

이동로봇을 위한 Sonar Salient 형상과 선 형상을 이용한 EKF 기반의 SLAM

EKF-based SLAM Using Sonar Salient Feature and Line Feature for Mobile Robots

허영진¹, 임종환², 이세진^{3,✉}

Young-Jin Heo¹, Jong-Hwan Lim² and Se-Jin Lee^{3,✉}

¹ 서울과학기술대학교 기계공학과 (Department of Mechanical Engineering, Seoul National University of Science and Technology)

² 제주대학교 메카트로닉스공학과 (Department of Mechatronics, Cheju National University)

³ 경일대학교 로봇응용학과 (Department of Applied Robotics, Kyungil University)

✉ Corresponding author: sejiny3@gmail.com, Tel: 053-850-7298

Manuscript received: 2011.5.25 / Accepted: 2011.7.4

Not all line or point features capable of being extracted by sonar sensors from cluttered home environments are useful for simultaneous localization and mapping (SLAM) due to their ambiguity because it is difficult to determine the correspondence of line or point features with previously registered feature. Confused line and point features in cluttered environments leads to poor SLAM performance. We introduce a sonar feature structure suitable for a cluttered environment and the extended Kalman filter (EKF)-based SLAM scheme. The reliable line feature is expressed by its end points and engaged together in EKF SLAM to overcome the geometric limits and maintain the map consistency. Experimental results demonstrate the validity and robustness of the proposed method.

Key Words: Sonar Feature (초음파 형상), Mobile Robot (이동 로봇), Simultaneous Localization and Mapping (동시적 위치추정 및 지도작성), Extended Kalman Filter (확장 칼만 필터)

1. 서론

이동로봇이 환경지도를 작성하기 위해 초음파 센서를 사용하기 시작한 지 25 여 년이 되고 있다.¹ 하지만 센서의 성능 면에서 볼 때 초음파 센서는 레이저 스캐너² 나 비전 카메라³ 와 같이 강인하고 풍부한 환경정보를 제공해 줄 수 없기 때문에 단순한 장애물 감지나 거리 측정과 같은 기본적인 기능 만을 위해 사용되고 있는 실정이다. 초음파 센서 특유의 넓은 빔 폭과 거울 반사 현상 (specular reflection effect)은 물체의 위치를 정확하게 판단함에 있어 큰 장애가 되지만 그럼에도 불구하고 초음파 센서는 가격이 저렴하고 장비의 운용이

간단할 뿐만 아니라 물체까지의 거리 정보를 간편하게 제공하기 때문에 이동 로봇의 상용화 측면에서 볼 때 연구적 가치가 여전히 충분하다.

초음파 센서를 이용한 기존의 환경형상지도 작성에 관한 연구들은 정형화된 선과 점 형상만을 이용하여 환경지도를 작성하고 로봇의 위치를 추정하였다.^{4,5} 이러한 방법은 실험을 위한 단순한 형태의 공간(Testbed)에서는 그 성공률이 높다 할지라도 초음파 빔의 특성 상 실제 복잡한 가정환경과 같은 곳에서는 동시적 위치추정 및 지도작성 (SLAM: simultaneous localization and mapping)의 성공률이 현저히 감소하게 된다. 이와 같은 SLAM 성공률 감소의 주된 원인은 복잡한 환경에서 초음파

형상의 강인한 데이터 교합(data association)이 매우 어려워지기 때문이라 할 수 있다. 여기서 말하는 복잡한 환경이라 함은 여러 물건에 의해 다각면 형태의 환경이 발생하는 경우, 휴지통이나 화분 또는 소화기와 같이 원 기둥 형태의 물건들이 존재하는 경우, 책상이나 커튼과 같은 지역에서 다량의 점 형상이 조밀히 추출될 가능성이 있는 경우 등을 말한다. 데이터 교합이란 로봇이 현재 측정된 형상이 기존에 측정되어 등록되어 있던 형상과 같은 것인지 아닌지를 판별해내는 작업인데 복잡한 환경에서 초음파와 데이터로 추출된 선과 점 형상으로는 올바른 데이터 교합결과를 기대하기 어렵다.

