

지능로봇용 위치인식 시스템 개발

Development of Localization Sensor System for Intelligent Robots

유기성*, 최진태
(Ki-Sung You¹ and Chin-tae Choi¹)

¹Research Institute of Industrial Science & Technology

Abstract: A service robot can identify its own position relative to landmarks, the locations of which are known in advance. The main contribution of this research is that it gives various ways of making the self-localizing error smaller by referring to special landmarks which are developed as high gain reflection material and coded array associations. In this paper, the authors propose a set of indices to evaluate the accuracy of self-localizing methods using the selective reflection landmark and infrared projector, and the indices are derived from the sensitivity enhancement using 3D distortion calibration of camera. And then, the accuracy of self-localizing a mobile robot with landmarks based on the indices is evaluated, and a rational way to minimize to reduce the computational cost of selecting the best self-localizing method. The simulation results show a high accuracy and a good performance.

Keywords: self-localization, landmark, infrared light, service robot

I. 서론

지능형 로봇이 실내 공간을 이동하려면 로봇이 실내 공간 상에서 어느 위치에 있는가를 판정하는 Localization 기능(자기위치 인식 기능)이 필요하다. 이를 위한 센서 시스템은 알려지지 않은 작업 공간에 대해 로봇이 이동 가능 경로를 인식할 수 있는 유일한 수단인 만큼 어떤 종류의 센서를 어떤 알고리즘으로 사용하느냐에 따라 로봇의 기능이 좌우된다고 할 수 있다. 현재까지는 지능형 로봇이 주로 엔코더, 적외선, 초음파 등의 센서를 장착하여 오도메타(Odometer) 정보에 의존해 로봇의 자기위치 좌표를 인식하고, 장애물의 여부 정도를 인식하였다. 그러나 오도메타는 정밀도와 정확도가 낮아 전역 좌표를 정확히 인식하기 힘들다는 문제가 있고 로봇이 거쳐 가지 않은 경로를 제대로 인식하고 효율적으로 맵핑(mapping)하기 위해서 정확한 전역 좌표를 산출하는 정밀한 센서의 개발이 요구된다. 로봇의 절대 위치를 인식하는 센서로 개발된 예는 능동 신호 항법 기술을 응용한 Ultrasonic Active Beacon을 이용한 방안과 RFID tag 을 이용하여 위치를 인식하는 방안, 근적외선과 카메라를 이용하는 방안으로 요약할 수 있다. 특히, 이동 로봇의 위치 측정 및 항법에 사용되는 방법 중의 하나인 초음파를 이용한 Active Beacon은 개발이 완료되어 상용화 단계에 있고, 근적외선과 카메라를 이용하는 방법은 미국의 Evolution Robotics사에서 'Northstar'라는 제품으로 출시하였다. 그러나 이러한 센서들이 로봇에 널리 활용되기 위해서는 유연성을 가져야 하는데 기존의 Localization 센서들은 설치상의 어려움과 센서 보정의 문제를 가지고 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 Artificial Landmark를 이용한 자기위치 인식 시스템을 이용하여 로봇의 자율주행을 위한 위치를 계산하고, 네트워크 기반 초음파

거리계를 이용하여 장애물 정보를 획득하여 단일좌표계상의 장애물 맵을 생성함으로써 로봇이 속한 주위환경을 실시간 인식하는 기술을 개발하는 것이다. 또한, 기존의 로봇의 자기위치 인식방법에서 대두되었던 천정에 부착된 전등의 광원에 의해 영상신호 수집이 불가능하게 되고 혹은 태양광이나 주변광에 의해서도 영상 검출이 완전히 불가능하게 되는 문제점을 해결하고, 조명이 없는 야간에도 로봇의 자기위치 계산이 가능하며, 영상 전처리 단계의 계산량을 획기적으로 줄임으로써 실시간으로 로봇의 자기위치를 인식할 수 있는 새로운 개념의 센서 시스템을 개발하는 것이다.

II. LOCALIZATION METHOD USING ARTIFICIAL LANDMARK

본 논문에서는 실내 공간에서 움직이는 이동로봇의 위치 및 방향(heading angle)을 결정하기 위해 사용하는 로봇의 자기위치 인식을 위한 시스템을 개발한 것으로 특정 파장만을 선택적으로 반사하는 위치인식용 랜드마크의 재질 설계, 특정 파장의 빛을 발생하는 IrED를 이용한 프로젝터(projector), 특정 파장의 빛을 선택적으로 받아들여 랜드마크의 위치를



그림 1. 위치인식 센서의 필요성.

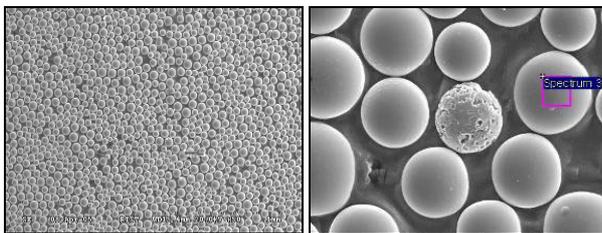
Fig. 1. The need for indoor-position recognition.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 11. 15., 수정: 2010. 12. 5., 채택확정: 2010. 12. 20.
유기성, 최진태: 포항산업과학연구원
(yks@rist.re.kr/chintae@rist.re.kr)



그림 2. 자기위치 인식 시스템의 개념도.
Fig. 2. The schematic diagram of indoor-position recognition system.



(a) The whole expansion. (b) The local expansion.

그림 3. 반사시트.
Fig. 3. Retro high gain reflective sheet.

관독하여 로봇의 절대 위치를 계산하는 전용 DSP 시스템, 외부 조명 및 태양광의 영향을 최소화하기 위하여 적외선 영역 중에서 특정한 파장의 적외선만을 선택적으로 반사하는 랜드마크용 시트를 이용한 마크 디자인 기술을 포함한다. 랜드마크를 이용한 이동로봇의 위치 인식방법은 적외선 발광체 및 카메라 렌즈가 부착된 수신부를 이동로봇의 몸체에 설치하고 위치인식용 랜드마크를 실내의 천정이나 벽면에 부착한 후 발광체에서 발사된 적외선을 반사하는 랜드마크를 이동로봇의 몸체에 설치된 적외선 카메라로 인식하는 것으로, IrED 소자를 이용하여 근적외선을 선택적으로 반사시키는 물질을 표면에 도포한 시트에 영상처리 시간을 최소화할 수 있는 원형 모양의 마크의 배치를 통해 랜드마크에 아이디(identification)를 부여하고 조합된 아이디를 이용하여 이동로봇의 위치/방향/영역을 영상처리를 통해 인식할 수 있는 청소 로봇이나 서비스 로봇에 응용 가능하도록 개발하였다. 그림 2는 자기 위치 인식 시스템의 개념을 설명하는 사시도이고, 그림 3은 근적외선을 선택적으로 반사하는 반사시트의 구성을 나타낸 그림이다. 그림 3에서 보듯이 랜드마크용 반사시트는 수십 마이크로의 구형의 반사물질이 균일하게 배열되어서 자기위치 인식 시스템에서 방사되는 근적외선을 난반사하여 자기위치 인식 시스템의 카메라에서 빛을 흡수할 수 있도록 하는 역할을 수행한다.

