

논문 2011-48SP-2-13

실내 위치기반서비스를 위한 KNN/ANN Hybrid 측위 결정 알고리즘

(KNN/ANN Hybrid Location Determination Algorithm for Indoor Location Base Service)

이 장 재*, 정 민 아**, 이 성 로***, 송 익 호****

(Jang Jae Lee, Min A Jung, Seong Ro Lee, and Ick-Ho Song)

요 약

Fingerprinting 방식에서 KNN은 WLAN 기반 실내 측위에 가장 많이 적용되고 있지만 KNN의 성능은 k 개의 이웃 수와 RP의 수에 따라 민감하다. 논문에서는 KNN 성능을 향상시키기 위해 ANN 군집화를 적용한 KNN과 ANN을 혼합한 알고리즘을 제안하였다. WLAN 환경하에서 알고리즘 기반의 패턴 매칭을 위해 training 단계에서는 여러 개의 AP에서 신호 잡음비의 특성값을 데이터베이스에 만들어 활용하고 estimation 단계에서는 단말기(MU)의 2차원 좌표값을 단말기로부터 새롭게 얻은 SNR과 데이터베이스에 저장된 fingerprint를 비교함으로써 추정한다. 제안한 알고리즘은 신호잡음비 데이터를 KNN 방법에 적용하여 k 개의 RP를 선택한 후 선택된 RP의 신호잡음비를 ANN에 적용하여 k 개의 RP를 군집하여 분류한다. 실험 결과에서는 위치 오차가 2m 이내에서 KNN/ANN 알고리즘이 KNN 알고리즘보다 성능이 우수하다.

Abstract

As fingerprinting method, k -nearest neighbor(KNN) has been widely applied for indoor location in wireless location area networks(WLAN), but its performance is sensitive to number of neighbors k and positions of reference points(RPs). So artificial neural network(ANN) clustering algorithm is applied to improve KNN, which is the KNN/ANN hybrid algorithm presented in this paper. For any pattern matching based algorithm in WLAN environment, the characteristics of signal to noise ratio(SNR) to multiple access points(APs) are utilized to establish database in the training phase, and in the estimation phase, the actual two dimensional coordinates of mobile unit(MU) are estimated based on the comparison between the new recorded SNR and fingerprints stored in database. In the proposed algorithm, through KNN, k RPs are firstly chosen as the data samples of ANN based on SNR. Then, the k RPs are classified into different clusters through ANN based on SNR. Experimental results indicate that the proposed KNN/ANN hybrid algorithm generally outperforms KNN algorithm when the locations error is less than 2m.

Keywords : WLAN, 실내측위, Fingerprinting, k -nearest neighbor, Artificial neural network

* 정회원, 조선대학교 컴퓨터통계학과
(Dept. of Computer Science and Statistics, Chosun University)

** 정회원-교신저자, 목포대학교 컴퓨터공학과
(Dept. of Computer Engineering, Mokpo National University)

*** 정회원, 목포대학교 정보전자공학과
(Dept. of Information and Electronics Engineering, Mokpo National University)

**** 평생회원, 한국과학기술원 전기및전자공학과
(Dept. of Electrical Engineering, KAIST)

※ 이 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. D00280)
접수일자: 2010년10월11일, 수정완료일: 2010년11월23일

I. 서 론

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 있다^[1].

