

# 이동 로봇 주행을 위한 이미지 매칭에 기반한 레이저 영상 SLAM

## Laser Image SLAM based on Image Matching for Navigation of a Mobile Robot

최윤원<sup>1</sup>, 김경동<sup>1</sup>, 최정원<sup>2</sup>, 이석규<sup>3,✉</sup>

Yun Won Choi<sup>1</sup>, Kyung Dong Kim<sup>1</sup>, Jung Won Choi<sup>2</sup>, and Suk Gyu Lee<sup>3,✉</sup>

<sup>1</sup> 영남대학교 로봇공학과 (Department of Robot Engineering, Yeungnam Univ.)

<sup>2</sup> 영남이공대학교 전기자동차학과 (Department of Automatic Electrical Engineering, Yeungnam College of Science & Technology)

<sup>3</sup> 영남대학교 전기공학과 (Department of Electrical Engineering, Yeungnam Univ.)

✉ Corresponding author: sglee@ynu.ac.kr, Tel: +82-53-810-2487

Manuscript received: 2012.7.6 / Revised: 2012.9.21 / Accepted: 2012.11.6

*This paper proposes an enhanced Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) algorithm based on matching laser image and Extended Kalman Filter (EKF). In general, laser information is one of the most efficient data for localization of mobile robots and is more accurate than encoder data. For localization of a mobile robot, moving distance information of a robot is often obtained by encoders and distance information from the robot to landmarks is estimated by various sensors. Though encoder has high resolution, it is difficult to estimate current position of a robot precisely because of encoder error caused by slip and backlash of wheels. In this paper, the position and angle of the robot are estimated by comparing laser images obtained from laser scanner with high accuracy. In addition, Speeded Up Robust Features (SURF) is used for extracting feature points at previous laser image and current laser image by comparing feature points. As a result, the moving distance and heading angle are obtained based on information of available points. The experimental results using the proposed laser slam algorithm show effectiveness for the SLAM of robot.*

Key Words: SLAM, Image Matching, Extended Kalman Filter, Speeded Up Robust Features

### 1. 서론

SLAM 은 이동 로봇의 운용에 필수적인 기술의 하나로서 로봇이 미지의 환경에서 로봇에 부착되어 있는 센서를 이용하여 주변 환경에 대한 정확한 지도를 작성하면서 자신의 위치를 측정하는 기술이다. 기존 위치 인식 기술은 주로 encoder, 관성 센서, 지자기 센서 등을 이용해서 이동 거리와 방향을 측정하여 위치를 인식하는 상대 위치인식 방법<sup>1,2</sup> 과 적외선, 초음파, 레이저, 이미지 등의 센서

를 이용하여 얻은 거리 정보로 위치를 인식하는 절대 위치인식 방법이 있다.<sup>3-6</sup> 상대 위치 인식 방법은 정밀도가 낮고 지속적인 오차 누적이라는 단점을 가지고 있기 때문에 KF, EKF, Particle Filter 등의 확률 분포 알고리즘을 통하여 현재 위치를 추정하고 보정하는 알고리즘이 많이 연구되어 왔다. 절대 위치인식 방식은 좀 더 정확한 로봇의 위치를 인식하기 다양한 센서와 새로운 인공표식에 관하여 많이 연구되어왔다. 인공표식을 이용한 위치 인식에 관한 대표적인 연구는 RFID tag 를 이용한

위치인식, Stargazer 를 이용한 위치 인식, Active Beacon 을 이용한 방식 등이 있다. 이런 위치 인식 방법은 인공 표식이 존재하지 하지 않으면 불가능하기 때문에 일반적인 로봇에 모두 적용이 가능한 것이 아니다. 이런 인공 표식을 이용하지 않고 위치를 인식하는 대표적인 연구는 스테레오 비전을 이용한 위치 인식, 천장형 비전을 이용한 위치 인식, mono 카메라를 이용한 위치 인식 등이 있다. 즉, 카메라를 통하여 얻은 이미지에서 찾은 특징점의 변화를 이용하여 odometry 정보를 기반으로 로봇의 위치를 추정한다.

본 논문에서는 거리 정보를 이용하는 센서 중에서 높은 정확성을 가진 레이저 스캐너를 사용하였다. 레이저 센서를 통하여 들어오는 주변 환경 데이터를 이미지화시키고 이 이미지를 이전 이미지와 매칭하여 특징점을 추출하고, 이 두 이미지의 특징점을 비교하여 로봇의 위치를 인식하는 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘에서는 SURF 를 사용하여 특징점을 추출하고 그 중에서 매칭된 특징점의 유효성을 검증한다. 유효점 사이의 관계를 계산하여 실제 로봇이 얼마나 이동했는지 판단하게 된다.

