

무선 LAN 환경에서의 위치기반 알리미

Location Based Reminder on the Wireless LAN Environment

홍인표, Inpyo Hong*, 박세진, Sejin Park*, 김민구, Minkoo Kim**
{ntnpluso*, gnoses*, minkoo**}@ajou.ac.kr

아주대학교 정보통신 전문대학원 정보통신학과*, 아주대학교 정보통신 공학부**

요약 유비쿼터스 컴퓨팅에 대한 관심이 높아지면서, 위치인식기술의 중요성이 대두 되고 있다. 기존에 많이 이용 되어 왔던 위치인식기술에는 인공위성을 이용한 GPS, 초음파를 이용한 Cricket, 적외선을 이용한 Active Badge, RF를 이용한 RFDAR등이 있다. 하지만 이러한 기술들은 시스템을 위해 기반 시설을 전제 조건으로 하기 때문에 이용에 어려움이 따른다. 기존의 위치인식기술의 단점을 보완하기 위한 방법으로 제시된 것이 GSM과 무선 LAN을 이용한 위치인식기술들이다. 현재는 차량용 네비게이션, 물류시스템의 상품 운반 현황 추적 등 위치인식기술을 바탕으로 한 다양한 서비스들이 상용화되어 가고 있다. 상용화된 서비스들의 특성에 따라 개인화된 위치 정보를 필요로 하는 것들이 많아 지고 있으며, 개인화된 정보를 획득하고 이를 서비스에 적용하려는 시도가 여러 곳에서 진행 중이다. 개인화된 정보를 얻기 위해서는 사람이 이해하고 사용할 수 있는 장소라는 개념을 확보해야 하며, 인공지능적인 기술들을 필요로 하게 된다. 본 논문에서는 기반시설(AP: Access Point)이 충분한 무선 LAN을 이용하여 위치인식 기술에 대해 연구하였다. 기존의 무선 LAN 장비를 통하여 얻어진 위치 데이터를 가공하여 검색 기술의 고전적인 방법인 벡터 유사도와 확률 기반 유사도를 적용하여 인식률의 추이를 실험해 보고, 인식률 증가를 위한 방법들을 모색해 보겠다. 또 위치기반 알리미를 통하여 개인화 정보에 대한 적용 방향에 대해 연구해 보고자 한다.

핵심어: 위치 인식, 무선 LAN, 신경망, 인공지능

1. 서론

현재 가장 각광 받고 있는 위치 인식 기술은 GPS이다. GPS는 3개 이상의 인공위성이정확한 시간과 거리를 측정하여 3각 측량법을 이용하여 현 위치를 정확히 계산하는 방법이다. 하지만, GPS 수신기가 필요하고, 실내에서는 그 측량이 거의 불가능 하며, 1~3m 이내의 정밀 측정이 불가능하다는 단점이 있다. 삼각 측량법 역시 기준이 되는 세 점의 좌표를 미리 알아야 한다는 단점을 가지고 있다. 다른 위치 인식 기술은 신호를 수신하여 위치를 측정하게 되는데, 이러한 기술은 단순히 신호 세기가 곧 거리라는 이론으로 신호에 대한 간섭이나, 지역적인 특징(건물 구조, 구조물의 재질)을 무시하는 문제점을 가지고 있다.

본 연구는 21세기 프론티어 연구개발사업의 일환으로 추진되고 있는 정보통신부의 유비쿼터스컴퓨팅및네트워크원천기반기술개발사업의 지원에 의한 것임

신호의 세기를 통해 위치 인식을 하는 방법중의 하나가 무선 LAN의 AP(Access Point)의 신호를 이용하는 방법이다. 무선 LAN 기반의 위치 인식 기술은 이미 많은 기반 시설(AP)를 가지고 있어 기반 시설 투자비가 낮지만, 무선 LAN의 특성상 복잡한 지역에 다수가 설치되어 있는 경우가 많아 구조에 대한 신호의 간섭과 잡음이 많을 수 있다. 이를 해결하기 위해 알리미의 위치인식 서비스는 특정지역에서 수집한 신호를 채집하여, 군집화 방법인 K-means를 통하여 신호 데이터를 분류하는 방법을 통해 잡음의 제거와 신호의 세기가 곧 거리를 나타낸다는 이론적인 단점의 극복을 모색할 수 있다.

위치라는 개념은 경도와 위도 같은 단순히 좌표로만 표현되는 논리적인 의미와 사람이 이해할 수 있는 지명, 상호와 같은 물리적인 의미로 나누어 볼 수 있다. 실제 GPS나 초음파, 적외선 센서 등을 통하여 얻는 데이터는 논리적인 의미

의 위치라 할 수 있겠다. 논리적인 의미의 위치를 사람이 이해할 수 있는 물리적인 의미의 위치로 변경하는 방법(예 : 동경 132도, 북위 37도 = 독도)으로는 단순하게 지도의 정보와 대응되게 하는 방법이 있다. 하지만 지도만을 사용하는 경우 사람이나 단체가 임의로 지정한 개인적인 위치(예 : 우리 집, 학교)는 이러한 방법으로 찾을 수 없게 된다. 따라서 위치인식, 변환의 문제는 위치 기반 응용 프로그램에서 해결해야 할 가장 큰 문제이다.

