

# 단일 카메라를 이용한 이미지 유사도 비교 기반의 사용자 위치추정

송진선\*, 허수정\*, 박용완\*, 최정희<sup>o</sup>

## User Positioning Method Based on Image Similarity Comparison Using Single Camera

Jinseon Song\*, SooJung Hur\*, Yongwan Park\*, Jeonghee Choi<sup>o</sup>

### 요 약

본 논문에서는 Fingerprint 기법의 Resource로 신호의 세기가 아닌 이미지를 이용해 좌표정보를 포함하는 이미지 기반의 데이터베이스를 구축하고, 사용자로부터 입력되는 이미지와 유사도 비교를 통해 사용자의 위치추정 기법에 대해 제안한다. Fingerprint 기법은 신호 세기뿐만 아니라 환경에 대한 지역적 잡음 정보들까지 모두 추정에 반영하므로 높은 위치 추정 정확도를 제공한다. 이미지의 유사도는 SURF 알고리즘을 통해 데이터베이스와 사용자 입력 이미지의 특징점을 검출하고, 동일한 특징점 간의 매칭을 통해 비교된다. 여기에서 우리는 RANSAC 알고리즘을 함께 사용하여 검출된 특징점의 노이즈 제거를 통해 이미지 유사도 비교의 정확도를 높였다. 제안하는 기법의 검증을 위해 두 건물의 실내와 주변 실외 환경에서 이미지를 획득하여 데이터베이스를 구축하고, 임의의 위치에서 사용자의 위치를 추정하였다. 추정된 최종 위치는 데이터베이스에 저장된 이미지가 가지는 좌표가 사용자의 위치와 가장 근접한 좌표로 검출되는지 확인하였으며 RANSAC을 통해 특징점의 노이즈 제거 전과 제거 후에 대한 이미지 유사도 비교의 성능을 분석하였다.

**Key Words** : Positioning, SURF, Camera, Feature, Fingerprint

### ABSTRACT

In this paper, user-position estimation method is proposed by using a single camera for both indoor and outdoor environments. Conventionally, the GPS of RF-based estimation methods have been widely studied in the literature for outdoor and indoor environments, respectively. Each method is useful only for indoor or outdoor environment. In this context, this study adopts a vision-based approach which can be commonly applicable to both environments. Since the distance or position cannot be extracted from a single still image, the reference images pre-stored in image database are used to identify the current position from the single still image captured by a single camera. The reference image is tagged with its captured position. To find the reference image which is the most similar to the current image, the SURF algorithm is used for feature extraction. The outliers in extracted features are discarded by using RANSAC algorithm. The performance of the proposed method is evaluated for two buildings and their outsides for both indoor and outdoor environments, respectively.

※ 본 연구는 2013년 교육부와 한국연구재단의 지역혁신인력양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2013H1B8A2031879)

♦ First Author: Yeungnam Univ. Dept. Mobile Information and Communication Engineering, siegsong@ynu.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author: Daegu Univ. Dept. Computer & Communication Engineering, choijh@daegu.ac.kr, 정회원

\* Yeungnam Univ. Dept. Mobile Information and Communication Engineering, sjheo@ynu.ac.kr, 정회원, ywpark.yu.ac.kr, 종신회원  
논문번호: KICS2015-03-080, Received March 30, 2015; Revised July 15, 2015; Accepted July 15, 2015

## I. 서 론

IT기술의 발전과 스마트기기의 보급화로 인해 위치 정보에 대한 활용이 늘어나면서 위치 및 지리적 정보를 기반으로 하는 서비스인 LBS(Location Based Service)가 많이 중요시되고 있다. 위치정보는 보안, SNS, 날씨 등 다양한 형태로 가공되어 사용자에게 제공되는데 위치정보를 제공하기 위해 필요한 기술이 위치추정이다. 위치 추정은 대상의 위치를 알아내는 근본적인 목적 이외에 무인로봇이나 무인자동차와 같은 추적(Tracking)시스템의 주행 성능과도 밀접한 연관성을 가져 매우 중요하다.

실외 위치추정의 경우 대부분 위성통신을 기반으로 하는 GPS(Global Positioning System) 방식과 이동통신망을 기반으로 하는 네트워크 기반(Network-based)의 위치추정 기술이 연구 되고 있다<sup>1)</sup>. GPS의 사용이 불가능한 실내의 경우 이를 대체하여 위치를 추정하기 위해 다양한 방법들이 연구가 되고 있다<sup>15)</sup>. 가장 많이 사용되고 있는 방법 중 하나는 RF(Radio Frequency)를 이용한 방법으로 삼각측량 기반의 위치추정<sup>2)</sup>과 Fingerprint 기반의 위치추정<sup>4)15)14)</sup> 연구가 진행되고 있다. 또한 MF(Magnetic field)와 같은 지구의 고유자원을 이용한 위치추정 기술<sup>3)</sup>도 연구되고 있다. 그러나 이와 같이 신호의 세기를 기반으로 하는 위치추정 기법들의 경우 신호가 도달하지 않는 음영지역에서 추정 성능이 저하되고, 신호의 간섭으로 교란이 발생하여 이를 보정하는 과정이 반드시 필요하다.

이러한 문제를 극복하기 위해 카메라를 이용한 측위 기법<sup>9,10,16)</sup>들이 많이 연구되고 있으며, 그 예로는 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)<sup>16-8)</sup>, Marker, Stereo vision를 기반으로 하는 방법들이 있다. 그러나 SLMA의 경우 주로 맵을 구축하는 목적으로 사용되며, Marker는 위치 추정 단계가 매우 복잡하며 지속적인 인프라의 관리를 필요로 한다. 또한 Stereo Vision은 사람 또는 장애물과 같은 물체와의 상대적인 거리만 계산이 가능하여 절대적인 위치를 파악하기에 부적합하다.

본 논문에서는 카메라를 통해 획득되는 이미지를 Fingerprint 기법의 resource로 이용한 이미지 기반의 Fingerprint 위치 추정 기법에 대해 제안한다. 이미지는 위치추정에 필요한 특징을 추출하기 위하여 영상처리 연구<sup>13,16)</sup>에서 많이 사용되고 있는 SURF와 RANSAC 알고리즘을 사용한다. 신호 세기 기반의 Fingerprint 기법의 경우 동일한 신호 세기를 가지는 다른 위치 지점에 대한 구분이 어려우나 이미지를 사

용하게 될 경우 각각의 위치지점에서 획득되는 이미지가 모두 다르기 때문에 각각의 위치지점을 모두 다른 위치로 구분 짓는 것에서 용이하며 위치에 대한 시각적 정보를 제공하여 사용자에게 위치에 대한 높은 이해와 판단을 도울 수 있다. 본 논문의 II장에서는 신호 세기와 카메라를 기반으로 하는 기존의 위치추정 기법에 대해 조금 더 자세히 살펴보고, III장에서 제안하는 방법에 대하여 기술한다. IV장에서는 제안하는 기법의 검증을 위해 진행한 실험의 설명과 함께 결과를 분석하고, 마지막으로 V장에서 논문의 결론을 맺는다.

