정되어 있는 상태가 아니라 이동을 하는 경우가 많다. 예를 들자면, 집안에서는 가전 및 집기류가 이동할 수도 있고, 사무실, 학교의 복도에서 많은 사람이나 물체로 위치 추정에서 신호 왜곡 문제가 발생하여 추정에 오차를 증가 시킬 수 있다. 둘째 위치인지에 따른 에너지 절약방안을 제안한다. 코디네이터와 보정노드는 이동노드의 수신신호에 맞춰 위치추정이 필요한 공간의 클러스터를 슬립 모드와 연산 모드를 적절하게 수행할 수 있다. 코디네이터는 지역별 연산을 수행하며 분산추정에 사용될 수 있다. 하나의 클러스터(cluster)를 형성하여, 보정노드를 통한 공간의 구분 정보를 기반으로 고정 노드로부터 수신된 정보를 기반으로 위치추정을 한다. 이것은 동일한 네트워크에서 다수의 코디네이터에서 서로 다른 클러스터를 생성하여 다수의 공간에서 위치 추정하는 역할을 담당한다. cc2431에서 블라인드 노드를 통해 공간을 구분하지만, 제안된 기법은 코디네이터에서 노드들의 링크를 담당하며, 공간에 대한 구분은 보정 노드에서 담당한다. 그리고 코디네이터 기반 클러스터를 구성하여 네트워크 전체의 트래픽 증가를 예방할 수 있다. 본 구현에서 이동 노드는 코디네이터를 발견하지 않을 경우 고정노드로부터 수신신호를 무시한다.

그림 11은 제안한 구조의 네트워크 모형과 시나리오를 나타내었다.

Step 1: 초기 코디네이터 (c)는 주변의 고정 노드 (F)와 보정 노드 (s)에게 사용자가 정의한 좌표 값을 알려준다. 각각의 노드는 사용자 정의 좌표 값을 갱신하고, 갱신한 정보를 다시 코디네이터에게 알린다. 코디네이터는 이동 노드가 있는지를 확인하고 없을 경우 슬립 모드로 들어간다.

Step 2: 이동 노드가 수신 메시지를 보내면, 코디네이터는 고정 노드와 보정 노드에 'Wake up' 메시지를 브로드캐스트(Broadcast) 한다. 해당 클러스터에 속한 고정 노드는 보정 노드에 신호를 보내고 보정 노드는 고정 노드로부터 RSSI 값을 수신하며, 신호와 거리에 대한 관계 및 환경에 따른 공간 변화를 확인한다. 네트워크 구성 초기에 보정노드가 코디네이터에게 정보를 보내고, 이후 변경된 정보가 있을

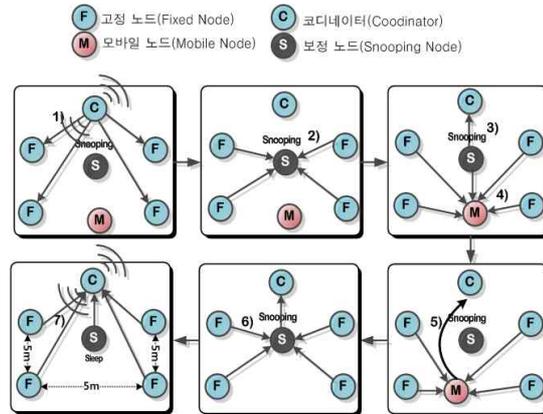


그림 11. 제안된 네트워크 모형과 시나리오

경우에만 고정 노드로부터의 RSSI 값을 코디네이터에게 보낸다.

Step 3: 코디네이터는 고정 노드로부터 수신된 RSSI 값과 보정 노드에서 고정노드로부터 수신된 RSSI 값을 통해 실내 공간에 따른 보정을 한다. 보정노드는 이동노드로부터 수신신호를 정보 받는다. 보정노드는 이동노드로부터 그림 8과 같이 이동 노드와 두 노드 간의 거리 차로만 1차 위치 판단을 통해 근거리에 있을 경우에만 코디네이터로 위치추적 메시지를 보낸다.

