

# GPS와 Pico-cell ID접속 확률을 이용한 위치 추정 방법

정희원 정 원 영\*, 종신회원 이 태 진\*\*°

## Positioning Mechanism Using GPS and Pico-cell ID Access Probability

Won-young Jeong\* *Regular Member*, Tae-Jin Lee\*\*° *Lifelong Member*

### 요 약

무선 측위 방법 중 하나인 Cell-ID 기반 측위 방법은 정확도가 낮은 단점이 있지만 다른 방법들에 비해 저렴하고 용이하게 구현이 가능한 장점이 있어 널리 사용되고 있다. 본 논문에서는 Cell-ID 기반 측위 방법의 단점인 낮은 정확도를 개선하고자 새로운 방법을 제안한다. 본 논문은 실내 네트워크로 관심을 모으고 있는 Pico-Cell 네트워크에서 MS가 접속할 수 있는 여러 BS들 중 BS별로 MS가 접속될 수 있는 확률을 이용하고 더불어 Cell-ID 기반 측위 방법을 응용한 새로운 접근 방법을 제시한다. 그리고 기존의 다른 측위 방법과 제안 방법에 대한 성능 평가를 통해 제안 방법의 성능이 향상됨을 확인 할 수 있다.

**Key Words** : Fingerprint, GPS, Cell-ID, Pico-cell, LBS

### ABSTRACT

Cell-ID based positioning solution is cheaper and easier to implement than other wireless positioning solutions. However, its accuracy is relatively low. So we propose a novel approach to improve its accuracy. Our approach uses the probability that an MS will connect to each of BSs among several BSs to which an MS can access in a pico-cell network, and Cell-ID based positioning method is applied. The simulation result shows that performance of the proposed approach is improved compared to the other positioning solutions.

### 1. 서 론

최근 다양한 스마트폰의 등장으로 위치 기반 서비스(LBS)가 대중화 되고 있다. 나아가 위치 기반 서비스는 국내외에서 교통 정보, 위치 추적과 같은 공공이나 안전 등의 서비스를 비롯하여 위치 기반 광고나 게임과 같은 사용자의 편의와 흥미를 유발시키는 서비스로까지 그 범위가 점차 확대되고 있으며, 앞으로 다가오는 유비쿼터스 사회의 핵심 기술로 활용될 것으로 예상된다<sup>[1]</sup>. 이러한 위치 기반 서비스는 공간적인

이벤트를 감지, 처리, 통신하기 위해 여러 mobile station (MS)의 정보를 이용한다. 위치 기반 서비스 측위 방법으로는 실내 측위와 실외 측위, 그리고 실내 외에서 모두 측위 가능한 방법 등이 있고 다양하게 연구되고 있다. GPS (Global Positioning System)<sup>[1]</sup>는 실외 측위를 위해 정확하고 유연한 위치 정보를 제공한다. 그러나 실외 측위 조차 스마트폰 사용이 많아짐에 따라 이동통신 시스템의 활용도가 높아지고 있다. 이동통신 시스템은 이미 많은 인프라가 구축되어 있어 위치 측위를 위한 별도의 추가 비용이 필요 없으며

\* 본 연구는 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단 차세대정보컴퓨팅기술개발사업(No. 2011-0020519)의 지원을 받아 수행되었음.

\* 성균관대학교 정보통신공학부, 삼성전자 네트워크 사업부 (wy79.jeong@samsung.com),

\*\* 성균관대학교 정보통신공학부(tjlee@ece.skku.ac.kr), (° : 교신저자)

논문번호 : KICS2001-09-401, 접수일자 : 2011년 9월 18일, 최종논문접수일자 : 2011년 11월 28일

기본적으로 양방향 통신을 지원하는 강점을 가지고 있기 때문이다. 통상적으로 GPS가 있는 단말의 측위 통계를 분석하여 보면 전체 트래픽의 약 25% 정도는 GPS 측위이고, 나머지 75%는 네트워크 기반 방식을 이용한 측위를 할 정도로 네트워크 기반 측위의 중요성이 대두되고 있다<sup>[2]</sup>. 그리고 실내에서는 GPS의 높은 오차를 때문에 측위를 위해 무선 LAN, 블루투스 (Bluetooth), RFID, UWB 등의 기술이 이용되고 있다. 최근 위치 측정 기술은 실내에 구분 없이 측정 가능한 측위 방법의 형태로 진화하고 있다<sup>[3,4]</sup>.

위치 측정 기술이 다양한 방법으로 활용됨에 따라 이에 대한 연구도 활발하게 진행되고 있다. 많은 관련 연구 중 본 논문과 관련된 기존 연구에서는 MS가 실내 또는 실외로 이동 시 특별한 메시지를 이용하여 실내 측위 정보를 이용할 것인지 실외 측위 정보를 이용할 것인지 알 수 있었지만, 이를 적용적으로 실내외에서 사용하기에는 한계가 있다<sup>[5]</sup>. 그리고 Fingerprint 기반의 측위 방법이 실내의 측위 방법으로 많이 사용되고 있으나, 수신 신호의 RF 측정값을 이용하는 이 방법은 전파 특성이 환경에 민감하게 변하여 오차가 크고, Database 구축 시 많은 어려움이 있다<sup>[6,7]</sup>.

본 논문에서는 기존 연구 방법보다 정확도 성능을 개선하고, 끊임 없는 실내외 측위를 위한 기존 연구 방법보다 복잡도를 줄이기 위해 Fingerprint 기반의 측위 방법에서 RF 측정값을 이용하는 대신 Cell-ID 기반의 측위 방법을 응용하는 방법을 제안하고, 끊임 없는 실내외 측위를 위해 실외에서는 오차가 적은 GPS 측위 방법을 이용하고 GPS 측위 정보 오차가 Pico-cell base station (BS)의 범위 (Coverage)보다 커질 때는 Pico-cell ID 기반 측위 방법을 이용하는 방법을 제시한다.