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 fingerprinting 방식을 채용하는 방식이 가장 효율적인 것으로 알려져 있다^[2]. 무선랜을 이용한 위치 측위 결정을 위한 fingerprinting 방식 알고리즘은 K-NN 방법, 베이지안(Bayesian) 방법, 신경망, 판단 나무 방법^[3] 등이 있다. 이들 알고리즘은 학습데이터의 개체가 특정 클래스에 속할 확률을 예측해 주는 통계적 알고리즘이기 때문에 유사데이터 중 분류모형 속의 데이터를 예측하는데 주로 사용한다. fingerprinting 방식에 속하는 기술은 다양하게 많이 있는데 그 중에서 가장 기본적으로 사용되는 기술은 KNN 방법이다. KNN은 WLAN 기반 실내 측위에 간단하게 적용가능하고 성능적인 측면에서 가장 많이 적용되고 있지만 KNN의 성능은 k 개의 이웃 수와 RP의 수에 따라 민감하고 광범위하고 복잡한 실내환경에서 거리오차가 많이 발생하

여 실제 환경에서 최적인 위치를 찾기가 어렵다. 이러한 거리오차 문제를 해결하기 위해서는 fingerprinting 방식에서 실내 위치를 식별하기 위한 기법으로 패턴인식 문제를 해결할 수 있는 인공 신경망(ANN : Artificial Neural Network)이 있다. 인공 신경망은 특정 정보들에 근거하여 아직 알지 못하는 집단이나 특징들을 예측하게 해주며 오류 역전파 알고리즘(Error BackPropagation Algorithm)을 이용한 다층 퍼셉트론(MLP : Multi-Layer Perceptron)이 사용된다. 그러나 이 방법은 많은 데이터들이 필요하고 학습이 완료될 시간을 추정하기 어려우며 가장 큰 문제인 지역 최소점(Local Minima)에 빠져 전역해에 도달이 어려워 분류 정확률이 떨어지는 문제점이 있다^[4]. 따라서 이러한 문제를 보완하기 위해서 fingerprinting 방식에서 가장 많이 적용되는 KNN 방법으로 분류되어진 k 개 그룹 데이터는 인공신경망을 사용하여 최적의 위치를 식별해내는 접근 방식을 택하였다.

따라서 본 논문은 무선 환경 하에서 패턴 매칭 알고리즘을 위해 training 단계에서 여러 개의 AP로부터 수신된 신호 잡음비(SNR)를 측정하여 fingerprint 방식의 데이터베이스를 만들어 활용해서 측위를 위한 특수 장비를 전혀 사용하지 않고 기존에 설치된 AP를 이용한 SNR(Signal to Noise Ratio) 데이터에 관한 KNN/ANN 혼합된 군집화 방법으로 무선 실내 측위 방법을 제안한다.

II. KNN/ANN Hybrid Algorithm

1. Fingerprinting 방식

Fingerprinting 방식이라고도 불리는 확률적 모델링에 근거한 방식은 노이즈 및 주위 환경 정보를 위치 추적을 위한 정보로 활용하는 방식으로 현재 무선랜 기반의 측위 시스템에서 가장 많이 사용되는 위치 측위 방식이다^[5].

위치 측위 대상이 되는 공간을 일정한 범위로 나누고 각 RP(Reference Point)의 위치 값을 데이터베이스에 저장한 후 위치 값과 함께 AP로부터 단말기(MU : Mobile Unit)에 도달한 신호세기나 신호잡음비를 측정하여 추출한 전파 특성값을 저장한다. 이 과정은 측위 대상이 되는 공간의 모든 RP를 측정할 때까지 반복적으로 수행된다.

확률적 모델링에 근거한 방식은 수집된 전파 특성값

이 전과 환경까지 포함되어 있기 때문에 기존의 알고리즘에 비해 우수한 위치 정확도를 제공한다. 그러나 확률적 모델링을 이용한 방식은 위치 추정을 수행하기 위하여 반드시 데이터베이스를 구축하고, 측위 정확도를 향상시키기 위하여 동일한 위치에서 여러 번의 측정 과정을 수행하여야 한다. 그리고 측정해야 하는 곳의 환경이 변할 때마다 새로운 데이터베이스를 다시 구축하여야 하는 문제점을 가진다^[6].

무선랜 기반의 위치 측위 시스템에서는 하드웨어의 추가 없이 알고리즘의 구성만으로 구현이 가능한 확률적 모델링 알고리즘이 보편적으로 사용되고 있으나 정확한 데이터베이스의 구성을 위해 모든 측위 공간에 대한 실제 신호 세기 수집을 필요로 한다.

