

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제23권 제1호, 2018년 1월 (JBE Vol. 23, No. 1, January 2018)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2018.23.1.154>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

## 핑거프린트와 랜덤포레스트 기반 실내 위치 인식 시스템 설계와 구현

이 선 민<sup>a)</sup>, 문 남 미<sup>a)†</sup>

### Design and Implementation of Indoor Location Recognition System based on Fingerprint and Random Forest

Sunmin Lee<sup>a)</sup> and Namme Moon<sup>a)†</sup>

#### 요 약

최근 스마트폰 사용자가 늘어남에 따라 실내 위치인식 서비스에 대한 연구의 중요성이 증가하고 있다. 실내 위치인식에는 주로 WiFi, Bluetooth 등이 연구되고 있으나, 본 연구에서는 대부분의 실내 공간에 설치되어 있고 스마트폰에 WiFi 기능이 탑재되어 있어 접근성이 좋은 WiFi를 사용한다. 본 연구에서는 수집된 WiFi의 수신신호세기를 이용하는 핑거프린트 기술과 다변량 분류법 중 Ensemble learning method인 랜덤포레스트 알고리즘을 사용한다. 핑거프린트의 데이터로는 수신신호세기와 더불어 Mac주소를 사용해 총 4개의 라디오 맵을 만들어 사용하였다. 실험은 제한된 실내공간에서 진행하였고 실험분석을 위해 본 연구에서 제안하는 방법과 유사한 기존의 랜덤포레스트를 사용하는 실내 위치인식 시스템과 비교 분석하였다. 실험 결과 기존의 랜덤포레스트를 사용하는 실내 위치인식 시스템보다 본 연구에서 제안하는 시스템의 위치인식 정확도가 약 5.8% 높고 학습 데이터 개수에 상관없이 위치인식 속도가 일정하게 유지되며 기존 방식 보다 더 빠름을 입증하였다.

#### Abstract

As the number of smartphone users increases, research on indoor location recognition service is necessary. Access to indoor locations is predominantly WiFi, Bluetooth, etc., but in most quarters, WiFi is equipped with WiFi functionality, which uses WiFi features to provide WiFi functionality. The study uses the random forest algorithm, which employs the fingerprint index of the acquired WiFi and the use of the multi-value classification method, which employs the receiver signal strength of the acquired WiFi. As the data of the fingerprint, a total of 4 radio maps using the Mac address together with the received signal strength were used. The experiment was conducted in a limited indoor space and compared to an indoor location recognition system using an existing random forest, similar to the method proposed in this study for experimental analysis. Experiments have shown that the system's positioning accuracy as suggested by this study is approximately 5.8 % higher than that of a conventional indoor location recognition system using a random forest, and that its location recognition speed is consistent and faster than that of a study.

Keyword : Random Forest, Fingerprint, 실내위치인식, WiFi

a) 호서대학교 컴퓨터정보공학부(Department of Electronic Display Engineering, Hoseo University)

† Corresponding Author : 문남미(Namme Moon)

E-mail:mnm@hoseo.edu

Tel: +82-41-540-5981

ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-2229-4217>

※ 이 논문은 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 중견연구사업(No.2017008886).

· Manuscript received December 12, 2017; Revised January 10, 2018; Accepted January 10, 2018.

Copyright © 2017 Korean Institute of Broadcast and Media Engineers. All rights reserved.

“This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited and not altered.”