## II. 본 론

### 2.1 관련 연구

#### 2.1.1 Cell-ID 기반 측위 기술

Cell-ID 기술은 각 BS마다 위치가 지정된 ID를 부여하고 해당 BS에 MS가 등록되면 이를 Cell-ID로 매칭하여 BS의 위치를 통해 MS의 위치를 구하는 기술이며, 단말기와 통신망의 하드웨어 및 소프트웨어에 대한 특별한 수정 없이 거의 모든 이동 통신망에서 구현이 용이하다는 장점이 있다. 하지만, 위치 정확도가 Cell의 반경과 같기 때문에 도심 지역과 외곽 지역에 따라 위치 오차가 수백m ~ 수십 Km에 달할 수 있다.

이러한 오차를 줄이기 위한 방법으로 그림 1과 같이 하나의 Cell을 3개의 섹터(120°)로 나누는 방법 (Cell-ID + Cell Sector)과 BS로 전파가 되 돌아오는 시간(Round Trip Time: RTT) 측정 방법과 Cell-ID 방법을 결합한 방법(Cell-ID+TA / RTT (Timing Advance / RTT)), 그리고 이 세가지 방법을 결합한 방법(Cell-ID + Cell Sector + TA/RTT) 등이 있으나 이러한 방법 또한 오차가 수백 미터에 이른다<sup>[8]</sup>.

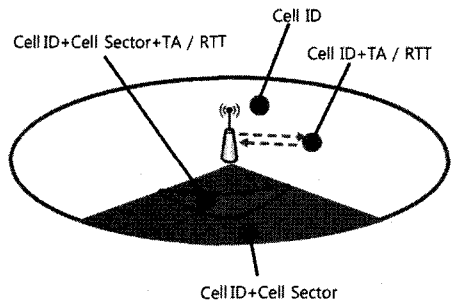


그림 1. Cell-ID 기반 측위 기술

#### 2.1.2 Fingerprint 기반 측위 기술

Fingerprint 방식은 확률론적 모델링에 의한 위치 추정 방법으로 주위 환경 정보를 위치 추적을 위한 정보로 활용하는 방식이다<sup>[8]</sup>. 이 방법은 측위를 수행하기 전에 먼저 Database를 구성하는 Training 단

계를 수행해야 한다. Training 단계는 측위를 위한 공간에서 다수의 Sample Point를 설정하고 설정된 Sample Point에서 수신되는 RSSI(Received Signal Strength Indicator)를 Database화하여 저장하는 단계이다. 측위를 수행하는 단계에서는 그림 2와 같이 BS 들로부터 수신된 전파의 특성을 Database 검색을 통

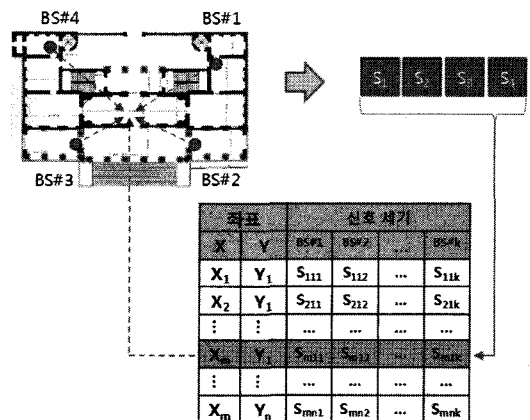


그림 2. Fingerprint 방식에 의한 기반 측위 기술

해 최적의 위치 값을 추출해냄으로써 MS의 위치 정보를 제공한다<sup>[9]</sup>. 이 방식을 통해 수행되는 측위의 정확도는 Training 단계에서 구성되는 Database의 Sample Point들의 간격에 따라 달라질 수 있으며 Database에서 최적의 해를 추정하는 방식 및 Database 구성 방식에 따라 달라질 수 있다. 다른 방식들과 달리 주위의 환경 정보를 측위에 사용하므로 정확한 위치 정보를 제공할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 모든 Sample Point에서 다양한 전파 특성 값을 추출하는 과정의 번거로움과 환경이 변화할 때마다 다시 Training과정을 수행해야 하는 어려움이 있다<sup>[5]</sup>.

### 2.1.3 Cell-ID/Fingerprint Hybrid 기반 측위 기술

일반적인 기존 Fingerprint 기반 측위 방법은 여러 BS로부터 오는 RF 신호가 MS에서 측정 시 간섭(interference) 등의 문제들로 인해 RSSI가 Database 구축 당시와 다르게 측정되어 측위 정확도에 큰 영향을 미칠 수 있다. 또한 RSSI값을 측정하는 방법이 용이하지 않아 Database 구축에 많은 노력을 필요로 한다. 이러한 점들을 개선하기 위해 Sample Point에서 접속 가능한 BS의 Cell-ID들을 측정하여 각 Sample Point에서 각 BS의 Cell-ID정보를 얻을 수 있는 확률을 database에 저장 해두고, 위치 추정 시 MS가 접속 가능한 BS의 Cell-ID들의 정보와 비교를 통해 측위를 할 수 있다<sup>[10]</sup>. 이러한 Cell-ID와 Fingerprint 기반 측위 방법에서는 RSSI와 GPS정보를 이용한 일반적인 Fingerprint 기반 측위 방법과 달리 Database 구축을 위해 각 위치에서 RSSI 대신, 측정되는 여러 Cell-ID들을 기록하고, 측정 회수를 늘려가며 각 BS의 Cell-ID가 측정된 회수로 측정 위치에서의 해당 cell에 접속할 확률을 구한다.