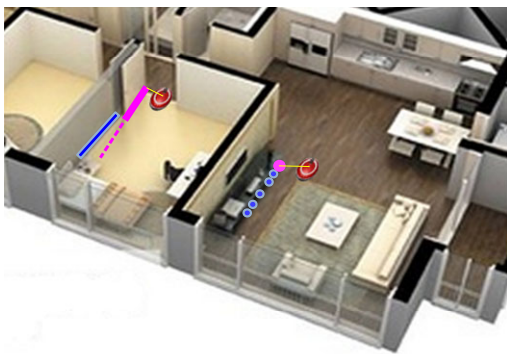


Fig. 1 Cases causing failure of SLAM in the line feature maps, and the point feature maps built by sonar data

예를 들어 그림 1 에서 보는 바와 같이 비스듬히 열린 문에서 추출된 선 형상(pink)의 기울기와 근처의 벽에서 이미 추출되어 등록된 선 형상(blue)의 기울기와의 각도 차가 허용범위 이하여서 교합되는 경우, 또는 거실에 있는 복잡한 패턴의 가구에서 조밀하게 여러 점 형상이 추출되어 서로 간의 거리가 허용범위 이하여서 교합되는 경우에 SLAM 을 실패할 가능성이 매우 높아진다. 형상교합을 위한 허용범위를 조절함으로써 교합 실패율을 줄일 수 있지만 다량의 형상들이 새롭게 등록되어 복잡하고 지저분한 지도를 생성하게 되고 이러한 결과는 결국 또 다른 형태의 SLAM 실패 가능성을 높이게 된다. 또한 선과 점 형상의 추출 조건을 조절하여 강인한 선 또는 점 형상을 추출할 수 있겠지만 이런 경우 형상이 매우 드문드문 추출되기 때문에 확장칼만필터의 교합 및 갱신(EKF updating: extended Kalman filter)의 기회가 낮아져 SLAM 의 성공 확률이 낮아지기는 마찬가지이

다. 이러한 문제점들을 극복하기 위해서는 새로운 형태의 강인한 초음파 형상이 필요하게 되며 본 연구에서는 복잡한 가정 환경의 SLAM 에서 적합한 sonar salient 형상(SS 형상)을 소개하고 사용한다.^{6,7} 그리고 SS 형상이 추출되기 힘든 convex saliency 가 부족한 부분, 즉 긴 벽과 같은 부분에서의 낮은 형상추출빈도(observation sparsity)를 극복하기 위해 추출조건이 높은 길고 강인한 선 형상만을 함께 추출하여 사용함으로써 SLAM 갱신을 위한 연속성을 유지하도록 한다. 실제 가정환경에 대한 실험 결과를 통해 제안하는 SLAM 의 효용성을 검증한다.

2. Sonar Salient 형상의 추출과 운용

SS 형상은 기본적으로 서로 다른 위치에서 측정된 세 개의 단일 초음파 데이터가 형상학적으로 동일한 가상 원을 측정했는지 아닌지를 판단해주는 FPA(footprint association) 모델⁸을 사용하여 convex saliency circling 과정을 거친 후 추출된다. 그림 2 에서 보는 바와 같이 ϕ_1 은 첫 번째 초음파 데이터의 유효 빔 폭을 일정한 간격으로 나눈 각 중 임의의 각이다. 외접원의 반지름 q_r 과 이에 접하고 있는 두 번째 초음파 데이터에 해당하는 각 ϕ_2 는 FPA 모델을 이용하여 구할 수 있다. 다음으로 신뢰성을 더욱 높이기 위해 이 외접원에 접하는 또 다른 세 번째 초음파 데이터를 찾는 과정이 진행된다. 이 형상학적 조건은 표 1 에 기술되어 있다. 결국 이 모든 조건을 만족시키는 외접원이 존재하면 이 원을 컴퓨터 메모리에 저장시킨다. 이러한 일련의 과정을 convex saliency circling 이라고 명명하며 pseudo-code 는 표 1 에서 자세히 설명하고 있다.

