

<https://doi.org/10.7236/IIBC.2017.17.6.105>

IIBC 2017-6-14

# WiFi 핑거프린트 위치추정 방식에서 W-KNN의 가중치에 관한 연구

## A Study on the Weight of W-KNN for WiFi Fingerprint Positioning

오종택\*

Jongtaek Oh\*

**요약** 본 논문에서는 최근 들어 활발하게 연구되고 있는 WiFi fingerprint를 이용한 실내 위치 인식 기술에서, Weighted K-Nearest Neighbour 방식을 적용할 때 사용되는 가중치에 대한 분석 결과를 보이고 있다. W-KNN 방식은 그 간결함에도 불구하고 WiFi fingerprint를 이용하는 다른 복잡한 방식들과 유사한 성능을 보이고 있어, 실제적으로 실내 위치 인식 기술로 많이 사용되고 있다. 또한 사전 데이터 처리 방식이나 이 방식에서 사용되는 가중치에 따라 성능 차이를 보이고 있으므로, 이에 대한 연구 및 분석은 중요한 의미가 있다. 여기서는 실제로 측정된 WiFi fingerprint 데이터를 기반으로, 데이터 사전처리 경우와 가중치에 측정값의 분산 및 거리를 적용하는 경우, 지점 위치 평균 개수 K를 사용하는 경우 등에 대해 위치 추정 오차를 분석하고 성능을 비교한다. 이 연구 결과는 실제로 실내 위치 인식 시스템을 구축할 때에 실용적으로 활용될 수 있다.

**Abstract** In this paper, the analysis results are shown about several weights of Weighted K-Nearest Neighbor method. Recently, it is employed for the indoor positioning technologies using WiFi fingerprint which has been actively studied. In spite of the simplest feature, the W-KNN method shows comparable performance to another methods using WiFi fingerprint technology. So W-KNN method has employed in the existing indoor positioning system. It shows positioning error performance according to data preprocessing and weight factor, and the analysis on the weight is very important. In this paper, based on the real measured WiFi fingerprint data, the estimation error is analyzed and the performances are compared, for the case of data processing methods, of the weight of average, variance, and distance, and of the averaging several position of number K. These results could be practically useful to construct the real indoor positioning system.

**Key Words** : WiFi fingerprint, W-KNN, indoor positioning, smartphone

### 1. 서론

실내에서의 활동이 많은 시간을 차지하고 있고 다양하고 넓은 실내 시설이 늘어남에 따라 실내에서의 위치 기반 서비스 수요가 점차 증가하고 있다. 또한 거의 모든

사용자가 스마트폰을 휴대하고 있으므로 스마트폰을 이용한 실내 위치 인식 기술이 활발하게 연구되고 있다<sup>[1-5]</sup>.

실내 위치 인식 기술에는 다양한 방식이 있지만, 최근에는 무선랜 공유기의 전파 신호 세기를 사전에 측정하여 데이터베이스를 구축하고, 임의의 위치에서 측정한

\*정회원, 한성대학교 전자정보공학과

접수일자: 2017년 11월 6일, 수정완료: 2017년 11월 30일

게재확정일자: 2017년 12월 8일

Received: 6 November, 2017 / Revised: 30 November, 2017 /

Accepted: 8 December, 2017

\*Corresponding Author: jttoh@hansung.ac.kr

Dept. of Electronics Information Eng., Hansung University, Korea

신호 세기와 비교하여 위치를 추정하는 WiFi fingerprint 방식이 활발하게 연구되고 있고, 실제로 시스템이 구축되고 있다<sup>[6~10]</sup>.