3G 무선 네트워크와 GPS를 결합한 측위 방법<sup>[11]</sup>은 GPS가 4개 이상의 위성으로부터 위치 정보를 받지 못할 경우, 즉 Line Of Sight에 위성이 4개 이상 없을 때 위성 대신 BS로부터의 위치 정보를 추가하여 MS의 위치를 측정하는 Hybrid 측위 방법이다. 위성이 제공하는 GPS 신호는 3G 무선 네트워크가 제공하는 위치 정보보다 정확도가 높기 때문에 보다 정확한 측위가 가능하다. 하지만 대기에 의한 잡음이나 음영 문제로 인해 위성이 전달하는 GPS 신호가 3개 이하가 되면 측위값의 정확도가 현저히 떨어진다. 이를 보완하기 위해 GPS 신호를 수신하지 못한 위성 수만큼 위치 정보 제공이 가능한 BS들로부터 위치 정보를 수신하여 측위에 활용한다. 즉 GPS 신호를 수신할 수 있는

위성이 없는 경우 BS 4개로부터 위치 정보를 수신하여 MS의 위치를 측위하게 된다.

### 2.1.4 Fingerprint 기반 실내외 구분 측위 기술

끊김없는 실내외 측위를 위한 Fingerprint 기반 측위 방법<sup>[11]</sup>은 RSSI와 GPS를 동시에 이용한 측위 방법 중 하나로 실내 측위 시 GPS의 정확도가 많이 떨어지는 단점을 보완하기 위한 방법이다. 측위 전 RSSI와 GPS를 이용한 위치 정보를 수집하여 Database에 저장하고, MS의 측위 시 RSSI와 GPS를 통해 얻은 위치 정보와 저장된 Database의 정보를 비교하여 RSSI와 GPS 중 오차가 작은 방법의 측위 값을 선택한다. 또한 실외에서는 날씨에 따라 GPS의 오차 변동이 심하므로 날씨에 해당하는 정해진 Weight값을 RSSI를 이용한 측위값 과 GPS를 이용한 측위값에 다르게 주어, 측위 정보의 정확도를 높여주는 Selective Weighting Scheme을 적용한다. 이는 실내에서 실외로, 실외에서 실내로 이동할 경우 특별한 목적의 메시지를 주는 방법<sup>[7]</sup>보다 끊임없이 위치를 측정할 수 있는 방법이다. 또한 매칭 알고리즘 (Matching Algorithm)<sup>[6]</sup>을 통해 MS에서 측정된 GPS 좌표와 Training 과정에서 얻은 Database의 GPS 좌표간의 오차가 Pico-cell BS의 Coverage값보다 클 경우 실내에서 MS가 측정되고 있다고 판단하여 GPS 좌표는 사용하지 않고, Cell-ID기반 측위 방법만을 고려할 수 있다. Pico-cell BS의 Coverage는 Data Traffic 사용량에 따라 BS가 더 밀집되어 설치될 수도 있으나 50m 정도로 예상된다<sup>[12]</sup>. GPS의 오차 범위는 5~40m임을 감안 하여<sup>[6]</sup> 본 논문에서는 실외에서는 GPS를 통해 얻은 좌표를 이용하고, 실내로 예상되는 지역에서는 Cell-ID 기반의 측위 방법으로 얻어진 좌표를 이용하는 알고리즘을 적용하고자 한다.

## 2.2 제안 GPS와 Cell-ID 기반 측위 방법 결합 모델

본 연구에서는 Fingerprint방식의 측위 방법을 응용하여 그림 3, 그림 4와 같이 Training 단계와 On-line 단계를 통해 Pico-Cell ID 기반의 측위 방법과 GPS기반 측위 방법을 결합한 모델을 제시하고, 실내외 끊임없는 위치 측위를 위해 GPS 측정값과 Database에 있는 GPS좌표간의 오차가 Pico-Cell BS의 Coverage보다 클 경우 Cell-ID 기반 측위 방법으로 얻어진 좌표 값을 적용하는 방법 선택 알고리즘(Method Selection Algorithm)을 제안한다.

그림 3과 같이 Training 단계는 정해진 각 Sample

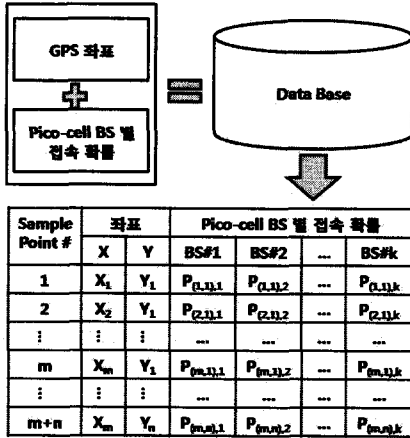


그림 3. Training 단계의 Database 구축 방법

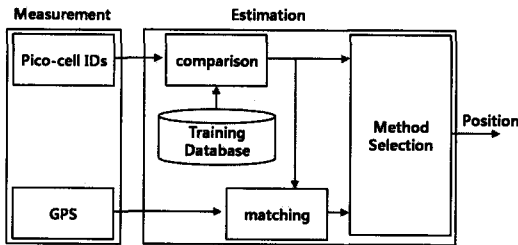


그림 4. On-line 단계에서 위치 예측 방법

Point에서 MS가 BS를 여러 번 Scan하고, MS에 Scan된 Cell-ID들의 검출 회수를 통해 각 Pico-Cell BS별 접속 확률을 구한다. 아래 식은 Sample Point (x, y)에서 Pico-Cell z에의 접속 확률  $P_{(x,y),z}$ 을 구하는 식이다.

