

실내 측위 결정을 위한 Fingerprinting Bayesian 알고리즘

정회원 이 장 재*, 권 장 우**, 정 민 이***, 이 성 로****

Fingerprinting Bayesian Algorithm for Indoor Location Determination

Jang Jae Lee*, Jang Woo Kwon**, Min A Jung***, Seong Ro Lee**** *Regular Members*

요 약

무선 네트워크 기반 실내 측위는 측위를 위한 특수 장비를 필요로 하지 않고, Fingerprinting 방식은 무선 네트워크 기반 측위를 위한 기술 중에서 가장 정확도가 높기 때문에 무선 네트워크 fingerprinting 방식이 가장 적당한 실내 측위 방법이다. Fingerprinting 방식은 준비 단계와 실시간 측위 단계로 구성되고 정확한 위치 측정을 위해 보다 효율적이고 정확해야 한다. 본 논문에서는 Fingerprinting 방식에 대한 베이지안 알고리즘으로 강력한 통계적 학습 이론인 베이지안 학습을 결합한 퍼지 군집화를 이용하여 실내 측위를 결정하는 알고리즘을 제안하였다.

Key Words : WLAN, 실내측위, Fingerprinting, Naive Bayesian Classifier, 퍼지 군집화

ABSTRACT

For the indoor positioning, wireless fingerprinting is most favorable because fingerprinting is most accurate among the technique for wireless network based indoor positioning which does not require any special equipments dedicated for positioning. The deployment of a fingerprinting method consists of off-line phase and on-line phase and more efficient and accurate methods have been studied. This paper proposes a bayesian algorithm for wireless fingerprinting and indoor location determination using fuzzy clustering with bayesian learning as a statistical learning theory.

I. 서 론

사용자의 사용 환경을 고려하여 걸 맞는 서비스를 제공하는 것을 상황인식(context-aware) 서비스라고 한다. 유비쿼터스(Ubiquitous)라는 시대적 흐름에 따라 상황(Context)을 고려한 응용 서비스들에 대한 요구가 증가하고 있다. 이러한 서비스들은 대부분 사용자의 현재 위치정보를 기반으로 하는 위치 기반 서비

스(LBS : Location Based Service)의 형태를 띠고 있다. 위치 기반 서비스의 예로 자동차 항법 시스템이 널리 사용되고 있다. 여기서 지리적 위치란 일반적으로 위도, 경도, 고도로 결정되는 지구상의 좌표를 일컫지만, 실내에 있는 사용자에게 제공되는 서비스인 경우에는 도면상의 X, Y, Z 좌표가 된다. 차량 네비게이션, 주변 시설물 정보 제공 서비스 등과 같은 위치 기반 서비스들은 대부분 사용자의 현재 위치 정보에 기

※ 이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 대학중점연구소지원사업으로 수행된 연구임(2009-0093828)

※ 본 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. D00280)

* 목포대학교 중점연구소(jjilee@mokpo.ac.kr), ** 경원대학교 컴퓨터공학과(jwkwon@kyungwon.ac.kr),

*** 목포대학교 컴퓨터공학과 (majung@mokpo.ac.kr), **** 목포대학교 정보전자공학과 (srlee@mokpo.ac.kr)

논문번호 : KICS2010-03-095, 접수일자 : 2010년 3월 8일, 최종논문접수일자 : 2010년 6월 9일

반하고 있어 보다 정확한 위치 측정을 요구하고 있다.

지난 몇 년 동안 사용자의 위치를 추적하는 여러 방법들이 제안되었다. 최근 가장 많이 쓰이고 있는 GPS(Global Positioning System)를 비롯해 지상파, 적외선, RFID(Radio Frequency Identification), 지그비(ZigBee)에 이르기까지 여러 측위 수단과 세부적인 내용들이 활발하게 연구되고 있다. 하지만 이러한 위치 측위 기술들은 대부분 실외에서만 사용할 수 있거나 실내에서 사용할 수 있더라도 추가적으로 많은 장비 및 설치비용이 필요한 단점을 가지고 있다.

