

# 어안렌즈를 이용한 비전 기반의 이동 로봇 위치 추정 및 매핑

## Vision-based Mobile Robot Localization and Mapping using Fisheye Lens

이 종 실\*, 민 홍 기\*\*, 홍 승 홍\*\*\*

Jong-Shill Lee\*, Hong-Ki Min\*\*, Seung-Hong Hong\*\*\*

### 요 약

로봇이 자율주행을 하는데 있어 중요한 요소는 로봇 스스로 위치를 추정하고 동시에 주위 환경에 대한 지도를 작성하는 것이다. 본 논문에서는 어안렌즈를 이용한 비전 기반 위치 추정 및 매핑 알고리즘을 제안한다. 로봇에 어안렌즈가 부착된 카메라를 천정을 바라볼 수 있도록 부착하여 스케일 불변 특징을 갖는 고급의 영상 특징을 구하고, 이 특징들을 맵 빌딩과 위치 추정에 이용하였다. 전처리 과정으로 어안렌즈를 통해 입력된 영상을 카메라 보정을 행하여 축방향 왜곡을 제거하고 레이블링과 컨벡스헐을 이용하여 보정된 영상에서 천정영역과 벽영역으로 분할한다. 최초 맵 빌딩시에는 분할된 영역에 대해 특징점을 구하고 맵 데이터베이스에 저장한다. 맵 빌딩이 종료될 때까지 연속하여 입력되는 영상에 대해 특징점들을 구하고 맵과 매칭되는 점들을 찾고 매칭되지 않은 점들에 대해서는 기존의 맵에 추가하는 과정을 반복한다. 위치 추정은 맵 빌딩 과정과 맵 상에서 로봇의 위치를 찾는데 이용된다. 로봇의 위치에서 구해진 특징점들은 로봇의 실제 위치를 추정하기 위해 기존의 맵과 매칭을 행하고 동시에 기존의 맵 데이터베이스는 갱신된다. 제안한 방법을 적용하면 50m<sup>2</sup>의 영역에 대한 맵 빌딩 소요 시간은 2분 이내, 위치 추정시 위치 정확도는 ±13cm, 로봇의 자세에 대한 각도 오차는 ±3도이다.

### ABSTRACT

A key component of an autonomous mobile robot is to localize itself and build a map of the environment simultaneously. In this paper, we propose a vision-based localization and mapping algorithm of mobile robot using fisheye lens. To acquire high-level features with scale invariance, a camera with fisheye lens facing toward to ceiling is attached to the robot. These features are used in map building and localization. As a preprocessing, input image from fisheye lens is calibrated to remove radial distortion and then labeling and convex hull techniques are used to segment ceiling and wall region for the calibrated image. At the initial map building process, features are calculated for each segmented region and stored in map database. Features are continuously calculated for sequential input images and matched to the map. If some features are not matched, those features are added to the map. This map matching and updating process is continued until map building process is finished. Localization is used in map building process and searching the location of the robot on the map. The calculated features at the position of the robot are matched to the existing map to estimate the real position of the robot, and map building database is updated at the same time. By the proposed method, the elapsed time for map building is within 2 minutes for 50m<sup>2</sup> region., the positioning accuracy is ±13cm, and the error about the positioning angle of the robot is ±3 degree for localization.

**Key words** : Robot, Localization, Mapping, Scale-Invariant Features, Calibration, Fisheye lens

### I. 서 론

이동 로봇의 위치 추정을 위해서는 정확한 특징점의 위치 정보가 필요하고 또한 정확한 특징점의 위치 정보를 로봇 스스로 얻기 위해서는 정확한 로봇의 위치 정보가 필요하며, 이러한 문

\*인하대학교 대학원 전자공학과 \*\*인천대학교 정보통신공학과 \*\*\*인하대학교 전자전기공학부

접수 일자 : 2004. 7. 16      수정 완료 : 2004. 10. 19  
논문 번호 : 2004-2-3

제를 풀기 위한 분야가 SLAM이다.

SLAM을 구현하기 위해서 초음파, 레이저, 시각 센서를 주로 이용한다. 초음파는 가격이 저렴하고 속도도 빠른 반면 정확도가 떨어진다. 레이저의 경우 능동적이고 정확하나 속도면에서 느리다. 시각 시스템은 수동적이고 많은 분석이 요구된다. 초기의 성공적인 많은 접근 방식들은 바코드 반사기, 초음파 표식, 시각 패턴 등과 같은 인공적인 랜드마크를 사용하였다[1][2]. 이 방식들은 표식(beacon)이 없는 환경에서는 적용이 불가능하다.

Harris의 3차원 시각 시스템 DROID는 영상의 모서리를 구하

여 이들의 모션을 이용하여 3차원 재구성을 수행하였다[3]. 모서리의 특징점을 추적(tracking)하기 위해 칼만 필터(Kalman filter)를 이용하였으며, 추적된 영상 특징들의 위치로부터 카메라 모션과 특징점들의 3차원 위치를 결정하였다. 이들 특징점들의 매칭을 이용한 위치 추정은 짧은 시간 동안은 매우 정확하다. 그러나 장시간의 이동시 맵의 생성이 불가능하다. DROID 시스템은 주행 거리계(odometry)가 없이 하나의 카메라를 이용하는 단안시(monocular vision)를 사용하였으며 점진적 알고리즘(Incremental algorithm)이며, 실시간에 가깝게 실행된다.

