

# 802.11 무선 신호 학습 기법을 이용한 실내 위치 인식 시스템의 구현

박세진, 김민구

아주대학교 정보통신전문대학원  
{gnoses, minkoo}@ajou.ac.kr

## Implementation of Indoor Location Aware System using 802.11 Wireless Signal Learning Algorithm

### 요 약

위치정보는 유비쿼터스 컴퓨팅의 가장 중요한 항목 중 하나이다. 일반적인 위치 인식 시스템은 GPS가 대표적이지만, 실내에서 사용할 수 없고 건물내부와 같은 좁은 지역에서의 위치 인식이 어렵다는 단점이 있다. 특히 핸드폰, PDA와 같은 개인용 장비 에서는 더욱 정교한 위치 인식 기술이 필요한데, 무선랜을 기반으로 하는 위치 인식 기술은 그러한 목적을 달성하기에 적절하다. AP (Access Point)로부터 수집된 무선 신호의 세기는 모바일 기기의 위치를 측정하는데 필요한 지도로써 사용할 수 있지만, 건물의 벽, 사물, 사람 등과 같은 장애물의 간섭으로 변화가 심해 쉽게 사용할 수 없다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 극복하기 위하여 신경망 모델을 이용한 무선랜 환경에서의 위치 인식 시스템을 제안한다. 아울러 신경망 학습에 사용될 학습데이터의 오차를 보정하고, 중복을 제거하기 위하여 칼만 필터를 사용하였다.

### 1. 서 론

유비쿼터스 컴퓨팅에서 요구되는 기능 중 가장 중요한 것은 사람이 필요한 시기에 적절한 서비스를 제공하는 것이다. 사람의 현재 상황을 파악하고 그 요구를 미리 예측하기 위해서는 여러 가지 센서로부터의 정보가 사용되는데, 그 중 가장 기본적인 것 중 하나는 위치 정보라 할 수 있다.

개인의 모바일 기기에서 위치정보를 수집하는 것은 유비쿼터스 컴퓨팅의 시작이라 할 수 있다. 현재 대부분의 위치 정보 기술은 GPS 에 의존하고 있으나, GPS 는 하늘이 보이는 맑은 날 실외에서만 사용할 수 있으며, 10 미터 정도의 정확도를 보장하므로 개인 위치 인식기술로는 적합하지 않다. 그러한 단점을 보완하기 위한 기술로 초음파, 적외선, RFID 또는 무선랜을 이용한 기술들이 연구되어 왔다. 그 중 무선랜이나 UWB 는 무선 통신을 위한 기반 기술로써 위치 인식을 위한 추가적인 장비가 필요 없다는 장점을 가진다. 많은 연구에서 위치 인식 시스템에서 무선랜 기술을 적용한 사례를 볼 수 있다.

무선랜 기술의 위치인식 시스템으로의 활용은 여러 이점에도 불구하고, 무선 신호의 간섭이 크다는 단점으로 쉽게 구현하기가 어렵다. 무선 신호의 간섭은 건물 내에 있는 사람의 수, 건물의 배치, 벽의 자재나 위치 등에 의해서 영향을 받는다.

신호의 간섭을 배제하고 인식 오차를 줄이기 위해서 여러 연구들이 진행되어 왔는데 [5]에서는 신경망을 이용한 방법을 제시하였다. 신경망은 오차가 심한 데이터에 대해 적절한 인식 모델을 만들기 힘든 상황에서 손쉽게 해결책을 제시하여 주는 이점이 있지만, 학습 데이터가 지나치게 많을 경우 학습 단계에서 많은 시간이 소비되고, 학습 데이터가 부족할 경우 인식률이 떨어지는 문제를 야기할 수 있다. 본 논문에서는 신경망의 학습률을 극대화하고 학습시간을 줄이는 방법으로 칼만 필터를 사용하였다.

모바일 장비는 AP 로부터의 신호 세기를 실시간으로 수집하고, 칼만 필터를 사용하여 평균 제곱 오차를 줄이는 데이터로 변환한다. 신경망은 수집된 신호들을 위치 인식에 사용되는 신호 지도로써 사용되는데, 신호 리스트를 신경망의 입력으로, 신호가 수집된 지역의 지정번호를 신경망의 출력으로 하여 신경망 학습을 수행한다. 신경망은 입력된 신호 리스트와 해당 위치의 관계를 자동으로 찾아주고, 위치 인식 단계에서 현재 수집된 신호 리스트가 속한 지역 번호를 찾아주는 함수 역할을 한다.