이 방식은 2 단계로 진행된다. 우선 오프라인 단계에서는 위치 인식 대상 지역을 바둑판 모양의 그리드로 나누어 등간격 지점에서 무선랜 공유기들의 수신 신호 세기(Received Signal Strength: RSS)를 측정한다. 한 장소에서 여러 개의 공유기 신호가 수신되므로 Media Access Control(MAC) 주소와 Service Set Identifier(SSID)로 무선랜 공유기를 구분하고, 일정 시간 간격으로 RSS 값을 측정하여 측정 장치나 저장 서버에 저장한다. 측정 장소에 따라 신호가 수신되는 무선랜 공유기는 달라진다. 또한 위치 인식 대상 지역에서 장소를 달리하며 동일하게 측정된 RSS 값들을 저장한다. 위치마다 전파의 전파 특성이 다르므로 무선랜 공유기의 RSS 값들이 달라지고, 이것은 마치 사람마다 지문이 달라 지문으로 사람을 인식하는 것과 같이, RSS 값으로 위치를 추정하는 방식이다.

그 다음 온라인 단계에서는 위치 인식 대상 지역 내의 위치를 모르는 임의의 위치에서 동일한 방법으로 RSS 값들을 측정하여 저장한다. 이 값들과 데이터베이스에 사전에 측정되어 저장된 무선랜 공유기들의 RSS 값들을 비교하여 임의의 위치를 추정한다.

WiFi fingerprint 방식에서도 RSS 값으로 위치를 추정하는 기술에는 여러 가지 방식이 있다. 가장 간단한 방식으로는 K-Nearest Neighbour(KNN) 기술이 사용되고 있다<sup>[11]</sup>. 이 기술은 사전에 측정된 RSS 값들과 임의의 위치의 RSS 값들의 차이를 비교하고 가장 차이가 작은 위치를 임의의 위치라고 추정하는 기술이다. 이 기술은 Maximum likelihood estimation이나, kernel method, Support Vector Machine<sup>[10]</sup> 등의 복잡한 계산 방식과 비교해 볼 때, 위치 추정 성능이 거의 유사한 경향을 보이고 있다. 따라서 KNN 기술이 현실적으로 가장 많이 사용되고 있다.

그러나 KNN 기술에서도 세부적으로는 다양한 방법이 있다. 즉, RSS 값을 비교함에 있어서, RSS 값의 평균값으로 비교하는 방법, RSS 값의 확률 밀도 함수를 비교하는 방법<sup>[9]</sup> 등에 따라서 위치 추정 성능이 다르다. 또한 변형된 기술로 weighted KNN(W-KNN) 방식이 있다<sup>[9]</sup>. 이 기술에서는 무선랜 공유기 신호의 RSS 값들을 비교할 때에, 무선랜 공유기마다 다른 가중치를 적용하고 있

다. RSS 값의 분산이 클수록 정보의 신뢰도가 떨어지므로 분산 값을 가중치로 사용하는 방법이나, RSS 차이값의 역수를 가중치로 사용하는 방법이 있다. 또는 RSS 값의 차이가 작은 K개의 무선랜 공유기들의 위치들을 평균하여 임의의 위치를 추정하는 KNN 기술도 있다<sup>[10]</sup>.

본 논문에서는 이런 다양한 KNN 기술들의 조합에 대해서 실제로 측정된 동일한 WiFi fingerprint 데이터에 적용하여 그 위치 추정 성능을 종합적으로 비교 분석해 본다.

## II. KNN 위치 추정 기술 개요

우선 WiFi fingerprint 데이터베이스를 구축하기 위하여 training 데이터 set  $T$ 에 대해 아래 식 (1)과 같이 정의한다.

$$T = \{T_i = (L_i, RSS_i) | i = 1, 2, \dots, M\} \quad (1)$$

$$L_i = \{(x, y) | x, y \in R^2\},$$

$$RSS_i = \{AP_j^i | j = 1, 2, \dots, N\}$$

$$AP_j^i = \{AP_{js}^i | s = 1, 2, \dots, S\}$$

즉, training set은 사전에 RSS 값을 측정한 2차원 지점 좌표 값  $L_i$ 와 RSS 측정값으로 구성되는데, 측정 지점은 총 M군데이고, 해당 지점에서 측정된 무선랜 공유기의 개수는 총 N개이다. 임의의 지점에서 측정된 무선랜 공유기의 개수도 다르고 무선랜 공유기도 다르다. 또한  $L_i$ 에서 측정된  $AP_j^i$ 의 RSS 값은 시간에 따라 일정 간격으로 연속적으로 측정되며 각각의 무선랜 공유기에 대해 총 S개의 데이터가 측정되고 저장된다.