Thrun은 EM 알고리즘과 점진적 알고리즘을 이용하여 실시간 알고리즘을 제안하였다[4]. 점진적 매핑에서와 같이 가장 최근의 레이저 스캔을 이용하는 대신에 로봇의 가장 적합한 위치를 계산하기 위해 로봇의 모든 위치에 대한 사후확률(posterior probability)을 계산한다. 전방의 레이저를 이용하여 2차원의 매핑을 수행하고 상방의 레이저를 이용하여 주위에 대한 3차원 지도를 작성하게 된다. 그러나 이 방법은 사후 확률 계산이 많아서 넓은 영역에 대해서 확장할 수 없다.

Delaert는 컨덴세이션(CONDENSATION) 알고리즘을 기반으로 한 몬테카를로 위치 추정을 제안하였다[5]. 이 방법은 다중 모드의 확률 분포를 표시할 수 있고, 샘플링 기반 밀도를 사용하는 베이시안 필터링을 사용하였다. 모자이킹(mosaicing)에 의해 얻어진 시각 맵이 주어질 때, 스키타 밝기 측정을 통해 위치를 추정한다. Jensfelt는 이 알고리즘을 넓은 영역에 대해 좀더 효율적으로 위치 추정을 할 수 있도록 수정하였다[6]. 컨덴세이션 방법은 스케일링 문제를 가지고 있으며 위치 추정에만 사용 가능하므로 SLAM에는 적합하지 않다.

Sim과 Dudek는 위치 추정을 하는데 학습하는 자연적 랜드마크 방법을 제안하였다[7]. 랜드마크의 매칭은 주성분 분석(PCA : Principal Components Analysis)을 이용하였다. 이 방법은 주위 환경에 대한 지도를 작성하지는 않는다.

KAIST에서는 자연표식과 인공표식을 모두 사용하는 방법을 제시하여 위치 추정을 수행하였다. 이 방법은 자연표식과 인공표식에 대해 위치와 필요한 경우 기하학적 수치 정보를 포함하는 위상지도를 만들고 지역 Zernike 모멘트를 이용하여 특징량 매칭을 이용하여 위치 추정을 수행한다. 이는 지도를 작성하는 부분은 사용자가 직접 개입해야 하는 단점을 가지고 있다[8].

본 논문에서는 로봇에 어안렌즈가 부착된 카메라를 천정을 바라볼 수 있도록 부착하여 스케일 불변 특성을 갖는 고급의 영상 특징을 이용하여 맵 빌딩과 위치 추정을 수행한다. 특히, 스케일 불변 특성을 갖는 특징점들은 다른 점들과 특이성을 가지므로 로봇의 “키드냅”과 같은 문제를 해결할 수 있는 효율적인 알고리즘을 제안한다.

II장에서는 제안한 알고리즘의 전반적 구조에 대해 설명하고, III장에서는 어안렌즈가 부착된 카메라로부터 천정영역을 검출하고, IV장에서는 스케일 불변 특징을 이용하여 맵빌딩 및 위치 추정을 수행한다. V,VI장에서는 실험 및 결론에 대해 설명한다.

II. 제안한 알고리즘의 전체적 구조

로봇에 어안렌즈가 부착된 카메라를 천정을 바라볼 수 있도록 부착하여 맵 빌딩과 위치 추정을 수행하였다. 실내의 천정영역은 단조로우며 바닥으로부터 거리가 일정한 값을 갖는다. 따라서 천정영역에 대해서 2차원의 맵 빌딩을 구현하면 된다. 일반렌즈가 부착된 카메라의 경우 천정의 단조로움으로 인해 소수의 특징점만이 존재하므로 시야(FOV : Field Of View)를 넓게 확보할 수 있는 저가의 어안렌즈를 부착한 카메라를 이용하였다. 어안렌즈는 전방향비전(Omni-vision) 시스템에 비해 시야가 작으나 저가로 고해상도를 얻을 수 있고, 부피가 상대적으로 적은 장점을 가지고 있다.

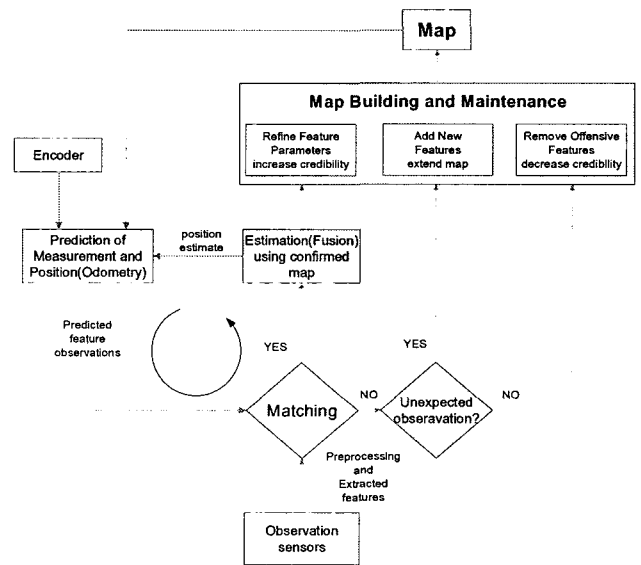


그림 1. 제안한 알고리즘의 전반적 구조.  
Fig. 1. The overall structure of the proposed algorithm.