$$P_{(x,y),z} = \frac{\text{Pico Cell-IDz의 검출횟수}}{\text{Sample point (x,y)에서 BSscan 횟수}} \quad (1)$$

위에서 측정된 각 Pico-Cell 별 접속 확률은 GPS 등을 통해 얻은 각 Sample Point의 정확한 좌표와 함께 Database에 저장한다. 예를 들어 Sample Point (1,1)에서 MS가 BS를 100회 Scan할 경우 Pico-Cell ID가 2인 BS#2가 60회, Pico-Cell ID가 4인 BS#4가 40회 검출된다면  $P_{112} = 0.6$ ,  $P_{114} = 0.4$ 이 Sample Point (1,1)의 위도, 경도 좌표와 함께 Database에 저장된다.

On-line 단계는 MS의 위치를 추정하기 위한 과정으로 그림 4와 같이 크게 Measurement 단계와 Estimation 단계로 구분할 수 있다. Measurement 단계는 MS의 위치 Estimation을 위해 MS가 BS의

Cell-ID를 Scan하고 현재 위치의 GPS 좌표를 측정하는 과정이다. Estimation 단계는 비교 알고리즘 (Comparison Algorithm), 매칭 알고리즘, 방법 선택 알고리즘으로 구성된다.

비교 알고리즘은 MS의 Scan으로 얻은 BS의 Cell-ID들을 Sample Point의 Cell-ID들과 비교하여 MS가 실제 있을 것으로 예상되는 Sample Point들을 후보로 정하고, 후보 Sample Point들의 좌표와 Database에 저장된 각 Pico-Cell BS별 접속 확률을 이용하여 MS의 예상 위치를 계산하는 과정이다. MS의 예상 위치를 계산하는 수식과 이 알고리즘의 순서도는 그림 5와 같다. MS의 추정 위치는 식 (4)와 같이 MS가 Scan하여 접속 가능한 것으로 확인된 BS들 중 ( $i \in BS_m$ ) MS가 위치할 가능성이 높은 후보 Sample Point ( $P_m = \cap S_i$ )들과 MS가 접속한 BS(z)를 근거로 식 (3)과 같이 각 Sample Point에서 BS(z)에 접속할 확률을 모두 더한  $S_z$ 를 구한다. 그리고 식 (2)와 같이 MS가 위치할 가능성이 높은 후보 Sample Point ( $P_m = \cap S_i$ )들의 각 위치 좌표와 해당 Sample Point에서 BS(z)에 접속할 확률인  $P_{(x_i,y_i),z}$ 를 곱한 값을 해당 후보 Sample Point 전체로 확대하여 더한 후  $S_z$ 로 나눈 값을 MS의 추정 위치로 한다.

$$MS \text{ 추정 위치} = (Lat_p, Lon_p) = \sum_{(x_i,y_i) \in P_m} \frac{(x_i,y_i) \times P_{(x_i,y_i),z}}{S_z} \quad (2)$$

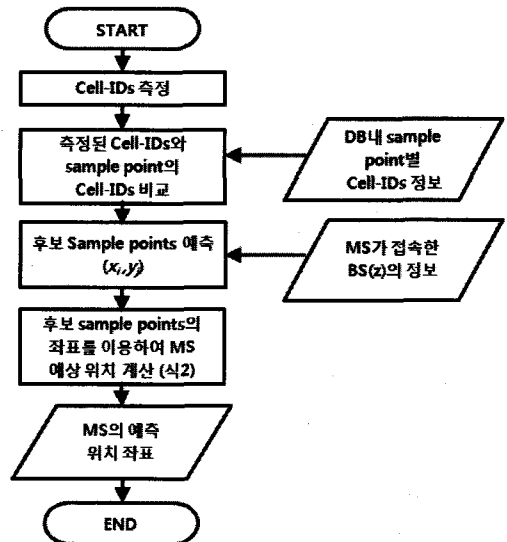


그림 5. 비교 알고리즘 순서도

$$S_z = \sum_{(x_i, y_j) \in P_m} P_{(x_i, y_j), z} \quad (3)$$

$$P_m = \cap S_i, i \in BS_m \quad (4)$$

- $Lat_p$  : MS의 위치로 추정되는 위도 좌표
- $Lon_p$  : MS의 위치로 추정되는 경도 좌표
- $(x_i, y_j)$  : 후보 Sample Point의 좌표
- $z$  : MS가 접속한 BS의 번호
- $P_{(x_i, y_j), z}$  : 각 sample point  $(x_i, y_j)$ 에서 Pico-Cell BS  $z$ 에의 접속 확률
- $BS_m$  :  $BS_m$ 이 Scan하여 접속 가능으로 확인된 BS의 번호 집합
- $S_i$  :  $S_i$  영역의 Sample Point들의 집합