Step 4:5: 이동 노드는 고정 노드로부터 RSSI 정보를 코디네이터에게 보내고, 코디네이터는 이동 노드로부터 받은 수신신호를 통해서 좌표를 계산한다.

Step 6: 이동노드에서 5초 이상 신호가 없을 경우 코디네이터는 보정노드에게 이동노드의 위치를 요청하고, 보정노드는 이동노드 위치를 파악한 후, 자기 영역에 해당되지 않는다면, 코디네이터에서 'Sleep 메시지'를 보내게 된다.

Step 7: 코디네이터는 보정 노드에서 받은 'Sleep 메시지'를 클러스터에 포함된 고정 노드에게 브로드캐스트로 알린다.

### 5.1 보정노드를 통한 위치보정 기법

앞서 네트워크 모형과 같이 보정 노드는 두 가지 역할을 한다. 공간에 따른 보정 역할과 이동 노드의 무휴를 판단한다. 구현에서 이동 노드는 코디네이터를 찾는 메커니즘이 있지만, 그림 12 가), 다)처럼 보정노드는 공간에 따른 이동 노드의 위치를 판단한다.

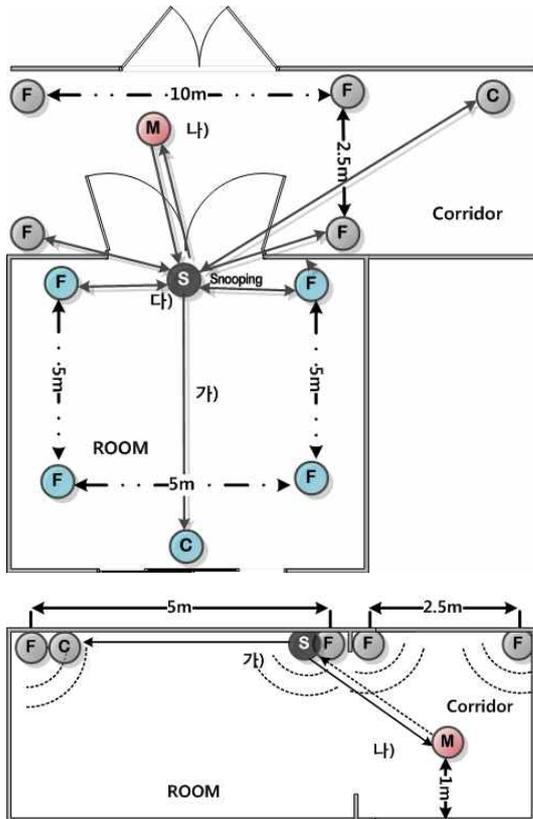


그림 12. 입면도 측면도에서 위치인지를 위한 노드의 배치

만약 공간이 다들 경우 이동노드는 설치된 영역 보다 더 넓은 RF 범위로 인하여 발생하는 여러 개의 코디네이터 정보를 찾게 된다. 이동노드는 공간에 존재하는 여러 개의 코디네이터에게 고정노드로부터 수신되는 모든 RSSI를 모두 전달할 수 없을 뿐만 아니라 적절한 코디네이터의 선택도 어렵다. 그림 12 가), 다)와 같이 복도, 각각의 방을 구분하기 위해 보정노드로부터 클러스터 ID와 RSSI 정보로 공간을 구분하고, 코디네이터는 이동노드로부터 잘못된 정보를 수신하는 것을 방지해야 한다. 이동 노드에 대한 보정노드의 공간 판단은 그림 9가 참고 된다. 만약 이동노드가 그림 9 가) 영역에 존재할 때, 수신신호는 문이나 벽으로 RSSI가 왜곡되어 나) 영역으로 판단할 수 있다.