한 편, 위치를 추정하려고 하는 임의의 위치에서의 test 데이터는 아래 식 (2)와 같이 정의한다.

$$L_u = \{(x_u, y_u) | x_u, y_u \in R^2\}, \quad (2)$$

$$RSS_u = \{AP_j^u | j = 1, 2, \dots, N\}$$

$$AP_j^u = \{AP_{js}^u | s = 1, 2, \dots, S\}$$

본 연구의 목적은 궁극적으로 스마트폰을 이용한 실내 위치 인식 시스템 개발이므로, WiFi fingerprint 데이터를 수집할 때에 스마트폰 앱 프로그램을 개발하여 사용하였다. 또한 무선랜 공유기의 전파 신호 세기를 스마트폰으로 측정할 때에, 측정자가 스마트폰을 잡고 있으면 인체에 포함된 다량의 수분으로 인해 측정 신호가 왜곡된다는 것이 확인되었으며, 측정 장치의 설치 방향에

따라서도 수신 신호의 크기가 달라진다<sup>[10]</sup>. 따라서 본 논문에서 사용된 WiFi fingerprint 측정 데이터는 스마트폰을 삼발이 지지대에 세워서 고정시키고 측정하였으며, 모든 경우에 스마트폰의 뒷면이 북쪽을 향하도록 하였다. 일반적으로 스마트폰 안테나의 지향성을 보면 스마트폰을 세웠을 때 모든 방향으로 전파가 전파되는 특성을 고려하였다.

아래 그림 1은 WiFi fingerprint 데이터를 측정할 장소이며, + 표시의 위치에서 총 46개의 training 데이터가 순차적으로 측정되었고, o 위치에서는 총 8개의 test 데이터가 연속해서 측정되었다. test 데이터의 위치는 위치 추정 성능을 확인하기 위해 training 데이터 측정지점뿐만 아니라 측정하지 않은 곳도 포함하고 있다. 측정 장소의 위쪽이 북쪽이며, 우측 하단의 모서리가 기준 위치 좌표로 (x, y: 0, 0)으로 설정되었다.

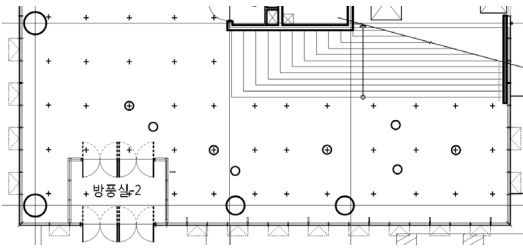


그림 1. 무선랜 공유기의 RSS 값의 데이터베이스인 WiFi fingerprint를 측정한 장소(+: training 데이터 측정 지점, o: test 데이터 측정 지점)

Fig. 1. The measurement place of RSS for WLAN routers constructing WiFi fingerprint database (+: training data measurement points, o: test data measurement points)

## 2. KNN 기술

Nearest Neighbour 방식은 임의의 위치를 추정하려는 장소에서 측정된  $RSS_u$  값들과 WiFi fingerprint 데이터의  $RSS_i$  들을 비교하여 가장 유사한  $RSS_i$  에 해당하는  $L_i$  를  $L_u$  라고 추정한다. 유사도를 측정하는 방식에도 여러 가지 방식이 있으나 일반적으로 다음 식(3)과 같이 Euclidean 거리를 계산한다<sup>[11]</sup>.