이에 반해 최근 새로운 실내 위치 측위 방법으로 무선랜(WLAN : Wireless Local Area Network)을 사용하는 방법이 대두되고 있다. 무선랜은 현재 가장 널리 쓰이고 있는 무선 통신 방식 중 하나로 이미 여러 분야에서 안정성이 검증되어 있다. 곳곳에 설치되어 있는 무선 인터넷 망을 활용하여 실내 위치를 식별하기 때문에 적은 비용으로도 시스템을 구축할 수 있으며 외부 인터넷 연결이 용이한 AP(Access Point)를 활용하기 때문에 위치 측정과 동시에 인터넷 통신도 사용할 수 있다¹⁾. 위치 측정 수단으로 무선랜 신호 전파의 신호 강도(Signal Strength), 도착 시간 차(TDOA : Time Difference of Arrival), AOA(Angle of Arrival)등을 사용하며 약 5m 정도의 오차 범위로 위치 측정이 가능하다²⁾.

실내 측위 방법들은 측위를 위한 특수 장비와 환경을 갖추어야 한다. 특수 장비를 갖추려면 상응하는 비용을 투자해야 할 뿐만 아니라 장비가 설치되어 있지 않은 곳에서는 적용할 수 없다는 단점이 있다. 그래서 측위를 위한 특수 장비가 전혀 필요 없는, 무선 랜을 이용하는 방식이 이미 여러 곳에서 발표된 바 있다. 무선 랜을 이용하는 여러 가지 방법 중 RADAR 시스템이 채용한 바와 같이 finger-printing 방식을 채용하는 방식이 가장 효율적인 것으로 알려져 있다. 따라서 본 논문은 측위를 위한 특수 장비를 전혀 사용하지 않고 무선 랜을 위하여 기존에 설치된 AP를 사용하면서 나이브 베이지안 분류기(Naive Bayesian Classifier)를 이용하여 객관적인 퍼지 군집화를 적용한 finger-printing 방식 알고리즘을 제안하였다. 그리고 제안한 알고리즘의 성능평가를 실시하였다.

II. 무선랜 실내 위치 측위 방법

2.1 관련 연구

최근 미국, 유럽 등 많은 국가에서 무선랜 실내 위치 측위에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 대표적

으로 Intel사에서 진행 중인 PlaceLab 프로젝트는 기본적으로 무선랜 신호 값에 기반하여 위치를 측정한다. 그리고 한 단계 더 나아가 GSM, 블루투스, RFID 등과 같은 최신 네트워크 인프라를 구축하여 보다 정확한 위치 추적 방법을 연구 중에 있다³⁾. 유럽의 교통약자들은 위한 ASK-IT 프로젝트에서는 홈 서비스, 실내 안내 등을 제공할 때 무선랜 네트워크를 변형한 MOTE 센서 네트워크를 이용한 실내 위치 측정방법을 연구하고 있다. 이외에도 무선 신호의 전파 모델(Propagation model)과 계산된 지점과 가장 가까운 곳을 선택하는 Nearest Neighbor 기법을 이용한 RADAR 시스템 등이 있다⁴⁾. 현재 상용화되어 판매 중인 시스템으로 Ekahau RTLS(Real-Time Location System), AeroScout Visibility System 등이 있다.

이러한 연구들에서 많은 구체적인 측위 방법들을 제시 하였지만 크게 두 가지 방법으로 요약할 수 있다. 첫 번째로 GPS에서도 사용되고 있는 삼각 측량법과 Cellular망과 같이 격자 형태로 지역을 분할하여 셀(Cell)단위로 위치를 측정하는 Finger-printing 방식이 있다. 본 논문에서는 확률론적 모델링에 의한 위치 추정 방법으로 노이즈 및 주위 환경 정보를 위치 추적을 위한 정보로 활용하는 Fingerprinting 방식을 사용하였다.