이를 이용한 로봇의 위치 및 방향을 인식하기 위해 개발한 인공 인식표지(artificial landmark)는 특정한 파장의 근적외선을 선택적으로 난반사하는 특성을 가지고 있다. 즉, 로봇에 장착되는 영상인식 모듈이 움직이더라도 사선 방향으로 떨

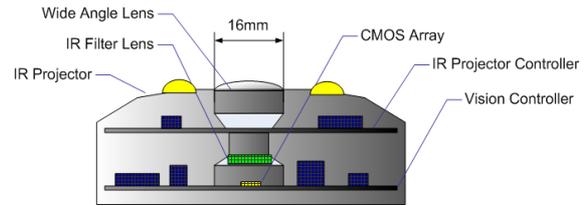


그림 4. 자기위치 인식 시스템의 구성.
Fig. 4. The layout of indoor-position recognition system.

어진 랜드마크에 반사되어온 빛이 CMOS 센서에 광자가 충전(charging)되도록 하기 위하여 특정 파장의 빛을 99.99% 난반사 특성을 가지도록 원형의 알갱이(grain)를 균일하게 배치하고 반사특성이 뛰어난 산화티타늄과 약간의 혼합물을 개재하였다.

III. CAMERA CALIBRATION

카메라를 통해 투영된 영상으로 카메라의 이동에 따른 로봇의 위치를 정확하게 계산하기 위해서는 카메라의 캘리브레이션 과정이 반드시 선행되어야 한다. 카메라 캘리브레이션이란 3차원 공간 상에 존재하는 물체는 카메라를 통해 2차원의 평면에 투영된 상으로 맺히게 되는데 이때 3차원 공간 상의 점과 이 점이 카메라를 통하여 투영되어 얻어진 점 사이의 대응 관계를 기술하는데 사용되는 파라미터들을 찾아내는 과정이다. 본 연구에서 카메라 캘리브레이션 방법은 전통적인 photogrammetric calibration과 self-calibration의 장점만을 이용한 새로운 방법으로 3차원이 아닌 2차원의 메트릭 정보를 사용하며 photogrammetric calibration 방법보다 매우 유연하고 self-calibration 방법과 비교했을 때 매우 신뢰도 있는 결과를 얻을 수 있다.

1. 기본 카메라 모델

본 절에서는 카메라의 기하학적인 모델에 대해 언급한다. 비전 문제를 다룰 때 흔히 사용하는 카메라 모델은 바늘 구멍 모델(pinhole model)이다. 바늘 구멍 모델의 구성은 그림 5와 같다. 3차원 공간상의 임의의 점 M_c 이미지의 m_r 은 점 M_c 와 점 C 를 이은 직선이 평면 r 과 만나는 점에 해당된다. 이 때 점 C 를 optical center라 하고 평면 r 을 retinal plane이라 한다. 그리고 점 C 를 통과하고 평면 r 에 수직인 직선을 생각할 수 있는데 이것을 광축(optical axis)이라 한다. 일반적으로 점 C 를 카메라 좌표계의 원점으로 놓으며 광축을 직교 좌표계의 Z 축과 일치시킨다.

카메라 모델이 결정되면 그 다음부터는 카메라의 구조를 여러 가지 파라미터들의 값으로 표현하는 것이 가능하게 된다. 카메라를 기술하는데 사용되는 파라미터는 크게 두 가지로 나뉜다. 첫 번째는 3차원 좌표로 표현되는 카메라 좌표계 상의 점들과 이것이 투영되어 2차원 좌표로 표현되는 retinal plane상의 대응관계를 기술하는 내부 파라미터(intrinsic parameters)와 두 번째로 카메라 좌표계와 월드 좌표계 사이의 변환 관계를 표현하는 외부 파라미터(extrinsic parameters)로 분류 할 수 있다.

1.1 내부 파라미터(intrinsic parameters)

그림 5를 보면 카메라 좌표계 상의 임의의 한 점 $M_c = [X_c \ Y_c \ Z_c]^T$ 와 그것에 대응되는 retinal plane상의 점 $m_r = [u_r \ v_r]^T$ 사

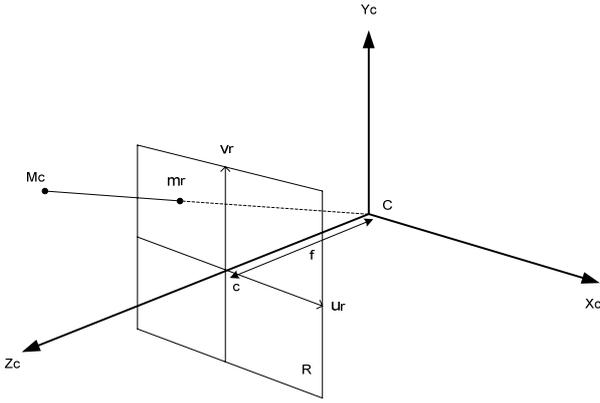


그림 5. 카메라 모델.
Fig. 5. Camera model.

이의 관계는 다음과 같이 주어짐을 알 수 있다.

$$\begin{cases} u_r = f \frac{X_c}{Z_c} \\ v_r = f \frac{Y_c}{Z_c} \end{cases} \quad (1)$$

여기서 f 는 optical center C 와 optical axis가 retinal plane을 관통하는 점인 c 사이의 거리로서 초점 거리(focal length)라고 부른다. 그리고 점 c 는 기점(principal point)이라 부른다. Retinal plane에 맺힌 상은 CCD array에 의해 샘플링 되고 그 결과는 비디오 신호로 바뀌어 카메라로부터 출력되어 frame buffer에 저장된다. 따라서 최종적으로 얻는 이미지의 좌푯값은 retinal plane상의 좌푯값이 아닌 픽셀(pixel) 좌푯값이 된다. m_r 에 해당하는 픽셀 좌표를 $m_p = [u_p \ v_p]^T$ 라고 하면 두 좌표 사이의 변환 관계는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{cases} u_p = k_u u_r + u_0 \\ v_p = k_v v_r + v_0 \end{cases} \quad (2)$$

여기서 α, β 는 두 좌표 사이의 스케일 변환을 나타내는 값들이고 u_0, v_0 는 기점 c 의 픽셀 좌푯값이다. (2)에 의해 주어진 관계는 CCD 혹은 CMOS array의 배열이 완전히 직각으로 이루어져 있을 경우에 성립한다. 그러나 실제적으로는 완벽하게 직각을 이루기 어려우므로 이 점을 고려하여 관계식을 구할 필요가 있다. 그림 6에서 보듯이 픽셀 좌표계를 이루는 양 축이 이루는 각을 θ 라고 하면, Retinal plane상의 좌표와 픽셀 좌표 사이에는 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\begin{cases} u_p = k_u u_r - k_u \cot \theta v_r + u_0 \\ v_p = k_v \csc \theta v_r + v_0 \end{cases} \quad (3)$$