아래는 비교 알고리즘을 통해 MS의 예상 위치를 계산하는 예시이다.  $MS_m$ 에 측정된 Cell-ID들이 BS#2, BS#4 ( $BS_m = \{2, 4\}$ )인 경우 그림 6의 보라색 점선 Sample Point들이 MS의 후보 위치 ( $P_m$ )가 된다. 그림 7의 비교 알고리즘을 통한 MS 위치 추정 시 Training 단계에서 이미 구축된 Database에서 각 후보 Sample Point와 확률 정보를 이용하여 MS의 좌표를 추정한다. MS 후보 위치의 y 좌표는 모두 3으로 일치하므로, 식 (2)를 통해 x 좌표를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{MS 추정 위치 (x)} &= 4 * P(4,3),2 / (P(4,3),2 + P(5,3),2 + P(6,3),2) \\ &+ 5 * P(5,3),2 / (P(4,3),2 + P(5,3),2 + P(6,3),2) \\ &+ 6 * P(6,3),2 / (P(4,3),2 + P(5,3),2 + P(6,3),2) \\ &= (4*0.4+5*0.8+6*0.9) / 2.1 \\ \text{MS 추정 위치 (y)} &= 3 \\ \text{MS 추정 위치 (x, y)} &= (5.24, 3) \end{aligned}$$

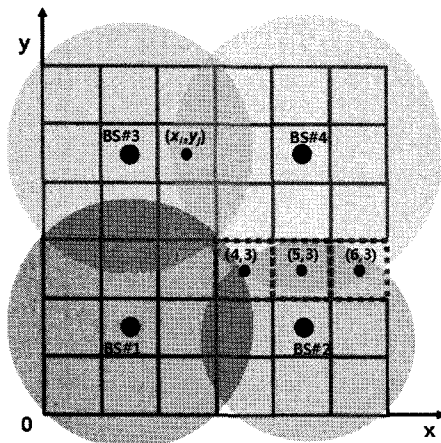


그림 6. 비교 알고리즘을 통한 MS 위치 추정을 위한 BS Cell model 예시

Sample point#	좌표		Pico-cell BS 별 접속 확률			
	X	Y	...	BS#2	...	BS#4
⋮	⋮	⋮	...	...	...	...
16	4	3	...	0.4	...	0.5
17	5	3	...	0.8	...	0.2
18	6	3	...	0.9	...	0.1
⋮	⋮	⋮	...	...	...	...

그림 7. 비교 알고리즘을 통한 MS 위치 추정 시 Training 단계에서 기 구축된 database의 예시

매칭 알고리즘은 그림 8의 순서도에서 보이는 것과 같이 MS가 Measurement 단계에서 BS의 Cell-ID Scan과 함께 수신한 GPS 좌표와 비교 알고리즘을 통해 얻은 MS의 예측된 위치 좌표를 이용하여 두 좌표 사이의 차이를 식 (5)를 통해 계산한다. 이 오차는 그림 9의 순서도와 같이 방법 선택 알고리즘으로 GPS 좌표와 Cell-ID를 이용하여 예측된 MS의 좌표 중 어느 좌표가 더 정확도가 높은 좌표인지 구분하는데 사용된다. 또한 본 논문에서 제안한 방법과 기존 방법들 간의 정확도 비교를 위해 필요한 MS의 실제 절대 위치는 MS가 접속된 BS의 Cell-ID와 MS가 Scan한 BS들의 Cell-ID를 기준으로 그 영역 내 MS가 위치 한 실제 좌표를 이용한다. GPS 신호가 나타내는 MS의 위치와 MS가 접속된 BS의 Cell-ID를 기반으로 접속된 BS의 위치, 그리고 본 논문이 제안하는 방법을 통한 위치의 오차는 식 (6), 식 (7), 식 (8), 식 (9)를 통해 얻어진 오차를 비교 하는 것으로 한다<sup>6)</sup>.

$$\begin{aligned} \text{GPS와 제안 방법간 차이} &= \sqrt{(Lat_G - Lat_p)^2 + (Lon_G - Lon_p)^2} \quad (5) \end{aligned}$$

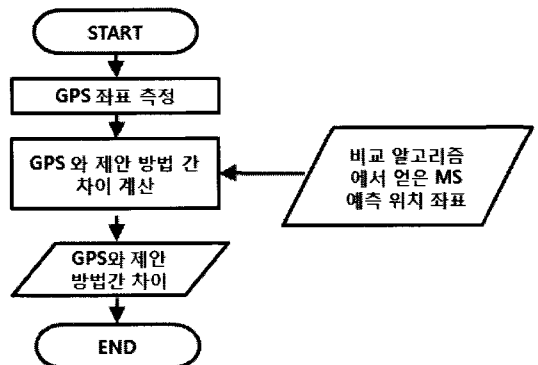


그림 8. 매칭 알고리즘 순서도

$$GPS \text{ 오차} = \sqrt{(Lat - Lat_G)^2 + (Lon - Lon_G)^2} \quad (6)$$

$$Cell-ID \text{ 오차} = \sqrt{(Lat - Lat_C)^2 + (Lon - Lon_C)^2} \quad (7)$$

$$Fingerprint \text{ 오차} = \sqrt{(Lat - Lat_F)^2 + (Lon - Lon_F)^2} \quad (8)$$

$$\text{제안방법오차} = \sqrt{(Lat - Lat_p)^2 + (Lon - Lon_p)^2} \quad (9)$$

- Lat : MS의 실제 절대 위도 좌표
- Lon : MS의 실제 절대 경도 좌표
- Lat<sub>G</sub> : MS에 측정된 GPS의 위도 좌표
- Lon<sub>G</sub> : MS에 측정된 GPS의 경도 좌표
- Lat<sub>C</sub> : MS가 접속한 BS의 위도 좌표
- Lon<sub>C</sub> : MS가 접속한 BS의 경도 좌표
- Lat<sub>F</sub> : Fingerprint 방법으로 추정된 MS의 위도 좌표
- Lon<sub>F</sub> : Fingerprint 방법으로 추정된 MS의 경도 좌표
- Lat<sub>p</sub> : 비교 알고리즘 통해 예측된 MS의 위도 좌표
- Lon<sub>p</sub> : 비교 알고리즘 통해 예측된 MS의 경도 좌표

방법 선택 알고리즘은 Pico-Cell Coverage가 일반적으로 50m임을 감안하여, Pico-Cell Coverage값을 정하고 매칭 알고리즘을 통해 얻은 차이와 Pico-Cell Coverage를 비교하여 두 방법간 차이가 작은 경우 GPS 기반 위치 좌표를 MS의 최종 예측 위치로 결정하고, Pico-Cell Coverage가 두 방법간 차이 보다 작은 경우 비교 알고리즘을 통해 얻은 MS의 예측 위치 좌표를 최종 예측 위치로 결정한다. 다음 절에서는 이와 같은 알고리즘들을 바탕으로 본 논문이 제안하는 방법의 성능을 기존 측위 방법들과 비교해 보고자 한다.

