



동일한 형태의 특징점을 갖는 천장 영상 이용 이동 로봇 위치추정

Localization of a Mobile Robot Using Ceiling Image with Identical Features

노성우* · 고낙용[†] · 국태용**
Sung Woo Noh*, Nak Yong Ko[†], and Tae Yong Kuc**

*(주)유프랜드, [†]조선대학교 전자공학과, **성균관대학교 전자전기공학부
*SAFETY TECHNOLOGY YOUFRIEND Co.,Ltd.
[†]Dept. Electronics Engineering, Chosun University
**School of Electrical of Electronics Engineering, SungKyunKwan University

요약

본 논문은 천장 영상 정보를 이용한 이동 로봇 위치추정 방법을 제안한다. 지도상에 천장 영상의 랜드마크의 위치는 미리 알고 있지만, 지도상의 랜드마크와 감지된 랜드마크 사이의 대응관계 정보는 주어지지 않는다. 단지, 로봇의 이동 시작 단계에서 랜드마크들에 대한 상대적인 로봇의 위치가 주어진다. 로봇의 위치 및 천장 영상에서 감지된 특징점의 ID를 찾기 위해 파티클 필터 방법을 이용한다. 제안한 방법을 천장에 동일한 형태의 원형 랜드마크를 가진 실내 환경에서 실험하여 성능을 검증하였다. 본 논문에서 제안한 위치추정 방법은 레이저 영역 센서에 의해 측정된 벽까지의 거리 또는 RF 나 초음파에 의해 측정된 비이컨까지의 거리 값에 큰 불확실성이 존재하는 물류 창고와 같은 환경에서 사용하기에 적합하다.

키워드 : 이동로봇, 위치추정, 천장 영상, 동일한 랜드마크, 파티클 필터, 대응점

Abstract

This paper reports a localization method of a mobile robot using ceiling image. The ceiling has landmarks which are not distinguishable from one another. The location of every landmark in a map is given a priori while correspondence is not given between a detected landmark and a landmark in the map. Only the initial pose of the robot relative to the landmarks is given. The method uses particle filter approach for localization. Along with estimating robot pose, the method also associates a landmark in the map to a landmark detected from the ceiling image. The method is tested in an indoor environment which has circular landmarks on the ceiling. The test verifies the feasibility of the method in an environment where range data to walls or to beacons are not available or severely corrupted with noise. This method is useful for localization in a warehouse where measurement by Laser range finder and range data to beacons of RF or ultrasonic signal have large uncertainty.

Key Words : Mobile Robot, Pose Estimation, Ceiling Image, Undistinguishable Landmarks, Particle Filter, Correspondence.

Received: Sep. 17, 2015

Revised : Jan. 27, 2016

Accepted: Feb. 25, 2016

[†]Corresponding authors

nyko@chosun.ac.kr

1. 서론

이동 로봇이 작업 공간 내에서 위치를 인지하는 위치추정 기술은 자율주행을 위한 필수 기술이다. 위치추정을 위해 로봇은 외부 환경에서 특정한 요소들을 인식하는 능력과 스스로 판단하는 능력을 가져야 한다. 위치추정을 위해 자기수용성(Proprioceptive) 정보와 외수용성(Exteroceptive) 정보를 융합하는 방법들을 많이 사용한다. 주행 환경과 로봇의 이동 특성에 잘 부합하는 센서들을 선정하고, 측정된 센서 정보를 적절히 융합하는 것이 위치추정방법의 적용에 주요한 요소이다. 자기수용성 정보와 외수용성 정보를 융합하는 대표적인 방법들로는 베이스 필터(Bayes filter) 원리에 바탕을 둔 칼만 필터(KF, Kalman filter) 방법과 파티클 필터(PF, Particle filter) 등이 있다. KF를 비선형 시스템에 적용한 확장칼만필터(EKF), 무향 칼만 필터(UKF)도 많이 사용되고 있다[1]. 이러한 필터링 방법들은 예측과 보정단계를 통하여 위치를 추정한다. 예측 단계는 자기수용성 정보들을 이용하여 로봇의 위치를 예측하고, 보정 단계는 예측된 로봇 위치를 외수용성 정보를 이용하여 보정하여 최종적으로 위치를 검출한다.

이 논문은 2015학년도 조선대학교 학술연구비의 지원을 받아 연구되었음(This study was supported by research fund from Chosun University, 2015)

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

자기 수용성 정보는 내부에서 감지된 신호에 의해 구해진 로봇의 상태 정보이다. 엔코더, 관성센서 등은 대표적인 자기수용성 정보를 검출하는 센서로서 데드레크닝(dead-reckoning)에 이용된다[2]. 외수용성 정보는 외부로부터의 신호를 통하여 구해진 로봇의 상태 정보이다. 지그비(Zigbee)를 이용한 거리 측정 값, 초음파 위성(USAT), 레이저 영역 센서(Laser range finder)에 의한 거리 측정값 등이 외수용성 정보에 해당한다. 이러한 센서 정보들을 이용하여 최소 자승법(Least squares) 또는 삼변측량법(Triangulation) 등에 의하여 로봇의 위치를 알아낼 수 있다[3].