2. k-Nearest Neighbor

k-Nearest neighbor(KNN)은 기억 기반 추론기법 중에 하나로 패턴 인식에 많이 활용되고 있다. KNN은 Estimation 단계에서 측정된 SNR 데이터가 주어졌을 때 유사도 함수에 기반하여 Training 단계에서 fingerprinting 방식으로 미리 저장 되어있는 RP (Reference Point)의 SNR 데이터들의 집합에서 측정된 SNR 데이터와 가장 유사한 k개의 RP의 SNR 데이터들을 선택한다.

RP와 AP의 수를 각각 m 과 n 으로 가정하고 측정된 SNR 데이터와 RP의 SNR 데이터들의 집합과의 유사도는 식 (1)과 같은 거리를 이용하였다.

$$D_{qi} = \left(\sum_{j=1}^n |s_j - S_{ij}|^q \right)^{1/q} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

여기서, S_{ij} 는 training 단계에서 저장된 i 번째 RP에서 j 번째 AP의 SNR 데이터, s_j 는 estimation 단계에서 측정된 j 번째 AP의 SNR 데이터이다^[7].

식 (1)을 이용하여 계산된 거리 값들 중에서 가장 가까운 거리 값을 k개만큼 선정할 수 있고 식 (2)을 이용하여 위치를 추정 할 수 있다.

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (x_i, y_i) \quad (2)$$

여기서, (x_i, y_i) 는 i 번째 RP의 좌표이고 (\hat{x}, \hat{y}) 는 추정된 위치 좌표이다.

KNN 알고리즘은 식 (1)에서 모수 k 와 q 에 따라 다

양한 패턴 결과가 나타난다. 모수 k 는 추정할 좌표에 대한 RP의 수이고 모수 q 는 거리 타입이다. 일반적으로 모수 q 가 1 일 때는 맨하탄 거리이고 모수 q 가 2 일 때는 유클리드 거리이다. 알고리즘의 복잡성과 위치 예측을 고려했을 때 일반적으로 모수 q 는 1과 2 일 때 거리를 사용한다.

3. 인공 신경망(ANN)

본 논문에서 사용한 신경망은 가장 일반적인 형태의 신경망인 다층 퍼셉트론(MLP)을 사용하였으며 오류 역전파 알고리즘을 적용하여 신경망을 학습하였다^[8].

입력층으로 들어온 정보는 연결 강도가 곱해져 모든 합을 구한 후 은닉층의 활성화 함수로 전달된다. 유사한 방법으로 은닉층의 계산 결과는 출력층으로 전달되어 신경망의 출력값(O_{pk})이 계산된다. 따라서 원하는 목표 출력값(d_{pk})에 대한 신경망의 출력값 오차(E)는 식 (3)으로 정의된다^[9].

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2} \sum_p \sum_{k=1}^{M-1} (d_{pk} - O_{pk})^2 \quad (3)$$

이 평균오차를 최소화하기 위해 식 (4)와 같이 연결 강도(W)를 변화시킨다.

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \quad (4)$$

위의 과정은 오차(E)가 원하는 수렴조건에 만족될 때까지 반복되며 최종적으로 얻은 학습 결과는 연결 강도(W)와 임계치(θ)에 저장되어 새로운 정보에 대한 판단에 적용된다^[9].