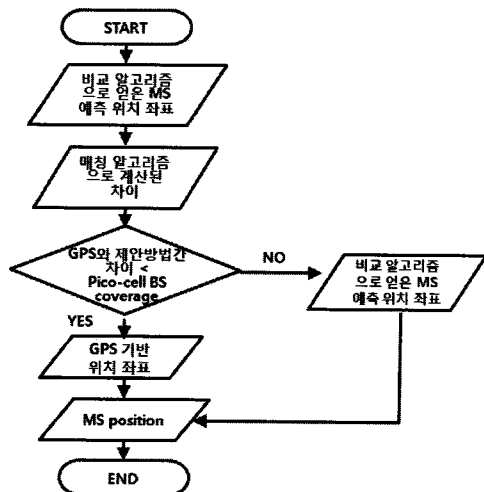


그림 9. 방법 선택 알고리즘 순서도

### Ⅲ. 성능 평가

성능 평가를 위해 가로 길이 50m, 세로 길이 100m의 공간에 반경 25m의 Coverage를 제공하는 Pico-Cell BS 6대가 10m의 중첩된 Coverage를 두고 일정한 간격으로 위치하고 있는 실내 모델을 사용한다. 모든 BS는 각 BS의 Coverage 영역 중앙에 위치한다. 본 논문에서 제안하는 측위 방법에 필요한 Training 단계는 각 Sample Point의 BS별 접속 확률을 실제 환경에서 테스트하는 대신 접속 가능성이 높은 BS의 확률을 그림 10과 같이 임의의 값으로 입력하였다. 또한 GPS 기반의 측위 방법과 Cell-ID 기반의 측위 방법을 본 논문에서 제안하는 측위 방법과 정확도를 비교하기 위해 실내의 환경을 편별하는 방법 선택 알고리즘이 필요하지 않으므로 방법 선택 알고리즘은 적용하지 않는다.

GPS에 의한 측위는 본 논문의 성능 평가에 사용하는 모델이 GPS 신호 수신에 어려운 실내임을 감안하여 영역 내에서 랜덤 좌표를 갖는 것으로 가정하였고, Cell-ID 기반 측위는 MS가 접속한 BS의 좌표를 이용

Sample point #	좌표		BaseStation					
	X	Y	BS1	BS2	BS3	BS4	BS5	BS6
1	1	1	1	0	0	0	0	0
2	1	2	1	0	0	0	0	0
3	1	3	1	0	0	0	0	0
4	1	4	0.4	0	0.6	0	0	0
5	1	5	0	0	1	0	0	0
6	1	6	0	0	1	0	0	0
7	1	7	0	0	0.4	0	0.6	0
8	1	8	0	0	0	0	1	0
9	1	9	0	0	0	0	1	0
10	1	10	0	0	0	0	1	0
11	2	1	1	0	0	0	0	0
12	2	2	1	0	0	0	0	0
13	2	3	1	0	0	0	0	0
14	2	4	0.3	0	0.7	0	0	0
15	2	5	0	0	1	0	0	0
16	2	6	0	0	1	0	0	0
17	2	7	0	0	0.6	0	0.4	0
18	2	8	0	0	0	0	1	0
19	2	9	0	0	0	0	1	0
20	2	10	0	0	0	0	1	0
21	3	1	0.7	0.3	0	0	0	0
22	3	2	0.6	0.4	0	0	0	0
23	3	3	0.4	0.6	0	0	0	0
24	3	4	0.2	0.3	0.3	0.2	0	0
25	3	5	0	0	0.6	0.4	0	0
26	3	6	0	0	0.6	0.4	0	0
27	3	7	0	0	0.3	0.2	0.2	0.3
28	3	8	0	0	0	0	0.4	0.6
29	3	9	0	0	0	0	0.4	0.6
30	3	10	0	0	0	0	0.6	0.4
31	4	1	0	1	0	0	0	0
32	4	2	0	1	0	0	0	0
33	4	3	0	1	0	0	0	0
34	4	4	0	0.7	0	0.3	0	0
35	4	5	0	0	0	1	0	0
36	4	6	0	0	0	1	0	0
37	4	7	0	0	0	0.6	0	0.4
38	4	8	0	0	0	0	0	1
39	4	9	0	0	0	0	0	1
40	4	10	0	0	0	0	0	1
41	5	1	0	1	0	0	0	0
42	5	2	0	1	0	0	0	0
43	5	3	0	1	0	0	0	0
44	5	4	0	0.3	0	0.7	0	0
45	5	5	0	0	0	1	0	0
46	5	6	0	0	0	1	0	0
47	5	7	0	0	0	0.6	0	0.4
48	5	8	0	0	0	0	0	1
49	5	9	0	0	0	0	0	1
50	5	10	0	0	0	0	0	1

그림 10. 성능 평가를 위한 Training 단계의 각 Sample Point / BS 별 접속 확률 database

하였다. 또한 RSSI를 이용한 Fingerprint 방법에 의한 측위는 BS간 Coverage가 중첩되는 지역과 중첩되지 않는 지역을 구분하여 각 지역에서의 Sample Point들은 모두 같은 RSSI를 갖는 것으로 간주하였다. 그리고 MS는 동일한 RSSI를 갖는 Sample Point들에서 랜덤하게 하나를 선택하여 MS의 좌표로 인식하는 것으로 가정하였다.