개인적인 위치를 파악하기 위해서는 사람의 행동을 관찰할 필요가 있다. 사람의 이동을 관찰하다 보면 특정 지역에서 오랜 시간 동안 멈추는 지역이 생기게 된다. 만일 특정 지역에서 오랜 시간 동안 멈추어 있게 된다면 그 위치는 사람이 어떤 용무로 멈추어 있다는 것을 의미하고, 곧 그 지역은 의미를 가지는 장소로 생각할 수 있다. 이를 위해 전통적인 군집 방법과 신경망을 통하여 모아진 저 수준의 데이터를 데이터 마이닝, 패턴 인식 등 인공지능적 기술들을 사용하여 장소라는 개념으로 확장하도록 하겠다. 이렇게 얻어진 장소는 사무실, 복도, 계단 등 위치에 따라 변하는 지역 특성별 인식률과 도착, 출발, 경유 등 사람의 행동에 따라 변하는 상황별 인식률을 알려미를 통하여 평가하도록 하겠다.



2. 관련 연구

2.1 위치인식 기술의 연구 동향

위치 인식 기술의 연구를 나누어 보면 매크로 위치 인식 기술과 마이크로 위치 인식 기술, Ad-hoc 위치 인식 기술로 나누어 볼 수 있다. 매크로 위치 인식 분야는 광범위한 영역에서의 위치 인식을 연구하는 분야이고, 마이크로 위치 인식 분야는 매크로 위치 인식 기술로 적용할 수 없는 실내 또는 도심지와 같은 건물 밀집 지역 등을 대상으로 하고 있다. 그리고, Ad-hoc 위치 인식 분야는 임시로 구성되는 Ad-hoc 네트워크 또는 센서 네트워크 영역에서 활용되고 있다.



2.1.1 매크로 위치 인식 기술

매크로 위치 인식 기술은 그 대상이 광범위한 지역을 대상으로 하기 때문에 거시적인 결과가 필요한 서비스들에서 사용되고 있으며, 그 특성으로 인해 실내나, 건물 밀집 지역과 같은 대상 범위보다 좁은 지역에서의 정확도가 떨어진다. 대표적인 기술은 GPS(Global Positioning System)가 있다.

GPS는 지구 궤도상의 24개의 인공위성과 인공위성 관제 센터, 그리고 사용자의 GPS 수신기로 구성된다. GPS 수신기는 지구상의 한 지점에서 5개에서 8개의 인공위성에서 수신된 신호를 삼각 측량의 원리로 현재의 위치를 계산한다.

GPS는 지구상의 거의 모든 지역에서 위치 인식이 가능하다는 장점이 있지만, 위치 인식을 위해 추가적으로 수신기를 필요로 하고, 실내 및 건물 밀집 지역에서는 정확한 위치 인식이 어렵다는 단점이 있다.

2.1.2 마이크로 위치 인식 기술

마이크로 위치 인식 기술은 매크로 위치 인식 기술을 사용할 수 없는 실내나 건물 밀집 지역 등 인간이 살아가는데 밀접한 관련이 있는 범위가 좁은 지역에서의 위치 인식을 담당한다. 대표 적인 기술에는 적외선을 이용하는 방법, 초음파를 이용하는 방법, RF를 이용하는 방법 등이 있다.

적외선을 이용하는 방법은 실내에 적외선 감지기를 설치하고 사용자들에게 적외선 발생기를 부착하여 일정 시간에 한번씩 적외선을 송출하게 된다. 적외선 감지기는 적외선 감지하여 특정 사용자가 일정한 범위 안에 있는지를 인식하는 기술이다. 적외선 발생기의 송출 시간은 기기마다 다르게 설정되어 있어 동시에 두 개 이상의 적외선이 충돌하는 경우는 거의 없다고 한다. 하지만 적외선의 전파 속도가 빠르기 때문에 높은 정밀도를 요구하는 위치 인식 기술에서 사용할 수 없고, 범위를 기준으로 하기 때문에 정확한 위치 인식을 할 수 없다.

초음파를 이용하는 방법은 실내의 일정 간격마다 초음파 발생기를 설치하고, 사용자는 역시 초음파 수신기를 부착하여 초음파의 수신 지연 시간을 수신기에 저장하고, 3개의 수신기에서 얻어진 지연시간을 이용하여 그 위치를 인식하게 된다.

RF 신호를 이용한 방법은 무선 LAN의 AP(Access Point) 기기들로부터 수신된 RF 신호의 세기를 이용하거나 RF 신호의 전달 지연을 이용하여 위치를 파악하게 된다. RF 신호를 이용한 방법은 별도의 장치를 설치 하지 않고 건물내의 무선 LAN 환경을 이용한다는 장점을 가지고 있으나 인식이 필요한 모든 장비가 무선 LAN을 지원해야 한다는 단점이 있다.

2.1.3 Ad-hoc 위치 인식 기술

이동 Ad-hoc 네트워크(Mobile Ad-hoc Network, MANET) 및 무선 센서 네트워크(Wireless Sensor Network, WSN)에서 위치 정보를 기반으로 효과적 라우팅을 위해 활용될 수 있으며, 특히 WSN에서는 센서의 인식 정보와 자신의 위치 정보를 함께 제공함으로써 인식성을 증대시킬 수 있다.