그림 1에서와 같이 어안렌즈를 통해 입력된 영상을 카메라 보정을 이용하여 축방향 왜곡을 제거하고 레이블링(labeling)과 컨벡스헐(convex hull)[9]을 적용하여 천정영역과 천정 주변 영역으로 분리하는 전처리를 수행하였다. 천정영역과 천정 주변 영역으로 분할함으로써 천정영역에 대한 특징점을 검출함으로써 특징점을 천정영역으로 한정하여 위치 추정을 행할 수 있도록 하였다. 전처리 과정을 거친 영상에 대해 스케일 불변 특징점(feature)들을 구한다. 최초 맵 빌딩시에는 로봇은 특징점의 위치를 알 수 없는 임의의 위치에서 출발한다. 특징점이 검출될 때부터 로봇의 위치와 특징점의 위치를 동시에 추정하게 된다. 그리고 로봇의 위치 추정을 위해 특징점들을 이용하여 맵 빌딩을 수행하게 된다. 최초 맵 빌딩시에는 입력된 영상에 대해 특징점들을 이용하여 맵을 작성하고 연속하여 입력되는 영상에 대해 특징점들을 구하고 이미 작성된 맵과 매칭되는 점들을 찾고 매칭되지 않는 점들에 대해서는 기존의 맵에 추가하게 된다. 이와 같이 맵빌

딩과 위치 추정을 동시에 수행할 수 있도록 하였다. Map에 저장할 때 특징점들에 대해 카메라 보정의 역과정을 통해 실제 거리에 해당하는 정보를 추가하여 저장하였다. 이는 위치 추정시 정확도를 높이기 위한 것이다.

### III. 카메라 보정을 통한 천정영역 검출

어안렌즈의 기하학적인 왜곡은 맵 빌딩과 위치 추정시 기하학적인 많은 문제점이 발생하게 된다. 특징점을 찾을 때 어안렌즈를 통해 입력된 영상은 왜곡이 심하여 어파인 변환이 많이 된 결과를 초래하게 되어 매칭상의 문제가 발생하게 된다. 따라서 전처리로서 카메라 보정과 천정영역 검출을 통하여 맵 빌딩과 위치를 추정할 때 매칭상의 문제를 최소화 하였다.

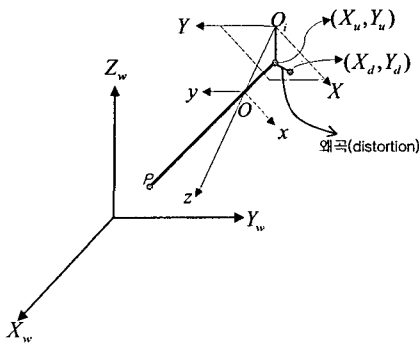


그림 2. 카메라 모델.  
Fig. 2. A Model of Camera.

그림 2의 일반적인 왜곡 모델에 의하면, 이상적으로 투영된 좌표  $(X_u, Y_u)$ 는 왜곡된 좌표  $(X_d, Y_d)$ 는 왜곡치가 더해진 좌표점이다.

이상적으로 투영된 좌표점은 왜곡 모델에 의해 왜곡된 점이 되다. 왜곡 모델에서 일반적으로 많이 고려되는 것은 축 방향(radial) 왜곡 및 접선 방향(tangential) 왜곡이다. 축 방향 왜곡은 주로 렌즈의 잘못된 곡면 성형에서 기인되며, 접선 방향 왜곡은 렌즈와 카메라의 부적절한 조립에 의해 나타난다[10].

축 방향 왜곡은 어안렌즈의 경우 왜곡 중에서 가장 심각한 왜곡이다[11]. 축방향 왜곡의 경우 식 (1)와 같이 표시된다[12].

$$\begin{bmatrix} X_d \\ Y_d \end{bmatrix} = L(\tilde{r}) \begin{bmatrix} X_u \\ Y_u \end{bmatrix} \quad (1)$$

$(X_u, Y_u)$ ,  $(X_d, Y_d)$ 는 각각 왜곡이 없는 이상적인 영상 좌표점과 축방향 왜곡이 있는 영상 좌표점을 나타낸다.  $\tilde{r}$ 은 축방향 왜곡의 중심으로부터 거리이고,  $L(\tilde{r})$ 은  $\tilde{r}$ 에만 의존하는 왜곡 요소이다. 축방향 왜곡이 있는 어안렌즈로부터 획득된 영상의 한 점을  $(x, y)$ , 축방향 왜곡의 중심점이  $(x_c, y_c)$ ,  $r^2 = (x - x_c)^2 + (y - y_c)^2$ 일 때 교정(correction)된 영상의 한 점  $(\hat{x}, \hat{y})$ 은 식 (2), (3)에 의해 구할 수 있다.

