

스케일 불변 특징을 이용한 이동 로봇의 위치 추정 및 매핑

Mobile Robot Localization and Mapping using Scale-Invariant Features

이종실*, 신동범**, 권오상***, 이응혁****, 홍승홍**

JongShill Lee*, DongFan Shen**, OhSang Kwon***, EungHyuk Lee****, SeungHong Hong**

요 약

로봇이 자율주행을 하는데 있어 중요한 요소는 로봇 스스로 위치를 추정하고 동시에 주위 환경에 대한 지도를 작성하는 것이다. 본 논문에서는 스케일 불변 특징을 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 구하여 맵 빌딩과 위치 추정을 수행한다. 먼저, 전처리 과정으로 어안렌즈를 통해 입력된 영상을 카메라 보정을 행하여 축방향 왜곡을 제거하고 레이블링과 컨벡스헐을 적용하여 천정영역과 벽영역으로 분할한다. 최초 맵 빌딩시에는 분할된 영역에 대해 특징점을 구하고 맵 데이터베이스에 저장한다. 맵 빌딩이 종료될 때까지 연속하여 입력되는 영상에 대해 특징점들을 구하고 이미 작성된 맵과 매칭되는 점들을 찾고 매칭되지 않은 점들에 대해서는 기존의 맵에 추가하는 과정을 반복한다. 위치 추정은 맵 빌딩과정에서 매칭되는 점들을 찾을 때 동시에 수행되어 진다. 그리고 임의의 위치에서 기존의 작성된 맵과 매칭되는 점들을 찾음으로서 위치 추정이 행해지며 동시에 기존의 맵 데이터베이스의 특징점들을 갱신하게 된다.

제안한 방법은 $50m^2$ 의 영역에 대해 맵 빌딩을 2분내에 수행할 수 있었으며, 위치의 정확도는 $\pm 13cm$, 위치에 대한 로봇의 자세(각도)는 ± 3 도의 오차를 갖는다.

Abstract

A key component of an autonomous mobile robot is to localize itself accurately and build a map of the environment simultaneously. In this paper, we propose a vision-based mobile robot localization and mapping algorithm using scale-invariant features.

A camera with fisheye lens facing toward to ceiling is attached to the robot to acquire high-level features with scale invariance. These features are used in map building and localization process. As pre-processing, input images from fisheye lens are calibrated to remove radial distortion then labeling and convex hull techniques are used to segment ceiling region from wall region. At initial map building process, features are calculated for segmented regions and stored in map database. Features are continuously calculated from sequential input images and matched against existing map until map building process is finished. If features are not matched, they are added to the existing map. Localization is done simultaneously with feature matching at map building process. Localization is performed when features are matched with existing map and map building database is updated at same time.

The proposed method can perform a map building in 2 minutes on $50m^2$ area. The positioning accuracy is $\pm 13cm$, the average error on robot angle with the positioning is ± 3 degree.

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

1. 서론

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. 그러므로 가공되지 않은 환경에서 안정적이고 자연적인 랜드마크를 이용한 시각 기반의 방법이 요구된다. 자연적인 랜드마크를 이용하여 작성된 지도는 이동 로봇의 주행과 같은 고도의 기술이 필요한 분야에 잘 적용될 수 있다.

Harris의 3차원 시각 시스템 DROID는 영상의 모서리를 구하여 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(Expectation-Maximization) 알고리즘을 사용하여 확률적 방법을 제안하였다[4]. E-단계에서는 가장 근접한 지도에 기반하여 여러개의 점들에서 로봇의 위치를 추정하고 M-단계에서는 E-단계에서 계산된 위치들에 대해 최대우도(ML : Maximum Likelihood) 맵을 추정한다. EM 알고리즘은 모든 과거의 초음파의 데이터에 의한 위치들을 고려하여 가장 적합한 지도를 찾는다. 이 방법은 일괄처리 알고리즘

(batch algorithm)이기 때문에 실시간으로 동작되기는 힘들다.