성능 평가를 위해 2500번의 측위 에러를 비교했으며, 평가 결과는 그림 11에서 보이는 바와 같이 순간 측위 에러가 GPS만을 이용한 방법의 경우 평균 37.72m, Cell-ID만을 이용한 방법의 경우 평균 12.21m, RSSI를 이용한 Fingerprint 방법의 경우 17.78m, 평균 제안 방법의 경우 평균 7.74m의 error가 발생하였다. 그림 11은 측위 에러를 500번 비교했을 때 순간 측위 에러를 보여준다. 최대 측위 에러는 GPS만을 이용한 방법의 경우 99.98m, Cell-ID만을 이용한 방법의 경우 23.788m, RSSI를 이용한 Fingerprint 방법의 경우 63.16m, 제안 방법의 경우 18.77m의 결과를 얻을 수 있었다.

그림 12는 2500 번의 시뮬레이션 결과에 대한 측위 에러의 누적 상대 빈도(Cumulative Relative Frequency : CRF) 비교로 GPS만을 이용한 방법의 경우 오차의 67%는 44.5m, 95%는 75.6m, Cell-ID만을 이용한 방법의 경우 오차의 67%는 14.4m, 95%는 19.7m, RSSI를 이용한 Fingerprint 방법의 경우 오차의 67%는 20.2m, 95%는 45.4m로 나타났다. 끝으로 제안 방법의 경우 오차의 67%는 9.1m, 95%는 16.2m로 성능이 향상됨을 확인 할 수 있다. 방법 선택 알고리즘의 성능 평가를 위해 가로 길이 50m, 세로 길이 100m의 공간에 반경 25m 의 Coverage를 제공하는

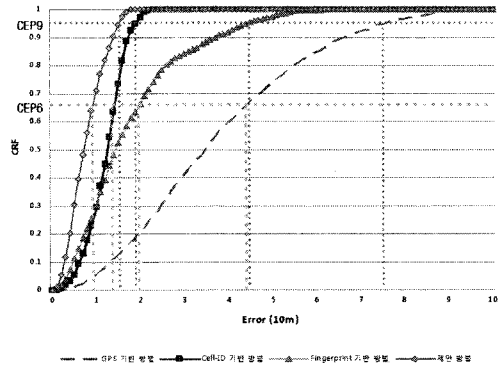


그림 12. 측위 오차의 CRF 비교

Pico-Cell BS 6대가 10m의 중첩된 Coverage를 두고 일정한 간격으로 위치하고 있는 모델에서 가로 길이 20m, 세로 길이 100m의 공간은 실외, 나머지 공간은 실내로 가정한 모델을 이용한다. 실외에서 GPS 방법은 MS의 실제 위치와 10m의 오차 범위를 갖도록 모델링 되었으며 그 외의 경우는 앞선 시뮬레이션과 같은 모델링을 적용하였다. Pico-Cell Coverage는 반경 25m로 고정된 것으로 가정하고, 2500번씩 100회 시뮬레이션 해본 결과, 방법 선택 알고리즘은 MS가 실외에 있는 경우 GPS 방법을 평균 1250회 선택, 실내에 있는 경우 제안 방법을 평균 1167.67회 선택하였다. 방법 선택 알고리즘이 GPS 방법을 선택한 경우 GPS 방법과 제안 방법 사이의 차이가 Pico-Cell Coverage보다 작기 때문에, MS의 실제 위치가 실외일 때 MS의 실제 위치를 기준으로 GPS 방법과 제안

표 1. 방법 선택 알고리즘 성능 평가 결과

MS 실제 위치	방법 선택 알고리즘 적용 결과	MS 실제 좌표, GPS, 제안 방법 정확도 비교	평균(회)	
			실외	실내
실외	GPS 방법 선택 (GPS/제안방법 차이 소)	제안 방법이 더 정확	396.9	1250
		GPS 방법이 더 정확	853.1	
	제안 방법 선택 (GPS/제안방법 차이 대)	제안 방법이 더 정확	0	0.59
		GPS 방법이 더 정확	0.59	
실내	GPS 방법 선택 (GPS/제안방법 차이 소)	GPS 방법이 더 정확	64.74	81.74
		제안 방법이 더 정확	17	
	제안 방법 선택 (GPS/제안방법 차이 대)	제안 방법이 더 정확	1166.96	1167.67
		GPS 방법이 더 정확	0.71	

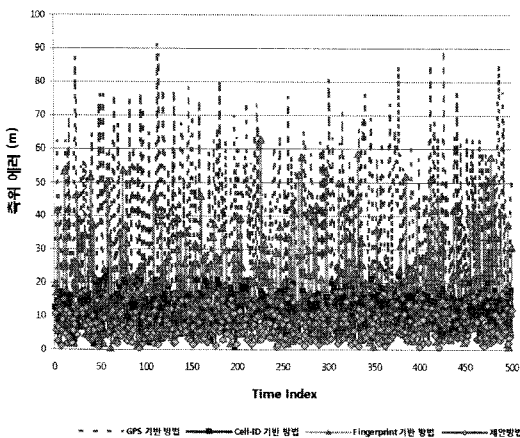


그림 11. 순간 측위 오차 비교

방법 간 정확도를 비교하여 제안 방법이 더 정확한 경우라도 방법 선택 알고리즘은 다수의 회수(평균 396.9 회)로 GPS 방법을 선택할 수 있다. 같은 이유로 MS의 실제 위치가 실내일 때 방법 선택 알고리즘은 평균 81.74회 GPS 방법을 선택한다.