(1)을 (3)에 대입하면 최종적으로 카메라 좌표계 상의 3차원 좌표와 픽셀 좌표 간의 관계식을 얻을 수 있다.

$$\begin{cases} u_p = \alpha_u \frac{X_c}{Z_c} - \alpha_u \cot \theta \frac{Y_c}{Z_c} + u_0 = \alpha \frac{X_c}{Z_c} + \gamma \frac{Y_c}{Z_c} + u_0 \\ v_p = \alpha_v \csc \theta \frac{Y_c}{Z_c} + v_0 = \beta \frac{Y_c}{Z_c} + v_0 \end{cases} \quad (4)$$

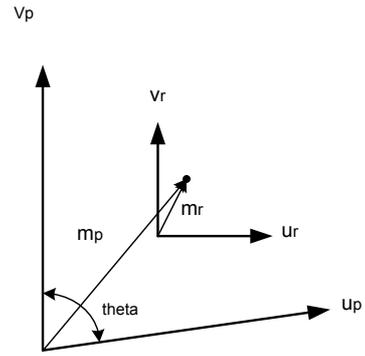


그림 6. CCD array가 직각으로 이루어져 있지 않은 경우.
Fig. 6. In case: out of square in CCD array.

(4)에 나타난 바와 같이 내부 파라미터들은 $\alpha, \beta, \gamma, u_0, v_0$ 의 5개로 이루어져 있다.

1.2 외부 파라미터(extrinsic parameters)

흔히 3차원 공간 상의 점들을 카메라 좌표계와는 다른 좌표계에서 기술하는데, 이 좌표계를 보통 월드 좌표계(World coordinate)라고 부른다. 따라서 월드 좌표계에서 카메라 좌표계의로의 변환식이 필요한데, 각 좌표계의 원점 간 상대적인 위치를 나타내는 평행 이동 벡터(translation vector)와 각 좌표 축의 회전량을 나타내는 회전 행렬(Rotation matrix)로 표현이 가능하다. 월드 좌표로 표현되는 임의의 점을 $M_w = [X_w \ Y_w \ Z_w]^T$ 라고 하고 그것이 카메라 좌표계에서 변환될 때, 둘 사이의 관계식은 다음과 같이 주어진다.

$$M_c = R(M_w + t) \quad (5)$$

여기서 R 은 회전 행렬을 나타내고 t 는 평행 이동 벡터를 나타낸다. R 을 구성하는 독립적인 파라미터들은 3개이고 t 를 구성하는 요소 역시 3개 이므로 외부 파라미터는 총 6개가 된다.

1.3 Projective Geometry를 이용한 카메라 모델 표현

카메라의 바늘 구멍 모델을 homogeneous coordinates 라는 개념을 도입하여 선형적인 표현을 가능하게 할 수 있다. 2차원 픽셀 좌표계의 점을 $m = [u \ v]^T$ 라고 정의하자. 그리고 이 점과 대응되는 3차원 월드 좌표계상의 좌표를 $M = [X \ Y \ Z]^T$ 라고 정의하자. 그러면 이 벡터들의 마지막 항에 1을 추가한 homogeneous coordinates는 $\tilde{m} = [u \ v \ 1]^T$, $\tilde{M} = [X \ Y \ Z \ 1]^T$ 이 된다. 3차원 상의 점 M 과 그것이 투영된 m 의 관계식은 앞서 설명한 바늘 구멍 모델로 표현하면 다음과 같다.

$$s\tilde{m} = A[R \ t]\tilde{M} \quad (6)$$

여기서 s 는 임의의 스케일 값이며, R, t 는 각각 회전 행렬과 평행 이동 벡터로서 외부 파라미터다. A 는 내부 파라미터의 행렬이며 이를 캘리브레이션 행렬(calibration matrix)이라 한다.

$$A = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

여기서 A 의 각 원소의 의미는 (4.4)에 나타난 바와 같다. 즉

α, β 는 영상 u, v 축으로의 scale 값에 해당하고 γ 는 두 영상 축의 일그러짐(skewness)에 해당하며 u_0, v_0 는 기점(principal point)이다.

2. 카메라 캘리브레이션을 위한 기본 방정식

모델 평면의 점들이 모두 월드좌표계에서 $Z = 0$ 이라고 놓으면 다음과 같이 평면과 평면 사이의 변환(homography) H 로 표현할 수 있다.

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t \\ X \\ Y \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

여기서 $H = A[r_1 \ r_2 \ t]$ 이며 3×3 행렬로 정의된다.

2.1 내부 파라미터의 제한 조건

모델 평면 영상이 주어지면 평면 사이의 변환을 추정할 수 있다. (8)에서 나타난 바와 같이 homography를 H 라 하면 다음과 같다.

$$[h_1 \ h_2 \ h_3] = \lambda A[r_1 \ r_2 \ t] \quad (9)$$

여기서 λ 는 임의의 스칼라 값이고, r_1 과 r_2 는 직교정규화 관계에 있다는 것을 알고 있으므로 이를 이용하여 다음의 두 제한 조건을 만들어 낼 수 있다.

$$h_1^T A^{-T} A^{-1} h_2 = 0 \quad (10)$$

$$h_1^T A^{-T} A^{-1} h_1 = h_2^T A^{-T} A^{-1} h_2 \quad (11)$$

위의 (10)과 (11)이 하나의 homography에 대하여 내부 파라미터에 대한 기본 제한 조건에 해당한다.

모델 평면과 그 모델 평면의 투영된 영상간의 homography를 추정하는 방법에는 여러 가지가 존재한다. 본 연구에서는 maximum likelihood criterion에 기반한 방법을 적용하였다. M_i 와 m_i 를 각각 모델과 그것이 투영된 영상이라고 놓자. 이상적으로는 이들이 (8)을 만족해야 한다. 하지만 추출된 포인트들에는 오차가 존재하기 때문에 실제로는 (8)을 만족시키지 못한다. 따라서 m_i 를 평균이 0 이고 공분산행렬이 Λ_{m_i} 인 가우시안 노이즈(Gaussian noise)에 의해 왜곡된 영상의 점들로 가정한다. 그러면 다음의 식을 최소화 함으로서 H 의 maximum likelihood estimation이 가능하다.

$$\sum_i (m_i - \hat{m}_i)^T \Lambda_{m_i}^{-1} (m_i - \hat{m}_i) \quad (12)$$

여기서 $\hat{m}_i = \frac{1}{\bar{h}_3^T M_i} \begin{bmatrix} \bar{h}_1^T M_i \\ \bar{h}_2^T M_i \end{bmatrix}$ 이고 \bar{h}_i 는 H 의 i^{th} 의 행벡터이다.