## II. 관련연구

### 2.1 Fingerprint 기반의 사용자 위치 추정

Fingerprint 기반의 위치추정은 각 위치지점마다 획득되는 정보를 데이터베이스에 미리 저장해 놓고 사용자에게 의해 입력되는 정보와 비교를 통해 위치를 추정하는 확률론적 모델링에 의한 위치 추정 기법이다. 여기에서 정보란 Fingerprint 기법에서 사용된 resource를 의미하며 주로 신호의 세기를 이용하여 데이터베이스를 구축하고, 위치를 추정한다. 연구되고 있는 대부분의 Fingerprint 기법에서는 RF(Radio Frequency)나 MF(Magnetic field)와 같은 신호의 세기를 이용하여 위치가 추정되고 있는데 Fingerprint 기법은 신호의 세기가 약하거나 획득이 되지 않는 음영지역과 같은 곳에서도 그 차이를 정보로 데이터베이스를 구축하기 때문에 신호 세기뿐만 아니라 환경에 대한 지역적 잡음 정보들까지 모두 추정에 반영하므로 높은 위치 추정 정확도를 제공한다.

Fingerprint 기법은 오프라인 단계와 온라인 단계 2가지로 분류되어 추정이 이루어진다. 먼저 오프라인 단계는 데이터베이스를 구축하는 단계에 해당되는데 데이터베이스 구축 시 Data를 획득하고자 하는 위치 지점을 설정하고, 설정한 각 위치지점에서 획득되는 Data를 위치정보와 함께 데이터베이스에 저장한다. 구축된 데이터베이스는 사용자에게 의해 입력되는 Data와 비교를 위한 목적으로 구축되며, 사용자의 위치를 추정하기 위해 가장 먼저 구축 되어야 한다. Fingerprint 기법의 온라인 단계는 사용자의 위치를 실질적으로 추정하는 단계에 해당하며 사용자의 현재 위치에서 입력되는 Data와 기 구축된 데이터베이스의 Data와 유사도를 비교하고 가장 유사한 Data를 찾아 위치를 추정한다.

## 2.2 Camera를 이용한 위치 추정

### 2.2.1 SLAM 기반의 위치 추정

SLAM은 무인 로봇과 같은 자동 항법시스템의 중요 기술로 여러 센서들로 획득되는 데이터를 이용하여 로봇의 위치를 결정하고 기하학적 맵을 구성하는 기술을 의미한다. SLAM은 로봇이 주행하는 동안 획득한 관찰 정보와 제어 신호를 토대로 주행한 환경을 지도화하여 동시에 자신의 절대적인 위치를 추정한다. SLAM 시스템은 주변 환경에 대한 정확한 정보 획득이 핵심요소이다. 그러나 SLAM의 경우 다양한 센서를 필요로 하며 그로 인해 처리해야 할 데이터의 양이 많고, 각 데이터들 간의 통합하는 과정을 필요로 한다. 또한 SLAM의 경우 그 목적이 주변의 랜드마크를 인식해 가며 최종적인 목적지까지 진행 방향으로 나아가는 추적이 더욱 초점이 맞추어져 있어 목적지로 정확하게 나아가는 것이 목적으로 위치 추정과는 거리가 멀다.

### 2.2.2 Stereo Vision 기반의 위치 추정

Stereo Vision은 두 개의 이미지 센서를 통해 센서 간의 간격인 Baseline의 거리에 따라 각각 다른 각도의 차이에서 영상을 획득하게 된다. 이 때 두 영상의 정합하는 과정을 통해 목표물과 카메라의 깊이 (Depth)를 계산해 낼 수 있게 되고, 이 깊이 정보를 이용해 거리 계산이 가능하다. ADAS (Advanced Driver Assistance System)의 용도로 사용되는 고사양의 Stereo Vision 이외에 일반적인 Stereo Vision은 영상의 각도차이가 미비한 10M 이상의 거리에 있는 대상은 거리를 알아내기 어렵다. 그렇기 때문에 Stereo Vision은 3차원 입체 영상을 생성해내거나 근 거리에 있는 목표물의 존재 유무와 움직임을 파악하는 목적으로 사용되며, 사용자의 위치를 추정하기 위한 방법으로는 매우 비효율적이다.

### 2.2.3 Marker 기반의 위치 추정

Marker를 이용한 위치추정은 카메라를 이용한 위치 추정 기법 중 가장 활발히 진행되고 있는 연구 중 하나이다. 여기에서 Marker는 QR code와 같이 카메라가 인식 가능한 형태의 Marker를 설계하여 구성하고, 이를 인식하여 해당 위치를 판별하는 형태로 진행이 이루어진다. Marker 기반의 위치추정에서 시스템의 성능은 카메라가 Marker를 얼마나 정확하게 인식하느냐에 따라 결정된다. Marker의 경우 건물의 벽이나 기둥, 문과 같은 사용자가 추정하고자 하는 위치마

다 각각 다른 형태로 Marker를 구성하여 부착하여야 한다. 이러한 Marker는 카메라가 인식하기 위해 외부에 노출되어 있어야 하므로 주변의 환경적 요인으로 인해 훼손되거나 변질되게 될 경우 카메라가 잘못 인식하게 되고 결정적으로 위치를 추정할 수 없게 된다. 그렇기 때문에 지속적인 인프라 관리가 필요하고, 실외 환경에서는 제한되며 부착이 가능한 실내에서 추정이 가능하다.

## 2.3 SURF와 RANSAC 알고리즘

### 2.3.1 SURF 알고리즘

영상에서 특징을 검출하기 위한 다양한 알고리즘이 존재하지만 대부분 영상에서 코너, 라인, 원 등과 같은 형태에 따른 특징을 검출 하는 것에 제한적이다. 그러나 SURF 알고리즘<sup>11)</sup>은 특징점 검출과 함께 특징점 주변 픽셀에 대한 기울기(gradient)의 크기와 방향을 구하여 벡터로 표현하기 때문에 고유한 특징의 표현과 다른 영상에서 동일한 특징간의 매칭이 가능하다. SURF는 영상에서 Hessian matrix를 기반으로 [그림 1]과 같이 가우시안 필터( $L_{xx}, L_{yy}, L_{xy}$ )를 2차 미분하여 근사화한 필터( $D_{xx}, D_{yy}, D_{xy}$ )를 통해 특징점 (keypoint)을 검출한다.