본 논문의 구성은 아래와 같다. 2 장에서는 위치 인식 분야의 이전 연구들에 대해 간략하게 요약하고, 3 장에서는 제안된 기술의 연구 방법을 언급한다. 4 장에서는 실험 데이터와 결과를 제시하고, 5 장에서는 연구의 결과와 추후 연구 방향을 제시한다.

## 2. 관련 연구

GPS 는 인공위성을 사용하는 가장 일반적인 위치 인식 시스템이다. 많은 차량에 GPS 수신기가 장착 되어 있으며, 경로 검색을 위한 효과적인 수단으로 인식되고 있다. 그러나 GPS 는 실내에서는 사용할 수 없고, 대도시의 빌딩 밀집지역 같은 곳에서는 제대로 작동하지 않는다.

Active Badge[2]는 실내에서 사용 가능한 위치 인식 시스템으로, 식별 가능한 라디오 신호를 주기적으로 발산하는 적외선 센서를 이용한다. 그러나 햇볕이나 직사광선을 받을 경우 정상작동 하지 않는다는 단점이 있다.

RADAR [3]는 IEEE 802.11 무선 통신 기술을 사용하는 위치 인식 시스템이다. RADAR 시스템은 AP 와 모바일 장비간에 전송되는 RF(Radio Frequency) 신호의 세기를 이용한다. RF 신호는 2 차원 좌표상에서 3 각 측량된 위치 좌표를 계산하는데 사용되며, 3 미터 이내의 오차범위를 가진다.

Place Lab [4]은 Radio Beacon 을 사용하여 PDA 나 핸드폰 상에서 위치인식을 하는 시스템이다. Place Lab 의 신호 대 위치 사상 데이터는 차량을 타고 돌아다니면서 실제 AP 들의 신호를 수집하는 war-driving 커뮤니티에 의해 생성되며, 이미 전세계적으로 수많은 지역의 신호 지도가 완성되어 있다. 특히 war-driving 시 수집되는 정보는 무선 신호 정보뿐만 아니라 GSM, Bluetooth 신호도 이용가능하며, 이렇게 수집된 신호 정보는 GPS 장비가 인식한 좌표에 사상되어 방대한 DB 에 저장된다. 이러한 협업방식의 신호 지도 생성 방식은 위치 인식 시스템의 비용을 낮추는데 도움을 준다.

[5]는 무선랜 환경에서 신경망을 이용하여 위치 인식 시스템을 구현하는 연구를 진행하였다. 이 연구에서 신경망은 사용자의 위치 결정의 오차를 줄이는 방법으로 사용되었다.

SpotON [6]은 태그를 이용한 3 차원 위치 인식 시스템을 소개하였는데, SpotON 은 RFID 태그와 AIRID 라 불리는 기반 시설로 구성된다. 이 연구의 저자의 실험에 의하면 RADAR 시스템보다 더욱 정교한 결과를 얻을 수 있다.

[7]에서는 무선랜 위치인식에서 두 단계로 이루어진 적응적 방법을 제안하였다. 첫 번째 단계에서는 전통적인 패턴 매칭으로 일반적인 위치를 인식하고, 두 번째 단계에서는 논리적 회귀를 응용하여 더욱 정교한 위치 인식을 수행한다. 두 번째 단계는 사용자가 무선랜의 잡음이 많은 신호를 사용하여 지속적인 학습과정을 수행하고 동적으로 신호의 세기를 업데이트 함으로써 적응적 데이터 보정 과정을 거친다.

## 3. 연구 방법

### 3.1. 신호 리스트의 수집

서로 다른 3 군데의 방에서 AP 의 아이디와 신호의 세기들을 지속적으로 수집하였다. 그림 1 은 실험이 수행된 실험공간을 나타낸다. 그림에는 단지 4 개의 AP 만이 존재하지만 실제 환경에서는 10 개 이상의 AP 들이 존재하고 그것들로부터 신호가 수집되었다.