보정 노드는 두 개의 코디네이터로부터 고정노드에 대한 위치 정보가 있기 때문에, 노드간의 거리와 왜곡된 수신신호를 통해 장애물 판단이 가능하다. 복도의 고정·보정노드의 실제 거리가 그림 9 가)에

서 영역에 존재할 경우 수신신호 범위는 그림 9 나)의 (a) 또는 다) (b) 영역이 된다. 보정노드는 고정노드와 실제거리와 왜곡된 RSSI의 상관관계를 통해 두 개의 고정된 노드 앞에 문을 장애물로 판단한다. 이동 노드가 복도에 있을 경우 벽을 통해 RSSI가 실제거리보다 감소되지만 보정노드에 가까워질수록 RSSI는 증가 된다. 복도에 있는 고정노드와 방에 있는 고정노드의 신호 차와 공간에 대한 변화를 알기 때문에 두 개의 공간으로 나눌 수 있다. 이를 통해 코디네이터가 이동노드에 대한 잘못된 정보를 수신하지 않도록 한다.

보정 노드는 이동노드로부터 신호로 거리를 판단하고, 그림 9 가)의 수신신호 영역 범위와 표 1에서 나타낸 초기 판별의 수신신호 위치값과 거리를 판별하여 근거리로 판별되면 코디네이터에 'Wake Up' 메시지를 보낸다. 코디네이터는 'Wake up' 메시지를 해당 고정노드에게 알리고, 고정노드는 보정노드에 수신신호 값을 알린다. 보정노드는 동일 공간에 있는 고정노드를 통해 RSSI를 수신한다. 그리고 각 고정노드로부터 초기에 수신한 값과 표 1과 같이 오차범위를 넘는 수신신호가 들어온다면, 왜곡된 해당 고정노드의 RSSI 정보를 코디네이터에게 보낸다. 코디네이터는 보정노드로부터 받은 해당 고정노드의 수신신호를 보정하는 절차를 가진다.

## 6. 실측 결과

### 6.1 환경 및 프로그램 구성

위치 추정의 환경구성은 표 2 및 그림 12와 같이 이루어져 있다. TinyOS 기반으로 구현했기 때문에 IEEE 802.15.4와 완전히 동일하다고 할 수 없다. 그러나 RF로 cc2420을 사용하기 때문에 CSMA/CA 방식에 적합하게 동작해야 하고 통신 프레임 형태도 IEEE 802.15.4에 근거한 축약프레임 형태로 구성되어 있다. 하지만, 채널환경이나 RSSI 환경 등이 동일하기 때문에 위치 추론에는 적합하며, 사용되는 Backoff 환경 파라미터나 프레임 간격(Interframe Space) 등의 환경 설정도 동일한 규칙성을 지니고 있기 때문에 위치를 추론하는데 문제없다.

본 논문의 위치인지 범위로 cc2420이 실내에서 전송 가능한 35~50m 보다 작은 10m x 10m의 공간에서 추정한다. 그림 12와 같이 코디네이터와 이동 노



점으로 볼 수 있다.

6.2 실험 결과 분석

코디네이터로부터 거리에 따른 위치의 측정값을 각 위치마다 1초, 5초, 15초 동안 수집하여 최우도 추론과 평균기법 그리고 제안된 알고리즘을 통한 위치를 각각 비교하였다. 그리고 최우도 추론은 Chipcon사에서 개발한 cc2431 노드로 추적하였다[9-10]. 그리고 평균과 분산기법은 모트랙(moteTrack 2.0)에서 TinyOS 1.1x기반으로 구현된 평균과 분산 기법을 일부 적용하여 추적하였다[6-7]. 마지막으로 제안된 방식은 3장과 4장에서 설명했던 이동평균과 정규화된 표준편차 및 신뢰성을 가지는 모집단을 유도하고 K-means 알고리즘을 계산하고 이것을 바탕으로 위치를 비교하였다.