2.2 Fingerprinting 방식

Fingerprinting은 경험적인 데이터에 기반한 방법으로써 먼저 위치를 측정하고자 하는 지역을 셀 형태로 나누어 각 셀에 대한 신호 값을 조사하여 저장해 놓은 다음 실제 측위 시 저장된 값과 비교하여 위치를 결정하는 방법이다.

Fingerprinting 방식은 그림 1과 같이 수행된다. 데이터 수집단계에서는 위치 측위 대상 지역을 셀 형태로 나누어 각 셀 별로 신호 강도 데이터를 기반으로 특정 알고리즘을 사용하여 실제 위치를 결정한다.

이 방법은 특정 지역에 대한 신호 특성 값을 추출하기 때문에 주위 환경 특성을 반영한 신호 값을 저장할 수 있으며 주위 환경이 크게 변하지 않는 한 그 지역에 대한 신호 특성 값은 대체로 일정하게 유지되기 때문에 저장된 신호 값과 현재 특정된 신호 값의 비교를 통하여 보다 정확한 위치 측정이 가능하다. 또한 삼각 측량법과 달리 AP의 위치, 맥 어드레스, 안테나 속성과 같은 장치 의존적인 정보를 알고 있을 필요가 없이 어떤 AP라도 위치 측정에 사용할 수 있다. 한편 신호를 수집하는데 필요한 시간이 위치 측정 대상 지역의 규모와 분할된 셀에 비례하므로 실제 위치 측위

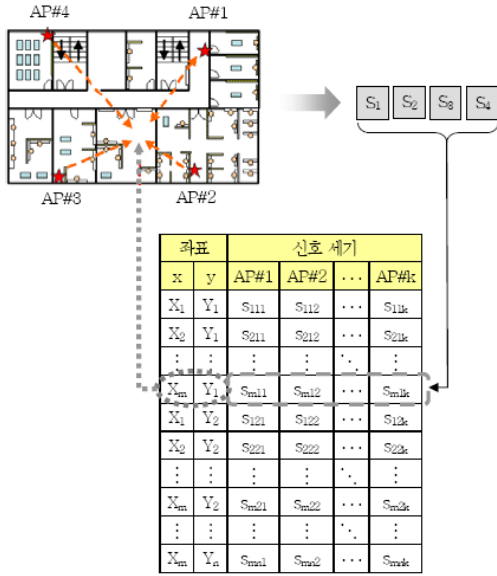


그림 1. Fingerprinting 방식에 의한 측위

단계 전에 많은 사전 작업이 요구되며 수집된 신호는 주변 환경에 대한 특성을 반영하고 있기 때문에 주변 환경이 바뀌면 새로 데이터 수집을 해야 하는 단점이 존재한다. 하지만 일부 셀에서만 신호 데이터를 수집하고 보간법을 사용하여 나머지 셀들에 대한 신호 정보를 생성하는 방법으로 이러한 단점을 일부분 보완할 수 있다⁵⁾.

III. 베이지안 알고리즘

본 논문에서 Fingerprinting 기법으로 수집된 신호 강도의 데이터를 베이지안 학습의 사후 확률 분포를 이용한 NBC를 사용하여 객관적인 퍼지 군집화(Fuzzy Clustering)의 유사도 행렬을 구하여 실내 측위를 추정하는 알고리즘을 제안하였다.