또한, 실제로 모든 i 에 대하여 $\Lambda_{m_i} = \sigma^2 I$ 로 가정할 수 있다. 왜냐하면 점들의 추출은 서로간에 독립적인 문제이기 때문에 이러한 가정은 타당하다. 이러한 경우 이 문제는 $\min \sum_i \|m_i - \hat{m}_i\|^2$ 의 비선형 최소 제곱법을 푸는 문제가 된다. 이 비선형 최소화 문제는 Levenberg-Marquardt Algorithm[2]으로 해결한다. 구하고자 하는 Homography를 $x = [\bar{h}_1^T \ \bar{h}_2^T \ \bar{h}_3^T]^T$ 으로 놓으면 (8)은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \tilde{M}^T & 0^T & -u\tilde{M}^T \\ 0^T & \tilde{M}^T & -v\tilde{M}^T \end{bmatrix} x = 0 \quad (13)$$

하나의 영상에 개의 점들이 주어진다면, 위의 방정식을 n 개 만들 수 있다. 그러면 이러한 행렬 방정식은 $Lx = 0$ 의 형태가 되며 L 은 $2n \times 9$ 행렬이 된다. 이 방정식의 해는 $L^T L$ 의 가장 작은 고유치(Eigen value)에 대응하는 고유벡터(Eigen vector)가 된다.

3. 카메라 캘리브레이션의 방법

이 절에서는 카메라 캘리브레이션 문제를 푸는 방법 중 렌즈의 광각 왜곡을 고려한 비선형 최적화 기법 중 Closed-form solution을 이용하였다.

$B = A^{-T} A^{-1}$ 이라 놓으면 다음과 같다.

$$B = A^{-T} A^{-1} = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} \\ B_{21} & B_{22} & B_{23} \\ B_{31} & B_{32} & B_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha^2} & -\frac{\gamma}{\alpha^2 \beta} & \frac{v_0 \gamma - u_0 \beta}{\alpha^2 \beta} \\ -\frac{\gamma}{\alpha^2 \beta} & \frac{\gamma^2}{\alpha^2 \beta^2} + \frac{1}{\beta^2} & -\frac{\gamma(v_0 \gamma - u_0 \beta)}{\alpha^2 \beta^2} - \frac{v_0}{\beta^2} \\ \frac{v_0 \gamma - u_0 \beta}{\alpha^2 \beta} & -\frac{\gamma(v_0 \gamma - u_0 \beta)}{\alpha^2 \beta^2} - \frac{v_0}{\beta^2} & \frac{(v_0 \gamma - u_0 \beta)^2}{\alpha^2 \beta^2} + \frac{v_0^2}{\beta^2} + 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

여기서 B 는 대칭 정방행렬이므로 이를 6차원의 벡터로 정리하면 다음과 같다

$$b = [B_{11} \ B_{12} \ B_{22} \ B_{13} \ B_{23} \ B_{33}]^T \quad (15)$$

H 의 i^{th} 열벡터를 $h_i = [h_{i1} \ h_{i2} \ h_{i3}]^T$ 로 놓으면 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$h_i^T B h_j = v_{ij}^T b \quad (16)$$

여기서 $v_{ij} = [h_{i1} h_{j1} \ h_{i1} h_{j2} + h_{i2} h_{j1} \ h_{i2} h_{j2} \ h_{i3} h_{j1} + h_{i1} h_{j3} \ h_{i3} h_{j2} + h_{i2} h_{j3} \ h_{i3} h_{j3}]^T$ 이다. 하나의 Homography에 대하여 (10), (11)의 두가지 제한 조건을 적용 할 수 있으므로 (16)을 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} v_{12}^T \\ (v_{11} - v_{22})^T \end{bmatrix} b = 0 \quad (17)$$

모델 평면을 투영한 n 개의 영상이 있다고 하면 n 개의 방정식을 엮어서 (4.17)의 형태로 표현하면 다음과 같은 식이 된다.

$$Vb = 0 \quad (18)$$

여기서 V 행렬은 $2n \times 6$ 크기의 행렬이 된다. 따라서 $n \geq 3$ 이면 b 의 유일해를 계산할 수 있다. 일단 b 가 얻어지면 카메라의 내부 파라미터에 해당하는 A 와 외부 파라미터 $R = [r_1 \ r_2 \ r_3]$ 과 t 를 다음과 같이 계산한다.

$$v_0 = (B_{12} B_{13} - B_{11} B_{23}) / (B_{11} B_{22} - B_{12}^2)$$

$$\lambda = B_{33} - [B_{13}^2 + v_0 (B_{12} B_{13} - B_{11} B_{23})] / B_{11}$$

$$\begin{aligned}
\alpha &= \sqrt{\lambda/B_{11}} \\
\beta &= \sqrt{\lambda B_{11}/(B_{11}B_{22} - B_{12}^2)} \\
\gamma &= -B_{12}\alpha^2\beta/\lambda \\
u_0 &= \gamma v_0/\beta - B_{13}\alpha^2/\lambda \\
r_1 &= sA^{-1}h_1 \\
r_2 &= sA^{-1}h_2 \\
r_3 &= r_1 \times r_2 \\
t &= sA^{-1}h_3 \\
s &= 1/\|A^{-1}h_1\| = 1/\|A^{-1}h_2\|
\end{aligned} \quad (19)$$

이러한 방법은 물리적으로 의미가 없는 대수학적 거리의 최소화 방법을 사용한 것이므로 정확하지 않다. 이를 maximum likelihood estimation 개념의 최적화 방법으로서 개선할 수 있다. m개의 점이 있는 모델 평면에 대한 n개의 영상이 있다고 하고 각 영상 점들은 독립적이며 동일한 분포를 갖는 노이즈에 의해 왜곡된다고 가정하면 maximum likelihood estimate는 다음을 최소화 함으로서 구할 수 있다.

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \|m_{ij} - \hat{m}(A, R_i, t_i, M_j)\|^2 \quad (20)$$

여기서 $\hat{m}(A, R_i, t_i, M_j)$ 는 (6)에 의하여 영상 i의 점 M_j 가 투영된 점이다. 회전 행렬 R은 3개의 파라미터를 갖는 벡터로 표현할 수 있다. 이 벡터는 회전 축과 평행하고 그 크기가 회전 각과 같은 벡터인데 이 벡터와 회전행렬 R과의 관계는 rodrigues formula [3]에 의하여 설명된다. (20)의 최소화 문제는 비선형 최소화 방법의 문제에 해당되며 levenberg-marquardt algorithm으로 구하면 된다. 이 알고리즘은 초기 값을 필요로 하는데 앞절에서 closed-form으로 구한 값을 초기 값으로 넣어주면 된다.

지금까지의 설명은 카메라 렌즈의 왜곡을 전혀 고려하지 않고 기술되었다. 하지만 광각 렌즈를 사용할 경우 렌즈의 왜곡은 매우 두드러지게 나타난다. 따라서 광각 왜곡을 고려하여 캘리브레이션 파라미터를 구하여야 한다.