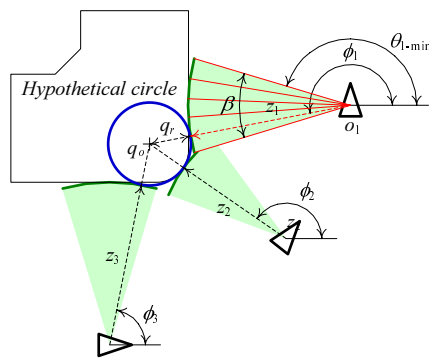


Fig. 2 Example of the specific hypothetical circle satisfying the geometric constraints from three individual sonar footprints

Table 1 Pseudo-code: Convex Saliency Circling

for $i = 1 \rightarrow m \times n$	(a)
if $r_{\min} < z_i < r_{\max}$	(b)
for $j = i+1 \rightarrow m \times n$	(c)
if $r_{\min} < z_j < r_{\max}$	(d)
for $\phi_i = \theta_{i-\min} \rightarrow \theta_{i-\min} + \beta, \phi_i = \phi_i + \delta$	(e)
FPA model {In : ($o_i, z_i, \theta_{i-\min}$), ($o_j, z_j, \theta_{j-\min}$), ϕ_i ; Out: (q_o, q_r)}	(f)
if $p_{\min} < q_r < p_{\max}$	(g)
for $k = j+1 \rightarrow m \times n$	(h)
if $ D - q_r - z_k < \sigma$	(i)
$C = [C; q_o, q_r]$	(j)

(a) 초음파 데이터 저장소에서 임의의 첫 번째 초음파 데이터 ($o_i, z_i, \theta_{i-\min}$)을 선택한다. o_i 는 초음파 데이터의 원점, z_i 는 초음파 데이터의 길이, $\theta_{i-\min}$ 은 초음파 데이터 유효 빔 폭의 최솟값(시각각)을 나타낸다. 변수 m 은 로봇에 장착된 초음파 센서의 개수이며 n 은 초음파 데이터의 측정 횟수이다. 즉, 초음파 데이터를 3회 측정했을 경우 데이터 저장소에 저장된 초음파 데이터는 $3 \times m$ 개가 된다. 본 연구에서의 초음파 데이터 저장소의 크기는 $16(m) \times 25(n)$ 이다.

(b) 첫 번째 초음파 데이터의 길이 z_i 가 유효범위 ($r_{\min} \sim r_{\max}$) 내에 존재하는지를 판단한다. 본 연구에서 설정된 유효범위는 (0.05~4)m이다.

(c) 초음파 데이터 저장소에서 임의의 두 번째 초음파 데이터를 선택한다.

(d) 두 번째 초음파 데이터의 길이 z_j 가 유효범위 내에 존재하는지를 판단한다.

(e) 첫 번째 초음파 데이터의 빔 폭을 $\beta(\delta+1)$ 개 만큼 분할한다. 여기서 β 는 초음파 데이터의 유효 빔 폭이고 δ 는 설정하고자 하는 분해능이다. 본 연구에서는 β 가 30° 이고 δ 는 10° 이다.

(f) FPA 모델 적용을 위해 첫 번째, 두 번째 초음파 데이터가 입력값이 된다. 출력값은 각 분해각 ϕ_i 에 해당되는 외접원의 원점 q_o 와 반지름 q_r 이 된다.

(g) 이렇게 생성된 외접원들이 유효반지름 ($p_{\min} \sim p_{\max}$)에 만족하는지 판단한다. 본 연구에서의 유효반지름은 (0.1~0.3)m이다.

(h) 초음파 데이터 저장소에서 임의의 세 번째 초음파 데이터를 선택한다.

(i) 이 세 번째 초음파 데이터가 첫 번째와 두 번째 초음파 데이터로부터 생성된 외접원과의 형상학적 조건을 만족하는지를 판단한다. 본 연구에서 세 번째 초음파 데이터와 임의의 외접원과의 접점에 대한 허용유격 σ 는 0.02m이다.

(j) 결국 위의 모든 조건을 만족시키는 외접원은 데이터 저장소 C 에 저장된다.