## I. 서론 및 연구 필요성

다양한 영역에 스마트폰이 활용됨에 따라, 위치인식 서비스 관련 연구가 꾸준히 증가하고 있다<sup>[1][2]</sup>. 대표적인 위치인식 서비스 기술인 GPS(Global Positioning System) 기반 위치인식은 인공위성에서 보내는 신호를 수신해 사용자의 위치를 계산하는 방식으로, 대부분의 스마트폰에는 GPS 수신기가 부착되어 있어 추가적인 설비를 필요로 하지 않는다<sup>[3][4]</sup>. 그러나, GPS의 특성상 실내에서는 신호가 잘 수신되지 않고 위치 오차가 커 실외에서 주로 사용되는 실정이다. 스마트폰 사용자는 일반적으로 하루의 많은 시간을 실내에서 보내기 때문에 위치인식 서비스 중에서도 실내 위치인식 기술의 필요성 증대에 따라 많은 연구가 진행되고 있다<sup>[5]</sup>. 실내 위치인식 기술은 대표적으로 WiFi(Wireless Fidelity), Bluetooth, RFID(Radio frequency identification)등을 이용한다. WiFi를 이용한 실내 위치인식은 핑거프린트 기법으로 주변에 설치된 WiFi AP를 이용한다<sup>[6-11]</sup>. 보편적으로 건물에는 WiFi AP가 설치되어 있어 추가적인 장비설치가 필요 없고, 대부분의 모바일 장비에는 WiFi가 탑재되어 있어 여러 기술들 중 가장 보편적으로 사용되고 있다. 또한 WiFi와 Bluetooth Beacon과 함께 쓰이기도 한다. 이 경우에는 WiFi 하나만을 쓰는 것 보다 위치인식률은 높지만 Bluetooth Beacon의 설치가 필요해 비용이 발생한다. Bluetooth를 이용한 위치인식 방법은 WiFi와 비슷한 방법으로 실내 환경에서 WiFi AP 대신 Bluetooth Beacon을 이용한다. 하지만 Bluetooth Beacon은 WiFi AP와 달리 실내 공간에 잘 설치되어 있지 않으므로 Bluetooth Beacon을 설치해야하는 문제가 있다. RFID를 이용한 위치인식 방법 또한 WiFi 기술과 크게 다르지 않다<sup>[12]</sup>. 실내 곳곳에 RFID 태그를 설치하고 리더기로 인식하여 위치를 계산한다. 하지만 Bluetooth Beacon과 마찬가지로 실내에 설치가 되어있지 않으므로 설치가 필요하며, 스마트폰에서는 RFID 태그를 인식할 수 없으므로 접근성이 떨어지는 문제가 있다. 이에, 본 연구에서는 추가적인 하드웨어 장치가 필요 없으며, 접근성이 좋은 WiFi를 이용한 실내 위치인식 시스템을 개발 하고자 한다.

## II. 시스템 구성

### 1. 시스템 개요

본 연구에서 제안하는 WiFi를 이용한 실내 위치인식 시스템은 그림 1과 같다. 우선 시스템은 크게 2단계(Step1, Step2)로 나누어진다. 그림 1의 Step1은 위치 학습(Location Learning) 방법을 나타낸다. 위치 학습은 실내 공간을 일정 크기의 그리드로 나누어 각 그리드에서 모바일 기기를 이용해 위치 정보(RSSI, BSSID)를 학습한다. 학습을 통해 만들어지는 라디오 맵은 총 4개로 RSSI(Received signal strength indication, RSSI) 값을 저장하는 라디오 맵(Step1.A), BSSID(Basic service set identifier, BSSID)값을 저장하는 라디오 맵(Step1.B), 각 장소가 저장된 위치를 저장하고 있는 라디오 맵(Step1.C), 각 장소에서 측정되는 BSSID 값을 리스트 형태로 저장한 라디오 맵(Step1.D)들이다. 두 번째 단계인 위치 인식(Location Recognition) 방법은 그림 1의 Step2와 같다. 위치 인식은 위치 정보를 바탕으로 만들어진 라디오 맵을 이용해 위치 인식한다. 먼저 Step2.D 라디오 맵의 데이터와 새로 측정된 BSSID 값과 비교해 1차 데이터 필터링을 한다. 그 다음 Step2.C 라디오 맵에서 필터링 된 데이터들의 위치를 가져온다. 필터링 된 데이터들의 위치를 바탕으로 Step2.B 라디오 맵에서 해당 위치의 데이터들 중 측정된 BSSID 값과 순서를 비교해 2차 필터링을 한다. 필터링 된 데이터의 RSSI 값을 추출해 의사 결정트리를 만든 후 각 의사 결정트리의 결과를 취합하는 랜덤포레스트 모델에 넣고 학습모델을 만든다<sup>[13][14]</sup>. 마지막으로 학습모델에 측정하고자 한 장소에서 측정된 데이터를 넣어 최종 위치 결과를 얻어낸다.

본 연구에서는 위치정확도를 높이기보다 위치오차를 최소화 하는 것에 중점을 두어 실내 지도를 2m 간격의 그리드 패턴으로 나누었다. 각 간격이 2m이기 때문에 위치 측정을 정확하게 하였을 때 실제 위치와 측정된 위치의 오차는 약 2m 정도로 위치 오차를 최소화 하였다. 또한 WiFi의 특징을 살리기 위해 기존의 설치된 WiFi AP만을 사용한다. 하지만 WiFi를 이용한 위치인식을 위해 최소 3개의 WiFi AP가 실험 장소에 설치되어있다고 가정한다.