$$Dist_{iu} = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{j=1}^N (AP_j^i - AP_j^u)^2} \quad (3)$$

여기서  $AP_j^i$  와  $AP_j^u$  는 deterministic 방식으로는 식 (4) 과 같이 일반적으로 각각의 무선랜 공유기에 대해 측정

된 RSS 값들의 평균값을 사용한다. 무선랜 수신 신호의 세기는 주변의 각종 움직이는 물체들의 영향으로 페이딩이 발생하게 되고, 시간에 대해 계속 값이 변동한다. 따라서 WiFi fingerprint 방식으로 임의의 위치를 추정하기 위해서는 RSS 값과 해당 위치와의 상관도를 최대한으로 이용해야 위치 추정 오차를 줄일 수 있다.

$$AP_j^i = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S AP_{js}^i \quad (4)$$

또한 1-NN 방식과 같이 RSS의 거리 차이가 가장 작은 위치를 목표 위치라고 추정할 수도 있으나 위치 추정 오차가 발생할 가능성이 높다. 따라서 식 (5)와 같이 RSS의 거리 차이가 작은 순서로 K 개의 추정 위치 좌표 값들을 평균하여 더욱 정확도가 높은 목표 위치를 추정할 수 있다. 이 방식을 KNN이라고 한다.

$$\hat{L}_u = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{L}_{u_k} \quad (5)$$

## 3. W-KNN 기술

식 (3)에서 training 데이터의 RSS 값들과 test 데이터의 RSS 값에 대한 거리를 계산할 때에 동일한 무선랜 공유기에 대한 수신 신호의 차이를 계산하는데, 무선랜 공유기에 대한 수신 신호의 특성이 모두 같지는 않다. 따라서 이 특성을 반영하면 좀 더 정교하게 목표 위치를 추정할 수 있다. 식 (6)과 같이 각각의 무선랜 공유기에 대한 RSS 값 차이를 합산할 때에 가중치를 두어 이를 반영하는 방법이다. 여기서  $W_j$  가 가중치이다.

$$W\_Dist_{iu} = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{j=1}^N W_j \cdot (AP_j^i - AP_j^u)^2} \quad (6)$$

다음 3장에서는 다양한 가중치를 실제 측정된 데이터에 적용하여 그 성능을 비교한다.

## III. 사전 데이터 처리에 따른 효과 분석

여기서는 KNN 방식에서 RSS 값을 비교할 때에 기존에 사용해 왔던 식 (4)의 단순한 평균 방식과 새롭게 변형된 방식에 의한 위치 추정 성능을 비교한다.

### 1. RSS 값에 메디안 필터를 사용하는 경우

각 지점에서 측정된  $AP_j^i$  와  $AP_j^u$  는 식 (4)와 같이 측

정된 RSS 값들을 그대로 평균 내어 사용할 수도 있지만, 전파 전파의 속성상 그림 2와 같이 RSS 값들이 시간에 따라 변동이 매우 크므로, 식 (7)과 같이 수신 RSS 값들을 메디안 필터로 사전 처리한 후에 평균을 구해서 사용할 수 있다. 이 경우 순간적인 잡음이나 측정 장치의 이상으로 인한 수신 불가 현상을 제거할 수 있는 장점이 있다.

$$AP_j^i = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \text{median}(AP_{ja}^i) \quad (7)$$

$$a = s - \text{med}, \dots, s - 1, s, s + 1, \dots, s + \text{med}$$

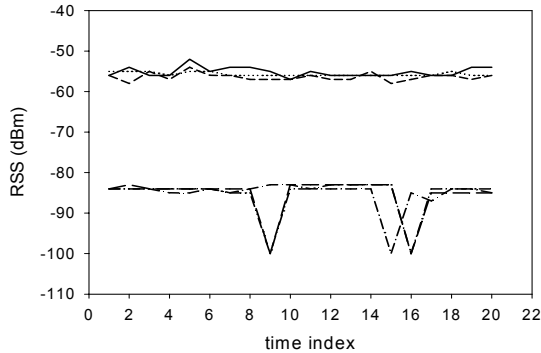


그림 2. 전형적인 무선랜 공유기의 RSS 패턴(가장 큰 것 3개 및 가장 작은 것 3개)  
Fig. 2. Typical RSS pattern from WLAN routers(the most three and the least three values)