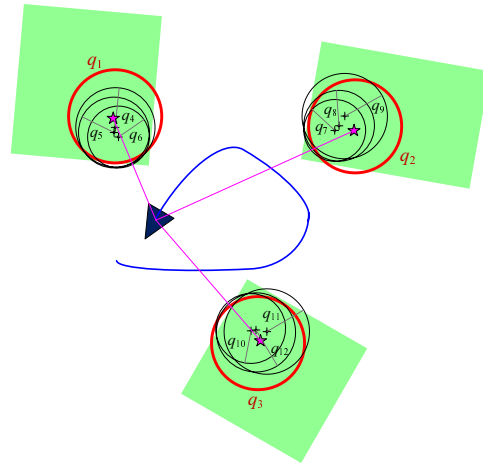


Fig. 3 Example of classification of circles extracted by the convex saliency circling process and the sonar salient features defined as a centroid of circles of each group

그림 3은 임의의 환경에서 측정되어 저장된 초음파 데이터를 이용하여 convex saliency circling 과정을 통해 추출된 원들의 예를 보여주고 있다. 이 원들 중 다수의 다른 원점들을 포함하는 특징 원 q_1, q_2, q_3 을 이용하여 circle grouping을 하고 이렇게 grouping된 원들의 원점에 대한 centroid를 sonar salient 형상(SS 형상)이라 정의한다.

3. 선형상의 추출과 운용

실내 주행 로봇이 벽면과 같은 곳에서 추출한 선형상의 형상정보는 EKF 기반의 동시적 환경지도 작성 및 위치추정 알고리즘에 사용되며 연속적인 갱신 및 교합과정을 거치게 된다. 이 과정에서 선형상의 형상정보를 전역 좌표계 상의 원점에서 선형상까지 방향각과 최단거리로 표현하는 기존의 (r, θ) 표현법은 EKF 기반의 형상 갱신과정에서 큰 오차를 유발시킨다.

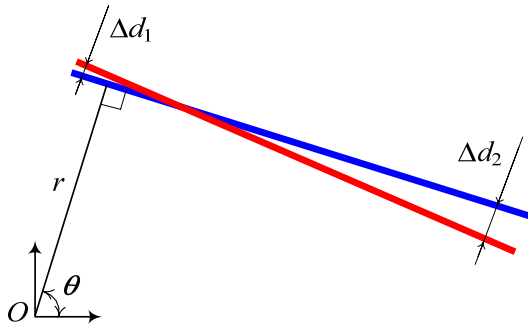


Fig. 4 Local effects caused by the relative correction differences between two line features during the EKF-updating process

그림 4 에서 보는 것처럼 갱신 전 선 형상(blue) 이 갱신 후 선 형상(red)과 같이 원점을 기준으로 ($\Delta r, \Delta \theta$)만큼 보정되었을 경우 선 형상의 형상학적 특성 상 상대적 보정 차가 국부적 영향을 받게 된다(예: $\Delta d_1 \ll \Delta d_2$). 이러한 형상학적 불확실성은 선 형상의 길이가 길어질수록 더 증가하며 이는 근본적으로 기존의 (r, θ) 표현법이 가지는 한계라고 할 수 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해 본 연구에서는 선 형상을 선의 양 끝점으로 표현하고 갱신, 관리하는 방법을 제안하고자 한다.

(r, θ)로 표현되던 선 형상은 양 끝의 위치 정보를 이용하여 (x_s, y_s, x_e, y_e)로 표현할 수 있다. 이와 같은 표현법은 EKF 기반의 SLAM 갱신 시 기존 (r, θ) 표현법에서 발생할 수 있는 국부적 불확실성에 의한 오차가 발생하지 않기 때문에 연속적인 갱신이 수행되어도 형상 지도의 전반적인 안정성 (consistency)을 유지할 수 있게 된다.