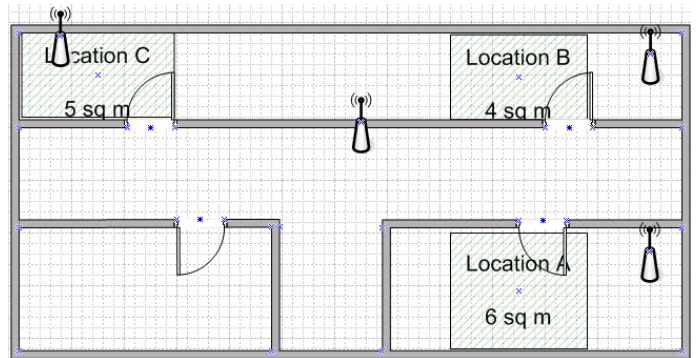


그림 1. 실험 공간

그림 2 는 AP 와 신호 세기의 쌍으로 이루어지는 실제 수집된 신호 리스트를 나타낸다.

AP	Signal	AP	Signal
00:30:0d:1e:92:ab	39	00:0e:8e:04:29:08	13
00:30:0d:1e:91:13	30	00:09:5b:de:c1:2a	20
00:0d:88:83:50:3d	16	00:09:5b:de:c0:d2	26
00:30:0d:1e:92:bf	12	00:0f:90:66:23:80	19
00:09:5b:de:c0:7a	27	00:07:13:7c:19:a5	12
00:09:5b:de:c2:30	17	00:e0:98:4f:1f:7e	10
00:30:0d:1e:8d:47	17	00:0f:66:aa:13:ed	9
00:30:0d:1e:91:4f	17		
00:09:5b:de:c2:3e	41		
00:30:0d:1e:91:7b	38		

그림 2. 신호 리스트의 예

### 3.2. 노이즈 필터링

AP 로부터 수신되는 신호의 세기는 주위 환경의 상황에 따라 변화가 심하다. 신호의 잡음을 제거하기 위해서는 적절한 필터가 필요한데, 본 연구에서는 칼만 필터를 사용하였다. 칼만 필터는 재귀적인 방법으로 불안정한 데이터로부터 노이즈를 제거하는 효과적인 필터링 알고리즘이다. 현재 상태와 바로 직전 상태의 데이터 값을 저장하는 것만으로 전체 데이터 셋의 예측된 평균값을 계산할 수 있다. 실제 구현된 칼만 필터의 알고리즘은 다음과 같다.

Algorithm for filtering:

```
Function KalmanFilter(z)
1: x_next = x
2: P_next = P + Q
3: K = P_next / (P_next + R)
4: x = x_next + K * (z - x_next)
5: P = (1-K) * P_next
```

각 변수들의 초기값은 실험에 의해 다음과 같이 책정하였다.

```
P = 1
Q = 1.0 / 100000.0
R = 0.1*0.1
X = 0.0
```

결과적으로 입력된 데이터와 칼만 필터를 거친 신호 수집 데이터는 다음 그림과 같이 안정화 되었다.

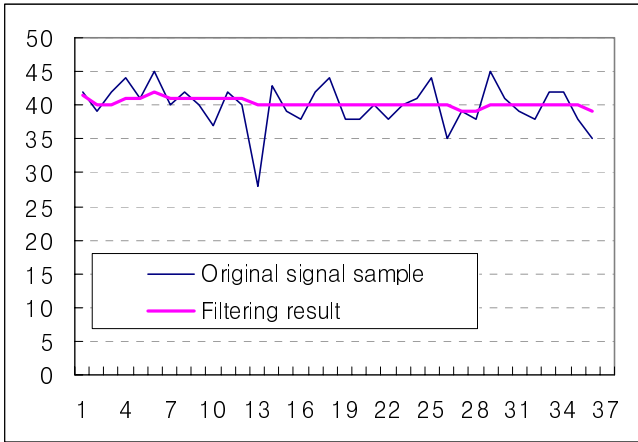


그림 3. 원래의 수집 신호와 필터링 된 신호의 비교

3.3. AP 특징 공간의 생성

한 지역에서 수집되는 신호 리스트는 서로 다른 AP의 목록을 가진다. 수집된 모든 신호 리스트를 서로 구분할 수 있는 같은 특징 공간으로 사상하기 위하여 수집 단계에서 나타나는 모든 AP들을 중복 없이 나열한 AP 리스트를 만들고, 신호 리스트의 각 신호 세기를 해당 AP의 것으로 대입한 신호 리스트 변환 작업을 거친다. 변환작업을 거친 신호 리스트의 예는 그림 4와 같다.