카메라 좌표상의 점을 $M_c = [XC \ YC \ ZC]^T$ 로 표현하고 이를 정규화한 점을 M_n 으로 표현하면 다음과 같다.

$$M_n = \begin{bmatrix} X_c/Z_c \\ Y_c/Z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_n \\ y_n \end{bmatrix} \quad (21)$$

즉 x_n, y_n 은 광각의 왜곡을 고려하기 전의 정규화된 좌표 값이다. 여기서 $r = x_n^2 + y_n^2$ 으로 놓자. 렌즈의 왜곡으로 얻어진 좌표를 M_d 라 하면 다음과 같다.

$$M_d = \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} = M_n(1 + k_1r + k_2r^2 + \dots) + t(M_n) \quad (22)$$

여기서 $M_n(1 + k_1r + k_2r^2 + \dots)$ 은 radial distortion이고 $t(M_n)$ 은 tangential distortion에 해당한다. 렌즈 왜곡에 대한 자세한 설명은 생략한다. 이는 다음의 참고문헌을 참고하면 된다[4]. $t(M_n)$ 은 다음과 같다.

$$t(M_n) = \begin{bmatrix} 2p_1x_ny_n + p_2(r + 2x_n^2) \\ p_1(r + 2y_n^2) + 2p_2x_ny_n \end{bmatrix} \quad (23)$$

따라서 광각 왜곡을 고려한 파라미터를 (20)에 포함시켜 비선형 최소화를 수행한다. 즉 다음과 같다.

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \|m_{ij} - \hat{m}(A, k_1, k_2, p_1, p_2, R_i, t_i, M_j)\|^2 \quad (24)$$

4. 이동 로봇의 좌표계산

본 절에서는 이동하는 로봇의 좌표계산을 위한 몇 가지 가정 및 환경에 대하여 정의한다. 먼저 로봇이 이동하는 공간은 굴곡이 없는 평면이라고 가정하였다. 또한 좌표계산을 수행하기 위하여 천정에 마크를 붙이게 되는데 마크가 붙어 있는 천정 또한 굴곡이 없는 평면이며 로봇이 이동하는 지상 공간과 평행하다고 가정하였다. 천정에 붙이는 마크는 두 가지의 목적을 가지는데 첫 번째로는 로봇의 회전을 인식하기 위함이고 두 번째로는 마크가 어떠한 마크인지를 인식하고 인식된 마크로서 로봇의 위치를 알아내기 위함이다. 이러한 목적을 충족시키기 위하여 고유의 아이디(identification)를 가지며 로봇의 위치 및 방향을 계산하기 위하여 그림 7과 같이 인공표식지를 제안하였다.

그림 7에서 보면 바깥쪽에 세 개의 점과 가운데에 점이 있는 형태로 된 12개의 점으로 구성되어 있음을 볼 수 있다. 여기서 바깥쪽의 세 개는 로봇의 회전 방향 및 회전 각도를 알아내기 위함이고 가운데의 점은 마크의 아이디를 표시하기 위하여 고안된 것이다.

영상에서 마크에 해당하는 이들 점들을 어떠한 방법으로든 인식하였다고 가정한다면 A, B, C 점들 중 하나의 점을 기준점으로 삼아 좌표계산의 기준으로 삼을 수 있다. 또한 벡터 $\overline{BA} + \overline{BC}$ 로서 인식된 마크의 방향을 간단하게 정의할 수 있으므로 이를 통하여 회전 각도를 매우 간단히 얻을 수 있다. 가운데의 12개의 점은 12개의 점들을 조합함으로써 마

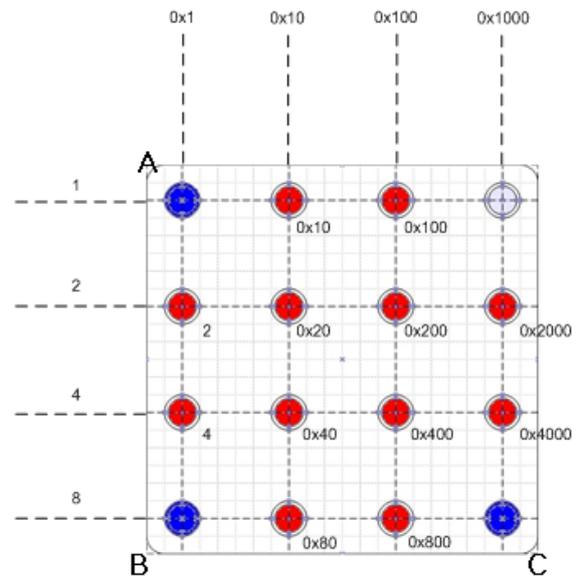


그림 7. 인공표식지의 디자인.

Fig. 7. Design of artificial landmark.

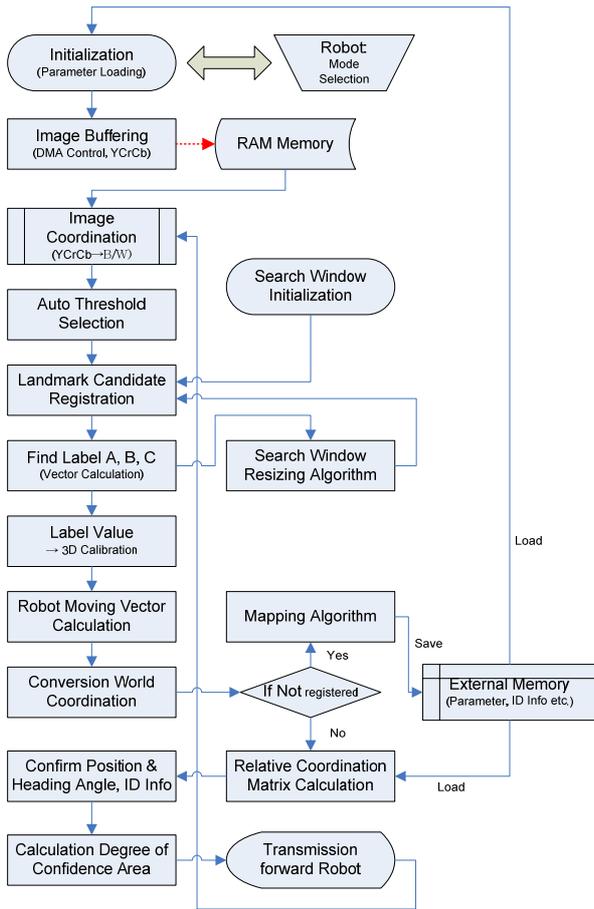


그림 8. 위치 인식 알고리즘의 순서도.
Fig. 8. Flowchart of localization algorithm.

크의 고유 아이디를 생성한다. 따라서 생성할 수 있는 아이디의 개수는 $12C_1 + 12C_2 + \dots + 12C_{12} = 4096$ 으로 넓은 면적을 인식할 수 있다.