헤시안 행렬을 이용해 근사화 된 가우시안 필터 ( $D_{xx}, D_{yy}, D_{xy}$ )를 사용할 경우 [그림 2]와 같이 필터의 scale을 용이하게 변화 시킬 수 있고 이로 인해 이미지에서 필터의 scale을 변화시켜가며 크기가 다른 모든 특징 모두를 검출해 낼 수 있다.

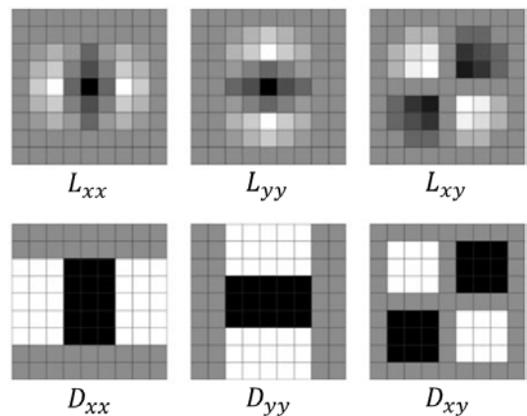


그림 1. 가우시안 2차 미분 필터 ( $L_{xx}, L_{yy}, L_{xy}$ ) 및 근사화한 헤시안 행렬 필터 ( $D_{xx}, D_{yy}, D_{xy}$ )  
 Fig. 1. The Gaussian second order partial derivatives ( $L_{xx}, L_{yy}, L_{xy}$ ) and filter of approximated Hessian matrix ( $D_{xx}, D_{yy}, D_{xy}$ )

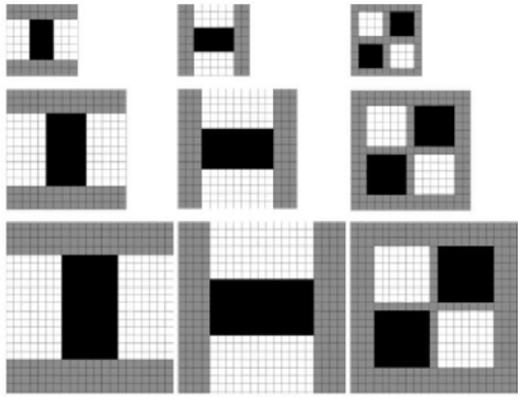


그림 2. 헤시안 행렬 필터의 스케일 변화 ( $D_{xx}, D_{yy}, D_{xy}$ )  
 Fig. 2. Scale different of Hessian matrix filters ( $D_{xx}, D_{yy}, D_{xy}$ )

SURF에서는 특징점을 고유한 특징으로 분류하고 매칭 시키기 위해 각각의 특징에 대해 지역적 특성을 표현하는 묘사자(descriptor)를 계산한다. 묘사자는 [그림 3-(a)]와 같이 검출된 특징 주변 픽셀의 기울기 (gradient)에 대해 특징벡터로 표현한다. 계산한 특징 점 주변 픽셀의 기울기들을 4개의 영역으로 나눈 후 방향에 따라 백터를 누적시켜 방향 히스토그램을 [그림 3-(b)]와 같이 구하여 특징점의 방향 불변에 대한 특징을 얻는다.

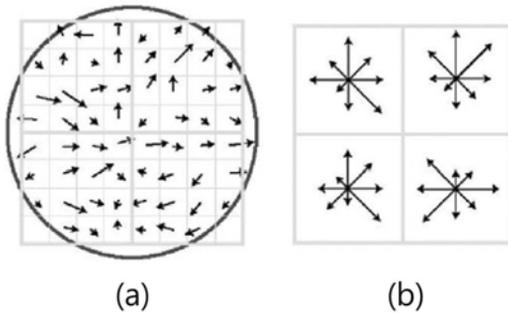


그림 3. (a)영상의 기울기, (b)누적된 방향 히스토그램  
 Fig. 3. (a)Image gradient, (b)accumulated directional histogram

2.3.2 RANSAC 알고리즘

RANSAC은 무작위로 샘플 데이터들을 뽑은 다음 최대로 컨센서스가 형성된 값을 선택하는 기법을 의미한다. 컨센서스가 최대값을 가진다는 의미는 가장 많은 수의 데이터들로부터 지지를 받는 것을 의미하며 이것을 모델로 선택 하게된다. RANSAC에서 컨센서스를 선택하는 방법은 최소자승법을 계산하는 과정

과 유사하다. RANSAC은 관련 논문<sup>[12]</sup>에서 Outlier와 Inlier의 개념을 필요로 설명한다. Outlier는 데이터의 분포에서 현저하게 벗어나 있는 관측 값이며, 정상 범위의 데이터를 Inlier라 한다.

전체적인 과정은 먼저 획득 된 전체 데이터들 가운데 무작위로 샘플 데이터 몇 개를 뽑아 이 샘플 데이터들을 만족하는 모델 파라미터를 구하고, 구한 모델과 가까이 있는 데이터들의 개수를 세어 그 개수가 크다면 이 모델을 기억한다. 이러한 과정을 N번 반복한 후 가장 지지하는 데이터의 개수가 많았던 모델을 최종 결과로 반환한다. RANSAC은 N번의 시도 중 적어도 한번은 Inlier들에서만 샘플데이터를 획득하여야 한다. 이러한 확률은 반복횟수 N을 증가할수록 높아지지만 무한정 RANSAC을 실행 할 수는 없기 때문에 보통은 확률적으로 반복 횟수를 결정한다. RANSAC의 반복 횟수를 N, 한번에 뽑는 샘플 개수를 m, 입력 데이터들 중에서 Inlier의 비율을  $\alpha$ 라 하면 확률 p는 다음 식 (1)과 같다

$$P = 1 - (1 - \alpha^m)^N \tag{1}$$

III. 이미지 기반의 Fingerprint 위치 추정

III장에서는 제안하는 기법의 시스템 알고리즘에 대한 설명과 함께 fingerprint 기법의 오프라인 단계에 해당하는 데이터베이스 구축과 온라인 단계에 해당하는 추정 단계를 순차적으로 설명한다.

3.1 System Algorithm

전체적인 시스템의 알고리즘은 아래 [그림 4]와 같은 순서로 진행된다. 우리는 각각의 다른 위치에서 획득되는 이미지의 고유한 정보를 표현하기 위해 이미

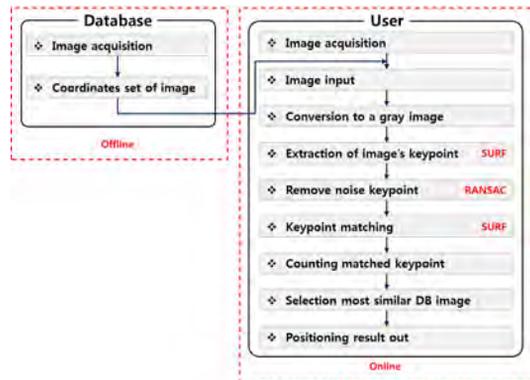


그림 4. 시스템 알고리즘  
 Fig. 4. System Algorithm

지 상에서 SURF 알고리즘으로 이미지의 특징점을 찾아 특징점을 이미지의 정보로 사용하였으며 신뢰도 높은 특징점 검출을 위해 RANSAC 알고리즘을 적용하였다.