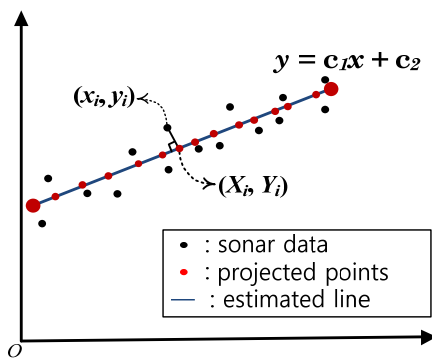


Fig. 5 Line feature and endpoints extraction method using sonar data

이러한 양 끝점의 좌표를 찾기 위해 우선 그림 5 에서와 같이 line group 으로 분류된 n 개의 초음파 데이터들을 2 차원 평면상의 점(point) 좌표 (x_i, y_i)로 정의하고, 이 점들을 이용한 최소 자승법 (Least squares method)으로 추출된 선 형상을 평면상의 직선(line) $y=c_1x+c_2$ 로 정의한다. 다음으로 n 개의 점 좌표를 각각 직선 위에 내린 수선의 발의 좌표를 projected point (X_i, Y_i)로 정의하였을 때 임의의 두 개의 projected points 사이의 직선거리를 측정하는 과정을 거치게 된다. 최종적으로 이들 중 가장 거리가 멀리 떨어져 있는 두 점을 선 형상의 양 끝점의 좌표로 정의하며 표 2 는 이러한 과정을 나타낸 pseudo-code 이다.

Table 2 Pseudo-code : Line and endpoints extraction

LeastSquare{In : (x_1, y_1), ..., (x_n, y_n) ; Out: c_1, c_2 }	(a)
for $i = 1 \rightarrow n$ {	(b)
$X_i = f_1(c_1, c_2, x_i, y_i), Y_i = f_2(c_1, c_2, X_i)$	(c)
}	
for $p = 1 \rightarrow n$	(d)
for $q = p+1 \rightarrow n$	(e)
Distance = $f_3(X_p, Y_p, X_q, Y_q)$	(f)
If Distance > Max_Distance	(g)
E = [$X_p, Y_p; X_q, Y_q$]	(h)

(a) line group 으로 분류된 n 개의 초음파 데이터 들이 입력값이 되고 이 값들을 이용하여 최소 자승법으로 line fitting 을 하였을 때 직선 파라미터 c_1 과 c_2 가 출력값이 된다.

(b) line group 내 n 개의 점 좌표 중 하나를 선택 하여 (a)과정에서 구한 직선 위에 내려진 projected point 의 좌표를 구한다. n 개의 초음파 데이터 각각에 해당하는 projected points 를 모두 구하기 위해 n 번의 과정을 거친다.

(c) projected point 의 x, y 좌표 값을 구하기 위한 함수이며 이는 식 (1)과 같다.

$$X_i = \frac{x_i + c_1 y_i - c_1 c_2}{c_1^2 + 1} \tag{1}$$

$$Y_i = c_1 X_i + c_2$$

(d) n 개의 projected points 중 임의의 첫 번째 projected point 를 선택한다.

(e) 임의의 두 번째 projected point 를 선택한다.

(f) 선택된 두 개의 projected points 사이의 직선 거리를 계산한다.

(g) 선택된 두 점 사이의 거리가 다른 임의의 두 점 사이의 거리보다 더 큰 값인지를 판단한다.

(h) 최종적으로 가장 큰 거리 값을 가지는 두 점을 선 형상의 양 끝점으로 정의하고 선 형상의 형상정보로 관리한다.

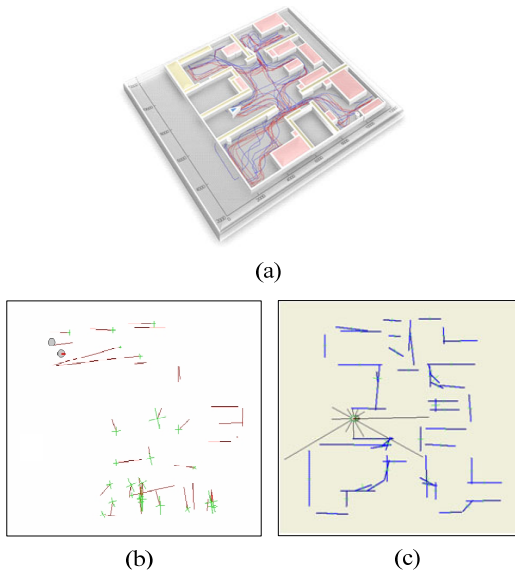


Fig. 6 (a) Odometry and estimated trajectories in a real home environment, (b) Result of a classical EKF based SLAM. A small uncertainty of observation leads to fail the SLAM consistency easily, and (c) Results of line feature maps using a new expression of line features

그림 6(b)와 (c)는 (a)와 같은 실내 환경에서 수행하는 동안 기존 (r, θ) 표현법과 $(x_{ss}, y_{ss}, x_{le}, y_{le})$ 표현법에 의한 EKF 기반의 SLAM 결과를 각각 보여주고 있다. 그림 6(b)에서 보는 것처럼 기존의 표현법으로는 EKF SLAM 의 갱신이 연속적으로 수행되는 동안 길이가 길거나 원점으로부터 멀리 있는 선 형상은 안정적 위치 보정이 어려움을 확인할 수 있다. 반면 그림 6(c)와 같이 양 끝점의 표현법을 이용하였을 때 선 형상의 위치 갱신이 안정적으로 이루어질 수 있음을 확인할 수 있다.