3.1 후보지점을 위한 퍼지 시스템

Fuzzy 군집해석에서는 한 지점이 하나의 군집에만 포함되는 것이 아니라 정도의 차이를 가지고 여러 개의 군집에 포함된다. 따라서 어떤 군집의 경계에 위치하는 지점은 군집의 중심에 있는 지점보다 더 작은 영향력으로 그 군집에 속하게 된다. 퍼지 군집화에서는 군집화를 위한 유사도 정보를 갖는 분할 행렬 U 을 구한다. U 의 각 원소인 u_{im} 는 개체 i 가 집단 m 에 속하게 될 멤버 함수값을 나타낸다⁶⁾. 일반적으로 u_{im} 는 다음의 조건식을 만족한다⁷⁾.

$$u_{im} \in [0, 1], \sum_{i=1}^M u_{im} = 1 \quad (1)$$

즉 한 개의 개체에 대한 모든 가능한 군집에 대한 소속 가능도의 합은 1이 된다.

$$\mathcal{J}(U, v_1, \dots, v_m) = \sum_{i=1}^n \sum_{m=1}^M (u_{im})^t d^2(x_i, v_m) \quad (2)$$

위 식에서 $v_m = (v_{ma})$ ($m = 1, \dots, M, a = 1, \dots, p$)는 집단 m 의 중심값을 나타내고 $x_i = (x_{ia})$ ($i = 1, \dots, n, a = 1, \dots, p$)는 i 번째 개체를 나타낸다. 그리고 $d^2(x_i, v_m)$ 는 x_i 와 v_m 간의 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 나타낸다. t 은 1에서 ∞ 까지의 값을 가지고 군집화의 퍼지화(fuzziness) 정도를 결정한다⁸⁾. 즉 식 (2)을 최소화하는 U 와 v_1, \dots, v_m 을 결정하여 주어진 학습 데이터를 군집화 한다.

3.2 나이브 베이지안 분류기

베이지안 분류기는 주어진 학습데이터의 각 개체가 특정 클래스에 속할 확률을 예측해 주는 통계적 분류기이다. 특히 베이지안 분류기는 대용량 데이터로부터 분류모형을 수행해야 하는 데이터 마이닝 분야에 적용되어 좋은 결과를 제공해 주고 있다. 이는 NBC라고 불리는 베이지안 분류 모형에서는 각 입력 변수들 간의 독립을 가정하여 사후확률을 계산하기 때문이다. 사후 확률은 다음 식과 같은 베이즈 정리에 의해 구해진다.

$$P(CP_i|X) = \frac{P(X|CP_i)P(CP_i)}{P(X)} \propto P(X|CP_i)P(CP_i) \quad (3)$$

식(3)에서 X 는 실시간 측정 단계에서 실측하여 얻은 AP들의 신호 강도에 대한 입력벡터, (x_1, x_2, \dots, x_n) 를 나타내고, CP_i 는 m 개의 후보지점의 수, $(CP_1, CP_2, \dots, CP_m)$ 중에서 i 번째 후보지점을 나타낸다. 위 식에서 입력벡터의 차원 k 가 커지면 속성들 간의 연관성이 존재할 수 있기 때문에 $P(X|CP_i)$ 의 계산 비용이 커지게 된다. NBC에서는 이러한 계산 비용을 최소화하기 위하여 속성들 간의 조건부 독립성(conditional independence)가정을 한다. 이 가정은 각 속성의 값들이 다른 속성의 값과 조건 독립으로써 속성들 간에 종속 관계가 존재하지 않는다는 것을 의미한다. 따라서 $P(X|CP_i)$ 는 다음 식과 같이 간단히

계산 될 수 있다.

$$P(X|CP_i) = \prod_{j=1}^n P(x_j|CP_i) \quad (4)$$

본 논문에서는 식 (4)의 $P(\cdot)$ 의 확률 구조를 가우시안 분포(Gaussian distribution)로 하였다. 이는 대부분의 데이터들이 평균이 표본수의 증가에 따라 가우시안 분포로 접근(convergence)하는 중심극한 정리(Central limit theorem)에 의하기 때문이다. 본 논문에서 사용되는 NBC는 베イズ 정리를 이용하여 신호 강도 X 를 다음의 조건을 만족하는 CP_i 에 할당한다.

$$P(X|CP_i)P(CP_i) > P(X|CP_j)P(CP_j) \quad (5)$$

for $i \leq j \leq m, i \neq j$

즉, X 는 m 개의 후보지점 중에서 가장 큰 사후 확률값을 갖게 되는 후보지점으로 할당된다.