먼저 오프라인 단계는 사용자의 위치에서부터 입력되는 영상과 비교하여 위치정보를 제공하기 위한 데이터베이스 구축 단계이다. 데이터베이스 구축은 설정한 범위내의 일정한 간격으로 위치마다 이미지를 획득하여 이미지와 함께 이미지를 획득한 위치의 좌표 정보가 데이터베이스에 포함된다. 온라인 단계는 사용자로부터 이미지를 입력받아 위치가 추정되는 단계로 데이터베이스에 저장된 이미지와 유사도 비교를 통해 가장 유사한 데이터베이스 이미지를 선별하게 된다. 이미지의 유사도를 비교하는 과정에서 우리는 SURF를 이용하여 이미지의 특징점을 찾고, 데이터베이스의 이미지와 사용자 입력 이미지의 동일 특징점을 매칭되도록 하였다. 그리고 특징점 매칭의 신뢰도를 높이기 위해 검출된 다수의 특징점 중 특징점 매칭에 불필요한 노이즈(Outlier)들을 제거하기 위해 RANSAC 알고리즘을 이용하였다. 사용자 입력 이미지와 데이터베이스에 저장된 모든 위치의 이미지를 이와 같은 과정을 통해 데이터베이스 이미지마다 사용자 입력 이미지와 특징점이 매칭된 수를 Count하여 가장 많이 매칭된 데이터베이스 이미지로부터 최종적으로 좌표정보를 제공받게 된다.

### 3.2 데이터베이스 구축 오프라인 단계

데이터베이스 구축 단계에 해당하는 오프라인 단계는 실험 범위 내의 각 위치에서 획득된 이미지가 위치정보인 좌표를 포함하여 구성된다. 본 논문에서 오프라인 단계는 이미지 획득(Image acquisition)과 좌표설정(Coordinates set of image) 2가지 과정으로 진행된다.

이미지 획득은 [그림 5]와 같이 설정해놓은 각각의 기준 위치에서 사용자가 진행 가능한 방향으로 이미지를 획득하게 되는데 위치의 특성에 따라 북도와 같은 직선구간에서는 하나의 위치지점에서 2장의 이미지가 획득되고, 교차로와 같은 지점에서는 하나의 위치에서 4방향에 대한 이미지가 획득된다. 획득한 이미지와 함께 차 후 온라인 단계에서 사용자로부터 입력되는 이미지와 유사도 비교를 통해 위치정보를 제공하기 위해 각각의 이미지마다 획득한 위치와 방향에 대한 좌표정보를 설정하여 데이터베이스에 저장한다.

이미지의 좌표 정보는 DD\_FF\_XXX\_YYY와 같은 형태로 구성된다. 먼저 DD의 경우 이미지를 획득한

방향에 대한 정보를 표현하기 위해 방위를 동(E), 서(W), 남(S), 북(N), 북동(NE), 북서(NW), 남동(SE), 남서(SW)로 총 8가지 방향으로 표현하도록 하였다. 다음 FF의 경우 실내에서의 위치 추정에서 층간의 구분을 위한 정보로 이미지가 실내 건물의 몇 층에서 획득한 이미지인지 층간의 정보를 표현하게 된다. 마지막으로 XXX와 YYY는 이미지가 동쪽에서 서쪽으로 향하는 방향을 X축으로 설정하고 북쪽에서 남쪽으로 향하는 방향을 Y축으로 설정하여 이미지가 획득된 위치를 XY좌표로 설정하였다. 이미지는 하나의 위치에서 최소 2장에서 최대 4장까지 포함하도록 구성하였으며 모든 이미지는 자신의 좌표를 포함하여 데이터베이스에 저장 된다.

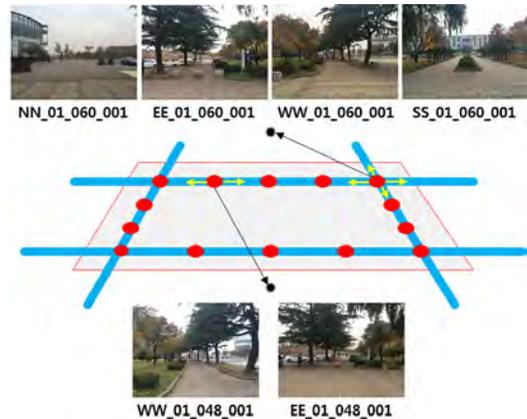


그림 5. 데이터베이스 구축을 위한 이미지 획득 및 이미지별 좌표 설정  
Fig. 5. Image acquisition and coordinates set for database construction

### 3.3 위치추정 온라인 단계

온라인 단계에서는 사용자의 위치에서 획득된 이미지와 데이터베이스에 미리 저장해 놓은 위치별 이미지 간의 영상매칭을 통해 유사도를 비교하게 되고, 사용자 입력 이미지와 가장 유사한 이미지로 선별된 데이터베이스 이미지로부터 좌표정보를 제공받아 사용자의 위치를 추정하는 실질적인 위치 추정 단계이다. 본 논문에서는 Fingerprint 기법의 resource로 이미지 정보를 이용하기 때문에 기 구축되어 있는 데이터베이스 이미지와 사용자로부터 입력되는 이미지의 유사도를 판단하기 위해 두 이미지의 특징점을 검출하고, 두 이미지 간의 동일한 특징점을 매칭시키기 위해 SURF 알고리즘을 사용하였다.

SURF에서는 Gray-scale의 이미지를 기반으로 특징점을 검출하기 때문에 컬러 영상을 Gray-scale로 우

선 변환(Conversion to a gray image)하여 특징점을 검출하게 된다. 이미지 상에서 SURF 알고리즘을 통해 검출된 특징점은 특징점의 크기와 벡터성분이 [그림 6]과 같이 표현된다.

온라인 단계 중 첫 번째 과정에 해당하는 이미지의 특징점을 찾는 과정을 거치고 나면 데이터베이스 이미지와 사용자 입력 이미지간의 동일 특징점을 매칭하는 작업을 진행하게 되는데 특징점 매칭의 신뢰도를 높이기 위해 우리는 영상의 특징점들 중 노이즈(Outlier)에 해당하는 특징점들을 제거(Remove noise keypoint)하도록 RANSAC 알고리즘을 사용하였다.