2.2. 분류와 군집화 기법

분류(Classification)와 군집화(Clustering)은 정보검색 분야의 기본적으로도 중요한 기술들이다. 3. 제안된 알고리즘에서는 이들 기술에 대한 기본적인 이해를 돕고, 4. 구현 및 평가부분에서 분류와 군집화를 어떻게 이용하였는지 설명하겠다.

2.2.1 군집화(Clustering) 알고리즘

군집화란 이질적인 원소로 구성되어 있는 모집단을 여러 개의 동질적인 부 그룹 혹은 군집(Cluster)로 나누어 세분화 하는 것을 말한다. 데이터의 군집은 기계학습(Machine Learning), 데이터마이닝(Data Mining), 패턴인식(Pattern Recognition), 그리고 생물정보학(Bio-information) 등 다양한 분야에서 사용되는 데이터 분석의 방법이다. 이렇게 보편적으로 사용되는 군집화는 몇 가지 측정방법을 사용하여 원소들 간의 거리를 측정하여 그들의 유사도를 계산함으로써 이루어진다.

2.2.2 벡터 분류(Vector Classification)

벡터 유사도는 전통적인 통계적 분류 방법 중 하나이다. 분류하려는 문서와 분류 대상 카테고리들을 색인어와 벡터로 구성하고, 두 벡터 사이의 유사한 정도를 비교하여 유사도가 가장 높은 카테고리로 문서를 분류하는 방법이다.

분류하려는 문서를 q 라고하고, 분류 대상 카테고리를 d , 색인어를 w 라고 하면, 이들을 벡터화 한 것이 아래의 수식 (1), (2) 이다.

$$\vec{q} = \{w_{1q}, w_{2q}, \dots, w_{iq}\} \quad w_{iq} \geq 0 \quad (1)$$

$$\vec{d}_j = \{w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{ij}\} \quad w_{ij} \geq 0 \quad (2)$$

\vec{q} 의 원소들은 각 색인어의 값들로 \vec{q} 에 속하는 것들은 0 이상의 값을 갖고 속하지 않는 것들은 0의 값을 갖게 된다. \vec{d}_j 의 원소들도 마찬가지로 속하지 않는 것들은 0, 속하는 것들은 0이상의 값을 갖게 된다. 이때 \vec{q} 와 \vec{d}_j 의 유사도는 아래의 수식 (3)과 같이 표현할 수 있다.

$$sim(d_j, q) = \frac{\vec{d}_j \cdot \vec{q}}{|\vec{d}_j| \times |\vec{q}|} \quad (3)$$

수식 (3)의 유사도 공식에 수식 (1)과 (2)을 대입하면 수식 (4)를 구할 수 있다.

$$sim(d_j, q) = \frac{\sum_{i=1}^t w_{ij} \times w_{iq}}{\sqrt{\sum_{i=1}^t w_{ij}^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^t w_{iq}^2}} \quad (4)$$

2.2.3 Naive Bayesian Classification

통계적 분류 방법 중 다른 하나는 확률 기반 유사도는 Bayesian 확률을 이용한 방법이 있다. Bayesian 확률은 베이즈 정리(Bayes' Theorem)를 사용하여 유도 할 수 있다. 강한 독립 가정(strong independence assumption)을 포함하기 때문에 naive라는 단어를 사용하고 있다.

조건부 확률에서는 새로운 정보를 알았을 때 확률의 개선이 일어나게 된다. 이런 확률의 개선은 베이즈의 정리를 통하여 이루어 준다. 변수값을 x , 분류하고자 하는 class를 C , 전체 모집단에서 변수 x 에 대한 확률분포를 $P(x)$, 임의의 sample이 class C 에 속할 사전 확률을 $P(C)$, class C 에서 변수 값 x 가 얻어질 조건부 확률 $P(x|C)$ 가 주어졌을 때, 변수 x 가 주어진 상황에서 x 가 class C 에 속할 확률 $P(C|x)$ 는 수식 (5)와 같이 표현 된다.

$$P(C|x) = \frac{P(C)P(x|C)}{P(x)} \quad (5)$$

↓

3. 제안된 알고리즘

본 논문에서는 위치 인식을 위해 무선 LAN에서 얻어진 여러 AP(Access Point)들의 RF신호(Radio Frequency Signal)를 각각의 원소로 하는 벡터를 생성한다. 각 원소들의 가중치는 tf-idf의 방법으로 제공하여 0에서 1까지의 값을 갖게 된다. 여러 개의 지역에서 여러 번 신호를 채집하여 그 군집을 생성한 뒤 현재 위치에서의 신호와 유사도를 계산하여 유사도가 높은 지역에 있음을 판별한다.

알리미에서 개인화 정보를 획득하기 위해서 특정 지역에 일정 시간 이상 머무르게 되면 그 지역은 의미 있는 지역으로 인식하여 사용자로 하여금 현재 위치에 대한 정의를 내리게 하며, 사용자가 입력한 정보는 알리미에 저장되어 다시 방문하여 일정 시간 머물 경우 자동으로 알리미는 현재 지역에서 사용자에게 제공할 수 있는 또는 제공해야 할 정보를 제공하게 된다.