3.3 베이시안 퍼지 군집화

학습 데이터(training data)의 각 개체가 특정 군집에 속할 퍼지 멤버 함수를 나타내는 퍼지 군집화의 분할 행렬 U 의 각 원소는 식 (1)로부터 확률과 같은 구조를 갖게 됨을 알 수 있다. 본 논문에서는 주어진 데이터로부터 나이브 베이시안 학습을 통한 최종 사후 확률 분포의 확률값으로서 퍼지 군집화를 위한 분할 행렬 U 을 결정하였다. 퍼지 군집화를 위한 나이브 베이시안 학습에 사용되는 데이터 구조는 다음 식과 같다. 식 (6)은 전체 n 개의 강도 데이터 중에서 i 번째 데이터에 대한 구조를 나타내고 있다⁹⁾.

$$\{x_i^{(1)}, \dots, x_n^{(i)}\} \sim \text{iid sample from } \pi_i = N(\theta_i, \Sigma_i) \quad (6)$$

즉, $x_i^{(1)}, \dots, x_n^{(i)}$ 는 π_i 분포를 따르는 집단 i 로부터 추출된 N_i 개의 표본 데이터라고 가정한다. 위 식에서 'iid sample'는 임의 표본(random sample)을 의미한다. 또한 π_i 는 평균 벡터 θ_i 와 분산-공분산 행렬 Σ_i 를 갖는 가우시안 분포라고 가정한다. 식 (6)의 데이터 구조로부터 각 집단의 사전 확률 분포(prior probability distribution)도 역시 가우시안 분포로 결정하였다. 이는 베이시안 학습의 사후 확률 분포의 계산을 쉽게 할 수 있는 공액 분포(conjugate distribution)의 특성을 이용하기 위함이다. 주어진 학습 데이터에 대

한 분포인 우도 함수(likelihood function)도 마찬가지로 가우시안 분포로 결정하였다. 따라서 군집화의 최종 U 의 원소인 퍼지 멤버함수를 결정하기 위한 사후 확률 분포의 구조도 가우시안 분포가 된다. 다음은 NBC을 이용한 퍼지 군집화의 분할 행렬 U 의 원소인 퍼지 규칙을 생성하는 알고리즘이다.

[NBC를 이용하여 퍼지 군집화를 적용한 fingerprinting 알고리즘]

step1. 분포의 결정

사전 확률 분포의 결정 : $N(\theta_i, \Sigma_i)$

~ Conjugate distribution(Gaussian)

학습데이터의 우도 함수 결정 : $(x|\pi_i)$

~ Gaussian distribution

step2. 사후 확률 분포의 계산

$$p(x \in \pi_i | x) = \frac{p(x \in \pi_i) p(x | \bar{x}_i, \Sigma_i^{-1}, \pi_i)}{\sum_{j=1}^m p(x | \bar{x}_j, \Sigma_j^{-1}, \pi_j) p(x \in \pi_j)}$$

~ Gaussian distribution

step3. 후보지점 결정을 위한 최종 퍼지 규칙의 결정
후보지점 결정을 위한 최종 퍼지 규칙의 결정

$$u_{im} = p(x \in \pi_i | x)$$

최종적으로 데이터에 대한 후보지점 결정은 다음 식과 같이 각 개체에 대한 최대 멤버함수 값을 갖는 후보지점으로 결정한다.

$$\max_{i \in \{1, 2, \dots, m\}} p(x \in \pi_i | x) \quad (7)$$

위의 식 (7)은 확률 구조이기 때문에 퍼지 군집화의 조건인 식 (1)을 만족하게 된다.