$$\hat{x} = x_c + L(r)(x - x_c) \quad (2)$$

$$\hat{y} = y_c + L(r)(y - y_c) \quad (3)$$

$L(r)$ 은 식 (4)와 같이 Taylor 급수의 확장 형태로 주어진다.

$$L(r) = 1 + k_1 r + k_2 r^2 + k_3 r^3 + k_4 r^4 + \dots \quad (4)$$

본 논문에서는 4개의 개수만을 이용하여 카메라 보정을 수행하였다.  $k_1, k_2, k_3, k_4$ 는 초점거리가 1.78mm 인 어안렌즈에 대해 Intel사의 OpenCV를 이용하여 파라미터를 추출하였다.

추출한 파라미터는  $k_1 = 0.203689$ ,  $k_2 = 0.004879$ ,  $k_3 = 0.001168$ ,  $k_4 = 0.000841$ 를 이용하여 영상 보정을 수행하였다. 그림 3은 (a)는 입력 영상, (b)는 보정된 영상을 보여주고 있다.

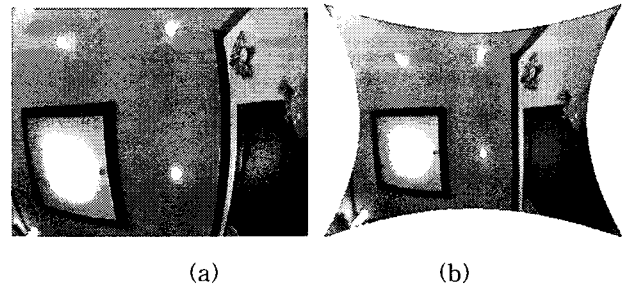


그림 3. 카메라 보정 (a) 입력 영상, (b) 보정된 영상.

Fig. 3. Camera Calibration (a) input image, (b) calibrated image.

천정영역 검출은 레이블링(labeling)과 컨벡스헐(convex hull)을 적용하여 천정영역과 천정 주변 영역으로 분리하였다. 천정을 바라보는 카메라에 의해 입력된 영상은 천정영역이 가장 많이 활상되게 된다. 따라서 가장 많은 영역을 차지하는 레이블 값을 취하면 그림 4의 (a)를 얻을 수 있다. 천정영역에 다른 물체들이 존재할 경우 (a)와 같이 완전한 천정영역을 얻기가 힘들다. 그러므로, 컨벡스헐을 적용하여 (b)와 같이 정교화(refinement)를 수행하였다.

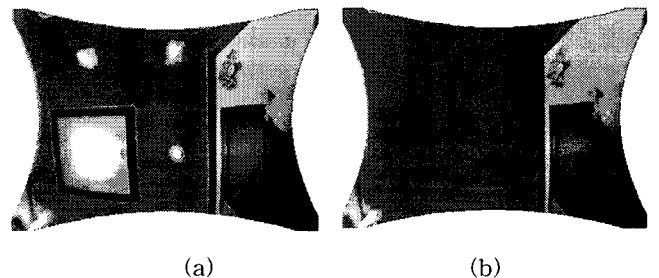


그림 4. 천정영역 추출 (a) 레이블링을 이용한 추출, (b) 컨벡스헐을 이용한 (a)의 정교화.

Fig. 4. Extraction of ceiling region (a) Extration using labelling, (b) Refinement of (a) using Convex hull.

### IV. 맵 빌딩 및 위치 추정

이동 로봇의 위치 추정은 특징점들의 위치와 측정값들을 이용해서 로봇의 위치를 구하는 문제이다. 반면 이동 로봇을 이용

한 맵 빌딩의 문제는 로봇의 위치와 측정값들을 이용해서 특징점의 위치를 구하는 문제이다. 따라서 이 두가지를 수행하기 위해서는 입력된 영상으로부터 특징점들을 잘 추출하여야 한다.

Mikolajczyk와 Schmid는 특징점들을 찾는데 여러 가지 방법들을 비교 평가하였다[13]. 이들 중 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)는 스케일 변환, 회전, 조명의 변화에도 가장 성능이 좋은 것으로 알려져 있다. 따라서 본 논문에서는 SIFT 변환을 이용하여 특징점들을 추출하였다.

스케일 불변 특징 변환(SIFT)은 4개의 주요단계로 이루어져 있다[14][15].

- (1) 스케일-스페이스 피크 선택 : DOG(Difference of Gaussian)를 이용하여 모든 스케일과 영상 위치에 대해 수행하고 스케일과 방향에 대해 불변할 가능성이 있는 관심 점들을 구한다.
- (2) 키포인트 위치 추정(Keypoint Localization) : (1)에서 구한 점들을 위치와 스케일, 명암에 대해 안정도를 판단하여 키포인트들을 구한다.
- (3) 방위 지정(Orientation assignment) : 각 키포인트 위치에 국부 영상 특성에 준하여 방위를 구한다.
- (4) 키포인트 서술자(descriptor) : 각 키포인트 주위의 국부 영역에서 국부 영상 변화를 구한다.