이동 로봇의 좌표계산은 그림 8과 같은 순서로 진행된다. 먼저 주어진 영상에서 마크에 해당되는 것을 찾아야 한다. 마크는 영상에서 흰색에 가까운 밝은 색으로 표현되도록 세팅하였다. 따라서 영상에서 밝게 표시되는 부분들이 어느 위치에 있는지 그리고 어느 정도 크기로 뭉쳐있는지를 알아야 할 필요가 있다. 이를 위하여 본 연구에서는 레이블링 (labeling)을 수행하는데 이를 위하여 들어온 영상을 적당한 경계치(threshold value) 밝기 값을 선택하여 이진 영상(binary image)으로 변환한다. 입력된 영상이 이진 영상으로 변환되었으면 레이블링을 수행한다. 레이블링은 뭉쳐진 덩어리들을 하나하나 인식하여 그것들에게 번호를 매기는 절차이다. 번호를 매김과 동시에 각 레이블들의 중심 좌표를 구하고 인식된 레이블에서 마크를 인식한다. 레이블이 마크인지 아닌지를 판별함으로써 마크를 알아내고 마크가 있을 경우 ID를 인식한다. 마크를 인식하였다면 마크의 위치를 이미 알고 있는 경우이므로 ID 인식은 매우 신속하게 이루어진다. 마지막으로 진행 방향 각도와 좌표를 캘리브레이션 수식을 이용하여 풀어낸다. 레이블을 마쳤으면 레이블 중에서 마크를 인식해야 한다. 이를 위하여 마크가 아닐 것으로 판단되는 레이블

들을 레이블목록에서 삭제할 필요가 있다. 먼저 레이블 중 레이블을 이루는 픽셀의 개수로서 쉽게 제한조건을 걸 수 있다. 마크는 동그란 원 형태이고 크기를 균일하게 정하였으므로 각 레이블의 화면상에 투영되는 픽셀 개수로서 마크 후보를 구성한다. 이는 임의의 최댓, 최솟값의 픽셀 개수를 정하여 너무 작은 레이블이거나 너무 큰 레이블을 제거하는 방법이다. 또 하나의 제한 조건은 마크는 원 형태로 뭉쳐있으므로 레이블 중 그렇지 않다고 판단될 만한 것들을 목록에서 제거할 수 있다. 이는 레이블의 중심좌표값에 대한 분산값을 이용하여 간단하게 해결한다. 경계치(threshold value)에 해당하는 임의의 분산 값으로서 뭉쳐있지 않은 레이블을 제거한다. 이렇게 레이블의 픽셀 개수와 분산으로서 레이블의 마크 후보를 만들고 이들 중 마크라고 판단될 만한 그림 7의 모서리에 위치한 레이블 A, B, C를 찾아낸다. 레이블 A, B, C를 찾아내는 방법은 각 레이블 중 서로 떨어진 간격이 유사하고 직각에 가까운 세 점을 찾는다. 이를 위하여 각 레이블간을 이은 벡터의 내적을 구하고 이들 벡터크기의 유사도를 측정한다. 수식으로 표현하면 (25)와 같다.

$$D(i, j, k) = \left| \left\| \vec{ij} \right\| - \left\| \vec{kj} \right\| \right|, \quad (25)$$

$$\text{where } \{i, j, k\} = \arg_{i,j,k} \min D(i, j, k)$$

$$\equiv \arg_{i,j,k} \left| \vec{ij} \cdot \vec{kj} \right| < \delta_{th}$$

레이블 중 그림 7의 A, B, C에 해당하는 레이블의 인덱스에서 각 레이블간 벡터가 이루는 내적의 유효한 최댓값을 설정하고 내적 값이 해당 최댓값 범위 안에 들어오는 인덱스들 중 그 크기의 차이가 최소인 인덱스를 찾게 된다. (25)를 통하여 마크의 존재와 위치를 인식했다면 마크의 아이디는 이들 위치 값의 합을 통한 위치 점을 계산하고 그 위치에서 레이블의 존재를 검사함으로써 쉽게 얻을 수 있다. 마크의 위치가 인식 되었으면 캘리브레이션 수식을 이용하여 이동 로봇의 이동 좌표를 계산한다.(6)을 표현하면 다음과 같다.

$$s\vec{m} = A[R \ t] \vec{M}$$

$$\Rightarrow \vec{m} = \frac{1}{s} A(RM + t) \quad (26)$$

기준이 되는 로봇의 위치에 해당되는 투영된 픽셀 좌표를 \vec{m}_0 , 회전행렬과 수평 이동 벡터를 각각 R_0, t_0 라 하고, 로봇이 회전하고 이동한 위치에서의 픽셀 좌표를 \vec{m}_1 , 회전한 각도 량에 해당하는 행렬을 R_1 , 수평 이동 벡터 량을 t_1 이라 하면 다음과 같다.

$$\vec{m}_0 = \frac{1}{s} A(R_0 M + t_0) \quad (27)$$

$$\vec{m}_1 = \frac{1}{s} A(R_0 R_1 M + R_1 t_1) \quad (28)$$

(27)에서 좌표값 M 을 구하고 구한 값을 (28)에 대입한다. (28)에서 R_1 은 인식된 마크의 벡터 합을 통하여 R_1 을 계산 할 수 있다. 결국 (28)에서 t_1 을 제외한 모든 값은 알고 있는 값이므로 이를 통하여 이동 량 벡터 t_1 을 계산할 수 있다. 즉 다음을 계산함으로써 로봇의 이동된 벡터 량을 구한다.

$$t_1 = s R_1^{-1} A^{-1} \tilde{m}_1 - R_0 M \quad (28)$$

이동 로봇의 좌표계산을 위해서는 좌표의 기준을 정해야 한다. 월드 좌표계 설정을 적절하게 설정함으로써 로봇의 좌표를 효과적으로 표현할 수 있도록 한다. 월드 좌표를 카메라 좌표와 일치시켜 표현하면 좌표 계산에 있어서 비교적 간단하고 직관적이며 월드좌표가 고정되지 않아 월드 좌표계의 원점을 원하는 대로 바꿀 수 있는 장점이 있다. 반면 특정 공간에 대한 맵을 작성해야 하는 응용에 있어서는 월드 좌표의 원점과 좌표축 관계가 특정 위치점에 고정되어야 할 필요가 있다. 이러한 경우의 좌표 변환에 대하여 살펴본다.

4.1 고정된 월드 좌표계

카메라를 통한 영상으로 보여지는 미리 정한 랜드마크(기준랜드마크)의 한 점을 월드 좌표계의 원점으로 정한다. 또한 랜드마크의 배열된 모양을 하나 정하여 기준 각도를 정한다. 이렇게 원점과 마크의 각을 정하여 월드 좌표계를 설정하면 카메라로부터 보여지는 마크의 기준점과 방향각을 계산함으로써 로봇의 위치를 계산할 수 있다.

4.2 이미 인식된 마크에 의한 좌표계산

이미 인식과정을 거쳐 특정 랜드마크의 좌표를 알고 있고 이 랜드마크가 카메라를 통하여 영상에 나타난다고 하면 이 때 로봇의 좌표계산식은 (26)로부터 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \tilde{m}_0 &= \frac{1}{s} A (R_0 M_0 + t_0) \\ t_0 &= s \tilde{m}_0 A^{-1} - R_0 M_0 \end{aligned} \quad (29)$$

여기서 영상에 나타난 랜드마크의 기준점은 \tilde{m}_0 , 캘리브레이션 행렬은 A , 마크의 월드좌표는 M_0 , 로봇의 회전 방향각과 마크기준각의 차이를 나타내는 각 행렬은 R_0 이다. 마크의 좌표를 알고 있다면 (29)로서 간단하게 로봇의 이동거리를 계산할 수 있다.