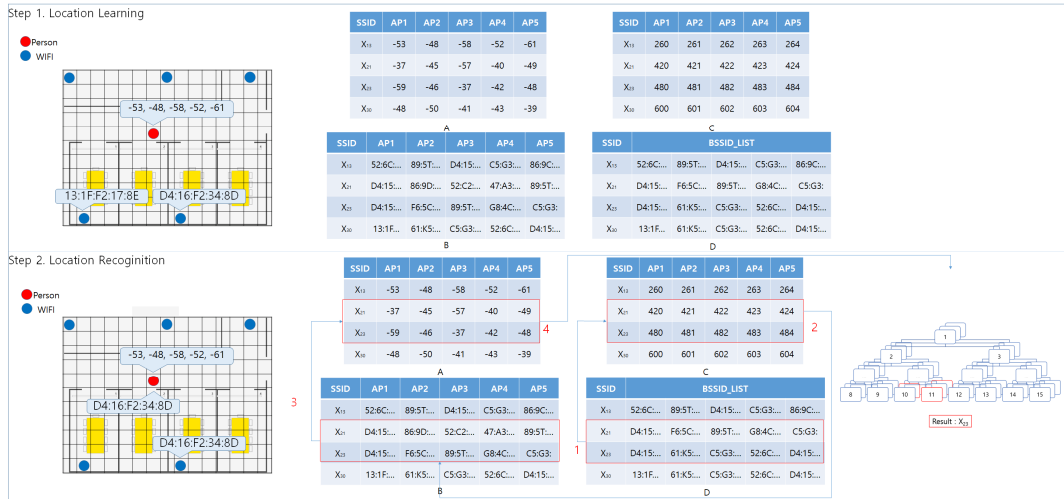


그림 1. 제안하는 위치 학습 방법  
Fig 1. Suggested location learning method

### 3. 무선 신호 측정 및 라디오 맵 생성 방법

무선 신호 측정은 WiFi 신호를 측정할 수 있는 다양한 모바일 기기를 이용해 가능하다. 본 연구에서는 WiFi 신호를 측정하기 위해 Google API를 사용하는 Nexus 7을 사용하였다. 또한 WiFi의 주파수 대역은 2.4GHz와 5GHz 모두 측정하였다<sup>15)</sup>. 수집된 WiFi 정보(RSSI, BSSID)로 만들어진 라디오 맵은 총 4개이며 4개의 라디오 맵은 공통적으로 각 필드 값을 구분할 수 있는 SSID 값을 저장한다. 표 1은 핑거프린트 방식에서 위치인식을 위해 사용하는 일반적인 라디오 맵이다.

표 1. RSSI 값을 저장하는 라디오 맵  
Table 1. Radio map that stores RSSI values

1	A1	100	82	73	73	73
2	A1	100	82	73	73	73
3	A1	97	66	55	51	48
4	A1	97	66	55	51	48
5	A1	100	64	55	51	51
6	A1	100	64	55	51	51
7	A1	100	77	55	51	51
8	A1	100	77	55	51	51
9	A1	100	77	55	51	46
10	A1	100	77	53	48	42
11	A1	100	77	53	48	42
12	A1	100	73	53	51	42
13	A1	100	73	53	51	42
14	A1	100	80	55	53	44
15	A1	100	80	55	53	44
16	A1	100	77	53	51	42
17	A1	100	77	55	51	48
18	A1	100	77	55	51	48
19	A1	100	77	55	55	51
20	A1	100	77	55	55	51
100	A3	100	88	86	46	42
101	A3	100	88	86	46	35
102	A3	100	88	88	88	88
103	A3	100	88	88	88	88
104	A3	97	88	88	48	42
105	A3	97	88	88	48	42
106	A3	100	88	86	46	42
107	A3	100	88	86	46	42
108	A3	100	86	80	48	40
109	A3	100	86	80	48	40
110	A3	97	97	86	44	40
111	A3	100	97	97	97	95
112	A3	100	97	97	97	95
113	A3	100	97	86	80	46
114	A3	100	97	86	80	46
115	A3	100	95	84	80	46
116	A3	100	95	84	80	46
117	A3	100	97	84	46	44
118	A3	100	97	84	46	44
119	A3	100	97	84	44	44
120	A3	100	100	84	46	44
121	A4	100	93	93	93	93
122	A4	100	93	93	93	93
123	A4	100	77	75	46	44
124	A4	100	77	75	46	44
125	A4	100	80	75	46	40
126	A4	100	80	75	46	40
127	A4	100	84	77	46	37
128	A4	100	84	77	46	37
129	A4	100	91	77	46	40
130	A4	100	86	77	46	40
131	A4	100	86	77	46	40
132	A4	100	86	80	46	40
133	A4	100	86	80	46	40
134	A4	100	86	80	46	37
135	A4	100	86	80	46	37
136	A4	100	86	80	44	37
137	A4	100	86	80	44	37
138	A4	100	80	80	44	37
139	A4	100	80	73	44	37
140	A4	100	80	73	44	37