Thrun은 EM 알고리즘과 점진적 알고리즘을 이용하여 실시간 알고리즘을 제안하였다[5]. 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 많아지므로 넓은 영역에 대해서 확장할 수 없다.

Delaert는 컨덴세이션(CONDENSATION) 알고리즘을 기반으로 한 몬테카를로 위치 추정을 제안하였다 [6]. 이 방법은 다중 모드의 확률 분포를 표시할 수 있고, 샘플링 기반 밀도를 사용하는 베이시안 필터링을 사용하였다. 모자이크링(mosaicing)에 의해 얻어진 시각 맵이 주어질 때, 스칼라 밝기 측정을 통해 위치를 추정한다. Jensfelt는 이 알고리즘을 넓은 영역에 대해 좀 더 효율적으로 위치 추정을 할 수 있도록 수정하였다 [7]. 컨덴세이션 방법은 스케일링 문제를 가지고 있으며 위치 추정에만 사용 가능하므로 SLAM에는 적합하지 않다.

SLAM에서 로봇의 위치는 계속해서 추적되므로 다중 표시는 필요하지 않다. 격자에 기반한 방법들은 전체 영역의 모든 격자의 위치를 계속 유지하는데 시간 소요가 많이 되고 격자들을 정합시키는 것은 힘들기 때문에 SLAM으로는 적합하지 않다.

Sim과 Dudek는 위치 추정을 하는데 학습하는 자연적 랜드마크 방법을 제안하였다[8]. 랜드마크의 매칭은 주성분 분석(PCA : Principal Components Analysis)을 이용하였다. 이 방법은 주위 환경에 대한 지도를 작성하지는 않는다.

SLAM에서 로봇은 랜드마크의 위치를 알 수 없는 임의의 위치에서 출발한다. 랜드마크가 검출될 때부터 로봇의 위치와 랜드마크의 위치를 동시에 추정한다. 그리고 로봇의 위치 추정을 위해 랜드마크의 지도를 작성하게 된다. Smith는 로봇과 랜드마크의 위치, 그리고 이들간의 상관관계를 추정하는데 하나의 필터만을 사용하여 확률적 매핑을 수행하였다[9].

※ 본 연구는 교육인적자원부와 산업자원의 산학협력대학육성사업 및 신기술실용화사업의 연구비로 지원되었음.

* 漢陽大學校 醫工學敎室

(Dept. of Biomedical Engineering, Hanyang Univ.)

** 仁荷大學校 電子工學科

(Dept. of EE, Inha Univ.)

*** (株) 한울로보틱스

**** 韓國産業技術大學校 電子工學科

(Dept. of EE, Korea polytechnic Univ.)

接受日:2004年 7月 29日, 修正完了日:2005年 6月 27日

현재의 많은 시스템들은 이 방식에 근거하고 있다. 그러나 이와 같은 확률적 매핑은 계산상의 복잡도는 $\alpha(n^2)$ 이므로 지도의 크기가 커지면 계산량은 급속도로 증가하게 된다[10]-[12]. 이러한 복잡도를 줄이기 위해 많은 방법들이 제안되었다. Castellanos는 서로 연관도가 높은 랜드마크의 일부를 제외하고 필터링을 하는 부최적(sub-optimal) 방법을 제시하였다[13]. Leonard와 Feder는 전체 영역을 중첩되게 다중의 영역으로 나누어 분리된 확률 매핑 방법을 제시하였다[14]. Davison과 Knight는 현재 측정치를 이용하여 일정 크기의 데이터 집합을 갱신하고 검출되지 않는 영역은 다음 단계에서 계속하여 업데이트를 수행하는 최적의 방법을 제시하였다[15],[16].

현재의 이동 로봇 위치 추정 시스템의 대부분은 시각 센서의 많은 처리량과 시각적 특징점들을 추출하기가 어렵고 매칭하는 문제점으로 인하여 주로 초음파 센서나 레이저를 이용하고 있다. 시각 센서를 이용하는 경우에도 수직의 에지(edge)와 같은 저급의 특징들을 이용하며, 매칭과 위치 추정에 있어 복잡한 상관관계의 문제점을 가지고 있다[11].