3.4 제안한 알고리즘의 요약

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 다음과 같이 요약 할 수 있다.

step1. 학습 데이터의 수집

(1-1) 실시간 측정 단계에서 실측하여 얻은 $k=4$ 개의 AP들의 신호 강도들을 $m=25$ 개의 후보지점으로 (그림2)와 같이 fingerprinting 방식으로 데이터를 수

집한다.

step2. 후보지점에 대한 분포

(2-1) m=25개의 후보지점에 대한 신호강도들의 평균(\bar{x})과 표준편차(s) 계산

$$\begin{aligned}
 CP_1 &= (\bar{x}_{11}, s_{11}^2), (\bar{x}_{12}, s_{12}^2), (\bar{x}_{13}, s_{13}^2), (\bar{x}_{14}, s_{14}^2) \\
 CP_2 &= (\bar{x}_{21}, s_{21}^2), (\bar{x}_{22}, s_{22}^2), (\bar{x}_{23}, s_{23}^2), (\bar{x}_{24}, s_{24}^2) \\
 &\vdots \\
 CP_m &= (\bar{x}_{m1}, s_{m1}^2), (\bar{x}_{m2}, s_{m2}^2), (\bar{x}_{m3}, s_{m3}^2), (\bar{x}_{m4}, s_{m4}^2)
 \end{aligned}$$

위의 m개의 후보지점에 대한 각각의 평균과 분산을 이용하여 사후확률 분포로 사용할 가우시안 분포의 모수를 결정한다.

(2-2) 각 후보지점에 대한 가우시안 분포 $P(CP_j)$ 결정

$$P(x|CP_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} s_{CP_j}} e^{-\frac{(x - \bar{CP}_j)^2}{2s_{CP_j}^2}}$$

\bar{CP}_j : j번째 후보지점의 평균, $j = 1, 2, \dots, m$

$s_{CP_j}^2$: j번째 후보지점의 분산, $j = 1, 2, \dots, m$

step3. NBC를 이용한 후보지점 결정

(3-1) $P(CP_i)$ 의 계산

$$P(CP_i) = \frac{N_i}{N}$$

N: 후보지점에 속한 신호 강도 데이터 수들의 총합

N_i : i번째 후보지점의 신호 강도 데이터 수

(3-2) 사후확률의 계산

실시간 측정단계에서 측정된 4개의 AP에 대한 신호강도를 x 라 하면 $x = (x_1, x_2, x_3, x_4)$ 로 배열된다.

$$P(CP_i|x) = \frac{P(x|CP_i)P(CP_i)}{P(x)} \propto P(x|CP_i)P(CP_i)$$

Step (2-1)에서 25개의 후보지점에 대한 각각의 평균과 분산을 이용하여 최종 근집화를 위한 NBC의 사후 확률분포는 다음과 같이 구한다.

$$\begin{aligned}
 P(x|CP_j)P(CP_j) &= \prod_{i=1}^4 P(x_i|CP_j)P(CP_j) \\
 j &= 1, 2, \dots, 25 \quad (8)
 \end{aligned}$$

(3-3) 신호 강도 데이터에 대한 후보지점 결정

$$\max_{arg i \in \{1, 2, \dots, m\}} P(CP_i|x)$$

위의 3단계의 과정을 거쳐서 최종적으로 신호 강도 데이터 x 는 후보지점들 중에서 사후확률이 가장 큰 후보지점을 할당한다.

결론적으로 식 (8)을 통하여 실시간 측정단계에서 측정된 4개의 AP에 대한 신호강도 x 에 대한 25개 후보지점에 대한 사후 확률 $P(CP_1|x), P(CP_2|x), \dots, P(CP_{25}|x)$ 을 구하게 된다. 그리고 이들 3개의 사후 확률 값을 보고 실시간에 측정된 신호강도 x 을 가장 큰 사후 확률 값을 갖는 후보지점에 할당하게 된다.