라디오 맵에는 SSID 값과 주변 WiFi AP에서 수신한

RSSI 값으로 백분율화한 값을 오름차순 정렬로 저장한다. WiFi AP 신호세기를 바탕으로 위치인식을 하는 핑거프린트에서는 각 장소의 학습 횟수와 수집하는 WiFi AP 개수에 따라 위치 정확도가 달라지므로 학습 횟수와 WiFi AP의 개수는 매우 중요한 요소이다. 그 이유는 각 장소에서 더 많은 학습과 WiFi AP의 데이터 수집이 이루어진다면 어느 정도까지는 정확도가 향상될 것이나, 데이터 개수가 많아짐에 따라 데이터 수집과 데이터 학습 속도는 낮아지고 많은 공간을 차지하게 되어 비효율적이다. 때문에 데이터 학습 속도가 일정량 이상 되면서 정확도 또한 일정량 이상 되는 기준을 찾는 것이 중요하다. 표 2는 본 연구에서 제안하는 위치인식 시스템으로 각 장소의 학습 횟수와 한 번에 수집하는 WiFi AP 개수에 따른 위치 정확도와 실행속도를 나타낸 것이다.

표 2를 보면 학습 횟수가 5번으로 가장 적을 때 정확도가 크게 떨어지며, 학습 횟수가 40번일 때 정확도가 높은 편이다. 하지만 학습 회수가 20번일 때보다 오히려 40번일 때가 정확도가 미세하게 낮다. 이유는 학습을 많이 하더라도 학습한 신호에 오차를 포함할 수 있기 때문이다. 학습 횟수에 따른 실행속도는 학습 횟수가 많으면 많을수록 더 많은 시간이 걸리는 것을 알 수 있다. 따라서 장소 학습 횟수는 정확도가 높으며, 실행속도가 빠른 20번이 효율적이다. 또한 WiFi AP의 학습 개수가 3개 일 때 다른 학습 개수일 때와

표 2. 장소 학습 횟수 및 학습 WiFi 개수의 따른 위치 정확도와 실행속도

Table 2 Location accuracy and execution speed according to place learning frequency and number of learning WiFi

Number of learning times	5	10	15	20	25	30	35	40
A1	80	100	100	100	100	100	100	100
A2	100	100	100	100	96	93	94	97.5
A3	40	70	87	90	88	90	91	85
A4	40	70	67	80	80	83	86	87.5
A5	40	90	93	95	96	100	97	90
A6	100	100	93	100	100	100	94	95
A7	80	90	87	85	76	80	86	80
A8	80	90	93	95	92	90	83	85
A9	80	70	87	95	96	93	89	87.5
Average	71.11	86.67	89.63	93.33	91.56	92.22	91.11	89.72
Execution speed	89	133	205	281	291	400	518	566

Number of studies	3	4	5	6	7	8	9	10
A1	90	100	100	95	95	100	95	95
A2	85	90	95	95	95	95	95	95
A3	85	100	100	100	100	100	100	100
A4	100	90	100	100	100	100	95	95
A5	25	90	100	95	95	100	100	100
A6	60	100	100	100	95	95	95	95
A7	65	95	100	100	100	100	100	100
A8	90	90	100	100	100	100	100	100
A9	80	100	100	95	100	100	100	100
Average	75.56	95	99.44	97.78	97.78	98.89	97.78	97.78
Execution speed	175	218	227	297	308	311	324	331

달리 위치 정확도가 크게 떨어지며, WiFi AP의 학습 개수가 5개일 때 가장 높은 정확도를 가진다. 표 2에서 나타내듯 많은 수의 데이터를 수집했을 때 위치 정확도가 높은 것은 아니다. WiFi AP의 학습 개수에 따른 실행속도는 개수가 적을수록 실행속도가 빠르나 정확도 또한 고려해야 하므로 가장 나은 성능을 보이는 5개의 WiFi AP 학습이 효율적이다. 다음 그림 2는 BSSID 값을 저장하는 라디오 맵과 예시이다.