그림 3은 med=1인 경우, 즉 데이터 3개에 대한 이동 메디안 필터를 적용한 후에 평균을 구하고 KNN 방식을 적용한 경우에 K 값에 따른 각 test 지점에서의 위치 추정 오차이다. K가 5에서 13정도에서 위치 추정 오차가 작은 것을 확인할 수 있다. K 값이 너무 크면 오차가 큰 위치도 합산되므로 위치 추정 오차가 증가하는 것이다.

## 2. 기준 이하의 RSS 값을 무시하는 경우

무선랜 공유기에서 수신되는 신호들은 매우 작은 경우도 많이 있다. 그러나 이 경우에는 정보의 신뢰성이 작아서 위치 추정에 오차를 유발하는 경향이 있다. 따라서 수신되는 모든 RSS 값들을 고려할 것이 아니라 식 (8)과 같이 평균값이 기준 이하의  $AP_j^i$ 와  $AP_j^u$ 에 대해서는 RSS 거리 계산에서 제외하는 방법이 효율적일 수 있다.

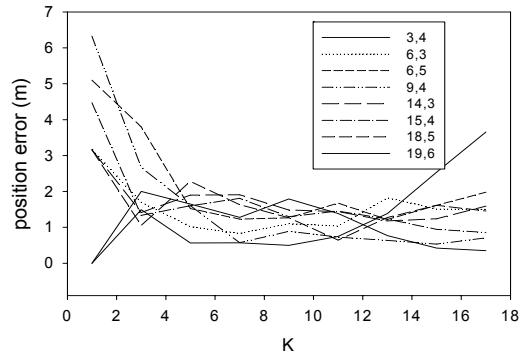


그림 3. 메디안 필터를 적용한 경우에, K 값에 따른 각 test 지점에서의 위치 추정 오차(범례는 test 지점 위치임)  
Fig. 3. For the case of the median filter, the position estimation error according to K value at the test point(The legends are the test point position.)

$$Dist_{th} = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{j=1}^N (AP_j^i - AP_j^u)^2}, \quad (8)$$

$$\forall AP_j^i, AP_j^u \geq RSS_{TH}$$

## 3. 수신 불가의 RSS 값의 대체 경우

또한 무선랜 공유기들은 항상 전파 신호를 발생하는 것이 아니라, 데이터가 아닌 100msec 이하의 비이진 신호만 주기적으로 발신하던지, 또는 데이터를 전송하는 경우에도 주변의 무선랜 공유기들과 경쟁을 통해 잠깐씩 전파 신호를 발신한다. 따라서 주변에 무선랜 공유기가 많은 경우에 스마트폰에서 스캔 모드로 RSS 값들을 측정시에 전파 신호를 수신하지 못할 가능성도 높다. 특히 RSS 값이 작은 경우에는 더 그렇다. 따라서 이 현상을 보상하기 위해서 -100dBm 이하의 신호가 수신되거나 전혀 신호가 수신 안되는 경우에는 사전에 정의된 값으로 대체하는 방법을 고려할 수 있다. 여기서는 -100dBm 이하로 수신되는 경우에는 그 이전 RSS 값으로 대체하는 방법을 사용하였다.

그림 6은 다양한 방식과 K에 대한 평균 위치 추정 오차이다. -100dBm 이하의 RSS를 그 이전 값으로 대체하는 방식이 전반적으로 우수한 것을 확인할 수 있다. 또한 각 지점에서의 위치 추정 오차의 분산도 중요한 성능 평가 요소인데, 그림 7을 보면 각각의 방식들이 유사한 성능을 보이고 있다.