앞선 과정에서 SURF를 통해 검출된 특징점들을 이용하여 RANSAC 알고리즘으로 이미지 매칭에 유용한 특징점들을 Inlier로 선별하고, 특징점 매칭에 불필요한 노이즈에 해당하는 특징점들을 Outlier로 선별하여 모든 특징점들 가운데 노이즈에 해당하는 Outlier들을 제거하였다.

본 논문에서는 이미지 상에서 검출된 모든 특징점들 가운데 무작위로 샘플 데이터를 뽑아 모델 파라미터를 구하고, 이렇게 구한 모델과 가까이 있는 특징점의 수를 세어 그 수가 크다면 이 모델을 기억하게끔 하고 이러한 과정을  $N$ 번 반복한 후 가장 지지하는 특징점의 수가 많았던 모델을 최종 결과로 반환하였다. SURF와 RANSAC 알고리즘을 통해 특징점 검출과 노이즈를 제거하고 나면 사용자로부터 입력된 이미지와 데이터베이스 저장된 모든 위치의 이미지와 동일한 특징점을 매칭(Keypoint matching)하는 과정을 진행하게 된다. 아래의 [그림 7]은 RANSAC 적용 전과 후의 특징점 매칭에 대한 결과를 나타내고 있다.



그림 6. SURF 알고리즘을 이용한 이미지 특징점 검출  
Fig. 6. Image feature point detection to using SURF algorithm

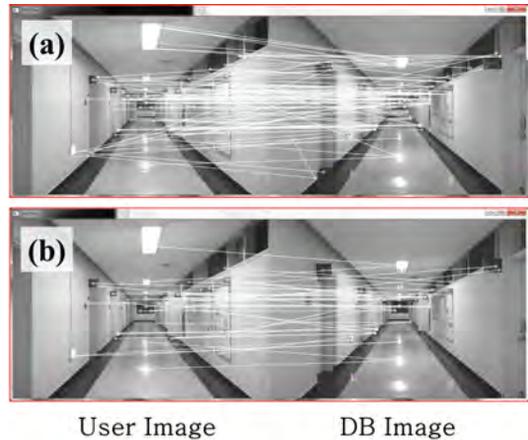


그림 7. RANSAC 적용 전 영상 특징점 매칭(a) & 적용 후 특징점 매칭(b)  
Fig. 7. Feature matching before applying RANSAC(a) & Feature matching after applying RANSAC(b)

사용자 입력 이미지는 데이터베이스에 저장된 모든 이미지와 특징점을 매칭하는 과정이 진행된다. 여기에서 사용자 이미지는 각각의 데이터베이스 이미지와 특징점이 매칭된 수를 Count하여 그 수를 저장(Counting matched keypoint)하고, 데이터베이스 이미지 중 사용자 입력 이미지와 특징점이 가장 많이 매칭된 이미지를 가장 유사한 이미지로 선별하였다.

하나의 사용자 입력 이미지는 데이터베이스에 저장된 실험 범위 내의 모든 위치의 이미지와 유사도를 비교하게 되고, 특징점이 가장 많이 매칭된 가장 유사한 데이터베이스 이미지로부터 위치의 좌표 정보를 제공 받아 최종적으로 사용자의 위치가 추정된다.

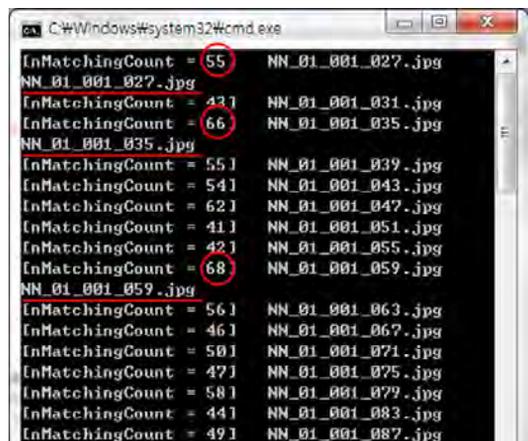


그림 8. 매칭된 특징점의 수 및 가장 유사한 DB 검출  
Fig. 8. The number of matching keypoint and the most similar image detection

#### IV. 실험 결과 및 분석

##### 4.1 실험 장비 및 환경 개요

실험의 검증을 위해 사용한 장비는 [표 1]과 같다. 우리는 빠른 프로세싱을 위해 데이터베이스의 구축과 사용자의 위치에서 획득되는 영상의 해상도를 640x480으로 변환하여 처리하였다. 카메라의 높이는 성인 남녀의 평균 눈높이를 고려하여 150cm에서 획득하였으며, 영상 획득 시 미세한 흔들림으로 인해 발생하는 블러(Blur) 현상을 최소화하도록 브라켓을 사용하였다.

또한 데이터베이스의 구축과 사용자 입력 이미지의 획득 시 Zoom으로 인해 이미지가 확대 및 축소되지 않도록 카메라의 초점거리를 기본 초점 거리인 35mm로 모든 이미지를 획득하였다. 제안하는 논문의 실험은 Visual Studio 2010을 이용하였으며, 프로그램 OpenCV를 통해 영상을 처리하였다.

제안하는 논문의 검증을 위해 우리는 영남대학교 건물 2곳의 실내와 주변 실외 환경의 사람이 진행 가능한 구간에서 실험을 진행하였다. 실험 환경에 대한 개요는 [표 2]와 같다. 영남대학교 IT관 및 전기관 두 건물을 포함하는 실내 및 실외 전체 범위의 가로 길이는 85m이며, 세로 길이는 90m이다. 데이터베이스 구축을 위한 위치지점은 4m 간격으로 총 230 위치지점에서 각각의 진행 방향으로 이미지를 획득하여 좌표

표 1. 실험 장비 개요  
Table 1. Outline of experiment device

Camera	iPhone5s
Image quality	640 x 480
OS	Windows 7 Ultimate K
CPU	Intel Core2 Quad Q8300 2.5GHz
Tool	Visual Studio 2010
Program	Open CV

표 2. 실험 환경 개요  
Table 2. Outline of experiment environment

Experiment place	IT & Electricity building of Yeongnam Univ.
Horizontal length	85 m
Vertical length	90 m
Floor	3 floor
Number of position	230 point
Interval of position	4 m

와 함께 데이터베이스에 저장하였다.