본 논문에서는 로봇에 어안렌즈가 부착된 카메라를 천정을 바라볼 수 있도록 부착하여 스케일 불변 특징을 갖는 고급의 영상 특징을 이용하여 맵 빌딩과 위치 추정을 수행한다. 특히, 스케일 불변 특징을 갖는 특징점들은 다른 점들과 특이성을 가지므로 로봇의 “키드넵”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.

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.

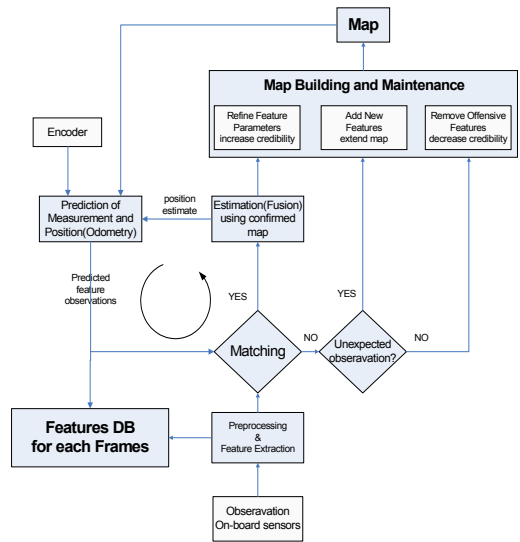


그림 1. 제안한 알고리즘의 전반적 구조.
Fig. 1. The overall structure of the proposed algorithm.

그림 1에서와 같이 어안렌즈를 통해 입력된 영상을 카메라 보정을 이용하여 축방향 왜곡을 제거하고 레이블링(labeling)과 컨벡스헐(convex hull)[21]을 적용하여 천정영역과 천정 주변 영역으로 분리하는 전처리를 수행하였다. 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 맵빌딩과 위치 추정을 동시에 수행할 수 있도록 하였다.

위치 추정시 정확도를 높이기 위해 맵 빌딩을 수행함과 동시에 입력된 영상에서 구해진 특징점들을 카메라 보정의 역과정을 통해 각 영상에 대한 특징점 DB를 별도로 저장하였다. 이는 위치 추정시 프레임 DB로 사용된다.

III. 카메라 보정을 통한 천정영역 검출

어안렌즈의 기하학적인 왜곡은 맵 빌딩과 위치 추정 시 기하학적인 많은 문제점이 발생하게 된다. 특징 점을 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 위치 추정을 쉽게 구현할 수 있도록 하였다.

카메라 보정(calibration)은 컴퓨터 영상의 점과 실세계(real world) 상의 점의 상관관계를 결정하는 과정으로서 컴퓨터 시각인식 분야에서는 매우 중요한 문제이다. 정확한 보정이 이루어져야 컴퓨터 영상좌표로부터 정확한 3차원 상의 실제위치를 구할 수 있으며, 또한 역으로 3차원 실 위치로부터 2차원 컴퓨터 영상좌표가 정확히 추정될 수 있다. 전자의 경우는 스테레오 시각인식 혹은 동적 조명원등에 의한 3차원 형상인식이나 로봇트의 자동 부품조립을 위한 위치인식, 시각 검사를 위한 기준점 인식 등의 응용분야에서 필요하며, 후자의 경우 모델 혹은 CAD(Computer Aided Design) 데이터에 의한 시각검사나 조립 등의 응용분야에서 필요하다[17].

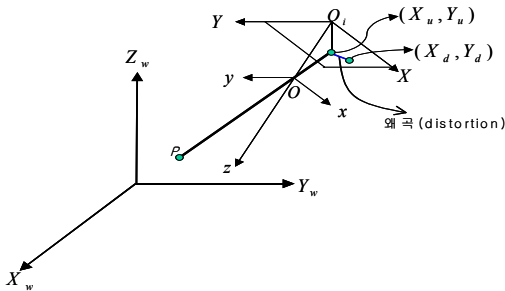


그림 2. 카메라 모델.