신경망의 수렴성 향상을 위하여 모멘텀 기법을 사용하였으며 출력층의 활성화 함수는 식 (5)의 시그모이드 함수를, 은닉층은 식 (6)의 탄젠트 시그모이드 함수를

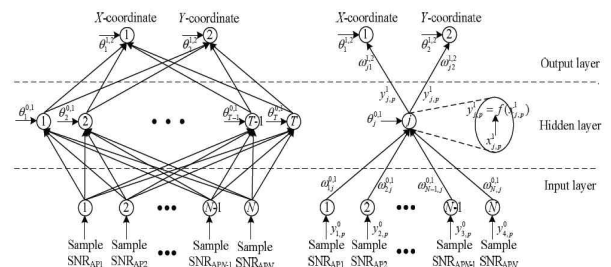


그림 1. 실내 측위의 신경망 구성
Fig. 1. Structure of ANN for indoor location system.

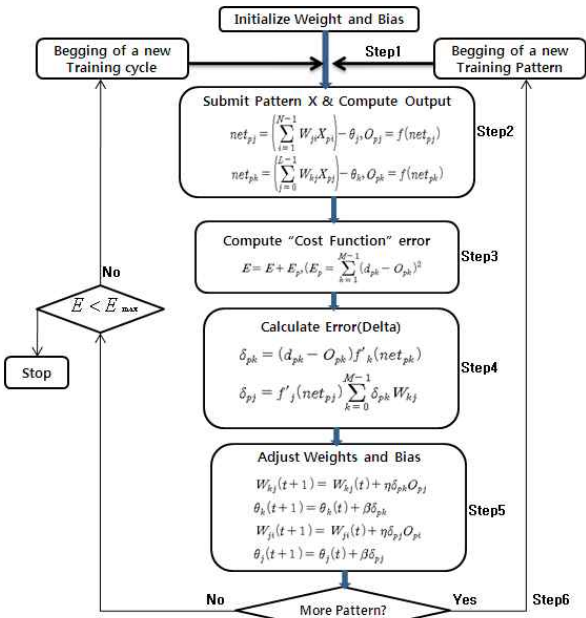


그림 2. 다층 퍼셉트론 학습 절차
Fig. 2. Process of MLP Learning.

사용하였다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-bx}} \tag{5}$$

$$f(x) = \frac{1 - e^{-bx}}{1 + e^{-bx}} \tag{6}$$

다층 퍼셉트론 학습 알고리즘은 그림 2와 같다.

4. KNN/ANN 혼합 알고리즘

무선 환경 하에서 패턴 매칭 알고리즘을 위해 training 단계에서 여러 개의 AP로부터 수신된 SNR 값을 측정하여 fingerprint 방식의 데이터베이스를 만들어 활용해서 측위를 위한 특수 장비를 전혀 사용하지 않고 기존에 설치된 AP를 사용하면서 KNN과 ANN 군집화 기반의 혼합된 알고리즘을 이용한 무선랜 실내 측위를 결정하는 절차는 (그림 3)과 같다.

무선랜 실내 측위 결정을 위해 Training 단계와 Estimation 단계로 구분한다. Training 단계에서는 각 RP에서 수집된 SNR 데이터를 fingerprint 방식으로 DB화 한다. Estimation 단계에서는 KNN/ANN 혼합 알고리즘을 사용하여 무선랜 실내 위치를 추정하고 결정한다. 첫 번째로 training 단계에서 측정된 SNR 데이터를 KNN 방법을 이용하여 k개의 RP를 선택한다. 두 번째로 선택된 k개 RP의 SNR 데이터를 다층 퍼셉트

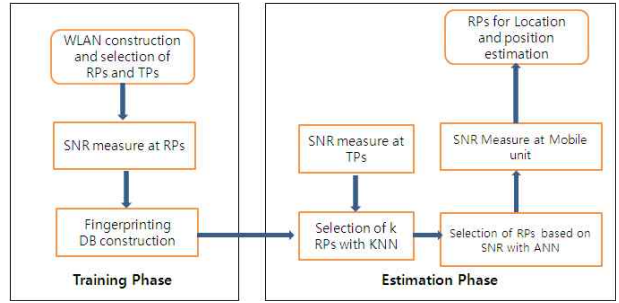


그림 3. KNN/ANN 혼합 알고리즘 흐름도
Fig. 3. Flow chart of the KNN/ANN hybrid algorithm.