## 2. SLAM 관련 기존 연구

실내에서의 SLAM 은 환경에 따라 초음파, 이미지, 레이저 센서를 주로 이용한다. 초음파를 이용하는 경우에는 낮은 비용으로 효율적인 시스템을 구축할 수 있다. 초음파 표식을 이용한 위치 인식은 초음파 송신기들을 천정 위의 정해진 위치에 배치하고, 초음파 수신기들을 로봇 위에 배치한다. 로봇 위에 설치된 수신기와 다수의 송신기가 서로 통신을 하여 송신기와 로봇 사이의 거리 데이터를 얻을 수 있다. 로봇은 이러한 거리 데이터를 이용하여 로봇의 위치 및 방향을 측정하게 된다. MIT 에서 개발한 크리켓(cricket) 시스템<sup>7</sup> 과 영국 Cambridge 대학의 ActiveBat 이 대표적인 초음파 비컨 위치인식 시스템이다. ActiveBat 은 초음파 송수신기와 broadband spread spectrum 기술을 이용하여 두 송신기가 동시에 초음파 신호를 발신할 수 없는 In-Band 문제의 해결책으로 제안되었다. 이렇게 초음파 위치인식 시스템에 대해서 다양한 연구가 이루어지고 있음에도 불구하고, 여전히 위치인식 시스템의 위치 및 방향에 적지 않은 오차가 존재한다.

이미지 센서를 이용한 SLAM 은 최근 활발한 연구가 이루어지고 있다. 특히 청소로봇이 많이 보급이 되면서 천장을 보는 CV-SLAM 에 관한 연구가 많이 진행되고 있으며 천장의 형광등, 표식 등에서 2D landmark 를 추출하고 그것을 이용하여 3D landmark 를 추출하는 SLAM 알고리즘에 대한 연구가 진행되었다.<sup>8</sup> 천장을 보고 있는 mono-카메라를 천장의 코너와 조명 특징을 표식으로 활용하여 SLAM 을 수행하는 방법도 연구되었다.<sup>9</sup> 이 방법은 조명의 방위를 추출하고 조명을 landmark 삼아 SLAM 을 수행하게 된다. 기존에는 스테레오 기반의 카메라를 이용하여 주로 연구되어 오던 VSLAM 이 mono-카메라 또는 360 도의 정보를 다 얻을 수 있는 omni-카메라에 관한 연구가 주로 되고 있다. 또한 태양광이나 기타 조명에 의해 영향을 받는 단점을 보완하기 위한 연구도 활발하게 진행되고 있다.

이에 비해 레이저 스캐너는 정밀하고 오차가 낮기 때문에 SLAM 연구에 많이 사용되고 있다. 레이저 스캐너가 고비용이고 데이터가 짧은 시간에 많이 들어오기 때문에 처리의 부하가 많이 걸리는 단점이 있다. 레이저 데이터의 매칭을 이용한 위치 인식<sup>10,11</sup> 에 관한 연구가 진행되었고 최근에는 3D 레이저 스캐너를 이용하여 3D SLAM 에 관한 연구가 활발하게 진행되고 있다.

## 3. 제안된 레이저 영상 SLAM

본 논문에서는 EKF 의 observation 데이터를 레이저 이미지에서 추출하여 오차를 많이 포함하는 odometry 를 쓰는 기존 시스템보다 성능이 향상된 SLAM 시스템을 제안한다. 일반적인 로봇 시스템은 위치를 추정하고 지도를 작성하기 위해 odometry 를 많이 사용하며 encoder 를 통하여 얻어진 odometry 정보는 로봇 움직임의 기본이 된다. EKF 가 적용된 일반적인 로봇은 Predict 단계에서 로봇 상태 방정식을 통하여 자신의 위치와 landmark 의 위치를 예측한다. Observation 단계에서 얻어진 odometry 정보를 이용하여 자신의 위치와 landmark 의 위치를 추정하고 보정한다. 이 과정을 통하여 localization 과 mapping 이 동시에 이루어진다. 일반적으로 EKF 기반의 위치 추정을 위하여 거리 정보를 이용하기 때문에 정확한 거리 정보는 위치 추정의 정확성을 개선시킨다. 본 논문에서는 엔코더를 이용하는 Odometry 보다는 정확성이 높은 레이저 스캐너의

데이터와 SURF 를 이용하여 추정 한 위치정보로 현재 위치를 추정할 것이다. 본 논문에서 제안하는 시스템은 그림 1 에서와 같이 기본적으로 EKF 를 바탕으로 위치인식을 하며 observation 의 데이터를 레이저 이미지를 통하여 얻는다. 먼저 기존의 위치에서의 레이저 이미지와 움직인 후의 레이저 이미지를 SURF 통하여 특징점을 추출하고 이 특징점들의 수와 특징점 간의 기울기 등을 이용하여 유효한 특징점을 추출한다. 추출한 특징점을 이용하여 로봇의 이동거리와 각도를 추정한다. 이를 observation 의 데이터로 이용하여 로봇의 위치 정보를 보정하며 그런 과정을 통하여 현재 위치를 추정하고 지도 작성을 하게 된다.