Transformed Signal List on Feature Space

Collected Signal List

AP	Signal	AP	Signal
00:09:5b:de:c1:2a	20	00:0e:8e:04:29:08	13
00:09:5b:de:c2:3e	0	00:09:5b:de:c1:2a	20
00:30:0d:1e:91:7b	0	00:09:5b:de:c0:d2	26
00:0d:88:83:50:3d	0	00:0f:90:66:23:80	19
00:0f:90:66:23:80	19	00:07:13:7c:19:a5	12
00:50:18:4d:2b:74	0	00:e0:98:4f:1f:7e	10
00:07:13:7c:19:e7	0	00:0f:66:aa:13:ed	9
1a:a8:e1:06:10:6e	12		
00:30:0d:1e:91:83	0		
00:02:78:e0:79:28	0		
00:e0:98:4f:1f:7e	10		
00:07:13:7c:20:67	0		
00:09:5b:de:c1:20	17		

그림 4. 변환된 신호 리스트

3.4. 학습

학습에 사용된 신경망은 3 계층 역전파 모델을 사용하였다. 역전파 모델은 신경망 학습을 위해 교차 학습 모델을 사용하는데 입력값들의 집합에 대응하는 출력값들의 집합을 연속해서 신경망에 주입시키고, 출력 오차를 줄이기 위해 적절한 가중치 값들을 찾는 단계를 거쳐서 신경망을 완성한다.

이전 단계에서 만들어진 신호 리스트는 신경망의 입력 뉴런의 값으로 사용하였고, 신호가 수집된 위치의 위치 인식 번호는 출력 뉴런의 값으로 사용하였다. 학습에 사용된 방법의 순서는 다음과 같다.

1. 입력 데이터들의 집합을 신경망의 입력층에 대입한다.
2. 입력된 값으로 계산된 신경망의 결과값을 해당 입력의 결과값과 비교하여 오차를 계산한다.
3. 오차를 보정하기 위해서 각 뉴런의 가중치의 변화량을 얼마나 조절해야 하는지 계산한다.
4. 출력층과 은닉층의 뉴런에 대해 오차 보정치를 반영하여 가중치를 수정한다.
5. 위 과정을 반복하여 오차를 계속해서 수정하며, 신경망의 오차율이 임계치 보다 작아질 때까지 반복한다.

그림 5는 학습에 사용된 신경망과 그 설정값들을 나타낸다.

각 뉴런의 활성화 함수는 다음과 같은 시그모이드 함수를 사용하였다.

$$output = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

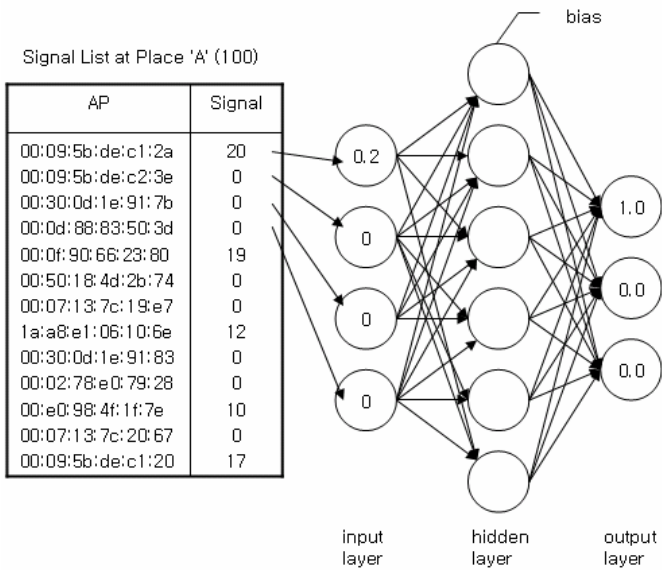


그림 5. 신경망 설정과 학습 과정

$x$  는 뉴런에 저장되는 실수값을 의미한다.

가중치들을 조정하기 위해서 델타룰(Delta Rule)을 사용하였으며,  $g(x)$ 라는 활성화 함수를 가지는 각 뉴런  $j$ 에 대해  $j$ 의  $i$ 번째 가중치  $w_{ji}$ 에 적용되는 델타룰의 수식은 다음과 같다.

$$\Delta w_{ji} = \alpha(t_j - y_j)g'(h_j)x_i$$

여기서  $\alpha$ 는 학습률이라 불리는 상수이고,  $t_j$ 는 목표로 하는 결과값,  $y_j$ 는 실제 결과값,  $x_i$ 는  $i$ 번째 입력을 의미한다.