Fig. 2. A Model of Camera.

먼저 렌즈가 이상적이라는 가정 하에 카메라 모델이 설정된다. 그림 2에서 나타난 카메라 모델에서 (X_w, Y_w, Z_w) 는 3차원 실세계 좌표상 물체 위치 P 이며 (x, y, z) 는 3차원 카메라 좌표상 물체 위치 P 이다. 카메라 좌표계의 중심점은 광학적 중심 O 이고 (X, Y) 는 O_i 에 중심을 가진 영상 좌표계이다. 이때 O 와 O_i 사이의 거리는 초점 거리 f 이다. (X_u, Y_u) 는

이상적인 렌즈에 의한 영상 좌표점으로서 렌즈의 왜곡이 전혀 고려되지 않은 좌표이다. (X_u, Y_u) 는 최종적으로 영상버퍼 상에서 픽셀의 개수로 표현되는 컴퓨터 영상 좌표계 상의 점 (X, Y) 로 변환된다. 상기 좌표계에 나타난 카메라 모델의 기본적인 기하학은 다음과 같은 좌표계간의 변환으로 나타난다.

(X_w, Y_w, Z_w) 는 물체의 점 P 의 3차원 실세계 좌표점이고 (x, y, z) 는 렌즈의 광학중심 O 에 중심점을 두고 z 축이 광학축과 같은 3차원 카메라 좌표에서의 물체의 점 P 이다. 이때 두 좌표계의 변환식은 3축으로서 위치이동(displacement) 벡터 $[T_x T_y T_z]'$ 와 회전각(orientation) 행렬에 의해 식 (1)과 같이 나타난다.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서 3×3 회전각 행렬의 요소들은 3개의 회전각 yaw ψ , pitch θ 및 tilt ϕ 로써 나타난다.

실제로 이 단계에서 $r_1 \sim r_9$ 와 T_x, T_y, T_z 의 값이 보정되어야 한다.

3차원 카메라 좌표가 투시투영변환(perspective transformation)에 의해 이상적인 왜곡이 없는 영상 좌표점 (X_u, Y_u) 로 변환된다.

이상적으로 투영된 좌표점은 왜곡 모델에 의해 왜곡된 점이 된다. 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 된다. 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[18].

축 방향 왜곡은 어안렌즈의 경우 왜곡 중에서 가장 심각한 왜곡이다[19]. 축방향 왜곡의 경우 식 (2)와 같이 표시된다[20].

$$\begin{bmatrix} X_d \\ Y_d \end{bmatrix} = L(\tilde{r}) \begin{bmatrix} X_u \\ Y_u \end{bmatrix} \quad (2)$$

$(X_u, Y_u), (X_d, Y_d)$ 는 각각 왜곡이 없는 이상적인 영상 좌표점과 축방향 왜곡이 있는 영상 좌표점을 나

타낸다. \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 (3), (4)에 의해 구할 수 있다.

$$\hat{x} = x_c + L(r)(x - x_c) \quad (3)$$

$$\hat{y} = y_c + L(r)(y - y_c) \quad (4)$$

$L(r)$ 은 식 (5)와 같이 Taylor 급수의 확장 형태로 주어진다.

$$L(r) = 1 + k_1 r + k_2 r^2 + k_3 r^3 + k_4 r^4 + \dots \quad (5)$$

본 논문에서는 4개의 개수만을 이용하여 카메라 보정을 수행하였다. k_1, k_2, k_3, k_4 는 초점거리가 1.78mm인 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 보여 주고 있다.



(a) (b)

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 영역

으로 분리하였다. 천정을 바라보는 카메라에 의해 입력된 영상은 천정영역이 가장 많이 촬영되게 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.