4. EKF 기반의 SLAM

초기의 SLAM 알고리즘은 베이저안 필터

(Bayesian filter)에 근간을 둔 확장칼만필터를 바탕으로 발전되어 왔다. 이 방법은 작은 수의 파라미터로 형상 지도를 표현하고 관리할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 본 연구에서는 로봇의 위치, SS 형상, 그리고 선 형상의 시작과 끝점 정보를 지도 변수로 한다. EKF 기반의 SLAM 을 위한 지도 변수의 확률적 표현은 다음과 같다.

$$X = \begin{bmatrix} X_{E_0} \\ \vdots \\ X_{E_n} \end{bmatrix} \quad \text{and} \quad P = \begin{bmatrix} P_{E_0 E_0} & \cdots & P_{E_0 E_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{E_n E_0} & \cdots & P_{E_n E_n} \end{bmatrix} \quad (2)$$

지도벡터 X 는 로봇의 위치 (x_r, y_r, θ_r) , SS 형상의 위치 (x_{ss}, y_{ss}) , 그리고 선 형상의 시작과 끝점의 위치 $(x_{ls}, y_{ls}, x_{le}, y_{le})$ 로 구성된다. 행렬 P 는 지도벡터 X 의 공분산행렬이다. 이 변수들은 로봇의 동작 모델(robot motion model)을 통해 prediction 과정을 거치며, 센서 관찰모델(sensor observation model)을 통해 갱신 과정(EKF updating stage)을 거치게 된다. 본 연구에서 사용된 로봇은 차동구동형식(differential drive type)으로 동작모델 $g(u)$ 는 다음과 같다.

$$g(u) = \begin{bmatrix} \frac{R(\omega_r + \omega_l)}{2} \Delta T \cdot \cos(\theta_v) \\ \frac{R(\omega_r + \omega_l)}{2} \Delta T \cdot \sin(\theta_v) \\ \frac{R(\omega_r - \omega_l)}{b} \Delta T \end{bmatrix} \quad (3)$$

입력변수 u 는 두 바퀴의 속도벡터이며 ω_r 과 ω_l 은 오른쪽과 왼쪽 바퀴의 각속도가 된다. ΔT 는 바퀴의 각속도 측정 간격시간이며 R 은 바퀴의 반지름, b 는 두 바퀴 사이의 거리가 된다.

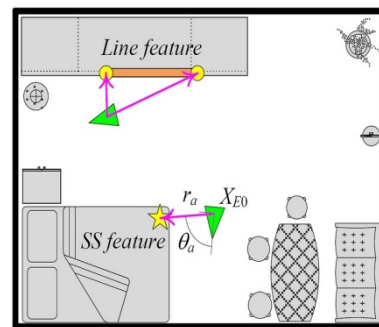


Fig. 7 Information for a new observation of sonar salient feature relative to the robot frame

그림 7 에서 보는 바와 같이 새롭게 측정된 SS 형상이나 선 형상은 지도백터에 아래와 같이 추가 등록된다.

$$X^* = \begin{bmatrix} X \\ y(\hat{X}_{E_0}, z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X \\ x_v + r_a \cos(\theta_a + \theta_v) \\ y_v + r_a \sin(\theta_a + \theta_v) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$P^* = \begin{bmatrix} P & P \cdot Y_v^T \\ Y_v \cdot P & Y_v \cdot P_{E_0 E_0} \cdot Y_v^T + Y_z \cdot R \cdot Y_z^T \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서 R 은 초음파 센서에 의해 추출된 형상의 거리와 방향 측정오차분산(measurement noise deviations) σ_x 와 σ_y 로 이루어진 2×2 공분산행렬(covariance matrix)이다. Y_v 와 Y_z 는 형상 초기화 함수 $y(\hat{X}_{E_0}, z)$ 의 자코비언(Jacobian)행렬이며 다음과 같다.