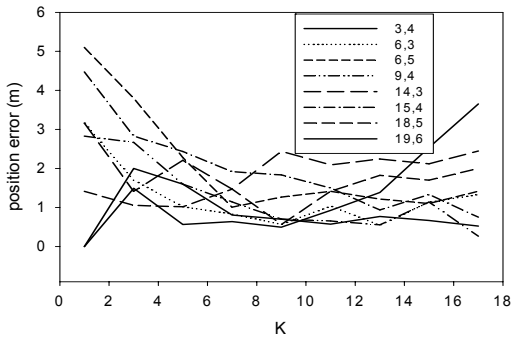


그림 4.  $-95\text{dBm}$  이하의 값을 무시한 경우에,  $K$  값에 따른 각 test 지점에서의 위치 추정 오차  
 Fig. 4. For the case of ignoring the APs under  $-95\text{dBm}$ , the position estimation error according to  $K$  value at the test point

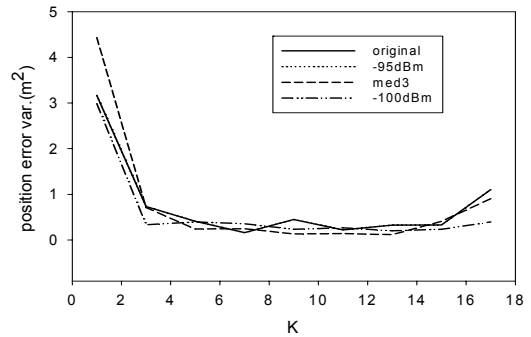


그림 7. 각 방식에 따른,  $K$  값에 따른 각 test 지점에서의 위치 추정 오차의 분산  
 Fig. 7. For the case of several methods, the variance of the position estimation error according to  $K$  value at the test point

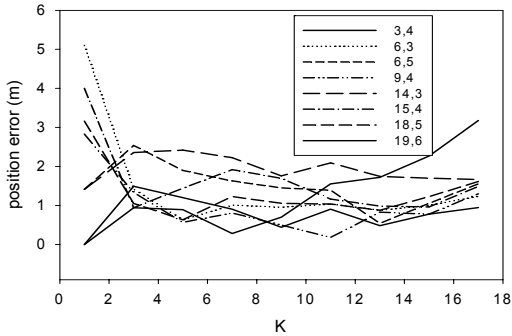


그림 5.  $-100\text{dBm}$ 의 대체값 경우에,  $K$  값에 따른 각 test 지점에서의 위치 추정 오차  
 Fig. 5. For the case of replacement of  $-100\text{dBm}$  RSS, the position estimation error according to  $K$  value at the test point

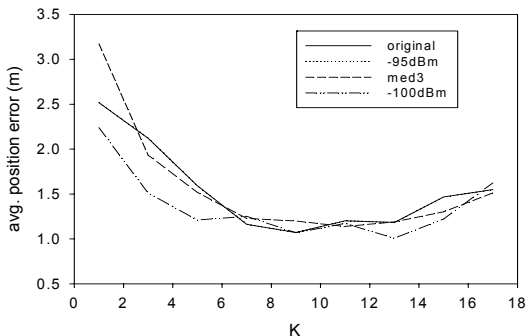


그림 6. 각 방식에 따른,  $K$  값에 따른 각 test 지점에서의 평균 위치 추정 오차  
 Fig. 6. For the case of several methods, the average position estimation error according to  $K$  value at the test point

#### IV. 다양한 가중치의 효과 분석

여기서는 W-KNN 방식에서 두 종류의 가중치를 사용하여 실제로 측정된 데이터에 적용함으로써, 가중치가 미치는 효과 및 적절한 가중치를 분석해 본다.