(a) (b)

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

Fig. 4. Extraction of ceiling region (a) Extraction 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 이용한 맵 빌딩의 문제는 로봇의 위치와 측정값들을 이용해서 특징점의 위치를 구하는 문제이다. 따라서 이 두가지를 수행하기 위해서는 입력된 영상으로부터 특징점을 잘 추출하여야 한다.

Mikolajczyk와 Schmid는 특징점들을 찾는데 여러가지 방법들을 비교 평가하였다[22]. 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[23][24].

- (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.

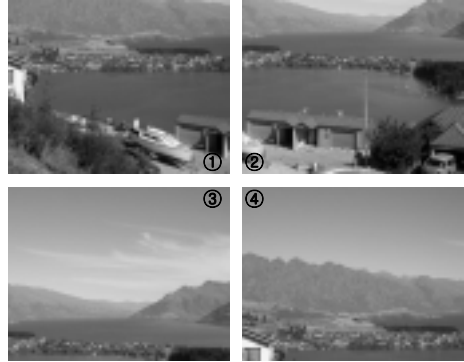
제안한 맵 빌딩을 수행하는 과정은 다음과 같다.

- (1) 임의의 위치에서 최초 입력되는 영상에 대해 어안렌즈 내부 파라미터를 이용하여 보정을 수행하고 레이블링과 컨벡스헬을 이용하여 천정영역을 검출한다.
- (2) 검출된 천정영역에 대해 특징점들을 구한다.
- (3) 맵 DB에 특징점들을 저장한다.
- (4) 구해진 특징점들을 보정의 역과정을 통해 프레임 DB에 추가한다.
- (5) 다음 입력된 영상에 대해 (1), (2), (4) 과정을 수행한다.
- (6) 맵 DB에 들어 있는 기존의 특징점들과 매칭 정도를 판단하여 좌표 변환을 수행한다.
- (7) 좌표 변환된 특징점들을 맵 DB에 추가한다.
- (8) 맵 빌딩이 끝날 때까지 (5)~(7)을 반복 수행한다.

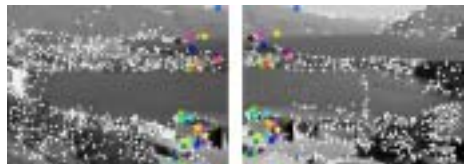
(5)~(7)의 과정은 영상의 파노라마를 만드는 모자이크(mosaicing) 또는 스티칭(stitching)에서 사용되는 방법을 이용한 것이다[25].

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 매칭되는 점들을 기반으로 하여 연속하여 들어온 입력영상의 특징점들의 좌표변환을 수행하여 DB에 저장된 특징점들을 보여주고 있다. (d)~(g)는 (a)의 ③, ④ 입력 영상에 대한 결과를 보여주고 있다.

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



(a)



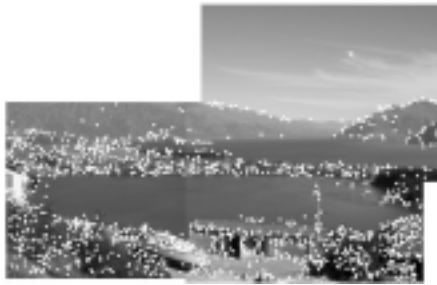
(b)



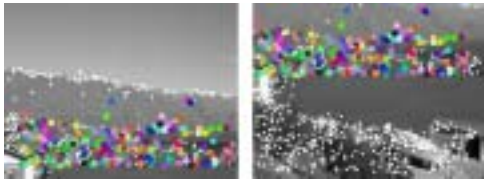
(c)



(d)



(e)



(f)



(g)

그림 5. 맵 빌딩 과정 (a) 4개의 입력 영상, (b) ①② 특징점들과 매칭되는 점들, (c) ①②의 스티칭, (d) ②③ 특징점들과 매칭되는 점들, (e) ①②③의 스티칭, (f) ①④ 특징점들과 매칭되는 점들, (g) ①②③④의 스티칭.