신경망의 결과값과 목표 결과값의 오차율을 나타내는 에너지 함수는 다음과 같은 수식으로 표현된다.

$$E(\vec{S}) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=0,i=j}^N W_{ij} S_i S_j$$

### 3.5 현재 위치 측정

현재 위치에서 수집된 신호 정보는 학습이 완료된 신경망에 입력되고 그 결과값은  $n$  개 출력 뉴런이 가지는 1 보다 작은 양의 실수로 나타내어 진다. 각 출력 뉴런은 특정한 실제 장소를 의미한다. 따라서 실시간으로 수집된 신호는 우선 칼만 필터를 통해 안정화 단계를 거치고, 신경망에 입력되어 세 개의 출력 뉴런 값으로 나타내지며 그 중 가장 큰 수를 가지는 뉴런이 의미하는 장소가 현재 장소로 인식된다. 실제 측정에서 여러 개의 출력 뉴런에 동시에 값들이 나타나는 경우가 있었으나, 실제 데이터가 서로 근접한 지역에서 채집되었고, 신경망을 통해 확실하게 분류되었으므로, 비교적 정확한 분류결과를 볼 수 있었다.

## 4. 실험 과정 및 결과

무선랜카드를 장착한 노트북을 이용하여, 1 주간 3 개의 서로 다른 지역에서 무작위로 무선랜 신호를 수집하였다. 그림 6 은 3 개의 지역에서 수집된 서로 다른 신호의 그래프를 나타낸다.

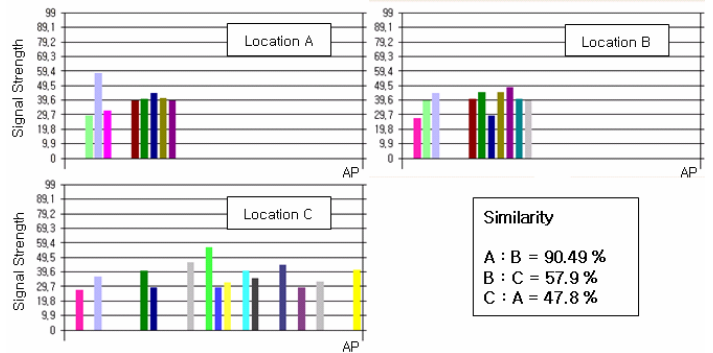
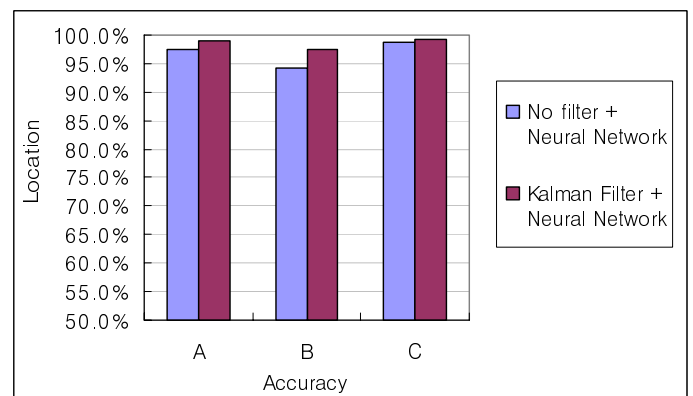


그림 6. 3개의 지역에서 수집된 신호의 크기 데이터

그림 1 에서 보듯이 A 지역과 B 지역은 서로 가까이 위치하므로, 그림 6 에서 A 와 B 의 경우 유사도가 90.49%로 거의 비슷하게 나타난다. 그와 반대로 B 와 C, A 와 C 는 서로 떨어진 지역이므로 상대적으로 낮은 유사도를 보인다.

실험에 사용된 신경망의 입력층 뉴런의 개수는 실험공간에서 접근 가능한 AP 의 개수와 같은 31 개 이고, 은닉층의 개수는 실험에 의해 최적값으로 결정된 41 개, 출력층의 개수는 위치 인식을 위해 선택된 지역의 개수와 같은 3 개이다. 보다 정확한 실험결과를 얻기 위해 오차율이 0.00001 에 도달할 때까지 454,310 회의 반복 학습을 수행했다.



	A	B	C	Avg
No filter + Neural Network	97.4%	94.3%	98.7%	96.8%
칼만 필터 + Neural Network	98.9%	97.5%	99.2%	98.5%

그림 7. 각 지역에서의 정확도 비교

그림 7 은 세 지역에서 수행된 위치 인식 실험의 정확도를 비교한 것이다. 세 지역에서 평균 90 % 이상의 높은 정확도를 나타내는 것을 알 수 있다.