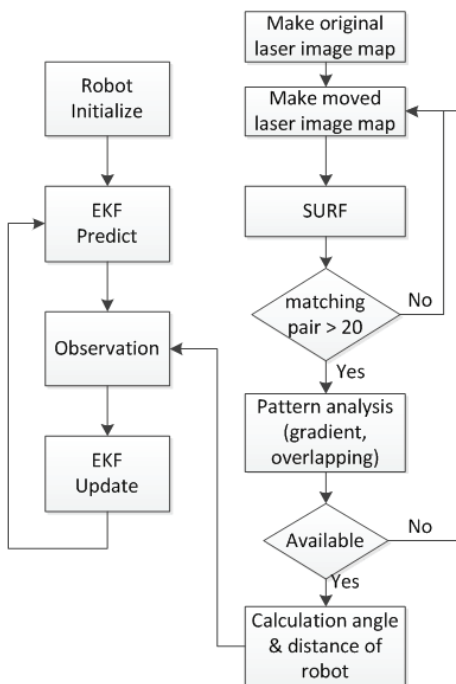


Fig. 1 Process of the proposed Algorithm

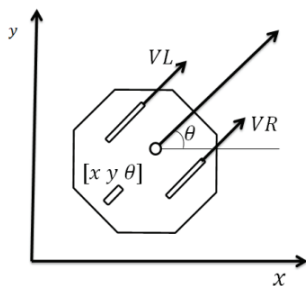


Fig. 2 Robot modeling

### 3.1 EKF 모델링

EKF 모델링을 위하여 그림 2 와 같이 로봇 움직임을 분석하여 로봇의 위치와 진행각에 관련된 상태방정식을 구한다. 제안한 시스템은 로봇의 정확한 위치 추정과 지도 작성을 위해서 EKF 를 로봇에 적용하였다. 로봇이 일정한 속도의 직진하거나 회전할 때 로봇은 원형의 궤적으로 움직이기 때문에 이런 움직임은 선형으로 묘사할 수가 없다. 대부분의 로봇이 이 문제를 가지고 있기 때문에 비선형 시스템에 효율적으로 사용되는 EKF 를 사용하였다. 또한 본 논문에서는 encoder 나 이미지 정보를 쓰는 다른 시스템과 달리 laser scanner 의 데이터를 관측 데이터로 사용하였다.

모델링한 로봇에 EKF 를 적용하기 위해서 상태 벡터를 구하면 다음과 같다.

$$\vec{x}(k) = [x, y, \theta]^T, \quad \vec{u}(k) = [vl, vr]^T \quad (1)$$

여기서  $x, y$  는 로봇의 위치를 나타내고  $\theta$  는 방위각을 나타낸다. 입력  $vl, vr$  은 각 바퀴의 속도이며 이 속도는 500 펄스의 엔코더 데이터를 4 체배하여 얻게 된다. 로봇의 상태 방정식을 구하면 다음과 같다.

➤ Prediction model

$$\begin{aligned} x(k+1) &= f(x(k)) + w(k) \\ &= \begin{bmatrix} x(k) + v(k)\Delta t \cos \theta(k) \\ y(k) + v(k)\Delta t \sin \theta(k) \\ \theta(k) + \Delta t \frac{vr - vl}{L} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$

➤ Measurement model

$$\begin{aligned} z(k+1) &= h(x(k+1), m(k)) + v(k) \\ &= \begin{bmatrix} r(k) \\ \varphi(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \\ \tan^{-1} \frac{\Delta y}{\Delta x} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

식(2)는 로봇의 모션 모델이며 이 함수는 이전 상태에서부터 다음 상태를 예측하는데 사용한다. 식(3)은 예측된 상태에서부터 로봇의 위치를 계산하는데 사용된다. 그러나  $f$  와  $h$  는 공분산에 직접적으로 적용될 수는 없으며 대신 자코비안 행렬이 계산되어야 한다.

$$F_{(k)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & v_{(k)}\Delta t \sin \theta_{(k)} \\ 0 & 1 & v_{(k)}\Delta t \cos \theta_{(k)} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

일반적인 Kalman Filter 는 선형 시스템을 기반으로 동작하는 estimator 이다. 이를 비선형 시스템에 도입하기 위해 선형화 단계가 추가된 것이 Extended Kalman Filter 이다.  $f$ 를 선형화 하기 위해 다음 행렬을 사용한다.