Fig. 5. The process of Map building. (a) four input images, (b) features and matching points for ①② (c) Stitching of ①②, (d) features and matching points for ②③, (e) Stitching of ①②③, (f) features and matching points for ①④, (g) Stitching of ①②③④.

위치 추정시 정확도를 높이기 위하여 맵 빌딩을 수행할 때 특징점들의 서술자에 대해 영상 프레임 정보를 추가하고 프레임 DB를 만들었다. 일반 가정의 천정의 높이는 대략 195~205cm이고 본 연구에서 사용한 로봇의 높이는 60cm이므로 135cm, 145cm에 대한

어안렌즈를 통해 들어온 영상의 픽셀상의 거리당 실제 거리를 구하였다.

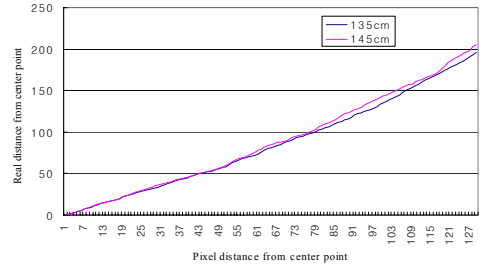


그림 6. 135cm, 145cm의 천정 높이에 대한 실제거리

Fig. 6. The real distance for ceiling height with 135, 145cm.

이는 어안렌즈의 측방향 왜곡의 방향은 왜곡이 없고 중심점으로부터 거리에 따라 왜곡성분이 존재한다는 것에 착안한 것이다. 이를 이용하여 픽셀당 실제 거리를 구한 결과를 그림 6에 나타내었다.

작성된 맵을 이용한 제한한 위치 추정 방법을 그림 7에 도시하였다. 로봇의 위치를 판별하고자 하는 임의의 위치에서 어안렌즈를 통해 입력된 영상에 대해 보정과 특징점을 검출하고 작성된 맵에 대해 매칭을 통해 위치를 추정하게 된다. 매칭된 특징점들 중에서 가장 많은 프레임 정보를 이용하여 프레임 DB의 해당 프레임과 매칭을 수행하게 된다. 미리 구해진 픽셀당 실제 거리를 이용하여 위치를 정교화하게 된다. 즉, 맵 DB를 이용하여 전역적인 위치 추정을 수행하고 프레임 DB를 이용하여 정교화를 수행하게 된다.

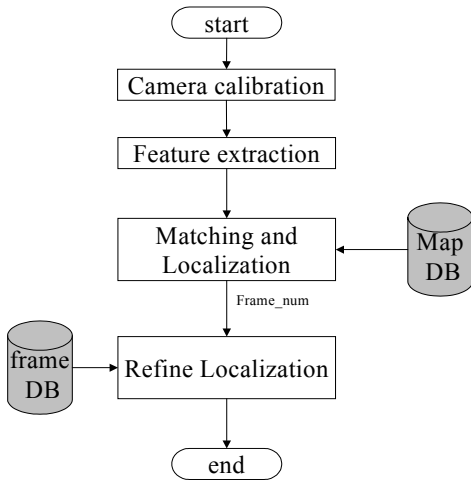


그림 7. 지도에 기반한 위치 추정 흐름도.
 Fig. 7. Flow chart for localization based on map.

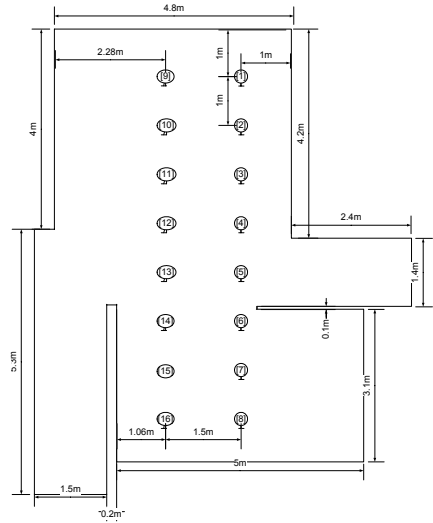


그림 8. 평면도.
 Fig. 8. Plane figure.