4.3 추가적인 마크의 좌표값 계산

카메라로 볼 수 있는 영역은 한정 되어 있고 인식하고자 하는 공간은 그 보다 넓은 경우가 대부분이다. 그래서 랜드마크를 일정 간격으로 여러 개를 부착하게 되는데 이때의 문제점은 기준 랜드마크를 제외한 모든 랜드마크의 월드 좌표를 미리 알 수 없다는 점이다. 수동으로 측정하여 그 값들을 넣어줄 수도 있지만 이는 작업이 효율적이지 못할 뿐만 아니라 매우 불편하며 또한 수동 측정과정에서 에러가 내재될 확률이 많다. 따라서 랜드마크가 카메라로 최소 두 개씩은 보여질 수 있도록 랜드마크를 배치한다면 이미 측정된 랜드마크의 좌표로부터 새로 보여지는 랜드마크의 좌표를 캘리브레이션 수식을 이용하여 계산할 수 있다. 카메라로 두 개의 랜드마크가 보여지고 있다고 가정하자. 이때 하나는 이미 그 기준값을 알고 있는 랜드마크이고 나머지 하나는 새로 보여지는 랜드마크이다. 이미 기준값을 알고 있는 랜드마크의 파라미터 인덱스를 0으로, 새로 보여지는 파라미터 인덱스를 1로 표현하면 (30)과 같다.

$$\begin{aligned} \tilde{m}_0 &= \frac{1}{s} A (R M_0 + t) \\ \tilde{m}_1 &= \frac{1}{s} A (R M_1 + t) \end{aligned} \quad (30)$$

여기서 R 은 현재 진행 방향각을 나타내는 행렬이다.

로봇의 절대 좌표를 계산하기에 앞서 진행 방향각 계산이 선행되어야 하며 진행 방향각을 알기 위해서는 각 마크마다 고유의 기준각을 알아야 한다. 마크 고유의 기준각은 현재 진행 방향각과 마크의 방향각의 차이로서 구한다. 새로운 보여지는 마크의 고유 기준각을 계산하고 (30)에서 t 값을 이미 알고 있는 랜드마크의 수식으로서 구할 수 있으므로 새로 보여진 랜드마크의 기준 좌표값을 구할 수 있다. 이를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$M_1 = M_0 + s A^{-1} R^{-1} (m_1 - m_0) \quad (31)$$

4.4 고정된 월드 좌표계에서의 인식전략

고정된 월드 좌표계는 특정 공간의 맵 빌딩(map building)과정이 필요할 때 사용된다. 따라서 과정은 크게 두 가지로 나눌 수 있는데 먼저 맵 빌딩 과정을 거침으로서 각 랜드마크의 기준값을 계산하게 되면 이후에는 하나의 랜드마크만 인식되면 현재 로봇의 위치를 계산할 수 있게 된다.

IV. EXPERIMENT

본 논문에서 제안한 로봇 위치 인식 시스템을 검증하기 위하여 고속 DSP (TI DM640)를 이용한 플랫폼에 알고리즘을 최적화하여 탑재하였다. 계산된 로봇 위치 인식 결과를 확인하기 위하여 무선으로 외부의 모니터링 시스템에 데이터를 전송하여 위치 인식 알고리즘 및 정밀도를 검증하였다. 그림 9는 로봇 위치 인식 알고리즘 및 시스템을 센서 모듈 형태로 제작하기 위해 설계한 임베디드 시스템의 개략도를 나타낸 것이고, 그림 10은 본 연구를 통해 개발된 로봇 위치 인식 시스템을 유진로봇에서 개발한 아이로비 서비스 로봇에 탑재한 사진이다. 그림 11은 광학필터를 통해 획득된 입력 영상과 영상 전처리 과정을 통해 획득된 영상을 비교한 것이다.

본 논문에서 제안한 로봇 위치인식 센서에서 계산된 로봇의 위치 및 방향, 고유 아이디 정보는 무선통신의 일종인 Bluetooth 통신을 통해 모니터링 PC에 전송되어 로봇이 움직인 궤적을 도시하게 된다. 그림 12는 본 논문에서 제시한 위치 인식 시스템의 성능지표 중에서 로봇 시스템에 적용 시

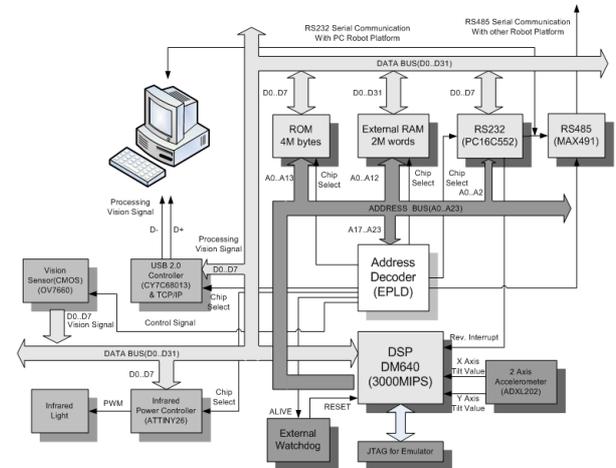
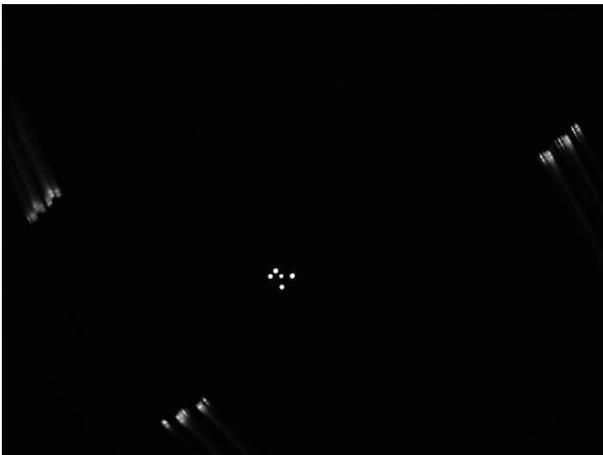


그림 9. 임베디드 시스템의 개략도.

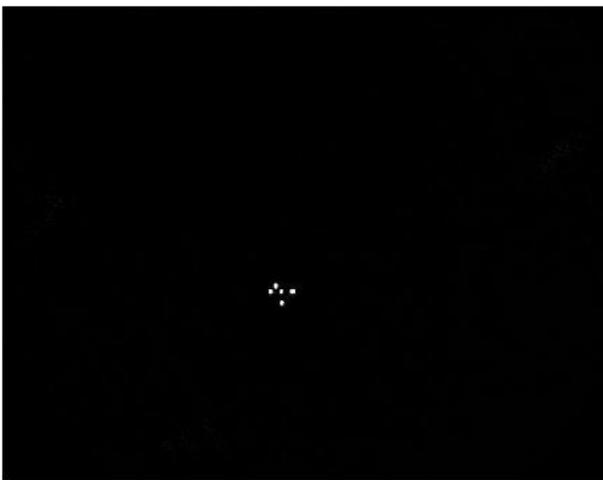
Fig. 9. Schematic diagram for embedded system.