➤ Time update

$$\begin{aligned} \hat{x}_{(k+1|k)} &= f(\hat{x}_{(k)}, 0) \\ P_{(k+1|k)} &= F_{(k)}P_{(k|k)}F_{(k)}^T + G_{(k)}^T Q_{(k)} G_{(k)} \end{aligned} \quad (5)$$

식(5)의  $\hat{x}_{(k+1|k)}$ 는 현재 상태와 제어 입력에 의해 다음 상태를 예측하는 식이며 또한 로봇의 위치와 랜드마크 사이에 공분산을 예측하는 식이다.  $F$ 는 상태 천이 행렬로 시스템 모델이며,  $G$ 는 제어 입력 모델,  $Q$ 는 프로세스 오차의 공분산이다.

$$\hat{A}_{(k+1|k)} = z_{(k+1)} - h(x_{(k+1|k+1)}, 0) \quad (6)$$

$$S_{(k+1)} = H_{(k+1)}P_{(k+1|k)}H_{(k+1)}^T + R_{(k+1)} \quad (7)$$

$$K_{(k+1)} = P_{(k+1|k)}H_{(k+1)}^T S_{(k+1)}^{-1} \quad (8)$$

여기서  $\hat{A}$ 은 실제와 추정 측정치 간의 오차,  $S$ 는 이노베이션 공분산,  $H$ 는 탐지 모델,  $K$ 는 칼만 이득을 나타낸다. 확장 칼만 필터는 순환적인 추정기로서 이것은 다음 상태의 추정에 대한 계산을 위해 이전 단계의 추정 상태와 현재의 측정이 쓰인다는 것을 의미한다.

$$\hat{x}_{(k+1|k+1)} = \hat{x}_{(k+1|k)} + K_{(k+1)}\hat{A}_{(k+1)} \quad (9)$$

$$P_{(k+1|k+1)} = P_{(k+1|k)} - H_{(k+1)}^T K_{(k+1)} S_{(k+1)} K_{(k+1)} \quad (10)$$

EKF 는 예측과 보정의 두 단계로 나누어진다. 예측단계에서는 이전 상태에서 다음 상태를 예측하고 보정단계에서 측정된 데이터로부터 현재의 상태를 보정한다. 이 두 단계를 계속 반복적으로 진행하는 것이 순환적 Estimator, 즉 EKF 이다.

### 3.2 레이저 이미지 추출

레이저를 통하여 들어온 데이터는 거리와 각도로 구성되어 있으며 레이저 이미지 생성을 위해서 로봇 중심에서의 각 점의 위치를 계산하게 된다. 본 논문에서는 식 11 과 같이 점과 점 사이를 이어서 레이저 이미지를 만들었으며 균일한 레이저 이미지를 만들기 위해서 레이저 데이터 필터링을 하였다. 먼 거리에 있는 레이저 데이터는 레이저 분해각도가 클 경우와 기존 점 사이의 변화량이 많이 차이 날 경우에 그 점은 특징점으로 사용하기 힘들기 때문에 유효점에서 제거하였다.

$$\begin{aligned} M &= \{x_i, y_i | x_i, y_i \in \mathbb{R}, i = 1, \dots, n\} \\ \begin{cases} x_i = x_r + d_i * \cos \theta_n \\ y_i = y_r + d_i * \sin \theta_n \end{cases} & \quad (11) \\ \text{LineTo} \{M(x_i, y_i) \rightarrow M(x_{i+1}, y_{i+1})\} & \end{aligned}$$

여기서  $x_r, y_r$ 는 로봇의 현재 위치,  $d_i$ 는 레이저 스캐너로 측정된 주변 장애물까지의 거리,  $\theta_n$ 는 레이저의 각도를 각각 나타내고  $i$  번째와  $i+1$  번째의 좌표를 이어서 레이저 이미지를 추출한다. 본 논문에서 사용한 레이저 스캐너는 180° 를 측정할 수 있으며 분해능은 1° 식으로 한번에 총 180 개의 데이터를 얻을 수 있다. 그림 3 에서 왼쪽 이미지는 레이저의 실제 데이터를 기준점과 측정점까지의 직선으로 표현한 것이고 오른쪽 이미지는 은 식 11 을 통하여 추출한 레이저 이미지이다.

### 3.3 매칭된 유효한 특징점 추출

본 논문에서는 레이저 데이터에서 추출한 영상에서 특징점을 추출하고 매칭시키기 위해서 SURF 를 이용하였다. SURF 는 물체 인식에 주로 이용되며 강인한 image detector 와 descriptor 를 가지고 있으며 기존 SIFT 의 연산 속도를 개선한 알고리즘

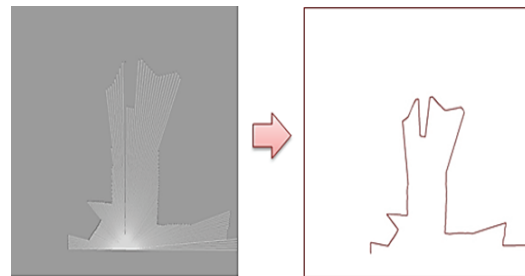


Fig. 3 Extraction of laser image

이다. SURF 는 스케일, 회전, 왜곡, 조명에 영향을 받지 않기 때문에 물체를 인식하는데 강인하다.