그림 14와 같이 1초간 RSSI의 정보를 각 위치마다 수집했을 경우 최우도 기법을 사용한 cc2431과 평균 추정기법, 제안된 알고리즘 모두 위치추정에 대한 큰 오차를 가진다. 하지만 점차 시간이 증가 할수록 위치 추정의 정밀도가 높아지고 있으며, 1m이하 위치 추적에는 3가지 비교되는 기법 및 시간에 따른 그래프 오차가 다른 지역보다 매우 크다. 그림 14의 그래프가 50%이하인 이유는 1초의 경우 모집단에서 10개미만의 샘플이 제공되기 때문이다. 그러나 점차 거리가 멀어질수록 퍼센트로 볼 경우 오차가 줄어들고 있지만, 그림 17 같이 거리 오차는 멀어질수록 증가되고 있다. 또한 그림 15, 그림 16의 비교처럼 5초 이상 시간이 지나면서 더 많은 샘플을 수신할수록 오차 범위는 줄어드는 것으로 나타난다. 제안한 방법과 최우도 기법 모두 신뢰수준의 위치인지를 보여준다. 그림 14, 그림 15, 그림 16과 그림 17 같이 최우도

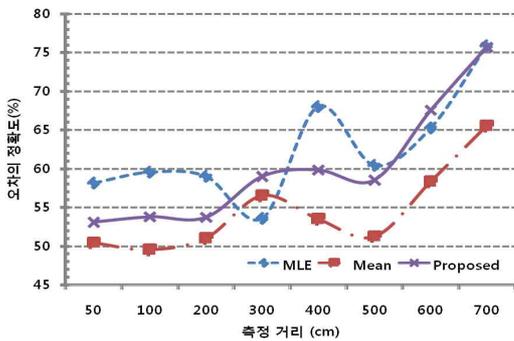


그림 14. 1초간 RSSI 기반의 위치추적

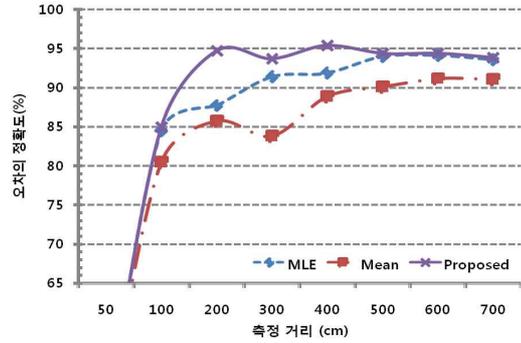


그림 15. 5초간 RSSI 기반의 위치추적

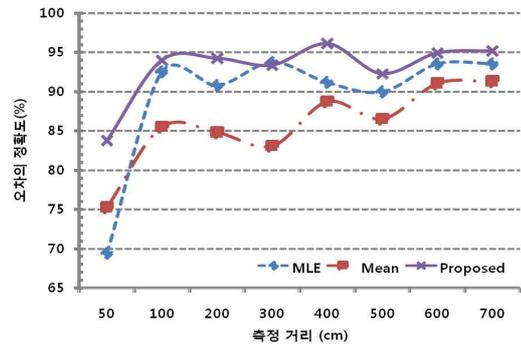


그림 16. 15초간 RSSI 기반의 위치추적

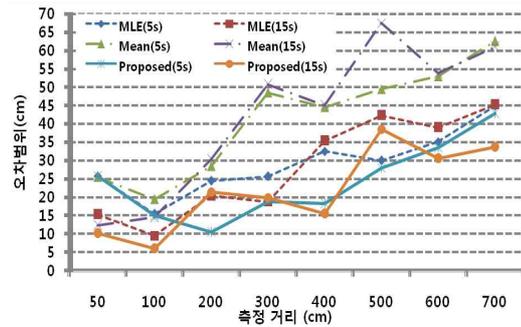


그림 17. 거리에 따른 오차 정도

기법과 비교했을 때 원거리보다는 2~5m이내 거리에서 더 정확한 위치 추정한다. 마지막으로 평균값 위치를 추정하는 방법도 일정 시간 유지하면 점차적으로 오차범위가 줄어드는 것으로 나타났다. 하지만 그림 17에서 보는 것과 같이 거리가 멀어지면 멀어질수록 오차가 증가한다. 참고로 cc2431의 경우 최적에 위치 추론을 위해서 고정노드의 배치 간격은 10m로 제시된 것으로 볼 때[10], 스케일 측정에 따라서 제안된 알고리즘과 MLE 방식의 정확도는 일부 다를 수 있다.

## 7. 결 론

본 연구는 기존의 여러 가지 기법에서 짧은 시간 동안에 최소한의 RSSI 값을 수신하여 이동평균으로 신뢰성을 가진 집단을 구하고, K-means를 이용 신뢰성을 지닌 수신 값을 추론하였다. 예지 가중치[19] 기법을 구현환경에 맞게 수정하여 수신신호 값으로부터 위치 추론하는 방법을 제안하였다. 마지막으로 보정노드를 통해서 공간 영역을 구분하는 동시에 공간에 물체 변화로 인해 발생하는 신호 왜곡에 대한 보정 방법을 제시하였다. 6.2절에서 비교분석 한 것과 같이 제안된 기법은 기존의 단순한 평균 기법에 비해 위치인지 성능이 짧은 시간에도 높은 위치추론 결과를 나타내었다. 또한 상용화된 플랫폼인 cc2431에 비해 제안된 방법이 짧은 시간과 좁은 공간에서 비슷하거나 조금 더 좋은 성능을 보여주었다. 실내에서 위치추정 기술은 현재 많은 연구가 되고 있지만 연속적인 위치기반 서비스를 제공 못하고 있다. 본 연구에서는 실내에서 연속 위치추정 기술과 보정노드를 통한 공간 구분을 통해 실내 및 주차장 등의 여러 응용분야에 적용할 수 있는 기반을 마련하였다.

## 참 고 문 헌

- [1] ZigBee Alliance Board of Directors, *ZigBee Document ZIGBEE SPECIFICATION R17*, ZigBee™ Alliance, Oct. 2007.
- [2] A. Harter, A. Hopper, P. Steggle, A. Ward, and Paul Webster, "The Anatomy of a Context-Aware Application," in *Proceedings of the Fifth Annual ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking*, USA, pp. 58-68, Aug. 1999.