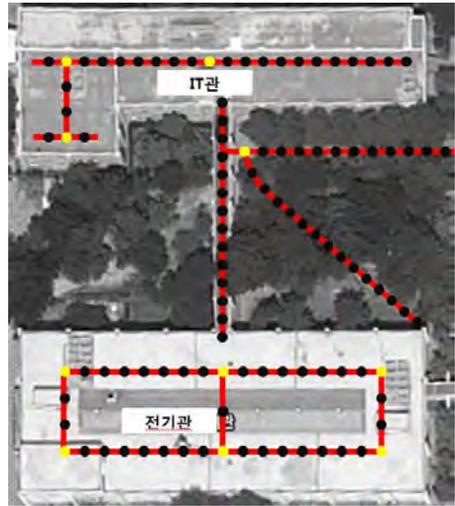
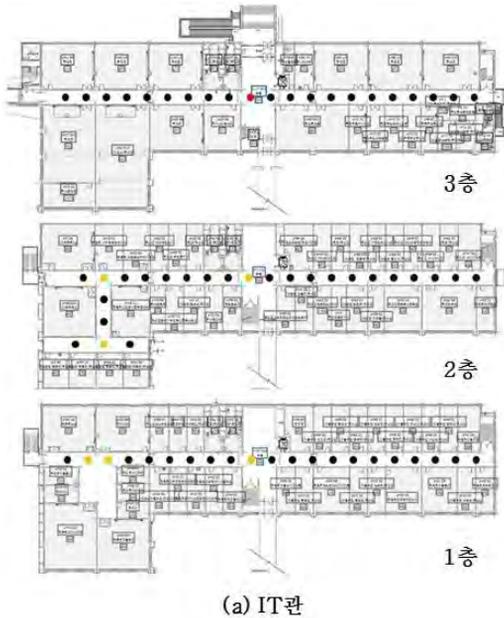


그림 9. 실험 범위 및 각각의 위치 지점  
Fig. 9. Test range and each position

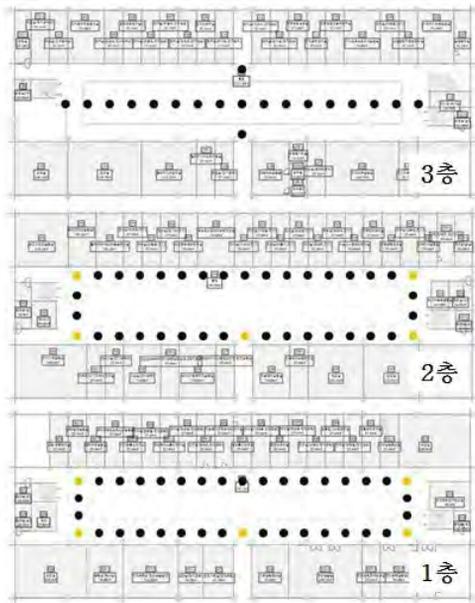
[그림 10]은 실험 범위 내의 실내 공간에 해당되는 IT관과 전기관의 내부 도면에 위치지점을 표현한 그림이다. 두 건물은 모두 3층으로 구성되어 있으며 각 건물의 층에 따라 그 형태가 약간씩 다르다. IT관의 경우 주로 직선의 복도의 형태를 띠고 있으며 전기관의 경우 'ㄱ' 형태로 복도가 구성되어 있다. 우리는 실내 및 실외에서 이미지를 획득 할 때 단일 직선구간에서는 전방, 후방에 대한 2장의 이미지를 획득하였으며, 길이 만나는 교차지점에서는 모든 방향에 따라 3장 또는 4장의 이미지를 획득하였다. 이미지를 획득할 때에는 길의 정 가운데에서 이미지를 획득 하였으며, 이미지의 각도는 사용자의 눈높이에서 정면을 바라보도록 고정하여 이미지를 획득하였다. 또한 이미지는 유동인구가 가장 작은 시간대에 지형지물만을 촬영할 수 있도록 하여 촬영하였으며 실제 위치추정을 위해 사용한 사용자 입력 이미지는 유동인구에 관계없이 즉시적으로 이미지를 획득하여 추정에 대한 결과 값을 확인하였다.

##### 4.2 제안 알고리즘 성능 분석

우리는 실험 공간 내의 임의의 위치 20곳에서 이미지를 획득하여 사용자의 위치를 추정하였으며, 실내 및 실외 각각 10곳으로 실험을 진행하였다. 추정의 정확도는 사용자 입력 이미지와 데이터베이스 이미지 간의 유사도 비교를 통해 사용자 위치에서 가장 근접한 데이터베이스 이미지가 검출되고, 정확한 좌표 정



(a) IT관



(b) 전기관

그림 10. 영남대학교 실내 실험 환경 (a) IT관, (b)전기관  
Fig. 10. Indoor environment (a) IT building (b) Electrical building in Yeungnam Univ.

보를 제공받는지 확인하였다.

표 2는 20곳의 임의의 위치에서 사용자의 위치를 추정하였을 때 결과이다. 실제 사용자의 위치 좌표와 가장 근접한 데이터베이스 좌표, 그리고 최종적으로 추정된 좌표를 순차적으로 나타내고 있다. 우리는 실

표 3. 사용자 위치 추정 실험 결과  
Table 3. Estimate result of user position

실험	환경	사용자 위치	가장 근접한 DB 위치	추정 결과
1	실내	NN_02_095_160	NN_02_094_160	NN_02_094_160
2	실내	SS_02_094_163	SS_02_094_164	SS_02_094_164
3	실내	NN_03_094_162	NN_03_094_160	NN_03_094_160
4	실내	SS_03_030_155	SS_03_030_156	SS_03_030_156
5	실내	EE_01_023_083	EE_01_024_083	EE_01_024_083
6	실내	SS_01_061_082	SS_01_060_083	SS_02_060_083
7	실내	EE_02_035_095	EE_02_036_095	EE_02_036_095
8	실내	WW_02_073_083	WW_02_072_083	WW_02_072_083
9	실내	EE_03_055_083	EE_03_056_083	EE_03_056_083
10	실내	WW_03_054_083	WW_03_052_083	WW_03_052_083
11	실외	NW_01_061_118	NW_01_061_116	NW_01_061_116
12	실외	SS_01_061_143	SS_01_061_144	SS_01_061_144
13	실외	NN_02_061_113	NN_02_061_112	NN_02_061_112
14	실외	SS_02_061_122	SS_02_061_124	SS_02_061_124
15	실외	NN_03_061_117	NN_03_061_116	NN_03_061_116
16	실외	SS_03_061_134	SS_03_061_136	SS_03_061_136
17	실외	WW_01_104_104	WW_01_103_104	WW_01_103_104
18	실외	SS_01_068_104	SS_01_067_104	SS_01_067_104
19	실외	NN_01_083_123	NN_01_083_122	NN_01_083_122
20	실외	SE_01_097_132	SE_01_097_134	SE_01_097_134

내 10곳, 실외 10곳, 총 20곳에서 실험을 진행 해 본 결과 총 20 곳 중 6번 실험에 해당하는 위치를 제외한 모든 가장 근접한 데이터베이스의 좌표를 제공 받는 것을 확인하였다.