이것은 SIFT 와 마찬가지로 interest point detection, orientation assignment, descriptor 로 구성되지만 interest point detection 과정에서 적분 이미지를 이용하는 점이 다르다. 그림 4(a)와 같은 이미지에서 P 라는 영역의 밝기를 구하기 위하여 식 (12)을 이용하여 처음 밝기를 계산하고 이후 그림 4(a)과 같이 A-B-C+D 를 이용하여 P 영역의 밝기를 계산할 수 있다. 식 12 의 I 는 이미지 픽셀의 밝기의 합을 나타내며 x,y 는 픽셀의 좌표를 나타낸다.

적분 이미지는 필터 연산 할 때 크기에 상관없이 일정한 시간 내에 계산할 수 있게 해주기 때문에 속도가 향상하는 것이다. 따라서 계산 시간은 크기에 상관없이 일정하다.

$$I_{\Sigma}(x,y) = \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y I(i,j) \quad (12)$$

SURF 에서는 정확성을 향상시키고 불필요한 연산을 줄이기 위하여 헤이시안 행렬을 이용한다. 만약 이미지 I 의 점 x 가 주어진다면 스케일  $\sigma$  의 헤이시안 행렬은 다음과 같다.

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (13)$$

여기서  $L_{xx}(x, \sigma)$ 은 입력영상의 x 점과  $\sigma$  의 분산을 갖는 가우시안의 x 방향 2 차 미분값  $\frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma)$ 과의 컨볼루션을 의미한다. 또한  $L_{xy}(x, \sigma)$ 는 xy 방향으로의

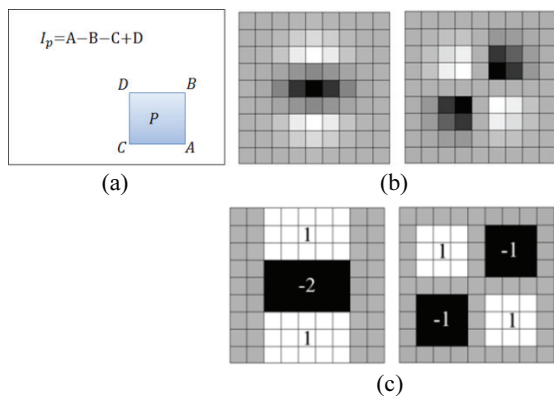


Fig. 4 (a) Integral image, (b) Gaussian second order filter, (c) The approximate box filter

미분값  $\frac{\partial^2}{\partial xy} g(\sigma)$ ,  $L_{yy}(x, \sigma)$  는 y 방향으로의 미분값  $\frac{\partial^2}{\partial y^2} g(\sigma)$ 과의 컨볼루션 값을 의미한다.

SURF 는 x 나 y 방향으로의 회전에 강인하게 하기 위해 특징점을 중심으로 특징점을 찾는 크기의 공간의 정보를 참조하여 반경 내의 픽셀들에 대하여 Haar 웨이블릿을 이용하여 계산한다. 그림 5에서 보는 것과 같이 특징점을 중심으로 크기 정보를 이용하여 16 x 16 의 부분영역으로 구성한다. 이 부분 영역은 4 x 4 의 소 영역으로 나뉘지게 되고 가로 세로 방향의 Haar 웨이블릿으로 계산하여 4 개의 특징 벡터를 가지는 descriptor 를 얻을 수 있다.

이런 장점을 가지는 SURF 를 이용하여 이동 전의 레이저 이미지와 이동 후의 레이저 이미지에서 특징점을 추출한다. 추출한 특징점들의 관계를 분석 비교하여 동일한 점을 찾아낸다. 그러나 모든 특징 점이 똑같은 점으로 매칭되지 않기 때문에 그림 6 에서 보는 것과 같이 특징점들의 패턴을 분석하고 이를 바탕으로 특징점을 분류하여 유효한 특징점을 추출하게 된다. 여기서 이용되는 패턴은 이동 전후의 이미지를 나란히 좌우로 배치