측정하고자 하는 위치에서 측정되는 BSSID는 D4:16:F2:34, 13:1F:F2:17, 52:C2:25:BD, 47:A3:2B:D2, 89:5T:C2:12이다. 4번째에 저장된 값을 보면 첫 번째 AP1은 13:1F:F2:17이며 AP2는 D4:16:F2:34이다. 라디오 맵에 저장된 신호세기의 오름차순으로 되며, BSSID 라디오 맵은 RSSI 라디오 맵과 1:1 매칭이 된다. 따라서 장소 학습 시 처음에는 D4:16:F2:34의 WiFi AP의 신호가 강했으나, 네

번째 학습 시에는 13:1F:F2:17의 WiFi AP가 신호가 강했음을 알 수 있다. 신호세기는 측정할 때 마다 장소나 환경의 영향을 받아 조금씩의 차이를 보이므로 현재 위치를 측정할 때에는 그림 2에 나와 있듯이 47:A3:2B:D2이 13:1F:F2:17보다 신호세기가 강하므로, 47:A3:2B:D2이 13:1F:F2:17보다 신호세기가 강할 때의 데이터만 필터링 하여 학습할 데이터로 사용한다. 이 방법을 사용하면 학습 시와 새로 측정 시 신호세기가 비슷할 때의 데이터만을 학습에 사용해 오차를 줄일 수 있다. 다음 그림 3은 BSSID List를 저장하는 라디오 맵과 예시이다.

위치를 측정하고자 하는 곳에서 WiFi를 측정했을 때 BSSID List를 저장하는 라디오 맵과 비교해 그림 3처럼 X21과 X23, X30은 맵에서 BSSID 값이 측정 되지만 X13은 측정되지 않으므로 필터링해 학습 데이터에서 제외한다. 마지막 라디오 맵은 표 3과 같다.

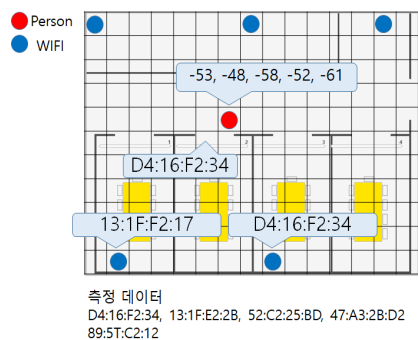


그림 2. BSSID 라디오 맵을 사용하는 예시  
 Fig 2. Example using BSSID radio map

SSID	AP1	AP2	AP3	AP4	AP5
X <sub>20</sub>	D4:16:...	13:1F:...	52:C2:...	47:A3:...	89:5T:...
X <sub>20</sub>	D4:16:...	13:1F:...	52:C2:...	47:A3:...	89:5T:...
X <sub>20</sub>	D4:16:...	13:1F:...	52:C2:...	47:A3:...	89:5T:...
X <sub>20</sub>	13:1F:...	D4:16:...	52:C2:...	47:A3:...	89:5T:...

↓ Filtering

SSID	AP1	AP2	AP3	AP4	AP5
X <sub>20</sub>	D4:16:...	13:1F:...	52:C2:...	47:A3:...	89:5T:...
X <sub>20</sub>	D4:16:...	13:1F:...	52:C2:...	47:A3:...	89:5T:...
X <sub>20</sub>	D4:16:...	13:1F:...	52:C2:...	47:A3:...	89:5T:...
X <sub>20</sub>	13:1F:...	D4:16:...	52:C2:...	47:A3:...	89:5T:...

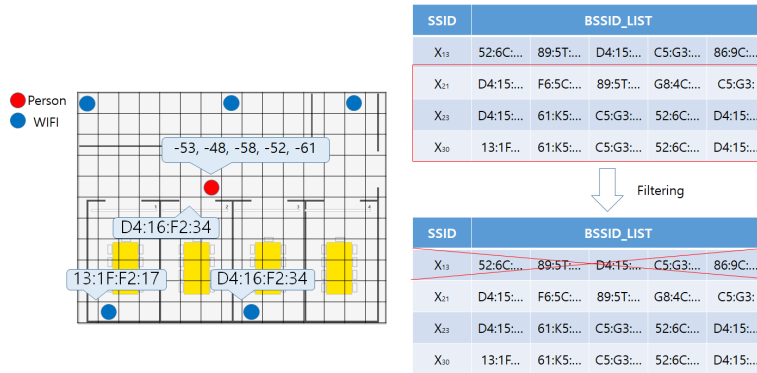


그림 3. BSSID List 라디오맵을 사용하는 예시  
Fig 3. Example using BSSID List radio map

표 3. 다른 라디오 맵의 인덱스를 저장하고 있는 라디오 맵  
Table 3. A radio map that stores an index of another radio map