문제가 된 6번 실험의 사용자 입력 이미지[그림 11-(a)]와 정상적으로 검출되어야 할 데이터베이스 이미지[그림 11-(b)]를 살펴보았다. 그 결과 사용자 입력 이미지와 데이터베이스에 저장 된 이미지의 외부에서 유입되는 빛의 양의 차이로 인해 이미지 획득 시 두 이미지 간의 심한 조도의 차이가 발생하는 것을 확인할 수 있었고 그로 인하여 특징점이 잘못 검출 되고 동일한 특징점이 매칭 되지 않아 가장 유사한 이미지로 인식되지 않았다.

위의 [그림 12]는 사용자의 위치에서 획득한 하나의 이미지에 RANSAC을 통해 Outlier들을 제거 하였을 때와 제거하지 않았을 때에 대한 비교 분석이다. 그래프의 세로축은 사용자의 입력 이미지와 데이터베이스 이미지의 매칭 된 특징점의 수를 의미하고, 가로축은 데이터베이스 이미지의 수에 해당된다. RANSAC의 성능을 분석하기 위해 전기관 3층 임의



(a) 사용자 입력 이미지



(b) 데이터베이스 이미지

그림 11. 실험 6번의 이미지  
Fig. 11. Image of experiment number 6

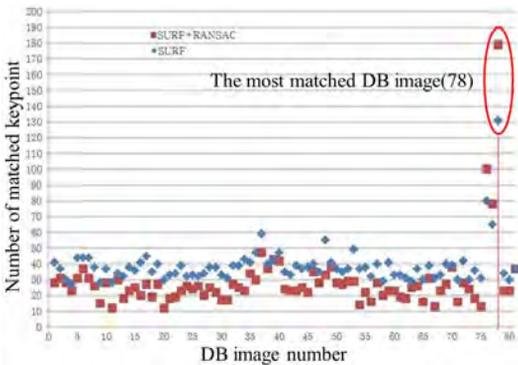


그림 12. RANSAC 알고리즘 적용 전후의 특징점 매칭 결과  
Fig. 12. Keypoint matching result before and after applying RANSAC algorithm

의 위치에서 이미지를 획득하고 기 구축되어있는 전 기관 3층의 81장의 이미지와 비교를 해본 결과 78번의 데이터베이스 이미지를 가장 유사한 데이터베이스 이미지로 검출해 내는 것을 알 수 있다. SURF에 RANSAC 알고리즘을 적용하였을 시 사용자의 위치가 아닌 곳에서는 노이즈를 제거하여 특징점이 낮게

검출되고 가장 유사한 위치에서는 SURF만 사용하였을 때 보다 많이 특징점이 매칭 되어 이미지를 비교할 때 유사도에 대한 성능을 높이는 것을 확인 할 수 있었다.

아래의 [표 4]는 이미지의 특징점을 검출 시 단일 SURF만 사용하였을 때와 RANSAC을 함께 사용하였을 때의 정확도를 표현한다.

[표 4]의 S1은 하나의 이미지에 SURF 알고리즘만을 이용하여 특징점을 검출한 수를 나타낸다. S2는 S1과의 매칭을 위하여 S1의 가장 근접한 위치에 있는 이미지의 특징점을 검출한 수를 의미한다. M1은 S1과 S2의 특징점이 매칭한 수를 의미하며 A1은 S1과 S2의 특징점의 수를 평균 내어 최종 매칭 된 특징점의 수 M1으로 나눈 값을 의미한다. 단일 SURF만 사용하여 특징점을 매칭 하였을 때에는 두 이미지 상에서 검출 된 전체의 특징점 중 평균 59% 정도의 정확도로 특징점이 매칭 되는 것을 확인 할 수 있었다. 그에 반해 SURF 알고리즘에 RANSAC 알고리즘을 적용한 결과인 S+R1과 S+R2는 이미지 상에서 특징점의 노이즈(Outlier)를 제거하여 단일 SURF만 사용하였을 때 보다 검출 되는 수가 작았지만 매칭 된 결과를 확인해 보았을 때 평균 83%의 정확도로 특징점이 매칭되는 것을 확인해 볼 수 있었다.

[표 5]는 단일 SURF만 사용하였을 때와 SURF에 RANSAC을 적용하였을 때의 특징점이 검출되고 매칭 되는데 소요된 총 시간을 나타낸다. 소요 시간을 분석하기 위해 우리는 여기에서 한 번의 실험 당 2장의 이미지만 사용하여 특징점을 검출하고, 매칭 되는 시간을 확인하였다. 실험은 총 10쌍의 이미지를 준비하여 10번의 실험을 통해 평균적으로 걸리는 시간을 계산하였다. S\_M은 단일 SURF만 사용하였을 때 특징점이 매칭 된 결과이며 S+R\_M은 SURF와 RANSAC을 함께 사용하였을 때 특징점이 매칭 된 결과이다. RANSAC를 함께 사용할 경우 1초 정도의 시간이 더 소요되는 것을 확인 할 수 있었다.

표 4. 특징점 매칭의 정확도 분석  
Table 4. The accuracy analysis of keypoint matching

실험	S1	S2	M1	A1	S+R1	S+R2	M2	A2
1	254	231	134	55%	193	182	164	87%
2	227	238	144	59%	189	198	158	81%
3	212	193	129	63%	202	184	169	87%
4	235	242	136	56%	187	184	144	77%
5	247	238	146	60%	193	205	167	83%
A	235	229	138	59%	193	191	161	83%

표 5. 특징점 검출 및 매칭 시간  
Table 5. Keypoint detection and matching time

실험	S_M	TIME	S+R_M	TIME
1	146	2.46 sec	168	3.18 sec
2	139	2.38 sec	172	3.19 sec
3	152	2.46 sec	168	3.28 sec
4	134	2.59 sec	182	3.46 sec
5	136	2.32 sec	176	3.42 sec
6	133	2.63 sec	175	3.23 sec
7	149	2.48 sec	184	3.51 sec
8	157	2.65 sec	169	3.27 sec
9	136	2.43 sec	171	3.36 sec
10	151	2.55 sec	173	3.44 sec
A	143	2.49 sec	174	3.33 sec