입력되는 영상들로부터 특징점들을 추출하여 데이터베이스에 저장하여 맵 빌딩을 수행하고, 새로 입력되는 영상에 대해 특징점들을 저장된 특징점들과 비교를 통하여 위치를 추정하게 된다.

맵 빌딩을 하는 과정은 다음과 같다.

- (1) 임의의 위치에서 최초 입력되는 영상에 대해 특징점들을 구한다.
  - (2) 맵 DB에 특징점들을 저장한다(보정하기 이전의 위치 정보를 추가하여 저장한다).
  - (3) 다음 입력된 영상에 대해 특징점을 구한다.
  - (4) 맵 DB에 들어 있는 기존의 특징점들과 매칭 정도를 판단하여 좌표 변환을 수행한다((보정하기 이전의 위치 정보를 추가하여 저장한다)).
  - (5) 좌표 변환된 특징점들을 맵 DB에 추가한다.
  - (6) 맵 빌딩이 끝날 때까지 (3)~(5) 반복 수행한다.
- (3)~(5)의 과정은 영상의 파노라마를 만드는 모자이크(mosaicing) 또는 스티칭(stitching)에서 사용되는 방법이다[16].

위치 추정은 맵 빌딩 과정과 동시에 이루어진다. 즉, 맵빌딩 과정에서 기존의 DB에서 매칭되는 특징점들을 찾고 위치를 추정하여 맵 DB를 갱신하게 된다.

그림 5는 상기 기술한 맵빌딩 과정을 보여주는 예이다. (a)는 4개의 입력영상을, (b)는 최초 입력된 영상(①)과 연속하여 입력된 영상(②)과의 매칭점을 찾은 결과를 보여주고, (c)는 입력된 영상의 매칭을 수행하고 특징점들의 좌표변환을 수행하여 DB에 저장된 특징점들을 보여주고 있다.

특징점들간의 매칭은 최소 유클리드 거리(Euclidean Distance)를 갖는 점들을 찾아 매칭을 수행하였다.

위치 추정시 정확도를 높이기 위하여 맵 빌딩을 수행할 때 특징점들의 서술자에 대해 카메라 보정을 수행하기 이전의 특

징점에 대한 위치 정보를 추가하였다. 일반 가정의 천정의 높이는 대략 195~205cm이다. 어안렌즈를 통해 들어온 영상의 픽셀상의 거리당 실제거리를 구하였다.

그림 6은 픽셀당 거리를 구하기 위해 실험한 예를 보이고, 그림 7은 천정 높이 195cm와 205cm에 대한 결과 그래프를 보여주고 있다. 어안렌즈의 축방향 왜곡의 방향은 왜곡 성분이 없고 중심점으로부터 거리에 따라 왜곡성분이 존재한다는 것에 착안하였다.

이를 이용하여 픽셀당 실제 거리를 쉽게 구할 수 있다. 그림 6에서 영상의 중심점을 찾기 위해 별도의 타겟 모양의 프로그램을 작성하여 구하였다.

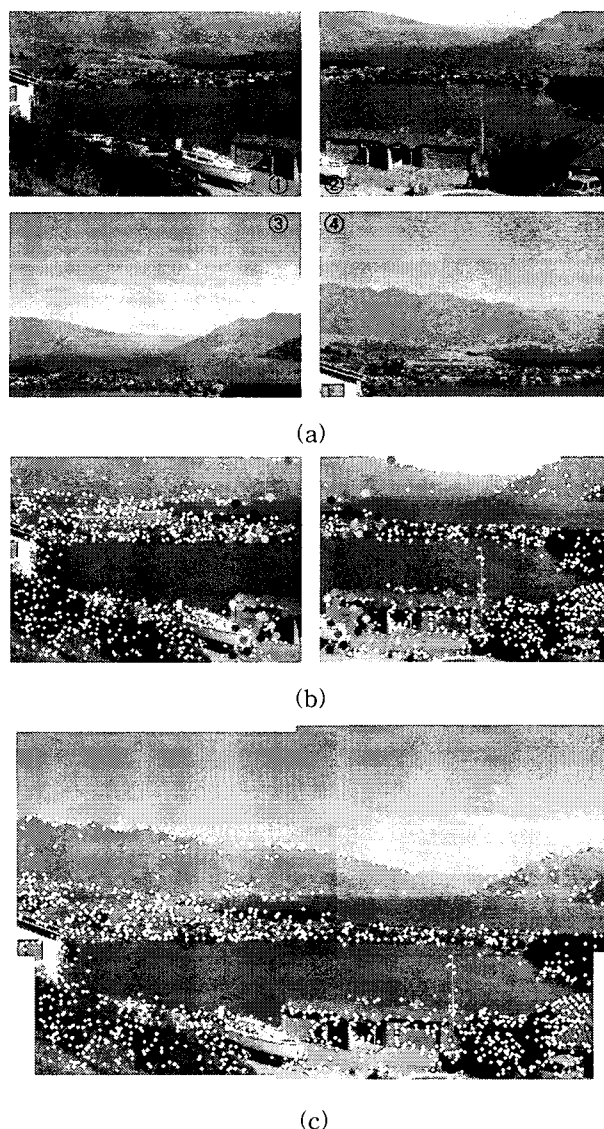


그림 5. 맵 빌딩 과정 (a) 4개의 입력 영상, (b) ①② 특징점들과 매칭되는 점들, (c) ①②③④에 대한 맵빌딩 결과.