- [3] R. Want, A. Hopper, V. Falcao, and J. Gibbons, "The Active Badge Location System," *ACM Transaction on Information Systems*, Vol. 10, No. 1, pp. 91-102, Jan. 1992.
- [4] N. B. Priyantha, A. Chakraborty and H. Balarishnan, "The Cricket Location-support system," in *Proceeding of the Sixth Annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp. 32-43, Aug. 2000.
- [5] J. Hightower, R. Want, and G. Borriellon, "SpotON: An Indoor 3D Location Sensing Technology based on RF Signal Strength," *UWCSE*, Univ. of Washington, Feb. 2000.
- [6] J. Krumm, S. Harris, B. Meyers, B. Brumitt, M. Hale, and S. Shafer, "Multi-Camera Multi-Person Tracking for EasyLiving", *Third IEEE International Workshop on Visual Surveillance*, pp. 3-10, July 2000.
- [7] K. Lorincz and M. Welsh. "Appear in Springer Personal and Ubiquitous Computing," *Special Issue on Location and Context-Awareness*, Vol. 10, Oct. 2006.
- [8] D. Lymberopoulos, Q. Linsey, and A. Savvides, "An Empirical Characterization of Radio Signal Strength Variability in 3-D IEEE 802.15.4 Networks Using Monopole Antennas," *EWSN*, pp. 326-341, 2006.
- [9] Bill Craig, ZMD America, Inc, *ZigBee™/IEEE 802.15.4*, ZigBee™ Alliance, 2004.
- [10] TEXAS INSTRUMENTS, *CC2431DK Development Kit User Manual Rev.1.5 and Application Note AN042 (Rev. 1.0)*, June 2007.
- [11] S. Vijayakumaran, Y. Levinbook, and Tan F. WONG, "Maximum likelihood localization of a diffusive point source using binary observations," *IEEE transactions on signal processing*, Vol. 55, pp. 665-676, 2007.
- [12] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, "RADAR: An In Building RF-Based User Location and Tracking System," *In Proc. of IEEE Infocom 2000 conf. on computer commun.*, Vol. 2, pp. 775-784. Mar. 2000.
- [13] Z. Yongzhen, C. Lei, X. Sean Wang, and J. Lian, "A Weighted Moving Average-based Approach for Cleaning Sensor Data" *ICDCS*, pp. 38-38, June 2007.
- [14] T. Masters, *Neural: Novel & Hybrid Algorithms for Time Series Prediction*. Wiley, New York, 1995.