1	A1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
2	A2	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39
3	A3	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59
4	A4	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79
5	A5	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99
6	A6	100	101	102	103	104	105	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	116	117	118	119
7	A7	126	127	128	129	130	131	132	133	134	135	136	137	138	139	140	141	142	143	144	145
8	A8	120	121	122	123	124	125	146	147	148	149	150	151	152	153	154	155	156	157	158	159
9	A9	160	161	162	163	164	165	166	167	168	169	170	171	172	173	174	175	176	177	178	179

네 번째 라디오 맵은 각 학습 장소에 대한 RSSI 라디오 맵과 BSSID 라디오 맵의 인덱스를 저장하고 있다. 세 번째 라디오 맵에서 학습 데이터가 필터링 되었을 때, 네 번째 라디오 맵을 참조해서 학습에 사용할 데이터의 인덱스를 가져온다. 본 연구에서 제안하는 위치인식 시스템은 위치 측정 시 마다 학습 데이터를 필터링하여 위치를 인식하는데 학습된 장소가 많으면 많을수록, 필터링 된 값을 라디오 맵에서 가져오는데 많은 시간이 소요된다. 따라서 다른 라디오 맵의 인덱스를 저장하고 있는 라디오 맵을 사용해 실행속도를 줄일 수 있다.

4.0GB 메모리, Android 7.0(Nougat)버전이며 Android 4.4(KitKat) 기준으로 만들었다. 실험을 위한 서버 프로그램은 Intel Core i7-7700K 4.20GHz CPU, 16.0GB 메모리, Windows 10 pro 64bit이며, JAVA\_FX를 사용해 만들었다. 또한 실험은 실내 공간이 여러 구역으로 나뉘진 곳과, 벽이 없는 큰 실내 공간에서 실험을 진행하였으며 본문 표2와 표 3에서 구한 결과 값에 따라 각 장소는 WiFi AP를 5개씩 20번 학습하여 진행하였다. 실험 장소에는 WIFI를 이용한

표 4. 실험 환경  
Table 4. Experiment environment

	Measurement Environment of WIFI Information	Server Experiment Environment
CPU	Samsung Exynos 8890 Mali T880 MP12	Intel Core i7-7700K 4.20 GHz
Memory	4.00 GB	16.00 GB
OS	Android Nougat 7.0	Windows 10 pro 64 bit
API & Application	Android 4.4 (API19)	JAVA_FX

### III. 실험

#### 1. 실험 환경

WIFI 정보 측정 환경은 다음 표4와 같이 갤럭시 S7 엣지에서, Samsung Exynos 8890 Mali T880 MP12 CPU,

위치인식인 만큼 실내 공간에 WIFI가 설치되어 있어야 하며, 위치 데이터 수집 후 새로운 WiFi가 설치된다면 위치 데이터를 새로 수집해야 한다.

## 2. 실험 결과

첫 번째 시뮬레이션 결과는 그림 4와 같고 그림4(A)는 각 장소의 평균 위치 정확도를 나타내며, 그림4(B)는 수집된 학습 데이터 개수의 따른 측정시간을 나타낸다. 제안한 시스템의 전체적인 위치에 대한 정확도는 95.56%이며, 최대 100.00%의 정확도를 보였고 최소 85%의 정확도를 보였다. 반면 랜덤포레스트 위치 학습 데이터로 RSSI만을 사용하는 시스템의 전체적인 위치에 대한 정확도는 89.17%이며, 최대 100% 정확도를 보였고 최소 80%의 정확도를 보였다. 정확도가 낮은 위치는 실내 공간에서 장애물이나 벽 등에 의한 신호세기의 감쇄로 보인다. 제안한 위치 정보 시스템은 BSSID 값으로 필터링을 하기 때문에 위치 학습 데

이터 개수에 상관없이 측정시간이 일정하지만, 기존 시스템은 위치 학습 데이터 개수가 증가함에 따라 측정시간이 오래 걸려 이를 해결하기 위해 학습에 사용할 데이터 필터링이 필요하다. 다음 실험의 시뮬레이션 결과 각 위치에 따른 정확도 및 위치 측정시간은 그림 5와 같다.