3.1 신호 세기의 평균에 대한 군집

무선 LAN의 신호는 잡음과 간섭의 영향을 상당히 많이 받는다. 주변 지형과 사람들의 위치 등의 요소에 따라 동일한 위치라도 다른 결과를 갖을 수 있다. 표 1. RF 신호 수집 예제를 보면 같은 지역이라도 매번 RF 신호가 변화되는

것을 볼 수 있다. 변화되는 RF 신호를 이용하여 그 위치를 찾기 위해서는 위치를 대표할 수 있는 대표 값이 필요하게 된다. 대표 값을 갖기 위해서는 그 대표 값이 어떤 지역을 대표하는지 알 수 있기 위해 군집화가 필요하다. 군집화의 기준으로 사용한 것은 동일한 위치에서 수집된 신호를 각 AP들마다 합을 구하여 수집된 횟수로 나누는 방법을 사용하였다. 비교적 간단하고, 각 AP들의 값들을 모두 사용할 수 있다는 것과 다른 군집화와의 비교에서 기준이 될 수 있다는 장점을 가지고 있다. 하지만 AP중 처음 수집할 때만 신호가 수집되고 그 이후로 신호를 수집하지 않는 경우처럼 매번 수집되지 않는 신호들도 낮은 값이긴 하지만, 여전히 군집의 대표값에는 존재할 수 있다는 문제점과 잡음과 간섭을 배제하지 못한다는 문제점을 가지고 있다.

표 1. 신호 수집 예제

	Area1	Area2
1st	AP ₁ :15, AP ₂ :22, ..., AP _j :21	AP ₁ :0, AP ₂ :23, ..., AP _j :44
2nd	AP ₁ :21, AP ₂ :32, ..., AP _j :15	AP ₁ :0, AP ₂ :27, ..., AP _j :59
...
nth	AP ₁ :21, AP ₂ :31, ..., AP _j :0	AP ₁ :0, AP ₂ :22, ..., AP _j :38

3.2 K-Means 알고리즘을 통한 군집 및 유사도

각 AP들의 신호값의 평균의 단점을 보완하기 위한 한 가지 대안으로 K-Means 알고리즘을 변형하여 사용할 수 있다. 이는 RF 신호의 수집 횟수와 신호가 수집되어진 AP들의 수를 2차원 평면의 각 축으로 보고 한 지역에 대한 각 AP들의 RF 신호를 군집화 하여 위치 인식을 위해 수집된 RF 신호들의 전체적인 점들이 속하는 군집을 알아 낼 수 있다.

그림 1은 A부터 D까지 4개의 AP들의 신호의 세기이다.

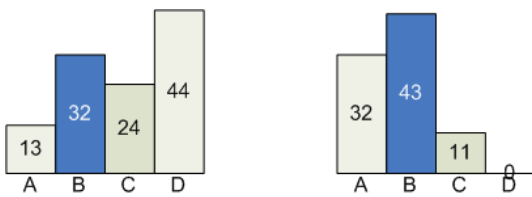


그림 1. 각 AP들에 대한 신호 세기

그림 1을 위에서 제시한 알고리즘을 통하여 좌표로 변환하고 그 무게 중심을 구한 것이 그림 2이다. 그림 2의 흰색 점은 각 AP의 신호 세기를 나타내는 것이고, 붉은색 점은 흰색 점들의 무게 중심을 나타낸다.

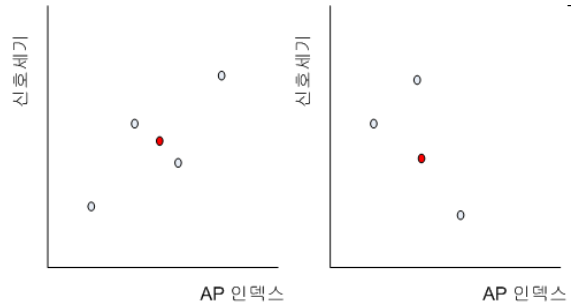


그림 2 k-means를 통한 군집화

이렇게 생성된 군집은 위치 인식을 위해 새로 입력된 신호들을 역시 위에서 제시한 알고리즘으로 무게 중심을 구한 뒤 이미 계산되어 있는 각 군집들의 무게 중심과 비교하여 가장 가까운 군집에 할당된다.

3.3 유사도 평가방법

현재 위치에서의 신호와 저장되어 있는 지역들의 신호와의 유사도를 판별 하는 방법으로 벡터 유사도(Vector Similarity)와 베이시안 확률(Bayesian Probabilistic)을 통한 유사도를 이용하여 계산한다.

3.3.1 벡터 유사도(Vector Similarity)

표 1 과 같이 두 개의 지역에서 수집한 샘플 신호들을 군집화를 통하여 위치 인식을 위해 입력된 신호 패턴 x와 각 군집의 신호 패턴과의 벡터 유사도를 계산하게 된다. 현재 위치는 가장 높은 유사도를 가진 군집을 갖는 위치가 된다.

벡터를 이용한 분류에서 언급했던 문서(또는 질의어)를 x라고 하고, 분류 카테고리를 이미 계산되어 있는 군집의 각 AP들의 신호 세기라고 가정 한 뒤 $sim(\vec{d}_j, x)$ 를 계산하게 된다. 이때, k-means를 통한 군집은 벡터 유사도를 계산할 수 없게 된다.