V. 실험

인코더(encoder)와 주행거리계(odometry)가 부착된 로봇에 펜티엄 1.5GHz 노트북을 탑재하여 실험을 수행하였다. 카메라는 1.78mm의 초점거리를 갖는 어안 렌즈를 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 맵빌딩의 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.

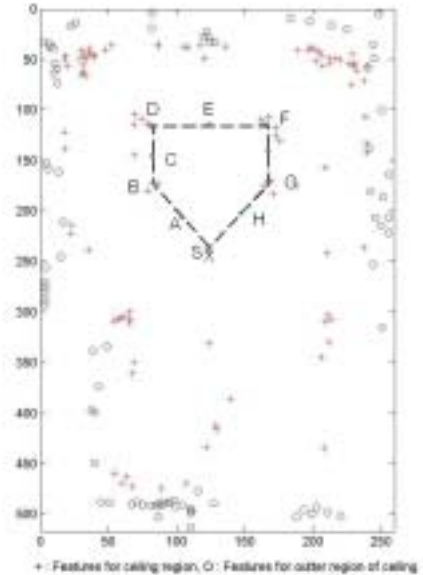


그림 9. 맵빌딩 과정.
 Fig. 9. The process of map building.

그림 9와 같은 맵을 작성하는데 소요되는 부분별

시간을 표 1에 나타내었다.

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. $50m^2$ 에 대한 맵 빌딩시 2분 정도가 소요되었다.

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

위치 추정을 위해서 그림 9에서 시작점(S)을 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 시작하는 것이다. 정확도를 기하기 위해 경로도 특징점들이 영상의 중심점에 놓이는 점들을 대상으로 하였다. 위치 추정을 위해서 SIFT의 서술자[23] 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.

표 2. 위치 추정에 대한 실험 결과
Table 2. Experimental Results of localization

구분	작성된 맵만 이용시	맵과 프레임 DB 이용시
위치	$\pm 20cm$	$\pm 13cm$
각도	$\pm 7^\circ$	$\pm 3^\circ$

작성된 맵만을 이용한 경우 위치 및 각도에 대한

오차는 각각 $\pm 20cm$, $\pm 7^\circ$ 를 얻었으며, 맵과 프레임 DB를 이용시 $\pm 13cm$, $\pm 3^\circ$ 의 오차를 갖음을 알 수 있었다. 결과는 실험환경은 다르겠지만 Evolution Robotics사의 vSLAM을 이용한 방법[26]과 비교해 볼 때 제안한 방법은 위치에 대해서는 비슷한 결과를 얻을 수 있었으며, 각도에 대해서는 2~3도 정도 더 좋은 정확도를 보였다.

VI. 결론 및 추후 연구

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.

그리고 프레임 DB를 별도로 추가하여 위치 추정시 이용함으로써 위치 및 각도에 대해 각각 $\pm 7cm$, $\pm 3^\circ$ 의 오차의 개선을 얻었다.

위치 추정시 정확도를 높이기 위해서는 실험에서 사용한 영상보다 더 많은 영상을 가지고 조밀하게 지도를 작성하여야 한다. 이 경우 생성된 맵 DB에 많은 특징점들이 저장되게 되므로 로봇의 위치를 추정할 때 매칭되는 특징점들을 찾는 데 많은 시간이 소요된다. 따라서 추후 연구로 매칭되는 특징점들을 찾는 효율적인 방법이 요구된다.

참고 문헌

- [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 probabilities approach to concurrent mapping and localization for mobile robots", Machine Learning and Autonomous Robotics(joint issue), vol. 31-5, pp.

1-25, 1998.

[5] 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.

[6] 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.

[7] 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.

[8] 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.

[9] Smith, R., Self, M., and Cheeseman, P., "A stochastic map for uncertain spatial relationships", In 4th Int. Symposium on Robotics Research, MIT Press, 1987.

[10] Leonard, J.J., and Durrant-Whyte, H.F., "Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robot", In Proc., of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS), pp. 1442-1447, 1991.