$$Y_v = \frac{\partial y(\hat{X}_{E_0}, z)}{\partial X_{E_0}} \quad \text{and} \quad Y_z = \frac{\partial y(\hat{X}_{E_0}, z)}{\partial z} \quad (6)$$

5. 실험결과

그림 8 에서 보는 바와 같이 실험은 약 30°의 빔 폭을 갖는 16 개의 Polaroid 초음파 센서를 장착한 차동구동 방식의 Pioneer-3DX 이동 로봇을 사용하여 수행되었다. 그림에서 보이는 SICK사의 레이저스캐너(laser scanner)는 사용되지 않았으며 초음파 센서만 사용하였다. 초음파 센서는 전방 8 개, 후방 8 개로 배치되었다. 그림 10 에서 보는 바와 같이 실험은 약 (12x10)m 크기의 실제 가정환경에서 수행되었다. 이동 로봇이 0.2m/s 의 평균속력으로 실험 환경을 주행하는 동안 초음파 데이터는 1Hz 의 빈도수로 측정되었다(초당 16 개의 초음파 데이터 세트 저장).

그림 10 은 20 여분 동안 실험환경에서 수행한 SLAM 결과를 보여준다. 그림 10(a)는 sonar salient 형상만을 사용하였을 때의 결과이고 그림 10(b)는 선 형상을 포함하여 사용하였을 때의 결과를 나타낸다. 오차 공분산은 EKF 알고리즘에서의 추정값이 참값에서 얼마나 차이가 나는지를 나타내는 추정값의 정확도에 대한 척도인데, 그림 11 의 주행중 로봇 위치 공분산행렬의 행렬식 추이에서 보는 바와 같이 선 형상까지 포함하여 수행한 SLAM

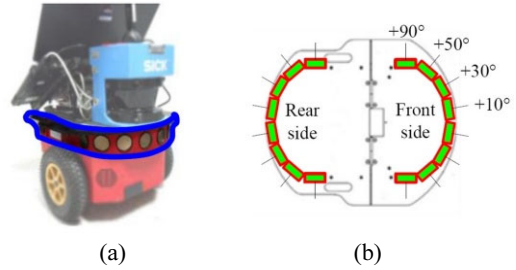


Fig. 8 Robot platforms (a) Pioneer-3DX mobile robot equipped with Polaroid sonar sensors, and (b) sixteen Polaroid sonar sensors position in a top view of the Pioneer-3DX

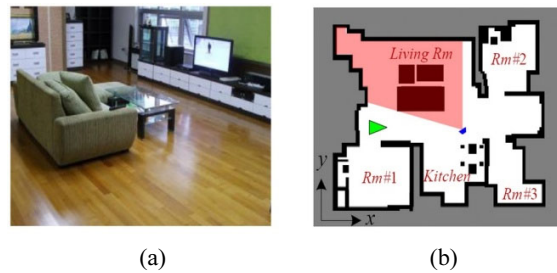


Fig. 9 Experimental home environment: (a) photo of the home environment, and (b) its CAD map

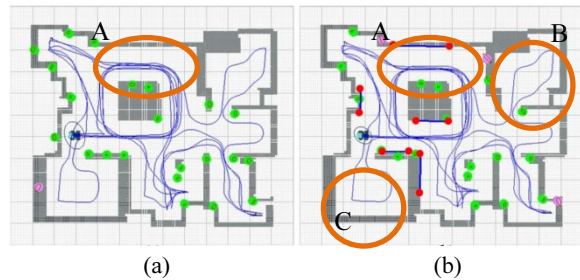


Fig. 10 Feature extraction on exploration: (a) only SS feature, and (b) together with line features

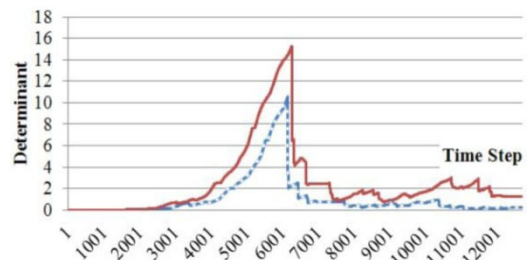


Fig. 11 Determinant of the robot pose covariance: red plot(Fig 11(a)'s) and blue dot plot(Fig 11(b)'s)