3.3.2 확률 유사도 (Probability Similarity)

확률 유사도는 베이즈 정리를 통하여 확률의 유사도를 계산하게 된다. 한 위치에 있을 확률을 $P(w_i)$ 라고 하면 $P(w_i)$ 는 1 / 전체 군집의 수로 지정한다. 어떤 위치 x가 주어졌을 때, 위치 w_i 에 있을 확률 $P(w_i|x)$ 는 바로 구해 질 수 없다. 따라서 베이즈 정리를 통해 이를 구하면 수식 (6)과 같다.

$$P(w_i | x) = \frac{P(w_i)P(x|w_i)}{P(x)} \quad (6)$$

$P(x)$ 는 모든 지역에서의 AP x의 신호 세기와 각각의 위치에 있을 확률의 곱의 합과 같으므로 수식 (7)과 같이

표현이 가능하다.

$$P(x) = \sum_{i=1}^n P(w_i)P(x|w_i) \quad (7)$$

신호의 세기를 AP_j 라고하면, 입력된 신호 패턴의 확률 $P(x)$ 는 각 AP들의 신호들의 확률을 원소를 가지고 있다고 할 수 있다. 이를 수식으로 표현하면 수식 (8)과 같아진다.

$$P(x) = \{P(AP_1), P(AP_2), \dots, P(AP_m)\} \quad (8)$$

또, 한 위치에서 j 번째 AP의 신호가 수집될 확률 $P(AP_j|w_1)$ 은 w_1 에서 수집된 신호 세기들의 전체 합으로 AP_j 의 신호 세기를 나눈 것과 같다.

수식 (7)을 이용하여 $P(AP_j)$ 을 구하면, 수식 (9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$P(AP_j) = P(w_1)P(AP_j|w_1) + P(w_2)P(AP_j|w_2) + \dots + P(w_n)P(AP_j|w_n) \quad (9)$$

수식 (9)를 수식 (6)에 대입하면,

$$P(w_i|AP_j) = \frac{P(w_i)P(AP_j|w_i)}{P(AP_j)} \quad (10)$$

수식 (10) 같이 표현 할 수 있게 된다. 이렇게 구해진 각 AP의 신호에 대한 어떤 지역에 있을 확률을 구할 수 있게 된다. 결과적으로 각 AP에 대한 확률을 동일한 방식으로 계산된 위치 인식을 위해 입력된 신호의 패턴과 유사도를 계산하여 그 값이 큰 군집의 위치를 반환 한다.

3.4 개인화 기법

특정 장소에 대한 정보는 쉽게 얻을 수 있는 외부 정보와 개인마다 다를 수 있는 개인화 정보가 있게 된다. 예를 들어 하나의 건물이라도 건물의 주소, 이름 등 외부에서 얻을 수 있는 정보와 어떤 사람은 집일 수 있고, 어떤 사람은 일정 기간에만 찾게 되는 건물일 수 있고, 어떤 사람은 전혀 상관이 없을 수도 있게 된다. 개인의 정보를 얻기 위해서는 사용자가 직접 그 장소에 대한 입력을 요구한다. 이것을 보다 단순화 하기 위해 알리미는 특정 장소에서 일정 시간이상 위치하게 될 경우 그 장소에서의 AP들의 RF 신호들을 수집하여 이전에 등록되지 않은 신호라면 사용자에게 새로운 장소에 대한 이름을 등록하라는 알림을 알려주게 된다.

알리미의 기본 화면은 그림 3과 같다. 좌측 중앙 부분의 테이블은 현재 알리미 내부에 이미 방문하여 저장되어 있는 장소들의 리스트이다. 중앙 부분의 지도의 녹색 원들은 사용자가 입력한 장소들을 의미하고, 오른쪽은 저장되어 있는

장소들에 대한 사용자 이동의 내용이다.

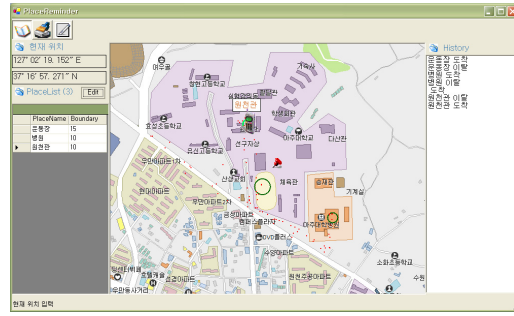


그림 3 알리미의 기본 화면

알리미는 이미 저장되어 있는 장소에 대한 메모가 가능한데 그림 4와 같이 저장되어 있는 장소에 대해 도착하거나 그 장소를 떠날 때 특정 메시지를 사용자에게 알려주도록 메모를 할 수 있다.

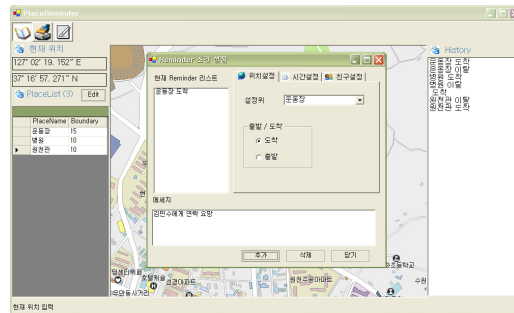


그림 4 알리미에 메모 입력

그림 5는 사용자가 입력한 메모에 대한 알리미 기능의 작동 예이다.