[11] Castellanos, J. A., Montiel, J. M. M., Neira, J., and Tardos, J.D. "Sensor influence in the performance of simultaneous localisation and map building", In Proc. of 6th Int. Symposium on Experimental Robotics, pp. 203-212, 1999.

[12] Williams, S.B., Newman, P., Dissanayake, G., and Durrant-Whyte, H., "Autonomous underwater simultaneous localisation and map building", In Proc., of Int., Conference on Robotics and Automation(ICRA), 2000.

[13] Castellanos, J. A., Devy, M., and Tardos, J.D., "Simultaneous localisation and map building for mobile robots : A landmark-based approach", In Proc. of IEEE Int. Conference on Robotics and Automation, 2000.

[14] Leonard, J.J. and Feder, H.J.S., "A computational efficient method for large-scale concurrent mapping and localization", In 9th International Symposium of Robotics Research, Springer-Verlag, 1999.

[15] Davison, A.J., Mobile Robot Navigation Using Active Vision, PhD thesis, Dept. of Engineering Science, Univ. of Oxford.

[16] Knight, J., Davison, A., and Reid, I., "Towards constant time slam using postponement", In Proc., of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS), 2001.

[17] R. Tsai, "An efficient and accurate camera calibration technique for 3-D machine vision," Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 364-374, 1986.

[18] 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.

[19] 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.

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

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

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

[23] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale invariant keypoints", International Journal of Computer Vision, 60, 2, pp. 91-110, 2004.

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

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

[26] Niklas Karlsson, et.al., "Core Technologies for

Service Robotics," Proc. of Int. Conf. on IROS2004, 2004.

저 자 소 개

李 鍾 實 (正會員)



1995년 : 인하대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
1997년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
2005년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)

2001년 9월~현재 : 한국산업기술대학교 겸임강사
2005년 3월~현재 : 한양대학교 의공학교실 연구조교수

<주관심분야> 로봇 비전, 의료영상처리, 생체신호처리, DSP 응용

申 東 范 (學生會員)



1998년 : 중국 연변대학교 컴퓨터응용학과 졸업(학사)
2001년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
2001년 3월~현재 : 인하대학교 전자공학과 박사과정

<주관심분야> 서비스 로봇 제어 알고리즘, 재활보조기기, 임베디드 시스템

權 五 常 (正會員)



1990년 : 인하대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
1992년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
1999년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)

1992년 ~ 1996년 : 대우중공업(주) 주임연구원
1999년 ~ 2000년 : 건양대학교 제어계측과, 강의교수
2000년 ~ 현재 : (주)한울로보틱스 부설 지능로봇연구소 소장

<주관심분야> 지능형 서비스 로봇 알고리즘, 재활로보틱스, 실시간시스템

李 應 赫 (正會員)



1985년 : 인하대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1987년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
1997년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)

1987년 ~ 1992년 : 대우중공업(주) 주임 연구원
1995년 - 2000년 건양대학교 컴퓨터공학과, 조교수
2000년 - 현재 한국산업기술대학교 전자공학과, 부교수
2001년 - 현재 장애인재활협회 공학분과 위원
2002년 - 현재 로보틱스연구조합 기술정보위원

<주관심분야> 서비스 로봇 제어 알고리즘, 임베디드 시스템, 재활보조기기

洪 勝 弘 (正會員)

1963년 : 인하대학교 전기공학과
졸업 (공학사)

1966년 : 인하대학교 대학원
전기공학과 (공학석사)

1975년 : 동경대
의용전자공학(공학박사)

1969년 ~ 1978년 : 광운대
전자공학과 교수

1990년 ~ 1992년 : 대한의용생체공학회 부회장

1994년 ~ 1994년 : 대한전자공학회 회장

1998년 ~ 1999년 : 한국전기전자학회 회장

1978년 ~ 현재 : 인하대학교 전자공학과 교수

<주관심분야> 생체신호처리, 의료영상처리,
재활보조로봇