IV. 성능평가 실험 및 결과

4.1 실험 장소

실험 장소는 그림 2에서 보이는 목포대학교 공과대학 3층의 301호 강의실이다. 24m×32m인 301강의실에 2m 간격으로 각 후보지점들(그림 2)와 같이 바둑판모양으로 4개의 AP로부터 1초 간격으로 100회 반복하여 측정하였고 실험시간은 오후 10시 이후에 측정하였다. 실험 장비는 Samsung SENS Q70, NetStumbler 프로그램, AP 3개를 이용하였다. 각 AP로부터 수신된 신호강도 값을 연속된 그래프와 값으로 측정되었으며 fingerprint 방식으로 데이터베이스화 하였다.

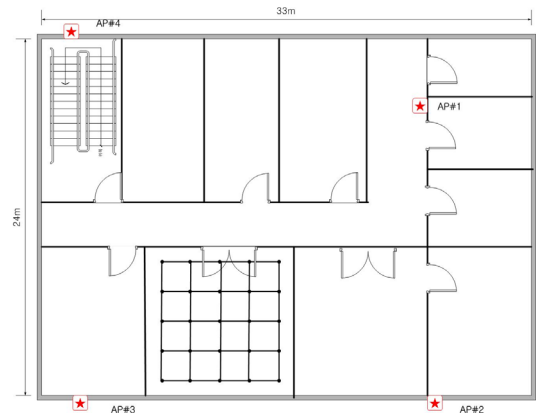


그림 2. 실험 장소

4.2 실험 결과

지금까지 발표된 지문방식(fingerprinting) 알고리즘에는 1-NN 방법, 신경망 방법 등이 널리 사용되고 있다. 이들 알고리즘 방법은 위치 결정에 있어서 확실적인 방법으로 제안한 알고리즘과 연관성이 있다. 각 후보지점에서 준비단계에 채취한 샘플의 수를 변화하면서 기존에 발표된 1-NN, 신경망 알고리즘 방법과 함께 제안한 알고리즘 방법을 실행하여 정확성을 비교하여 그림 3과 같은 결과를 얻었다. 샘플의 수에 따른 평균거리오차를 측정된 결과 샘플의 수가 작을 때는 알고리즘간의 성능이 차이가 있었지만 샘플의 수가 커질 때는 그 차이는 크게 나지 않았다. 따라서 샘플의 최대 크기는 100으로 설정하였다. 샘플의 수가 10개일 때, 제안한 알고리즘 방법이 다른 방법들보다 훨씬 더 정확하였다. 그러나 그 차이는 샘플의 수가 증가할수록 감소하여 샘플의 수가 50일 때 정확도 면에서 세 가지 방법이 거의 모두 비슷하였고 샘플의 수가 100일 때 정확도 면에서 제안한 알고리즘 방법보다 다른 방법들보다 정확하였으나 그 정확도의 차이는 큰 차이라고 보기 어렵다.

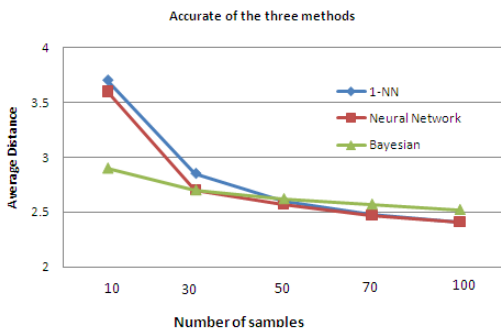


그림 3. 샘플의 수와 세 가지 방법의 정확도

V. 결 론

실내 측위 방법 중에서 무선 네트워크를 사용하는 방법은 측위를 위한 특수 장비를 필요로 하지 않기 때문에 최근에 각광을 받고 있다. 무선 네트워크를 이용하는 방법 중에는 fingerprinting 방식이 가장 정확하다고 알려져 있다. 본 논문은 Fingerprinting 방식으로 수집된 신호 강도에 대한 데이터를 베이지안 학습의 사후 확률 분포를 이용한 NBC를 사용하여 퍼지 군집화의 유사도 행렬을 구하여 실내 측위를 추정하는 알고리즘을 제안하였다.