제안한 시스템의 전체적인 위치에 대한 정확도는 95%이며, 최대 100%의 정확도를 보였고 최소 85.00%의 정확도를 보였다. 반면 랜덤포레스트 학습 데이터로 RSSI만을 사용하는 시스템의 전체적인 위치에 대한 정확도는 89.72%이며, 최대 100.00% 정확도를 보였고 최소 82.50%의 정확도를 보였다. 두 번째 실험 결과 역시 첫 번째 실험과 크게 다르지 않았다. 본 실험에서 나타내는 측정시간은 수집된 위치 학습 데이터를 필터링하고 그 결과 값을 랜덤포레스트 알고리즘에 넣어 위치 결과를 얻는 시점까지의 시간을 말한다. 이 실험을 통해 제안한 시스템이 기존의 시스템보다 정확도와 측정시간 모두 향상되었음을 알 수 있었다.

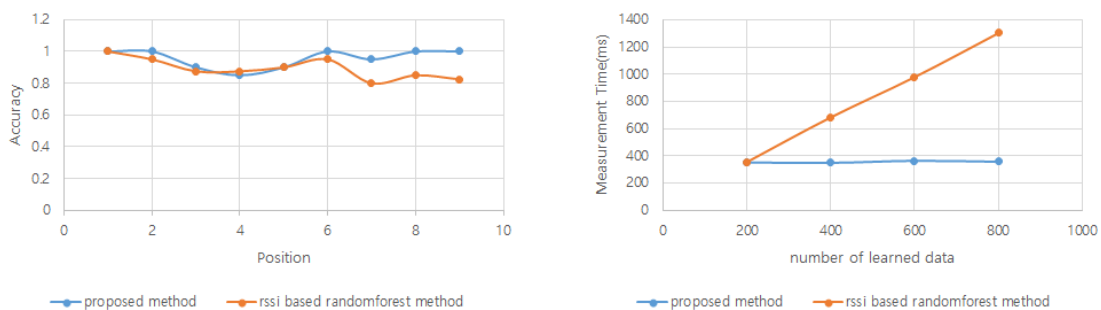


그림 4. 각 장소의 위치 정확도(A) 및 학습 데이터 개수의 따른 위치 측정시간(B)  
 Fig 4. Location accuracy of each place(A) and Measurement time according to the number of learned data(B)

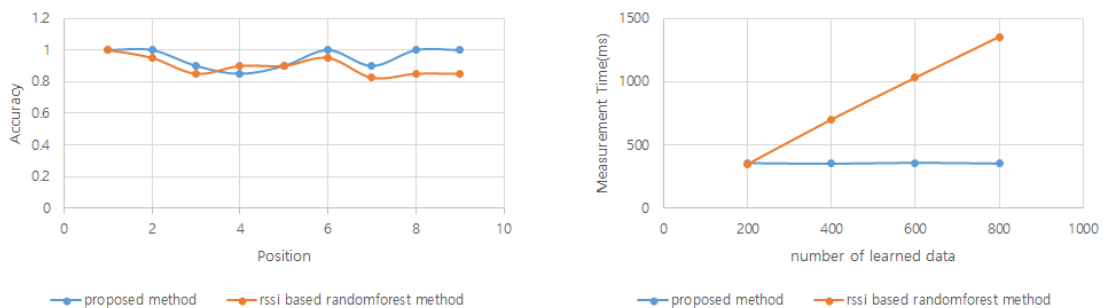


그림 5. 각 장소의 위치 정확도(A) 및 학습 데이터 개수의 따른 위치 측정시간(B)2  
 Fig 5. Location accuracy of each place(A) and measurement time according to the number of learned data(B)2

#### IV. 결 론

본 연구에서는 기존 핑거프린트 방식의 실내 위치 인식과 달리 위치 정보(RSSI, BSSID)를 저장하는 4가지 라디오 맵과 이를 이용한 위치 데이터 필터링 및 랜덤포레스트 알고리즘을 사용하였다. 또한 위치 정확도를 향상시키기 위해 실험을 통해 제안하는 시스템에 적합한 장소 학습 횟수 및 장소 학습 시 측정되는 WiFi개수를 얻을 수 있었다.

성능 평가를 위해 제안하는 위치 인식 시스템과 기존 WiFi의 신호세기과 랜덤포레스트 알고리즘을 사용한 위치 인식 시스템과 비교 분석 하였다. 성능 분석 항목은 위치 정확도와 실행속도이다. 제안한 시스템은 비교 시스템보다 평균 위치 정확도와 실행속도 모두에서 더 높은 성능을 보였다. 다만 위치 학습 시 발생하는 WiFi의 노이즈를 고려하지 않아 실제 위치 인식 시에는 시뮬레이션에서 통해 얻은 결과보다 정확도가 다소 떨어지는 경향을 보였다.