##### 1. RSS 분산값

식 (6)에서 가중치  $W_j$ 로 각 지점에서 측정된 각 무선랜 공유기의 RSS 값들의 분산에 계수를 곱하여 사용한 경우이다. 분산이 큰 경우에는 신호의 변동이 커서 정보의 신뢰도가 떨어지기 때문이다.

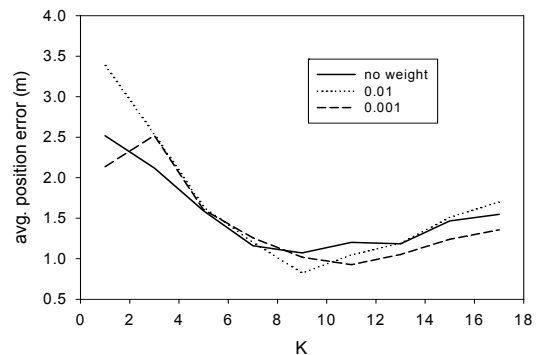


그림 8. 가중치 계수와  $K$  값에 따른 각 test 지점에서의 평균 위치 추정 오차  
 Fig. 8. According to the weight coefficient and  $K$ , the average position estimation error at the test point

그림 8에서 K가 9 ~ 11일 때 위치 추정 오차가 가장 작아지며, 가중치를 적용하는 경우에 더 성능이 좋아지는 것을 확인할 수 있다.

## 2. RSS의 차이값

식 (5)로  $\hat{L}_u$ 를 추정할 때에 모든  $\hat{L}_{u,k}$ 에 대하여 동일한 가중치를 주는 것이 아니라, 각각의  $\hat{L}_{u,k}$ 에 대해서 RSS 차이값을 고려하는 것이다. 즉, RSS 차이 값이 작을수록 위치 추정의 정확도가 높은 것이므로, 식 (9)와 같이 RSS 차이 값의 역수를 가중치로 곱하는 방법이다.

$$\hat{L}_{ud} = \frac{\sum_{i=0}^K \frac{1}{Dist_i + \epsilon} \hat{L}_i}{\sum_{i=0}^K \frac{1}{Dist_i + \epsilon}} \quad (9)$$

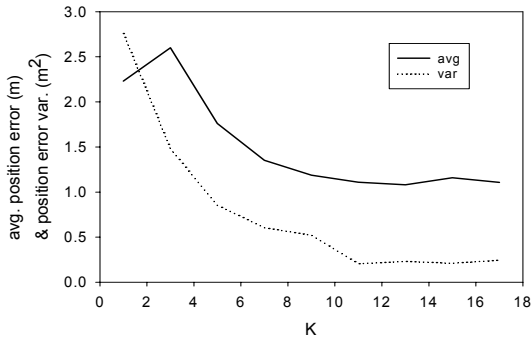


그림 9. RSS 차이를 가중치로 사용한 경우, K 값에 따른 각 test 지점에서의 평균 위치 추정 오차와 분산

Fig. 9. According to the weight of RSS differences and K, the average position estimation error and variance at the test point

여기서  $\epsilon$ 은 0으로 나누지 않기 위한 매우 작은 값이다. 그림 9는 K 값에 따른 평균 추정 오차와 추정 오차의 분산을 표시한 것이다. 세로축의 값은 평균값과 분산에 동일하게 적용된다. 추정 결과를 분석하면, 그림 6이나 8과 다르게 K 값이 증가를 하는 경우에도 평균 위치 추정 오차가 증가하지 않는 것을 확인할 수 있다. 이것은 RSS 값 차이가 큰 경우에는 가중치가 작아져서 기여도가 작아지기 때문이다. 위치 추정 오차의 분산도 동일한 패턴을 보이고 있다. 위치 추정 방식에서 특정 파라미터의 변동에 대해 성능의 변화가 작은 것은 안정된 방식의 관점에서 우수한 것이다.