### V. 결 론

우리는 본 논문에서 Fingerprint 기법을 사용할 때 기존의 위치추정에서 사용되는 신호의 세기를 이용하지 않고 카메라로부터 획득되는 영상데이터를 기반으로 데이터베이스를 구축하고, 사용자로부터 입력되는 현재 위치의 이미지와 비교를 통해 최종적으로 사용자의 위치를 추정하였다. 데이터베이스의 이미지와 사용자 입력 이미지의 유사도 판별을 위해서는 특징점 검출과 매칭 알고리즘은 SURF와 함께 특징점에 대한 노이즈를 제거하고 유사도 판별의 정확도를 높이기 위해 RANSAC 알고리즘을 이용하였다. 유사도 비교는 사용자 입력 이미지와 데이터베이스에 구축된 모든 이미지와 특징점을 매칭하여 매칭된 특징점의 수를 Count하게 하였고, 사용자 이미지의 특징점과 가장 많이 매칭된 데이터베이스 이미지를 가장 유사한 이미지로 판단하게 하였다. 최종적으로 가장 유사한 데이터베이스 이미지로부터 좌표정보를 제공받아 사용자의 위치를 추정하도록 하였다. 제안하는 방법은 부가적인 장비나 부착물을 필요로 하지 않으며 단일 카메라만을 이용하여 사용자의 위치를 추정한다. 본 기법은 실내 및 실외의 모든 환경에서 사용이 가능하며 기존의 위치추정의 기법이 가지는 단점인 신호가 도달하지 않는 음영지역에서 사용이 가능하다. 또한 사용자의 위치정보를 제공함과 동시에 위치에 대한 시각적 정보를 사용자에게 제공할 수 있어 위치의 판단에 더욱 용이한 장점을 가진다. 그러나 너무 어둡거나 빛의 양이 많은 너무 밝은 지역과 같이 조도의 차이가 심한 경우 이미지 획득 시 영상으로부터 특징점을 정확히 검출해 내기가 어려워 추정에 대한 정확도

가 매우 낮아진다. 민감하게 반응하는 카메라 조도의 차이에 따라 더욱 정교하게 특징점을 검출하고, 정확하게 이미지의 유사도를 비교하는 추가적인 연구가 필요하다.

### References

- [1] H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, and J. Liu, "Survey of wireless indoor positioning techniques and systems," *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics -Part C: Appl. and rev.*, vol. 37, no. 6, pp. 1067-1080, Nov. 2007.
- [2] D.-G. Kim, Y.-H. Kim, J.-W. Han, K.-H. Song, and H.-N. Kim, "Emitter geolocation based on TDOA/FDOA measurements and its analysis," *J. KICS*, vol. 38C, no. 9, Sept. 2013.
- [3] S. Hur, J. Song, and Y. Park, "Indoor position technology in Geo-Magnetic field," *J. KICS*, vol. 38C, no. 1, pp. 131-140, Jan. 2013.
- [4] K. Kaemarungsi, "Efficient design of indoor positioning systems based on position fingerprint," *Int. Conf. Wirel. Netw., Commun. Mob. Comput.*, vol. 1, pp. 181-186, Jun. 2005.
- [5] S. Son, Y. Park, B. Kim, and Y. Baek, "Wi-Fi fingerprint location estimation system based on reliability," *J. KICS*, vol. 38C, no. 6, pp. 531-539, Jun. 2013.
- [6] H. Durrant-Whyte and T. Bailey, "Simultaneous localization and mapping: Part 1," *IEEE Robotics and Automation Mag.*, pp. 99-108, Jun. 2006.
- [7] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, and B. Wegbreit, "FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem," in *Proc. AAAI National Conf. Artificial Intell.*, Edmonton, Canada, 2002.
- [8] N. Karlsson, E. D. Bernardo, J. Ostrowski, L. Goncalves, P. Pirjanian, and M. E. Munich, "The vSLAM algorithm for robust localization and mapping," in *Proc. IEEE Int'l Conf. Robotics and Automation*, pp. 24-29, Apr. 2005.
- [9] J. B. Kim and H. S. Jun, "Vision-based position positioning using augmented reality for indoor navigation," *IEEE Trans. Consumer Electron.*, vol. 54, No. 3, Aug. 2008.

- [10] J. Wolf, W. Burgard, and H. Burkhardt, "Robust vision-based localization for mobile robots using an image retrieval system based on invariant features," in *Proc. Int. Conf. Robotics and Automation (ICRA)*, vol. 1, pp. 359-365, 2002.
- [11] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "SURF: Speeded up robust features," *European Conf. Computer Vision*, vol. 3951, pp. 404-417, 2006.
- [12] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Commun. ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381-395, Jun. 1981.
- [13] T.-W. Kim, "Speed-up of image matching using feature strength information," *J. Inst. Internet, Broadcasting and Commun.*, vol. 13, no. 6, Dec. 2013.
- [14] J.-W. Song, S.-J. Hur, Y.-W. Park, and K.-Y. Yoo, "Database investigation algorithm for high-accuracy based indoor positioning," *J. IEMEK*, vol. 7, no. 2, Apr. 2012.
- [15] D.-J. Na and K.-H. Choi, "Step trajectory/ indoor map feature-based smartphone indoor positioning system without using Wi-Fi signals," *J. IEMEK*, vol. 9, no. 6, Dec. 2014.
- [16] N. Ravi, P. Shankar, and A. Frankel "Indoor localization using camera phones," in *Proc. IEEE WMCSA 2006*, p. 49, Apr. 2006.
- [17] J. Kim and D. Kim "Matching points filtering applied panorama image processing using SURF and RANSAC algorithm," *J. KICS*, vol. 51C, No. 4, pp. 820-835, Apr. 2014.

**송진선 (Jinseon Song)**



2013년: 영남대학교 정보통신공학과 학사 졸업  
 2015년: 영남대학교 정보통신공학과 석사 졸업  
 현재: 영남대학교 모바일정보통신공학과 박사과정  
 <관심분야> 이동통신, 위치측위기술

**허수정 (Soojung Hur)**



2001년: 대구대학교 정보통신공학과 학사 졸업  
 2005년: 샌디에고주립대 전자공학과 석사 수료  
 2007년: 영남대 정보통신공학과 석사 졸업  
 2012년: 영남대 정보통신공학과 박사 졸업

현재: 영남대학교 BK21플러스 인력양성사업팀 연구교수  
 <관심분야> 이동통신, 무선통신, 위치측위기술

**박용완 (Yongwan Park)**



1982년: 경북대학교 전자공학과 학사 졸업  
 1984년: 경북대학교 전자공학과 석사 졸업  
 1989년: 뉴욕주립대 전기전자공학과 석사 졸업  
 1992년: 뉴욕주립대 전기전자공학과 박사 졸업

현재: 영남대학교 모바일정보통신공학과 교수,  
 (재)경북IT융합산업기술원 원장,  
 현대기아자동차 차량 IT혁신센터 민간자문위원  
 <관심분야> 이동통신, 차세대 위치기반 기술, 무인자율주행자동차

최 정 희 (Jeonghee Choi)



1982년 : 경북대학교 전자공학  
과 학사 졸업

1989년 : 뉴욕주립대 전기전자  
공학과 석사 졸업

1992년 : 뉴욕주립대 전기전자  
공학과 박사 졸업

현재 : 대구대학교 정보통신공학  
부 교수

<관심분야> 이동통신, 레이더 신호처리