인식 단계에서 필터를 사용하지 않을 경우 많은 신호 입력의 오차 때문에 인식률이 약간 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 그러나 신경망의 오차 보정 효과로 인해 큰 차이는 나지 않는다.

칼만 필터와 신경망을 같이 사용한 경우 신호 입력의 안정화와 신경망의 오류보정으로 인해 평균 98.5 %의 더 높은 정확도를 보인다.

그림 8 은 연구에서 사용된 위치 인식 모델을 적용하여 만든 위치 인식 어플리케이션이다. 지속적으로 현재 위치를 인식 하면서 현재 위치의 도착과 이탈을 표시해준다.

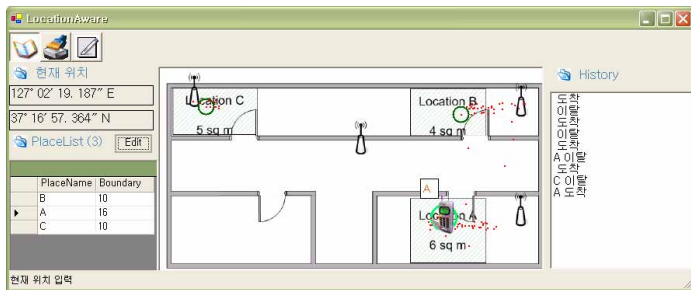


그림 8. 위치 인식 어플리케이션

## 5. 결론 및 향후 연구 과제

실내 환경에서 802.11 무선통신망을 이용한 위치 인식 시스템을 구현하였다. 칼만 필터는 수시로 변화하는 무선 신호를 안정화 시키는 데 큰 효과가 있는 것을 확인하였고, 신경망을 통해 적응적인 방법으로 위치인식을 수행하여 오차에 강인한 위치 인식 시스템을 만들 수 있음을 제시하였다. 구현된 시스템의 평균 인식률은 3 개의 서로 다른 지역에서 98.5%를 보였다.

제안된 시스템의 특징은 무선랜 환경이 갖추어져 있는 환경에서 별도의 위치 인식을 위한 추가 장비가 필요 없다는 것과, 입력 신호의 변화가 심해 예측이 어려운 환경에서 적응적 방법을 통해 위치 인식을 가능하게 한다는 것이다.

반면 802.11 무선랜은 이동하는 상태에서는 통신이 불가능하다는 단점이 있어 실제 빠른 속도로 이동하는 모바일 기기에서 사용하기는 불가능하다. 그러나 UWB (Ultra WideBand)와 같이 이동통신을 위한 네트워크망이 갖추어진 환경에서는 그러한 단점을 극복할 수 있고 더욱 정교하고 안정된 신호를 얻을 수 있으므로 앞으로 UWB 를 이용한 위치 인식 시스템에 대한 연구도 진행되어야 할 것이다.

## 6. 참고 자료

- [1] Priyantha, N. B., Chakraborty, A. and Balakrishnan, H, "The Cricket Location-Support System," Proceedings of MOBICOM 2000, pp. 32-43 (Boston, MA, ACM Press). (2000)
- [2] Want, R., Hopper, A., Falcao, V. & Gibbons, J, "The Active Badge Location System", ACM Transactions on Information Systems, 10, 91-102. (1992)
- [3] 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.
- [4] 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. and Schilit, B., "Place lab: Device positioning using radio beacons in the wild", Pervasive Computing (2005), pp. 116-133.
- [5] R. Battiti, T. Le Nhat, and A. Villani. "Location-aware computing : a Neural Network model for determining location in wireless LANs.", Technical Report 5, Dipartimento di Informaticae Telecommunicazioni, Unversita'di Trento, Feb 2002ate.
- [6] Jeffrey Hightower, Gaetano Borriello and Roy Want. "SpotON: An Indoor 3D Location Sensing Technology Based on RF Signal Strength", The University of Washinton, Technical Report: UW-CSE 2000-02-02, February 2000.
- [7] Wenyao Ho, Asim Smilagic, Daniel P. Siewiorek and Christos Faloutsos, "An Adaptive Two-Phase Approach to WiFi Location Sensing", PerCom Workshops 2006: 452-456
- [8] G. Welch and G. Bishop, "An introduction to the kalman filter," Technical Report TR95-041, Department of Computer Science, University of North Carolina - Chapel Hill, 1995.
- [9] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth and Mark Beale, "Neural Network Design," Thomson learning, 1996.