제안하는 방법과 기존의 방법들과의 정확도를 비교하는 실험을 실시하였다. 제안하는 방법이 기존 방법보다 샘플의 수가 작을 때 정확하고 효율적인 알고리즘임을 알 수 있었다.

MCMC에 의한 베이지안 분류기를 이용하여 향후 더 정확한 위치 측위 결과를 얻을 수 있는 연구가 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] T. Roos, P. Myllymaki, H. Tirri, P. Misikangas, J. Sievanen, A Probabilistic Approach to WLAN User Location Estimation, Int. J. Wireless Inform. Network, Vol.9, 2002.
- [2] V. Patmanathan, Area Localization using WLAN, KTH Electrical Engineering, XR-EE-KT 2006, 2006.
- [3] A. LaMarca, Y. Chawathe, S. Consolvo, J. Hightower, I. Smith, J. Scott, T. Sohn, J. Howard, J. Hughe, F. Potter, J. Tabert, P. Powledge, G. Borriello, B. Schilit, Place Lab: Device Positioning using Radio Beacons in The Wild, Pervasive Computing, Vol.3468, 2005.
- [4] P. Bahl and V.N. Padmanabhan, RADAR: An In-Building RF-based User Location and Tracking System, Proc. IEEE Computer and Communications Societies, Vol.2, 2000.
- [5] B. Li, Y. Wang, H.K. Lee, A. Dempster, C. Rizos, A New Method for Yielding a Database of Location Fingerprints in WLAN, IEEE Proceeding, Vol.152, 2005.
- [6] J. C. Bezdek, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum, 1987.
- [7] R.J. Hathaway, J.C.Bezdek, Switching Regression Models and Fuzzy Clustering. IEEE Transaction on Fuzzy Systems, 1993.
- [8] H.J. Zimmermann, Fuzzy Set Theory and Its Application, Kluwer Academic Publishers Group, 2003.
- [9] J.S. Liu, J.L. Zhang, M.L. Palumbo, C.E. Lawrence, Bayesian Clustering with Variable and Transformation Selections, Bayesian Statistics 7, 2003.

이 장 재 (Jang-Jae Lee)

정회원



2000년 2월 조선대학교 전산
통계학과
2002년 2월 조선대학교 전산
통계학과 석사
2007년 2월 조선대학교 전산
통계학과 이학박사
2009년 12월~현재 목포대학교
중점연구소 연구교수

<관심분야> 센서 네트워크, 실내 측위, 데이터 마이닝

정 민 아 (Min-A Jung)

정회원



1992년 2월 전남대학교 전산통
계학과
1994년 2월 전남대학교 전산
통계학과 석사
2002년 2월 전남대학교 전산
통계학과 박사
2005년 3월~현재 목포 대학교

컴퓨터공학과 조교수

<관심분야> 데이터베이스/데이터마이닝, 생체인식시
스템, 무선통신응용분야(RFID, USN, 텔레메틱
스), 임베디드시스템

권 장 우 (Jang-Woo Kwon)

정회원



1990년 2월 인하대학교 전자
공학과
1992년 2월 인하대학교 전자
공학과 석사
1996년 2월 인하대학교 전자
공학과 박사
1998년~2009년 동명대학교 컴

퓨터 공학과 부교수

2010~현재 경원대학교 컴퓨터공학과 교수

2006~현재 정보통신산업진흥원 인력양성단장

<관심분야> 인력양성정책, 공학인증, 공학교육

이 성 로 (Seong-ro Lee)

정회원



1987년 2월 고려대학교 전자
공학과

1990년 2월 한국과학기술원 전
기 및 전자공학과 석사

1996년 8월 한국과학기술원 전
기 및 전자공학과 박사

2005년 3월~현재 목포대학교

정보공학부 정보전공학전공 부교수

<관심분야> 디지털통신시스템, 이동 및 위성통신시
스템, USN/텔레메틱스응용분야, 임베디드시스템,
생체인식시스템