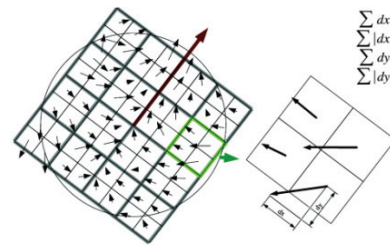


Fig. 5 Descriptor

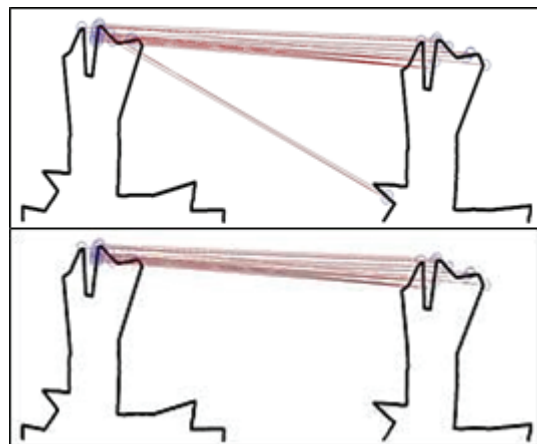


Fig. 6 Previous and current pattern analysis of matching laser image



한 상태에서 특징점들간의 기울기를 추정한다. 이 기울기의 분포를 바탕으로 이 특징점의 유효여부를 판단하고 정렬하여 유효성이 높은 특징점 집합으로 추출한다. 이 집합에 추출되지 못한 특징점은 그림 6 에서와 같이 삭제하고 위치를 인식하는 알고리즘에 적용하지 않는다.

### 3.4 레이저 이미지를 이용한 위치 인식

위 과정을 통하여 얻은 유효한 특징점들의 집합을 이용하여 각 특징점에 대한 로봇의 이동거리와 각도를 구한다. 먼저 SURF 를 통하여 찾은 특징점 세트가 동일한 점이라고 가정하고 이를 이용하면 그림 7 과 같이 동일 각을 가지는 두 삼각형을 얻게 된다. 그림 7 에서의 두 삼각형의 연관식과 식(14)를 이용하여 이 삼각형들의 각 변의 길이와 각도를 계산하면 로봇이 이동한 거리와 로봇의 각도를 얻을 수 있다. 로봇의 각도는 정면에서 향한 방향이기 때문에  $\pi/2-\theta_4$  통하여 얻는다.

그림 7 과 식(14)에서의  $d_1$  는 이동 전 상태에서 레이저 센서로 측정된 로봇과 특징점 사이의 거리,  $\theta_1$  은 특징점의 각도,  $d_2$  와  $\theta_2$  는 이동 후 상태의 거리와 각도를 나타내고  $d_3$  과  $\theta_4$  는 최종으로 구할 로봇의 이동거리와 각도이다. 그림 7 의 ①은 이동 전의 위치, ②은 이동 후의 위치를 나타낸다.

$$\theta_3 = \arccos\left(\frac{d_2 \cdot \cos \theta_2}{d_1}\right)$$

$$\theta_4 = 90 - \theta_1 + \theta_3 \tag{14}$$

$$d_3 = d_1 \cdot \sin \theta_3 - d_2 \cdot \sin \theta_2$$

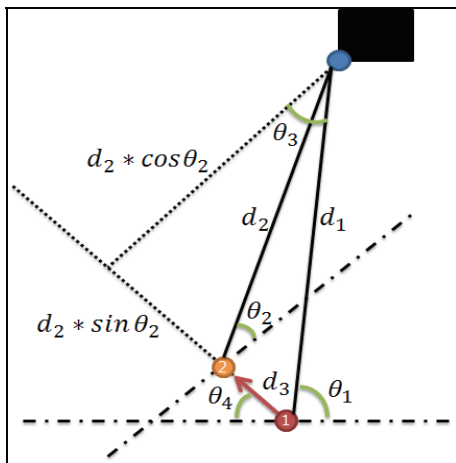


Fig. 7 Localization of the proposed Algorithm

## 4. 실험

### 4.1 실험 환경과 방법

본 논문은 실험을 통하여 제안한 로봇 시스템의 성능을 평가하고자 한다. 이를 위하여 우선 정지 상태에서 임의의 거리를 이동시킨 후의 거리와 각도를 계산하고 그 수치를 평가한다. 실제 이동 상태에서의 성능을 평가하기 위해 직진으로 이동하면서 로봇의 위치를 추정한다. 이 경우 odometry 를 이용한 시스템, 제안한 시스템을 동일한 환경과 방법으로 실험하여 위치와 각도에 대한 오차를 구하게 되고 이를 바탕으로 성능을 판단하게 된다. 실험에서 사용한 레이저 스캐너는 SICK 사의 LMS200 를 이용하였다. 로봇은 그림 8(a)와 같이 자체 제작한 플랫폼이 탑재되어 있으며 외부 전원 없이 자체적으로 동작한다. 실험환경은 그림 8(b)와 같이 학교 복도를 이용했다.