Fig. 5. The process of Map building. (a) four input images, (b) features and matching points for ①②, (c) the result of map building of ①②③④.

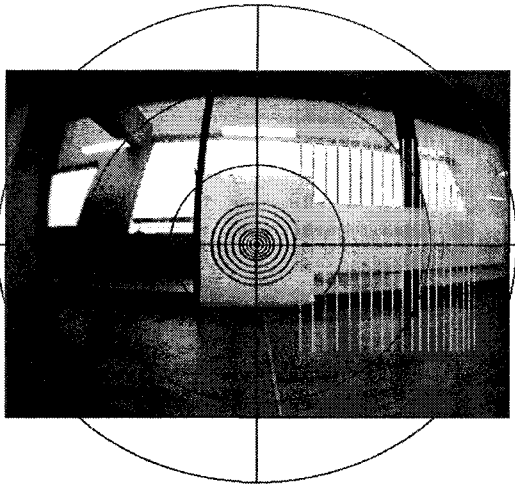


그림 6. 실제 거리 계산하기 위한 실험.

Fig. 6. Experimental to calculate the real distance.

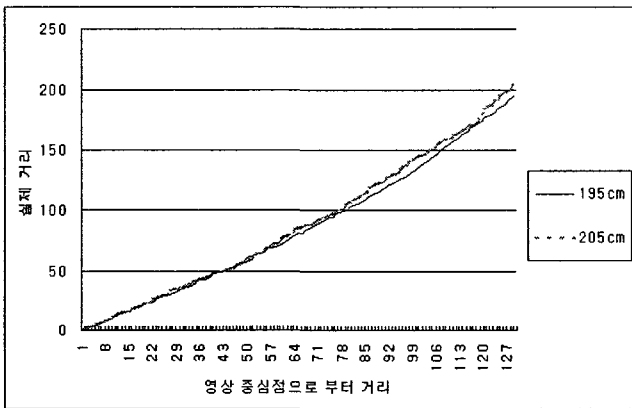


그림 7. 195, 205cm의 천정높이에 대한 실제거리.

Fig. 7. The real distance for ceiling height with 195, 205cm.

### V. 실험 및 고찰

인코더(encoder)와 주행거리계(odometry)가 부착된 로봇에 펜티엄 1.5GHz 노트북을 탑재하여 실험을 수행하였다. 카메라는 1.78mm의 초점거리를 갖는 어안렌즈를 부착한 USB 카메라를 사용하여 시야(FOV)를 넓게 하였다.

실험 환경은 일반적인 천정영역을 갖는 가정의 실내를 대상으로 하여 실험을 수행하였다. 실내의 평면도를 그림 8에 도시하였다. 그림 8에 도시한 것처럼 실내 5m×10m 영역에 대해 1m 간격의 16개의 영상을 기반으로 하여 맵 빌딩을 수행하였다.

그림 9는 그림 8에서 도시한 실내의 평면도를 갖는 실내환경

에 대해 그림에서 도시된 번호 순으로 로봇을 이동하면서 맵빌딩의 수행 결과를 보여주고 있다. 어안렌즈를 통해 들어온 영상에 대해 천정영역을 분리하여 천정영역(+)과 벽 영역(○)에 대해 특징점들을 도시하였다. “키드냅(kidnap)”과 같은 로봇의 위치를 알 수 없을 때는 맵의 전 영역의 특징점들과 입력된 특징점을 비교하여 매칭을 수행해야 하기 때문에 계산량을 줄이기 위해 특징점을 검출시 변수값을 조절하여 입력 영상의 특징점의 개수를 200개로 한정하여 지도를 작성하였다.

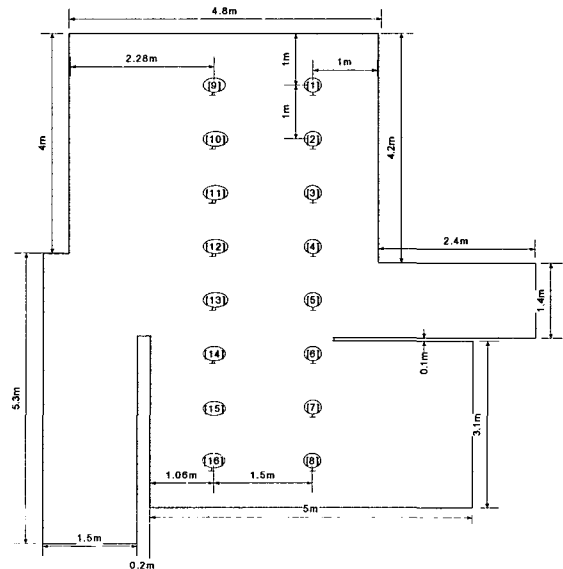


그림 8. 평면도.