## V. 결론

본 논문에서는 WiFi fingerprint 방식에서 KNN 방법에 대해, 측정 데이터의 다양한 사전 처리 기술에 따른 위치 추정 성능을 분석하였다. 또한 W-KNN 방식에서 다양한 가중치에 따른 성능도 분석하였다.

WiFi fingerprint 데이터는 측정 장소와 시간에 따라 또한 주변 환경의 변화에 따라, 측정 RSS 값의 변화가 매우 크므로 여러 가지 방법을 적용하여 가장 최적의 방법을 도출하는 것이 의미가 있다.

향후에는 주변 환경 변화가 있어도, WiFi fingerprint 측정 작업을 다시 수행하지 않는 기술에 대한 연구가 필요하다.

## References

- [1] Jichao Jiao, Fei Li, Zhongliang Deng, and Wenjing Ma, "A Smartphone Camera-Based Indoor Positioning Algorithm of Crowded Scenarios with the Assistance of Deep CNN," *Sensors Journal*, Vol. 17, No. 4, 2017. doi:10.3390/s17040704
- [2] Myung-Gwan Kim, Jin-Woo Kim, "Implementation of Location-Aware System based on Probability Distribution of RSSI," *The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, Vol. 8, No. 4, pp. 9-14, Aug. 2008.
- [3] Fabian Höfflinger, Rui Zhang, Joachim Hoppe, Amir Bannoura, Leonhard, M. Reindl Johannes Wendeberg, Manuel Bühner, and Christian Schindelbauer, "Acoustic Self-calibrating System for Indoor Smartphone Tracking (ASSIST)," *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, Nov. 2012.
- [4] Ville Honkavirta, Tommi Perälä, Simo Ali-Löytty, and Robert Piché, "A Comparative Survey of WLAN Location Fingerprinting Methods," *6th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, pp. 243-251, Hannover, Germany, March 2009. doi:10.1109/WPNC.2009.4907834
- [5] Marius H. Hennecke and Gernot A. Fink,

“Towards Acoustic Self-Localization of Ad Hoc Smartphone Arrays,” Third Joint Workshop on Hands-free Speech Communication and Microphone Arrays, May 2011.

- [6] David Madigan, Eiman Elnahrawy, Richard P. Martin, Wen-Hua Ju, P. Krishnan, and A. Krishnakumar, “Bayesian Indoor Positioning Systems,” Conference on IEEE Computer and Communications Societies, March 2005.
- [7] Azadeh Kushki, Konstantinos Plataniotis, and Anastasios Venetsanopoulos, “Kernel-Based Positioning in Wireless Local Area Networks,” IEEE Tr. Mobile Computing, Vol. 6, No. 6, pp. 689-705, June 2007.
- [8] Nattapong Swangmuang and Prashant Krishnamurthy, “An Effective Location Fingerprinting Model for Wireless Indoor Localization,” Pervasive and Mobile Computing, Vol. 4, pp. 836-850, 2008.
- [9] Khuong Nguyen, “A Performance Guaranteed Indoor Positioning System using Conformal Prediction and the WiFi Signal Strength,” Journal Information and Telecommunication, Vol. 1, No. 1, pp. 41-65, 2017. doi:10.1080/24751839.2017.1295659
- [10] Kamol Kaemarungsi, “Design of Indoor Positioning Systems based on Location Fingerprinting Technique,” PhD diss., University of Pittsburgh, 2005.
- [11] S. Zekavat and R. Buehrer, Handbook of position location: Theory, practice, and Advances, IEEE Press, 2012.

## 저자 소개

### 오 종택(정회원)



- 2000.3. ~ 현재 한성대학교 전자정보공학과 교수
  - 1993.12. ~ 2002. 한국통신 무선통신연구소 선임연구원
  - 1989.3. ~1993.2. 한국과학기술원 전기및전자공학과 박사 졸업
- <관심 분야> : 지능형 무선통신 네트워크, 기계학습을 적용한 실내위치인식