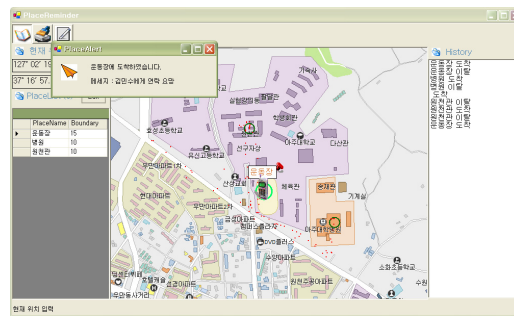


그림 5 위치에 도착시 알리미 기능 작동

4. 결과 및 평가

실험은 4개의 지역에 대한 신호의 평균을 이용한 군집화 하에서 벡터 유사도와 확률 기반 유사도를 이용하여 산출되었으며, k-means 알고리즘을 이용한 군집화에서 유사도를 계산해 보았다.

4.1 통계적 분류 방법

통계적 분류 방법인 벡터 유사도와 확률기반 유사도의 경우 장소에 대한 AP들의 신호를 미리 수집하여 그 값을 평균화 한 뒤 실제 알고리즘에 적용하였다.

실험은 한 장소에서 다른 장소로 이동한 뒤 신호를 3초 간격으로 10번 수집하여 일치율을 계산하게 된다. 같은 실험을 한 장소에서 5번의 실험을 하여 시간의 추이에 따른 변화를 비교하였고, 아래의 그래프들은 이것을 그래프로 나타낸 것이다. 가로 축은 위치 인식 실험의 횟수이고, 세로축은 실험에서의 일치율을 나타낸다. 그림에서의 범주는 현재 위치와 미리 저장된 장소들의 일치율을 나타내고 있다.

그림 6은 장소 1에서 벡터 유사도를 나타낸 결과이다.

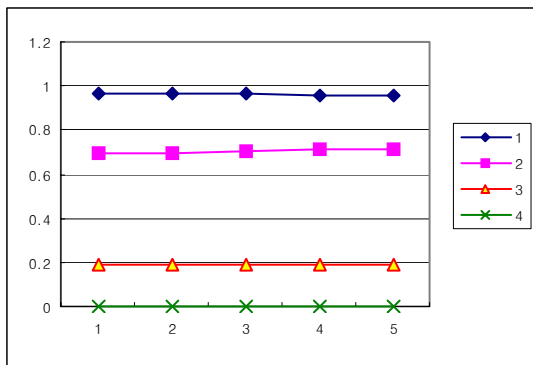


그림 6 장소 1에서의 벡터 유사도 실험 결과

그림 7, 8, 9는 장소 2, 3, 4에서의 실험 결과를 보여준다.

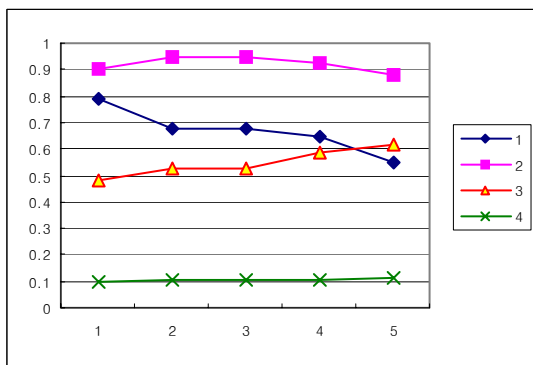


그림 7 장소 2에서의 벡터 유사도 실험 결과

그림들을 보면 신호의 수집에 있어서 이전 장소의 신호들이 따라 오게 되는 것을 볼 수 있다. 한 장소에서 다른 장소로 이동한 뒤 바로 신호를 수집하게 되면 전 장소의 신호들이 따라오게 되다 일정 시간이 흐른 뒤 현재 장소에 맞는 신호로 변경됨을 볼 수 있다.

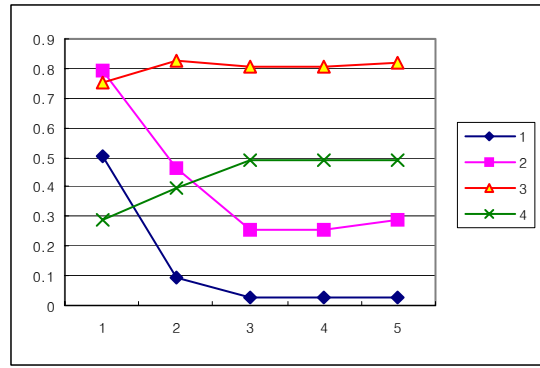


그림 8 장소 3에서의 벡터 유사도 실험 결과

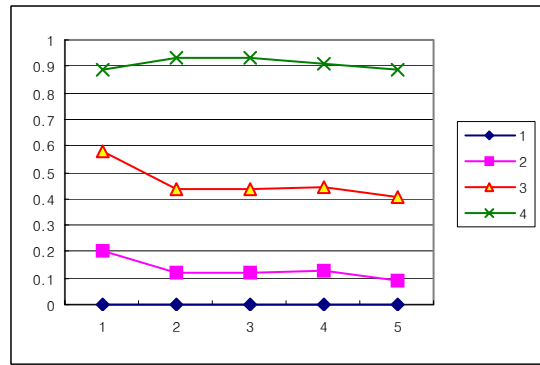


그림 9 장소 4에서의 벡터 유사도 실험 결과

확률 기반 유사도를 이용한 실험 역시 벡터 유사도와 같은 방법으로 실시하였다.