Fig. 8. Plane figure.

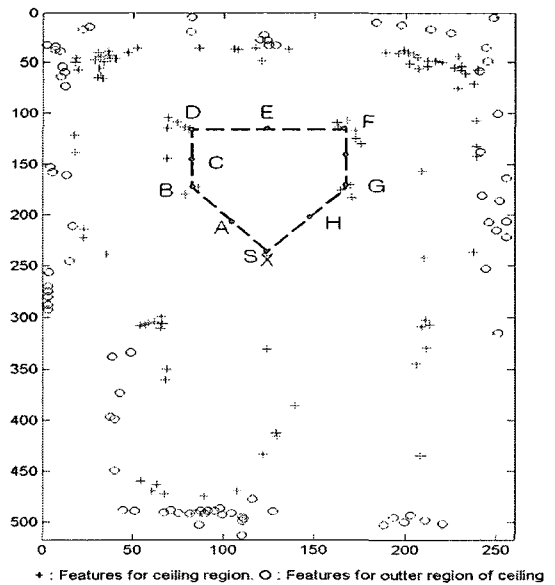


그림 9. 맵빌딩 과정.

Fig. 9. The process of map building.

그림 9와 같은 맵을 작성하는데 소요되는 부분별 시간을

표 1에 나타내었다.

표 1. 각 부분별 소요시간

Table 1. Elapsed Time for each part

구분	소요시간
천정영역 검출	10msec
특징점 검출	30msec
매칭	3200msec
전체 소요시간(로봇 이동 포함)	120000msec

매칭시 기존의 DB에 포함된 특징점들과 비교하므로 소요시간은 기하급수적으로 증가하게 된다. 따라서 맵을 작성하는데 있어 적절한 DB의 크기를 제한하는 것이 바람직함을 알 수 있다. 전체 소요시간은 로봇의 이동을 포함하고 있으며 일정한 방향을 갖고 맵빌딩을 수행한 소요시간이다. 50m<sup>2</sup>에 대한 맵 빌딩시 2분 정도가 소요되었다.

위치 추정을 위해서 그림 9에서 시작점(S)를 기점으로 점선으로 표시된 영역에 따라 로봇을 이동하면서 실험을 수행하였다. 실험을 위해 시작점으로 특징점이 유일하게 1개 존재하는 점을 선택하였다. 이 점은 카메라를 통해 입력되는 영상을 이 특징점이 영상의 중심에 놓이도록 하였다. 즉, 정확한 절대 위치로부터 시작한 것이다. 정확도를 기하기 위해 경로도 특징점들이 영상의 중심점에 놓이는 점들을 대상으로 하였다. 위치 추정을 위해서 SIFT의 서술자[14] 중에서 방향값을 이용하여 로봇의 방향을 결정하였다. 이는 추후 로봇의 자세를 보정하는데 유용하게 사용이 가능하다. 위치 추정에 있어 현재 입력된 영상의 특징점과 지도의 특징점들과의 매칭되는 점들 중 영상의 중심점으로부터 가장 매칭 정도가 높은 10개의 점들만을 이용하여 수행하였다. 실험은 같은 경로를 10회 반복하면서 평균값을 취하였다. 실험결과를 표2에 도시하였다.

표 2. 위치 추정에 대한 실험 결과

Table 2. Experimental Results of localization

구분	보정된 값 이용시	실제값 이용시
위치	±20cm	±15cm
각도	±7도	±3도

경로 중 방향이 바뀌는 부분, 즉 특징점들이 존재하는 영역에 대해서는 오차 범위가 ±5cm의 오차를 얻을 수 있었으나 다른 영역에 대해서는 ±15cm의 오차를 갖음을 알 수 있었다. 각도에 대한 오차는 ±3도의 오차를 갖음을 알 수 있었다. 결과는 실험환경은 다르겠지만 Evolution Robotics사의 vSLAM을 이용한 방법[17]과 비교해 볼 때 제안한 방법은 위치에 대해서는 1~2cm의 낮은 결과를 보이는 반면 각도에 대해서는 2~3도 정도 더 정확도를 보였다.

## VI. 결론 및 추후연구

로봇에 어안렌즈가 부착된 카메라를 천정을 바라볼 수 있도록 부착하여 천정 영역의 단조로움을 최대한 이용하였으며, 어안렌즈를 활용하여 넓은 영역을 확보할 수 있었다. 맵 빌딩 및

위치 추정에 있어서 천정영역은 적은 수의 특징점들이 검출되므로 정확도는 떨어지나 매칭시 소요시간이 줄어들음을 알 수 있다.

위치 추정시 정확도를 높이기 위해서는 많은 특징점들을 추출하여야 한다. 많은 특징점을 추출하는 것은 문제가 되지 않으나 위치를 추정할 때 맵과 매칭되는 특징점들을 찾는 데 많은 시간이 소요된다.