그림 10. 로봇 위치인식 시스템 및 탑재 사진.
 Fig. 10. Localization sensor system and picture of loading in service robot.



(a) Raw image.



(b) Pre-processing image.

그림 11. 입력 영상과 영상전처리 후 영상.
 Fig. 11. Raw image and Pre-processing image.

중요한 요소인 반복정밀도에 대한 공정 능력 분석 결과로써 $\pm 1\text{cm}$ 규격상/하한값 범위에서 Z. bench가 2.75, 표준편차가 0.3cm로 매우 우수한 성능을 보이고 있다. 또한 그림 13은 영역별로 회전운동 및 병진운동을 하면서 실제 측정된 Localization 절대오차를 도시한 것으로 그 결과는 다음과 같다. 실험결과에서 보듯이 실제 데모 환경의 바닥이 울퉁불퉁

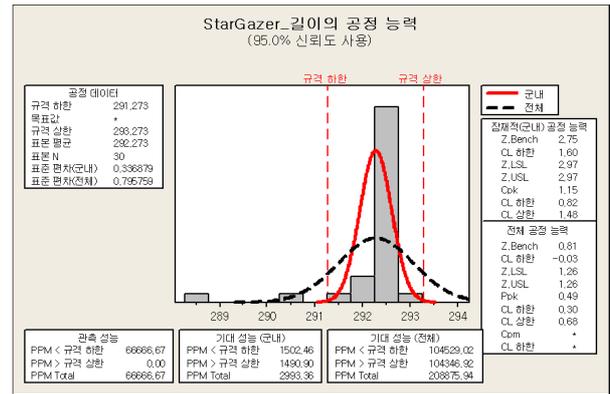
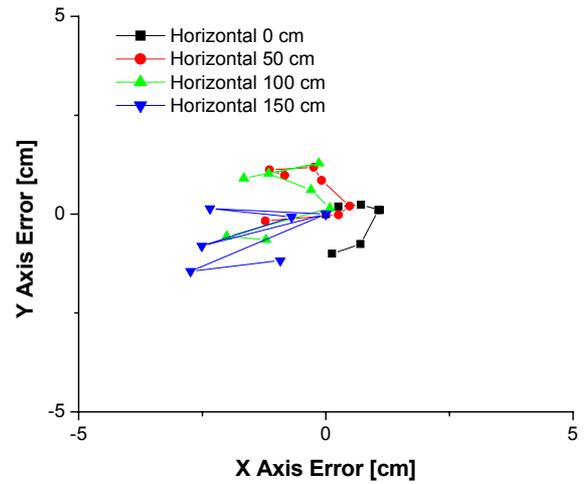
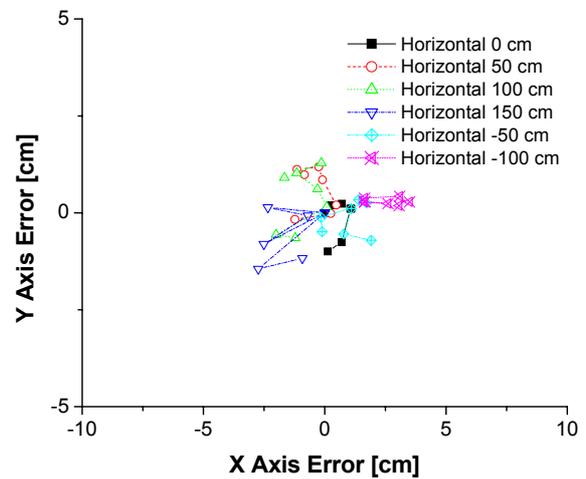


그림 12. 반복정밀도 공정 능력 분석.
 Fig. 12. Analysis for process ability of repetition accuracy.



(a) Position errors in horizontal direction.



(b) Position errors in vertical direction.

그림 13. 위치 인식 오차.
 Fig. 13. Localization error.

한 영향을 고려하여도 3cm 미만의 오차가 발생하였으며, 반복정밀도는 거의 3mm 이내이다. 절대 위치오차가 발생하는 이유는 바닥이 울퉁불퉁하여 로봇이 구동하면서 센서가 기울어지면서 발생하는 오차이며 실제 이상적인 경우에는 카메라 켈리브레이션 오차만 발생하게 된다.

V. CONCLUSION

본 논문에서는 실내 서비스 로봇을 위한 새로운 개념의 Localization 센서를 개발하였다. 즉, 실내 공간에서 움직이는 이동로봇의 위치 및 방향을 결정하기 위해 사용하는 로봇의 자기위치 인식을 위한 시스템을 개발한 것으로 특정 파장만을 선택적으로 반사하는 위치인식용 랜드마크의 재질 설계, 특정 파장의 빛을 발생하는 IrED를 이용한 프로젝터, 특정 파장의 빛을 선택적으로 수광하여 랜드마크의 위치를 판독하여 로봇의 절대 위치를 계산하는 전용 DSP 시스템, 외부 조명 및 태양광의 영향을 최소화하기 위하여 적외선 영역 중에서 특정한 파장의 적외선만을 선택적으로 반사하는 랜드마크용 시트를 이용한 마크를 디자인하였다. 본 논문에서 제안한 위치인식용 랜드마크를 실내의 천정이나 벽면에 부착한 후 발광체에서 발사된 적외선을 반사하는 랜드마크를 이동로봇의 몸체에 설치된 적외선 카메라로 인식하는 검증 실험을 통하여 초음파를 이용한 Active Beacon 방식이나 랜드마크 주사형 제품에 비하여 획기적으로 우수한 성능의 센서임을 입증하였다. 본 논문에서 제안한 시스템은 하기소닉에서 기술이전을 받아서 StarGazer™이라는 상품명으로 지능형 로봇 시스템의 위치인식 시스템으로 활용되고 있다.

참고문헌

- [1] S. Bognoux, "From projective to euclidean space under any practical situation, a criticism of self-calibration," *Proc. of the 6th International Conference on Computer Vision*, pp. 790-796, Jan.

1998.

- [2] D. C. Brown, "Close-range camera calibration," *Photogrammetric Engineering*, vol. 37, no. 8, pp. 855-866, 1971.
- [3] B. Caprile and V. Torre, "Using vanishing points for camera calibration," *The International Journal of Computer Vision*, vol. 4, no. 2, pp. 127-140, Mar. 1990.
- [4] W. Faig, "Calibration of close-range photogrammetry systems: Mathematical formulation," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 41, no. 12, pp. 1479-1486, 1975.



유기성

1998년 부산대학교 기계공학과 졸업.
2000년 부산대학교 지능기계공학과 대학원 석사. 2004년 동 대학원 박사. 2004년 이후 포항산업과학연구원 재직중.
관심분야는 로봇센서, 로보틱스 등.



최진태

1982년 부산대학교 기계공학과 졸업.
1984년 부산대학교 기계공학과 대학원 석사. 1997년 동 대학원 박사. 1986년 포항산업과학연구원 입소. 현재 시스템솔루션 연구 본부장. 관심분야는 제어시스템, 로보틱스, 전기자동차 파워트레인.