론 알고리즘을 이용하여 군집화한다. 이 군집은 군집 중심벡터와 각 AP로부터 측정된 SNR 데이터에 대한 거리 제곱합을 이용하여 군집화한다. SNR 데이터에 대한 거리 제곱합이 최소인 클러스터에 속한 RP는 TP(Test Point)에서 측정된 SNR 데이터와 가장 유사한 특징을 갖는다고 가정하면 선택된 RP를 사용하여 실내 위치 추정의 성능을 향상시킨다. 세 번째로 두 번째 단계에서 선택된 군집 중에서 MU에서 측정된 SNR 데이터와 가장 적합한 군집을 선택한 후 군집 내에 있는 RP들의 평균을 산출하여 위치를 추정한다.

III. 실험 및 결과

1. 실험 환경

실험 장소는 (그림 4)에서 보이는 목포대학교 대외 협력관 4층 복도이다. 총길이 25m×4m인 복도에 1m 간격으로 63개의 RP 포인트와 40개의 TP 포인트를 (그림 2)와 같이 바둑판 모양으로 지정하였고 RP 포인트는 검정색으로 TP 포인트는 빨간색으로 표시하였다. 2개의 AP로부터 1초 간격으로 RP 포인트에서 100회 반복하여 측정하였고 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위한 TP 포인트에서 60회 반복하여 측정하였다.

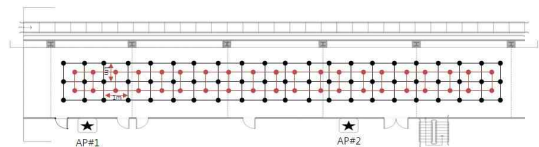


그림 4. 실험 환경
Fig. 4. Experimental environment.

2. 실험 장비

실험 장비는 Samsung SENS Q70, NetStumbler 프

로그그램, AP 2개를 이용하였고 무선 랜 신호 강도를 측정하는 NetStumbler 프로그램이다. 2개의 AP로부터 각 RP포인트에 수신된 SNR 값을 연속된 그래프와 값으로 측정되었으며 1초 간격으로 SNR 값을 구하여 fingerprint 방식으로 데이터베이스화 하였다.

3. 실험 결과

식 (1)에서 모수 k 와 q 에 따라 KNN의 성능 결과가 다양하게 나타난다. 일반적으로 모수 q 가 1 일 때는 맨하탄 거리이고 모수 q 가 2 일 때는 유클리드 거리이다. (그림 5)는 알고리즘의 복잡성과 위치 예측을 고려했을 때 q 는 1과 2를 사용하므로 모수 k 에 따라 평균 거리 오차를 나타낸 결과이다.

$q=1$ 일 때 모수 k 에 따른 평균 거리 오차에서 k 가 11일 때 평균 거리 오차가 1.93m로 가장 작았고 $q=2$ 일 때 k 에 따른 평균 거리 오차에서 k 가 10일 때 평균 거리 오차가 1.85로 가장 작았고 q 가 1인 맨하탄 거리를 이용하는 KNN 방법보다 q 가 2인 유클리드 거리를 이용하는 KNN 방법이 오차를 줄일 수 있다.

대의 협력관 4층 복도에서 실험한 SNR에 대한 KNN 방법은 $k=10, q=2$ 일 때 최적의 결과가 나타난다. (그림

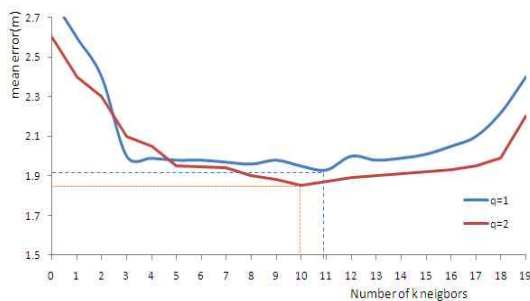


그림 5. k 개의 이웃 수와 평균 거리 오차

Fig. 5. Mean error with different k.