### 4.2 정지상태에서의 실험

먼저 본 논문에서 제안한 알고리즘의 특징점 매칭과 유효점 분별, 거리 측정 등의 기본 성능을 평가하기 위해서 로봇이 정지된 상태에서 특정 좌표와 원 좌표의 레이저 이미지를 비교하였다. 실험은 다른 두 지점에서 각각 레이저 데이터를 얻은 후 이를 이용하여 로봇의 이동 거리와 각도를 추출하고 이동한 좌표와 추출한 좌표를 비교하여 이 알고리즘의 성능을 평가한다. 그림 9 에서 보는 것과 같이 세 가지의 경우로 나누어서 실험을 진행하였다. 위에 이미지가 초기의 이미지이고 아래

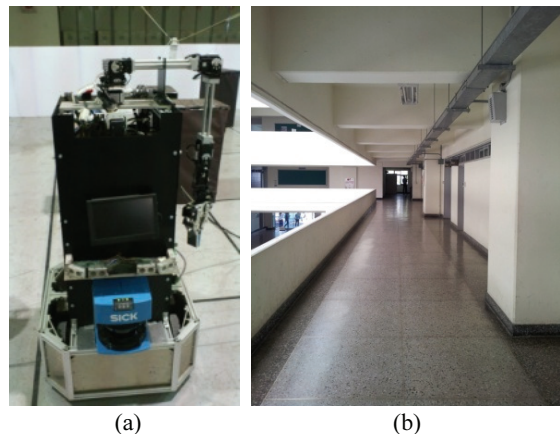


Fig. 8 (a) Target robot, (b) The environment to test the proposed algorithm

이미지가 움직인 후 이미지이다. 녹색 점은 현재 로봇의 위치를 보여주고 있으며 빨간색 선은 매칭되는 점들을 표시하고 있다.

정지 상태에서 세 방향으로의 실험을 통하여 얻은 결과는 표 1 에서 볼 수 있다. 각도는  $\pm 2^\circ$ , 거리는  $\pm 1$  cm 정도의 오차를 가지고 있는 것을 볼 수 있으며 본 논문에서 제안한 알고리즘이 효과가 있음을 확인할 수 있다.

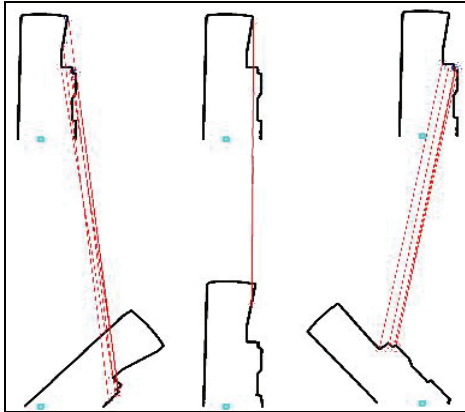


Fig. 9 The extraction of laser image in standstill environment

Table 1 Comparison of the experimental results

Direction	References		Results		Error
	$\theta$	cm	$\theta$	cm	
Up	$0^\circ$	35 cm	$0^\circ$	36 cm	$0^\circ/-1$ cm
Left	$45^\circ$	40 cm	$47^\circ$	41 cm	$-2^\circ/-1$ cm
Right	$45^\circ$	65 cm	$43^\circ$	65 cm	$+2^\circ/0$ cm

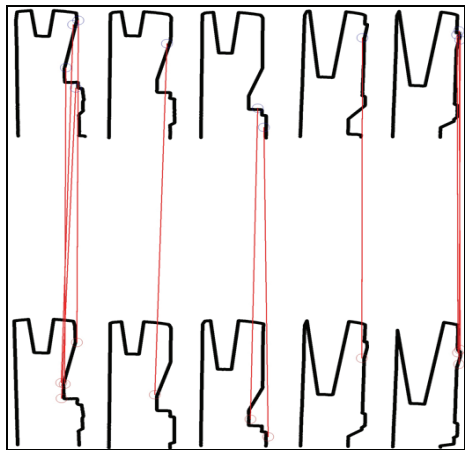


Fig. 10 The laser Images of localization process

### 4.3 이동상태에서의 실험

로봇이 이동하면서 위치를 인식하는 성능을 평가하기 위해 실제 전기관 복도를 이용하였다. 이 실험에서는 직선으로 움직이는 로봇의 위치를 Encoder 를 이용한 거리 정보만을 이용했을 경우, 거리 정보에 제한한 알고리즘을 쓸 경우에 대해 실험하고 비교한다. 이동하는 과정에서 위치를 판단하기 위해서 만들어진 레이저 이미지는 그림 10 과 같고 여기서 표시되는 적색 선은 특징점을 이어주는 선이다. 그림 10 을 보면 이동하면서 특징점을 잘 찾아낸 것을 확인할 수 있으며, 이를 바탕으로 로봇이 이동한 거리와 각도를 추정하였다. 그림 11 은 거리 정보만을 이용했을 경우와 레이저 이미지를 이용한 경우의 위치와 각도의 오차를 비교한 것이다. 그림 11 에서 파란색 선은 실제 로봇이 이동한 좌표의 오차, 빨간색 선은 Encoder 의 거리 정보를 통하여 얻은 좌표의 오차, 연두색 선은 제안한 알고리즘을 이용한 좌표의 오차를 나타낸다. 그래프에서 실제로 이동한 로봇의 위치의 오차와 제안한 알고리즘의 오차가 유사한 것을 확인할 수 있다. 이를 통하여 제안한 알고리즘이 실제 로봇이 이동한 위치를 추정하는 탁월한 효과가 있음을 확인할 수 있다.