결과가 SS 형상만을 사용하여 수행한 결과보다 더욱 안정적인 것을 확인할 수 있다. 특히 그림 10에 표시된 특별한 특징이 없는 긴 벽의 A 영역에서는 어떠한 SS 형상도 추출되지 않고 있음을 확인할 수 있다. 만약 이동로봇이 주어진 임무를 수행하기 위해 A 영역에서 긴 주행을 할 경우 SS 형상만으로는 보정 기회를 얻을 수 없으므로 결국 SLAM 이 실패할 확률이 높아지게 된다. 반면 A 영역에서 충분히 추출될 수 있는 강인한 선 형상을 함께 사용할 경우 A 영역에서 장시간 주행을 한다 할지라도 선 형상과의 보정을 통해 로봇의 위치 불확실성이 발산되지 않을 수 있게 된다. 그림 11에서 보듯이 loop closing 이 일어난 7000 step 이후부터는 선 형상이 함께 사용되는 SLAM 성능 (blue dot plot)이 훨씬 안정적임을 확인할 수 있다.

6. 결론

본 논문에서는 초음파 센서의 여러 문제점들을 극복하기 위해 복잡한 가정 환경의 SLAM 에서 적합한 sonar salient 형상을 소개하였다. 그리고 SS 형상이 추출되기 힘든 convex saliency 가 부족한 부분에서의 낮은 형상추출빈도(observation sparsity)를 극복하기 위해 추출조건이 높은 길고 강인한 선 형상만을 함께 추출하여 사용함으로써 SLAM 갱신을 위한 연속성을 유지하도록 하였다. 실제 가정환경에 대한 실험 결과를 통해 본 논문에서 제안한 초음파 형상 SLAM 의 효용성을 검증하였다. 다만 그림 10(b)의 B 와 C 영역에서는 어떠한 SS 형상이나 선 형상도 추출되지 않고 있다. 이는 SS 형상이 추출될 수 있는 환경 특징이 없을 뿐만 아니라 강인한 선 형상이 추출하기에 벽의 길이가 짧기 때문이다. 앞으로 이 문제를 해결하고 보완할 수 있는 연구를 수행할 계획이다.

후 기

This work was supported by the Korea Research Foundation Grant funded by the Korean Government (MOEHRD, Basic Research Promotion Fund) (KRF-2008-521-D00032).

참고문헌

1. Durrant-Whyte, H. F. and Bailey, T., "Simultaneous

- localization and mapping: part I," IEEE Robotics & Automation Magazine, Vol. 13, No. 2, pp. 99-110, 2006.
2. Montemerlo, M. and Thrun, S., "Simultaneous localization and mapping with unknown data association using FastSLAM," Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1985-1991, 2003.
3. Davison, A. J., "Real-time simultaneous localisation and mapping with a single camera," Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 1403-1410, 2003.
4. Tardos, J. D., Neira, J., Newman, P. M. and Leonard, J. J., "Robust Mapping and Localization in Indoor Environments Using Sonar Data," The International Journal of Robotics Research, Vol. 21, No. 4, pp. 311-330, 2002.
5. Wijk, O. and Christensen, H. I., "Triangulation-Based Fusion of Sonar Data with Application in Robot Pose Tracking," IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 16, No. 6, pp. 740-752, 2000.
6. Huh, Y. J., Lee, S.-J. and Lim, J.-H., "A Robust Method for Managing Line Features Extracted by Sonar Sensors in EKF-based SLAM," Proc. of KSPE Autumn Conference, pp. 185-186, 2010.
7. Lee, S.-J. and Song, J.-B., "A New Sonar Salient Feature Structure for EKF-based SLAM," International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 5966-5971, 2010.
8. Lee, S.-J., Lim, J.-H. and Cho, D.-W., "Robust Feature Detection for Mapping and Localization of a Mobile Robot Using Sparsely Sampled Sonar Data," Advanced Robotics, Vol. 23, No. 12-13 pp. 1601-1616, 2009.