위치 추정시 정확도를 높이기 위해서 제안한 방법을 기본으로 하고 맵을 작성시 입력되는 영상에 대해 프레임별 특징점 DB를 별도로 추가하여 위치 추정시 정확도를 높이고자 한다. 이 방법은 맵을 작성시 프레임 번호를 특징점의 기술자에 추가하고, 위치 추정시 매칭되는 점을 가장 많이 가지고 있는 프레임에 대해 위치를 추정하게 되어 정확도를 개선할 수 있다.

또한, 임베디드 시스템에 적용시 별도의 DSP 보드를 이용하여 실시간으로 처리를 하여야 한다.

## 참고문헌

- [1] J. Borenstein, L. Feng. "Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots", IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 12-5, 1996.
- [2] J. Borenstein, B. Everett, L. Feng, Navigating Mobile Robots : System and Techniques, A.K. Peters, Ltd, Wellesley, MA, 1996.
- [3] Harris, C. Geometry from visual motion, In A. Blake and A. Yuille, eds., Active Vision, pp. 264-284, MIT Press, 1992.
- [4] Thrun, S., Burgard, W., and Fox, D., "A real-time algorithm for mobile robot mapping with applications to multi-robot and 3D mapping", In IEEE Int., Conference on Robotics and Automation(ICRA), 2000.
- [5] Dellaert, F., Burgard, W., Fox, D., and Thrun, S. "Using the condensation algorithm for robust, vision based mobile robot localization", In Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'99), 1999.
- [6] Jensfelt, P. Wijk, O., Austin, D.J., and Andersson, M., "Experiments on augmenting condensation for mobile robot localization", In Proc., of the IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA), San Francisco, CA, 2000.
- [7] Sim, R., and Dudek, G., "Learning and evaluating visual features for pose estimation", In Proc., of the Seventh International Conference on Computer Vision(ICCV'99), Kerkyra, Greece, 1999.
- [8] 권인소, 장기정, "인공표식과 자연표식을 결합한 강인한 자기위치 추정", 한국정밀공학회, 춘계학술대회논문

집, 2003.

[9] E. R. Davies, Machine Vision Theory Algorithms Practices, Academic Press, pp.142-146, 1997.

[10] J. Weng, P. Cohen and M. Herniou, "Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 14, No. 10, pp. 965-980, 1992.

[11] P. Mansbach, "Calibration of a camera and light source by fitting to a physical model," Computer Vision, Graphics and Image Processing, Vol. 35, pp. 200-219, 1986.

[12] Richard Hartley, Andrew Zisserman, Multiple View Geometry in Computer Vision, Cambridge University Press, pp. 166-183, 2000.

[13] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "A performance evaluation of local descriptors", In Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition, June 2003.

[14] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale invariant keypoints", Preprint of article obtained from <http://www.cs.ubc.ca/~lowe/papers/ijcv03.pdf>

[15] D. G. Lowe, "Object recognition from local scale invariant features", In Proceedings of International Conference on Computer Vision, pp.1150-1157, 1999.

[16] M. Brown, D. G. Lowe, "Recognizing Panoramas", 10th International Conference on Computer Vision (ICCV2003), pp. 1218-1225, 2003.

[17] Niklas Karlsson, et.al., "Core Technologies for Service Robotics", Proc. of Int. Conf. on IROS2004, 2004.



홍 승 홍 (Seung-Hong Hong)

1963년 12월 인하대 전기공학과(공학사)  
 1966년 2월 인하대 전기공학과(공학석사)  
 1975년 10월 동경대 의용전자공학(공학박사)  
 1969년 3월 ~ 1978년 2월 광운대 전자공학과 교수

1969년 3월 ~ 1978년 2월 광운대 전자공학과 교수  
 1990년 1월 ~ 1992년 10월 의용생체공학회 부회장  
 1994년 1월 ~ 1994년 12월 대한전자공학회 회장  
 1998년 1월 ~ 1999년 12월 한국전기전자학회 회장  
 1978년 3월 ~ 현재 인하대 전자전기공학부 교수  
 관심분야 : 생체신호처리, 의료영상처리, 재활보조로봇



이 종 실 (Jong-Shill Lee)

1995년 2월 인하대 전자공학과(공학사)  
 1997년 2월 인하대 전자공학과(공학석사)  
 2002년 8월 인하대 전자공학과(박사수료)

2001년 9월 ~ 현재 한국산업기술대학교 겸임강사  
 관심분야 : 로봇 비전, 영상신호처리, DSP 응용



민 홍 기 (Hong-Ki Min)

1979년 인하대학교 전자공학과 (공학사)  
 1981년 인하대학교 전자공학과 (공학석사)  
 1990년 인하대학교 전자공학과 (공학박사)  
 1985년 10월-1991년8월 한국과학기술원  
 선임연구원

1985년10월-1991년8월 한국과학기술원 선임연구원  
 1991년8월-현재 인천대학교 정보통신공학과 교수  
 관심분야 : 보완 대체 통신, HCI