그림 10, 11, 12, 13은 장소 1, 2, 3, 4에서의 확률 기반 유사도를 보여주는 그래프이다.

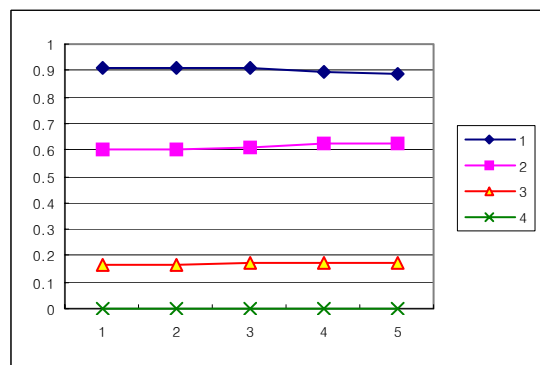


그림 10 장소 1에서의 확률 기반 유사도 실험

그림들에서는 장소 마다 수집되는 AP들이 다름을 알 수 있다. 장소 1과 4의 경우 서로 일치 하는 AP가 없음을 알 수 있다. 실제 장소 2의 경우 장소 1, 3, 4에서 수집되는 AP들의 거의 대부분을 수집 할 수 있는데 이것은 그림 8과 같이 잘못된 인식을 일으키게 된다. 확률 유사도에서는 실험상에서는 올바른 인식을 하였지만 상당히 위험한 근접도를

나타내고 있다.

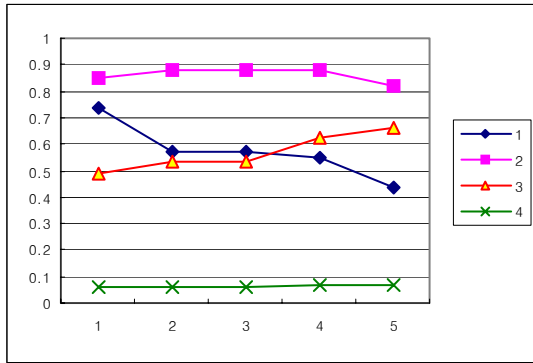


그림 11 장소 2에서의 확률 기반 유사도 실험

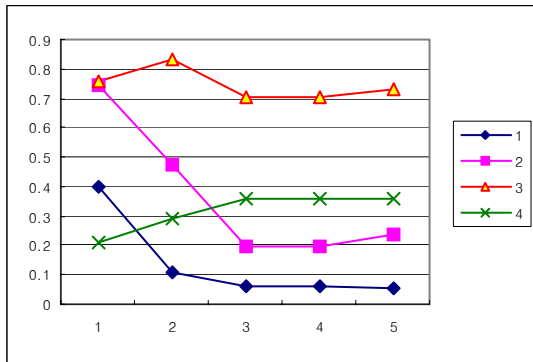


그림 12 장소 3에서의 확률 기반 유사도 실험

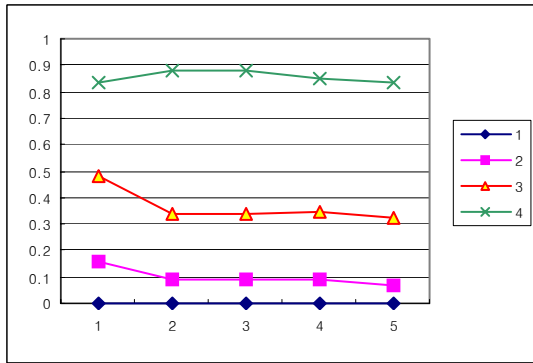


그림 13 장소 4에서의 확률 기반 유사도 실험

k-means 알고리즘을 이용한 실험 역시 위의 실험 방법과 동일하다. 미리 수집한 신호들을 k-means 알고리즘을 통하여 무게 중심을 구한 뒤, 위치 인식을 위해 수집되는 신호들의 무게 중심과 비교하여 가장 가까운 것이 현재 위치로 인식하게 된다. 그림 14은 무게 중심의 분포도를 나타낸다. 가로와 세로축은 무게중심의 좌표를 나타내고 군집은 미리 계산된 신호들의 무게 중심이고 장소는 각 장소에서 얻은 신호의 무게 중심이다. 실험 결과 장소 1과 3에서의 신호는 안정적인 무게 중심의 보였고, 장소 2와 4의 경우는

약간의 편차가 생기기는 했지만 결과적으로 위치 인식에는 성공하였다.