### 5. 결론

본 논문에서는 정확도가 높은 Laser Scanner 의 데이터를 이용하여 레이저 이미지를 만들고 그 이

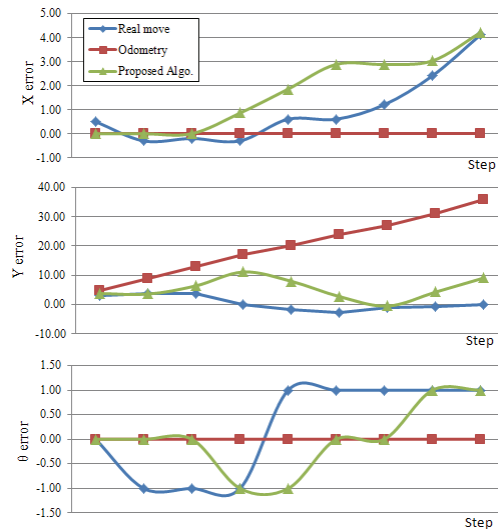


Fig. 11 The errors of x, y and  $\theta$

미지 간의 매칭을 통하여 특징점을 찾아내고 특징점 사이의 관계를 이용하여 로봇의 위치와 각도를 추정하고 지도를 작성하는 Laser Image SLAM 을 제안하였다. 기존 odometry 를 이용한 방식은 오차누적이 크기 때문에 위치 추정의 오차가 크지만 제안한 알고리즘은 정확한 레이저 데이터를 이용하고 일정 시간 마다 위치를 파악할 수 있기 때문에 좀더 빠른 위치 인식이 가능하다. 이미지에서 SURF 로 특징점을 추출하는데 특징점의 수가 부족할 경우 위치 파악하는데 오차가 생길 수도 있는 단점이 있다.

본 논문에서는 Laser Scanner 의 데이터 만을 이용하여 SLAM 을 진행했으나 향후 연구에서는 센서 융합을 통하여 좀더 안정적인 SLAM 에 관한 연구를 해야 할 것이며 좀더 다양한 환경에서 제안한 Laser Image SLAM 에 관한 실험을 수행해야 할 것이다.

## 후 기

이 논문은 2012 년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(2012R1A1B3002240).

## 참고문헌

1. Tsai, C.-C., "A localization system of a mobile robot by fusing dead-reckoning and ultrasonic measurements," IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol. 47, No. 5, pp. 1399-1404, 1998.
2. Borenstein, J. and Feng, L., "Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots," IEEE Transaction on Robotics and Automation, Vol. 12, pp. 869-880, 1996.
3. Bleser, G. and Stricker, D., "Advanced tracking through efficient image processing and visual-inertial sensor fusion," Journal of Computer and Graphics, Vol. 33, No. 1, pp. 59-72, 2009.
4. Lo, D., Goubran, R. A., Dansereau, R. M., Tompson, G., and Schulz, D., "Robust joint audio-video localization in video conferencing using reliability information," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 53, No. 4, pp. 1132-1139, 2004.
5. Krammer, P. and Schweinzer, H., "Localization of object edges in arbitrary spatial positions based on ultrasonic data," IEEE Sensors Journal, Vol. 6, No. 1, pp. 203-210, 2006.
6. Yun, J., Kim, S., and Lee, J., "Robust positioning a mobile robot with active beacon sensors," Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems, Vol. 4251, pp. 890-897, 2006.
7. Priyantha, N., Chkraborty, A., and Balakrishnan, H., "The cricket location-support system," Proc. of ACM International Conference on Mobile Computing and Networking (MOBICOM), 2000.
8. Jeong, W. Y. and Lee, K. M., "CV-SLAM: A new Ceiling Vision-based SLAM technique," IEEE/RSJ International Conference on IROS, pp. 3195-3200, 2005.
9. Sohn, H. J. and Kim, B. K., "An Efficient Localization Algorithm Based on Vector Matching for Mobile Robots Using Laser Range Finders," Journal of Intelligent and Robotic Systems, Vol. 51, No. 4, pp. 461-488, 2008.
10. Paz, L. M., Jensfelt, P., Tardós, J. D., and Neira, J., "EKF SLAM updates in O(n) with Divide and Conquer SLAM," IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2007.
11. Bay, H., Andreas, E., Tuytelaars, T., and Gool, L. V., "Speeded-up robust features," Computer Vision and Image Understanding, Vol. 110, No. 3, pp. 346-359, 2008.