- [15] V. Guralnik and G. Karypis, "A scalable algorithm for clustering sequential data," *ICDM 2001*, pp. 179-186, 2001.
- [16] CN. Schizas and CS. Pattichis, "Neural Networks, Genetic algorithms and the K-means algorithm: in search of data classification," *COGAAN-92, International Workshop*, pp. 201-222, 1992.
- [17] K.K. Paliwal and V. Ramasubramanian, "Modified K-means algorithm for vector quantizer design," *IEEE Image Processing Trans*, Vol. 9, pp. 1964-1967, 2000.
- [18] Yi Shang and Wheeler Ruml, "Improved MDS-Based Localization," *In Proc. of IEEE INFOCOM*, Vol. 4, pp. 2640-2650, Mar. 2004.
- [19] 김숙연, 권오흠, "무선 센서 네트워크에서 에지 가중치를 이용하여 위치를 추정하는 기법," 한국통신학회논문지, 제30권, 제10호, pp. 938-948, 2005.
- [20] 권오흠, 송하주, 김숙연, "무선 센서 네트워크에서 2단계 위치 추정 알고리즘," 한국멀티미디어학회 논문지, 제9권, 제2호. pp. 172-188, 2006.



**박 현 문**

2004년 한세대학교 정보통신학부 공학사  
 2006년 국민대학교 전자공학과 정보통신학 석사  
 2006년~현재 국민대학교 BIT전문대학원 비즈니스 정보통신 박사과정

관심분야 : 위치인지, USN, WLAN, 해양 통신에서의 위치인지



**신 수 영**

1998년 방송통신대학교 교육학사  
 2000년 덕성여자대학교 정보통신대학원 정보통신 전공이학석사  
 2007년 국민대학교 비즈니스 IT대학원 비즈니스정보통신 박사

2007년 국민대학교 비즈니스 IT 박사 후 과정  
 2008년~현재 국민대학교 계약 교수  
 관심분야 : USN, 무선통신 시스템, 해양 센서 MAC



**남궁정일**

1995년 인천대학교 기계공학과 공학사  
 2005년 국민대학교 BIT전문대학원 비즈니스정보통신 석사  
 2007년~현재 국민대학교 BIT전문대학원 비즈니스IT

박사과정  
 관심분야: USN, UW-ASN



**박 수 현**

1988년 고려대학교 컴퓨터학과 이학사  
 1990년 고려대학교 대학원 전산학 이학석사  
 1998년 고려대학교 대학원 컴퓨터학 이학 박사  
 1990년 (주) LG 전자 중앙연구

소 선임연구원  
 1999년~2001년 동의대학교 공과대학 컴퓨터·소프트웨어 조교수  
 2002년~현재 국민대학교 비즈니스 IT학부 부교수  
 관심분야 : USN, UW-ASN