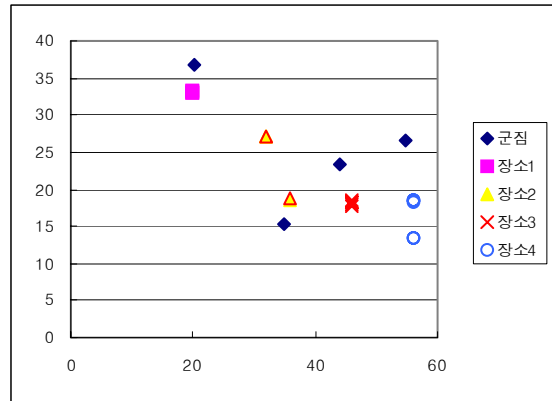


그림 14 k-means를 이용한 분포도

실험 결과 통계적인 분류방법과 k-mean을 이용한 군집 모두 좋은 결과를 나타내고 있다. 하지만 통계적인 분류방법은 장소 2에서 장소 3으로 이동시에 초기 신호의 변화가 미비하여 벡터 유사도와 확률 유사도 결과가 잘못 도출될 경우가 있다는 문제점이 생긴다. 그림 8과 12에서와 같이 한 장소에 다른 장소로 이동시에 초기 신호의 변화가 거의 없다가 일정 시간이 흐른 뒤 신호의 크기가 급격히 변화함을 볼 수 있다. k-mean의 경우는 이전 장소에서 따라오는 AP들의 신호보다는 새로운 장소에서 나타나는 새로운 AP들에 대한 정보가 더 크게 작용함으로 인해 위의 문제는 잘 해결되었지만 한 장소에서의 잡음에 의한 영향을 많이 받는 것을 그림 14에서도 볼 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문의 취지는 위치 인식에 있어서 기반 장비들의 구축이 저렴하고, 신호의 세기나 도달 시간이 거리에 비례한다는 이론을 기초로 3각 측량을 통한 기술들의 한계를 극복하고자 하는 목적으로 시작되었다. 기반 장비의 구축이 저렴하고 용이한 무선 LAN 환경에서, 3각 측량의 한계를 극복하기 위해 통계적 분류 방법과 k-means를 이용한 군집화 방법을 실험해보았다. 실험 결과 k-means를 이용한 군집화 방법이 신호의 간섭과 잡음에 보다 강함을 볼 수 있었다. 실험은 비교적 좋은 결과들을 보여주고 있지만 보다 정확한 위치 인식을 위해서 해결해야할 몇 가지 문제점을 지적 할 수 있다.

먼저 신호의 잡음과 간섭에 대한 극복이다. k-means의 경우 어느 정도 극복 가능성을 보여주고 있지만, 충분하다고는 볼 수 없다. 이를 해결하기 위한 방법으로 잡음과 간섭에 강한 신경망을 다음 실험에 도입할 예정이다.

또 실험 대상이 되는 장소의 범위를 축소해야 한다. 현재

실험은 반경 400m 이내의 원 안에서의 실험으로, 보다 작은 범위에서의 위치 인식을 위한 방법을 모색해 보아야 할 것이다.

↙

참고문헌

[1] 박세진, 김민구, "개선된 위치학습 알고리즘을 사용한 위치기반 알리미", 2006 한국 컴퓨터 종합학술대회 논문집, Vol.33, No.1(B),

[2] 김재호, 김영섭, 박옥선, 김성희, "유비쿼터스 위치 기반 서비스 및 위치인식시스템 연구 동향" ITFIND 주간기술동향 1127호, 2003년 12월

[3] R. Baeza-Yates, B. Ribeiro-Neto, "Modern Information Retrieval", ADDISON WESLEY, 1999

[4] Jay L. Devore, "Probability and Statistics for Engineering and the Sciences (5th)", Duxbury, 1999

[5] Priyantha, N. B., Chakraborty, A. & Balakrishnan, H, "The Cricket Location-Support System," Proceedings of MOBICOM 2000, pp. 32-43 (Boston, MA, ACM Press).(2000)

[6] Want, R., Hopper, A., Falcao, V. & Gibbons, J, "The Active Badge Location System," ACM Transactions on Information Systems, 10, 91-102. (1992)

[7] Paramvir Bahl and Venkata N. Padmanabhan, "RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system," In IEEE INFOCOM 2000, pages 775-784, March 2000.

[8] Jeffrey Hightower, Sunny Consolvo, Anthony LaMarca, Ian Smith and Jeff Hughes, "Learning and Recognizing the Places We Go," UbiComp 2005: Ubiquitous Computing: 7th International Conference, pp.-162, Sep 2005.

[9] Ashbrook, D., Starner, T., "Using GPS to Learn Significant Locations and Predict Movement Across Multiple Users," Personal and Ubiquitous Computing, pp. 275286, July 2003.

[10] Lamarca, A., Chawathe, Y., Consolvo, S., Hightower, J., Smith, I., Scott, J. Sohn, T., Howard, J., Hughes, J., Potter, F., Tabert, J., Powledge, P., Borriello, G. & Schilit, B. "Place Lab: Device Positioning Using Radio Beacons in the Wild," Pervasive 2005, Munich, 2005.(2005)

[11] Anthony LaMarca, Jeffrey Hightower, Ian Smith and Sunny Consolvo, "Self-Mapping in 802.11 Location Systems," In Proceedings of UbiComp 2005, Tokyo, Japan. September 2005.

[12] Seidel, S. Y. & Rapport, T. S., " 914 Mhz Path Loss Prediction Model for Indoor Wireless

Communications in Multifloored Buildings," IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 40, 207-217. (1992)

[13] Dieter Fox, Jeffrey Hightower, Lin Liao, "Bayesian Filters for Location Estimation," IEEE Pervasive Computing September 2003.

[14] Roberto Battiti, Alessandro Villani and Tang Le Nhat, "Neural network models for intelligent networks : deriving the location from signal patterns"