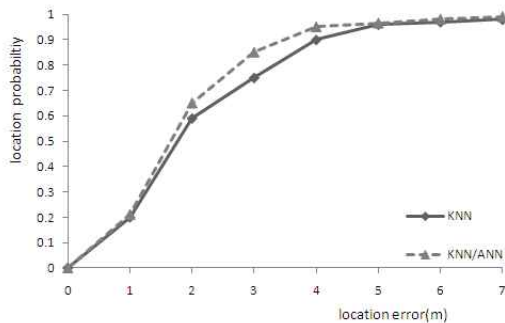


그림 6. 알고리즘의 성능비교($k=10, q=1$)

Fig. 6. Performance comparison of the algorithms. ($k=10, q=1$).

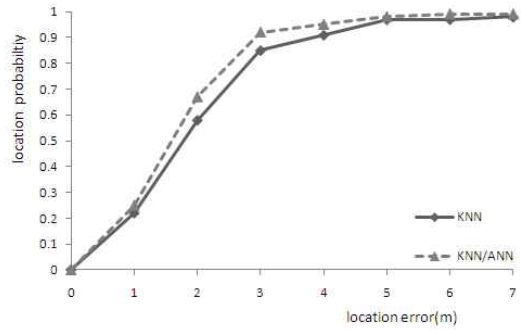


그림 7. 알고리즘의 성능비교($k=10, q=2$)

Fig. 7. Performance comparison of the algorithms. ($k=10, q=2$)

6)와 (그림 7)은 KNN방법과 KNN/ANN 혼합 알고리즘을 이용한 위치 추정 오차와 누적 확률에 관한 결과이다. $k=10, q=1$ 일 때 각 RP에 채취한 SNR을 기반으로 실험한 결과 위치 추정 오차가 2m 이내에서 두 가지의 알고리즘의 누적 확률이 비슷하지만 2m-5m에서 KNN 방법에 비해 KNN/ANN 혼합 알고리즘의 성능이 우수하다고 할 수 있다. $k=10, q=2$ 일 때는 위치 추정 오차가 2m 이내에서 KNN 보다 KNN/ANN 혼합 알고리즘의 누적확률이 수치상으로 크지만 성능이 약간 우수하다고 할 수 있다. 또한 위치 추정 오차가 2m-5m에서도 KNN/ANN 혼합 알고리즘의 누적확률이 ANN보다 성능이 다소 우수하다고 할 수 있다.

KNN은 k 개의 이웃 수와 RP의 수에 따라 민감하고 광범위하고 복잡한 실내 환경에서 거리오차가 많이 발생하여 실제 환경에서 최적의 위치를 찾기가 어렵다. 따라서 $k=10, q=2$ 일 때 KNN/ANN 혼합 알고리즘을 적용한 실내 측위 결정이 위치 추정 오차에 상관없이 KNN 알고리즘보다 더 우수하다.

IV. 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 fingerprint 방식이 가장 정확하다고 알려져 있다. 무선 환경 하에서 패턴 매칭 알고리즘을 위해 training 단계에서 여러 개의 AP로부터 수신된 SNR 값을 측정하여 fingerprint 방식의 데이터베이스를 만들어 활용해서 측위를 위한 특수 장비를 전혀 사용하지 않고 무선 랜을 위하여 기존에 설치된 AP를 사용하면

서 KNN과 ANN 군집화 기반의 혼합된 무선 실내 측위 방법을 제안한다. KNN은 k 개의 이웃 수와 RP의 수에 따라 민감하고 광범위하고 복잡한 실내 환경에서 거리 오차가 많이 발생하여 실제 환경에서 최적의 위치를 찾기가 어렵다. 따라서 이러한 문제를 보완하기 위해서 fingerprinting 방식에서 가장 많이 적용되는 KNN 방법으로 분류되어진 k 개 그룹 데이터는 인공신경망을 사용하여 최적의 위치를 식별해내는 접근 방식인 KNN/ANN 혼합 알고리즘을 적용하면 거리오차를 최소화 할 수 있어 최적의 위치를 찾을 수 있다. $k=10$, $q=2$ 일 때 KNN/ANN 혼합 알고리즘을 적용한 실내 측위 결정이 다른 방법들보다 더 우수하다.