향후에는 본 연구에서 제안하는 위치 인식 시스템에 WiFi 신호 측정 시 발생하는 노이즈를 고려해 더 정확성 높은 위치 인식 시스템을 개발할 것이다.

#### 참 고 문 헌 (References)

- [1] D. Han, and S. Jung, "global indoor location recognition and indoor / outdoor integrated navigation system," The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences, Vol.32, No.2, pp. 89-97, January 2015.
- [2] "Status of Wireless Communication Service Statistics," Ministry of science and ICT, Aug 2017, <http://msip.go.kr/SYNAP/skin/doc.html?fn=650ecd0147b4ea3d5adceac21064974f&rs=/SYNAP/sn3hcv/result/201801/>
- [3] J. Im, E. Lee, H. Kim, and K. Kim, "Image Grouping Technology based on Camera Sensors for Efficient Stitching of Multiple Images", The Journal of Broadcast Engineering, Vol.22, No.6, Nov 2017.
- [4] J. Kim, G. Jeong, Y. Hwang, P. Park, S. Park, and K. Kim, "Video Similarity Generating Algorithm Improving the Speed of Various Multi-Angle Image Composition", Summer Conference of the Korean Society of Broad Engineers, Jeju, Korea, pp.399-402. June 2016.
- [5] S. Park, "Trends in Indoor Location and Service Development," Electronics and Telecommunications Research Institute, Vol.34, No.4, pp.3-9, April 2017.
- [6] S. Park, Y. Cho, M. Ji, and J. Kim, "A Study on the trend of LBS technology and market," Electronics and Telecommunications Research Institute, Dec 2015.
- [7] M. Kim, B. Kim, Y. Ko, and K. Bang, "Indoor Location Tracking System of Low Energy Beacon using Gaussian Filter," The Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol.14, No.6, pp.67-74, 2016.
- [8] C. Yoon, T. Kim, H. Kim, and Y. Hong, "Indoor Positioning Using RFID Technique," Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol.20, No.1, pp.207-214, 2016.
- [9] S. Choi, H. Park, S. Lee, M. Son, Y. Koo, K. Park, and T. Kim, "An indoor location recognition scheme combining the triangulation method and fingerprinting," Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Vol.38, No.2, pp.112-114, 2011.
- [10] T. Kim and D. Lee, "The Indoor Localization Algorithm using the Difference Means based on Fingerprint in Moving Wi-Fi Environment," The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, Vol.41, No.11, pp.1463-1471, 2016.
- [11] S. Son, Y. Park, B. Kim, and Y. Baek, "Wi-Fi Fingerprint Location Estimation System Based on Reliability," The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, Vol.38, No.6, pp.531-539, 2013.
- [12] J. Kim and N. Moon, "Multiple Object Tracking and Identification System Using CCTV and RFID," Korea Information Processing Society (KIPS), Vol.6, No.2, pp.51-58, 2017.
- [13] J. Jeong, K. Jang, and J. Kim, "Target Classification Method Using Random Forest and Genetic Algorithm," Conference of the Proceeding of The Institute of Elec. and Info. Engineers, Daegu, Korea, pp.601-604, 2016.
- [14] R. Malhotra, R. Jangra, "Prediction & Assessment of Change Prone Classes Using Statistical & Machine Learning Techniques," Journal of Information Processing System (JIPS), pp.778-804, Aug 2017.
- [15] J. Choi, W. Ahn, and B. Seo, "An Efficient Classification of Digitally Modulated Signals Using Bandwidth Estimation," Journal of broadcast engineering, pp.257-260, Vol.22, No.2, Mar 2017.

---

저 자 소 개

---



**이 선 민**

- 2016년 : 호서대학교 컴퓨터소프트웨어전공 공학사
- 2016년 ~현재 : 호서대학교 대학원 컴퓨터공학과 석사과정
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0003-0266-7178>
- 주관심분야 : 위치인식, 머신러닝, 인공지능(AI)



**문 남 미**

- 1985년 : 이화여자대학교 컴퓨터학과 공학사
- 1987년 : 이화여자대학교 공학석사
- 1998년 : 이화여자대학교 공학박사
- 1999년 ~ 2003년 : 이화여자대학교 조교수
- 2003년 ~ 2008년 : 서울벤처정보대학원대학교 디지털미디어학과 교수
- 2008년 ~ 현재 : 호서대학교 컴퓨터소프트웨어전공 교수
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0003-2229-4217>
- 주관심분야 : Social Learning, 필터링, HCI, 메타데이터, User Centric