#### IV. 결 론

Cell-ID 기반의 위치 측정 방법은 다른 무선 위치 측정 방법에 비해 저렴하고 구현이 용이한 장점이 있다. 하지만 다른 방법에 비해 정확도가 낮은 단점을 보완하고자 본 논문에서는 이를 개선하는 방법을 제안하였다. 실내 네트워크로 각광받고 있는 Pico-Cell 네트워크에서 MS가 접속할 수 있는 여러 BS들 중 BS별로 MS가 접속될 수 있는 확률을 이용하고 더불어 Cell-ID 기반 위치 측정 방법을 응용하여 새로운 접근 방법을 제시하였다. 기존의 위치 측정 방법과 성능 평가 비교 결과로, 순간 측위 오차는 GPS나 Cell-ID 기반 방법, RSSI 기반 Fingerprint 방법보다 제안 방법이 더 적은 오차를 보였고, 오차의 누적 상대 빈도 성능은 GPS나 Cell-ID 기반 방법, RSSI 기반 Fingerprint 방법 보다 제안 방법의 성능이 향상됨을 확인 할 수 있었다. 제안 방법은 저렴한 가격과 구현이 용이한 Cell-ID 기반 위치 측정에 정확도를 높이고, 또한 실내의 환경을 쉽고 정확하게 구분할 수 있으며 실내/실외 측위에 적용이 가능하다.

#### 참 고 문 헌

[1] 김광열, 박인환, 임이랑, 홍애란, 김진영, 신요안, “위치 기반 서비스의 최근 동향”, 한국통신학회, 한국통신학회지(정보와 통신), 제28권, 제7호, pp. 3-14, 2011.

[2] 여건민, 안지환, “LBS 기술 및 표준화 동향”, 한국 전자통신연구원, 전자통신동향분석, 제25권, 제6호, pp. 11-19, 2010.

[3] L. Pei, R. Chen, H. Leppakoski, and A. Perttula, “Indoor/outdoor Seamless Positioning Technologies Integrated on Smart Phone”, in Proc. of 2009 First International Conference on Advances in Satellite and Space Communications, *spacomm*, pp. 141-145, 2009.

[4] 김상일, 김환기, 이권우, 김화성, “차세대 HPS (Hybrid Positioning System) 기술 동향 및 향후 전망”, 한국통신학회, 한국통신학회지(정보와 통

신), 제28권, 제7호, pp. 44-51, 2011.

[5] 김학용, “무선랜 기반 위치 정보 서비스”, *Telecommunications Review*, 제16권, 제2호, pp. 188-202, 2006.

[6] S. Yeh, W. Hsu, M. Su, C. Chen, and K. Liu, “A Study on Outdoor Positioning Technology Using GPS and WiFi Networks”, in Proc. of Networking, Sensing and Control, pp. 597-601, 2009.

[7] F. Yang, and D. Aoshuang, “A Solution of Ubiquitous Location based on GPS and Wi-Fi ULGW”, in Proc. of Hybrid Intelligent Systems, pp. 260-263, 2009.

[8] 양철관, 심덕선, “LBS 측위 기술”, 대한전기학회, 전기의 세계, 제54권, 제5호, pp. 34-40, 2004.

[9] 김정태, “무선 측위 기술 조사 및 분석”, 대한전자공학회, 전자공학회논문지-TC, 제48권 TC편, 제2호, pp. 72-78, 2011.

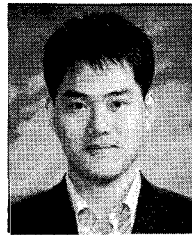
[10] M. Bshara, U. Oragner, and L. Van Biesen, “Tracking in WiMAX Networks Using Cell-IDs”, in Proc. of Mobile WiMAX Symposium, pp. 102-106, 2009.

[11] L. He, Z. Deng, and J. Huang, “Location based Services Combined with GPS and 3G Wireless Networks”, in Proc. of Service Operations and Logistics, and Informatics, pp. 542-545, 2008.

[12] Cello consortium report, Available at <http://www.telecom.ntua.gr/cello/documents/CELLO-WP2-VTT-D03-007-Int.pdf>

정 원 영 (Won-young Jeong)

정회원



2005년 2월 성균관대학교 정보통신공학부 졸업

2004년 12월~현재 삼성전자 네트워크 사업부 선임 연구원

2009년 3월~현재 성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과 석사과정

<관심분야> 무선통신, 네트워크 및 융합 서비스



이 태 진 (Tae-Jin Lee)

종신회원



1989년 2월 연세대학교 전자공  
학과 졸업 (학사)

1991년 2월 연세대학교 전자공  
학과 졸업 (석사)

1995년 12월 University of  
Michigan, Ann Arbor,  
EECS (M.S.E.)

1999년 5월 University of Texas, Austin, ECE  
(Ph.D.)

1999년 5월~2001년 2월 삼성전자 중앙연구소 채  
임 연구원

2001년 3월~현재 성균관대학교 정보통신공학부 부  
교수

<관심분야> 통신 네트워크 성능 분석 및 설계, 무  
선 LAN/PAN/MAN, ad-hoc/센서/RFID 네트워크,  
무선 통신 시스템, 광 네트워크