향후 연구에서는 클러스터링 방법들은 기본적으로 사용하는 유클리드 거리 대신에 다양한 거리 측도 방법을 사용한 KNN과 ANN 혼합된 알고리즘을 이용하여 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] 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.
- [3] 임재철, "옥내 측위를 위한 지문방식 알고리즘들의 성능분석", 전자공학회논문지, 제43권 CI편, 제6호, 2006년.
- [4] K. Derr, M. Manic, "Wireless Based Object Tracking Based on Neural Network", 3rd IEEE Conference on Industrial Electrical Electronics and Application, 2008.
- [5] 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.
- [6] 김학용, "무선랜 기반 위치정보 서비스", Telecommunication Review, 16(4), pp. 580-590 2006.
- [7] A. Hatami, K. Pahlavan, "Comparative Statistical Analysis of Indoor Positioning Using Empirical Data and Indoor Radio Channel Models", IEEE CCNC 2006 proceedings. 2006.
- [8] K. Kamol, K. Prashant, "Modeling of Indoor Positioning Systems Based on Location Fingerprinting", IEEE, 2004.
- [9] M. Brunato, R. Battiti, "Statistical Learning Theory for Location Fingerprinting in Wireless LANs", Computer Networks, 2005.

저 자 소 개



이 장 재(정회원)
 2000년 조선대학교 전산통계학과 졸업
 2002년 조선대학교 전산통계학과 석사
 2007년 조선대학교 전산통계학과 박사

2009년~2010년 목포대학교 정보산업연구소 전임 연구원
 2011년 현재 조선대학교 컴퓨터통계학과
 <주관심분야 : 센서네트워크, 실내 위치추위 시스템, 데이터 마이닝, 베이지안 추론>



정 민 아(정회원)
 1992년 전남대학교 전산통계학과 졸업
 1994년 전남대학교 전산통계학과 석사
 2002년 전남대학교 전산통계학과 박사

2005년~현재 목포대학교 컴퓨터공학과 조교수
 <주관심분야 : 데이터베이스/데이터마이닝, 생체 인식시스템, 무선통신응용분야(RFID, USN, 텔레메틱스), 임베디드시스템>



이 성 로(정회원)-교신저자
 1987년 고려대학교 전자공학과 졸업
 1990년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사
 1996년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사

2005년~현재 목포대학교 정보전자공학전공 교수
 <주관심분야 : 디지털통신시스템, 이동 및 위성통신시스템, USN/텔레메틱스응용분야, 임베디드시스템, 생체인식시스템>



송 익 호(평생회원)
 1982년 2월, 1984년 2월 서울대학교 전자공학과 공학사 (준최우등), 공학석사
 1985년 8월, 1987년 5월 펜실베이니아대학교 전기공학과 공학석사, 공학박사

1987년 3월~1988년 2월 벨 통신연구소 연구원
 1988년 3월~현재 한국과학기술원 전기및 전자공학과 조교수, 부교수, 교수
 1995년 1월~현재 한국통신학회 논문지 편집위원, 편집 부위원장, 이사
 2010년 1월~현재 한국정보전자통신기술학회 논문지 편집위원, 부회장
 대한전자공학회, 한국음향학회, 한국통신학회 평생회원, IET 석학회원, IEEE 석학회원
 <주관심분야 : 통계학적 신호처리와 통신이론, 신호검파와 추정, 이동통신>