물류 창고는 넓고 천장이 높은 실내 공간을 갖는다. 실내는 수시로 위치가 변하는 불규칙한 크기의 화물들이 쌓여있다. 이로 인하여 평면의 형상 정보가 수시로 변하여 레이저영역 센서에 의한 위치 추정을 적용하기 어렵다. 또한 쌓인 화물들로 인하여 비이컨에서 방사되는 RF 신호나 초음파신호가 로봇에 도달하기까지 많은 간섭을 받아서 거리 정보에 의존한 위치 추정도 어렵다. 본 연구에서는 이러한 물류창고 환경에서 사용 가능한 천장 영상을 이용한 위치 추정방법을 제안한다.

영상 정보를 이용한 위치추정은 많은 연구가 이루어져왔다. 천장 영상에서 사각형, 원, 모서리, 직선 등 서로 다른 특징점을 추출하여 비교 매칭을 통해 최소 자승법 또는 삼변측량법 등에 의하여 위치를 추정하는 방법[4-6]과 스타게이지(stargazer)와 같이 서로 용이하게 구분되어 식별(identify)되는 인공적 특징점 정보를 사용하는 방법도 있다[7]. 또한, 필터링 방법을 적용하여 SLAM을 구현하는 방법도 있다. 관련 논문[8-10]은 천장의 코너를 추출하여 EKF SLAM을 실현하였고, [11]은 천장 카메라와 키넥트 센서를 이용하여 공간 지도를 작성한 후, SIFT 방법을 통하여 로봇 위치 후보지를 선정하고 파티클 필터를 통해 위치를 갱신하였다. [10]은 Joint Compatibility Branch and Bound(JCBB)방법을 이용하여 특징점을 선택하고 [12]는 Arbitrarily Shaped(AS) Features 방법을 이용하여 특징점의 방향을 바탕으로 대응점을 구하였다. 대부분의 기존 방법들은 서로 다른 특징을 갖는 특징점들로 이루어진 환경에서 비교 매칭이나 필터링 방법을 통해 위치를 추정하였다.

본 논문은 기존의 대부분의 방법들과 달리 서로 구분되지 않는 단일한 형태의 특징점들만을 가진 천장 환경에서 위치를 추정하는 방법을 제안한다. 지도에는 단지 특징점들의 위치들만이 주어진다. 따라서 로봇은 주행 중 영상 정보를 통해 동일한 형태의 특징점들이 검출되면 검출된 특징점에 대응하는 지도상의 특징점의 ID를 파티클 필터를 통해 찾아낸다. 그리고 내수용성 정보에 의해 로봇의 선 속도와 회전 속도를 계산하여 로봇 위치 파티클들을 예측한다. 예측된 특징점과 예측된 로봇까지의 거리, 각도, 특징점의 ID와 검출된 특징점들을 비교하여 예측된 파티클 위치를 보정하고 신뢰도를 구하여 새로운 파티클 집합을 생성하여 로봇 위치를

추정한다.

본 논문에서 제안한 방법이 적용될 수 있는 공간은 물류센터와 같이 화물의 재고 및 적재 상태에 따라 작업 환경이 수시로 바뀌는 곳이다. 물류센터는 작업 환경이 비정형이고 가변성이 있어서, 레이저 영역 센서에 의해 측정된 데이터의 불확실성이 높아 위치추정 효율성이 떨어진다. 또한 RF나 초음파 비이컨에 의한 거리 측정값도 높이 쌓여있는 화물들로 인하여 부정확하여 위치추정에 사용하기 어려운 환경이다. 본 논문에서 제안한 방법은 천장에서 서로 구분하기 어려운 단일한 형태의 전등 또는 규칙적인 형태를 보이는 특징점이 있는 환경에 적용하기가 유용하다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 천장의 영상 정보를 획득하는 방법에 대해서 설명하고, 3장에서는 획득한 천장 영상 정보를 이용하여 파티클 필터를 통해 위치를 추정하는 방법에 대해 설명한다. 4장에서는 실제 실내 환경에서 제안한 방법을 실험한 결과들을 비교 분석한다. 그리고 5장에서 결론을 맺는다.

2. 천장 영상 정보 획득

2.1 천장 영상에서 특징점 검출

천장에서 원 형태를 가진 특징점을 추출하는 과정은 그림 1과 같다. 입력 영상을 통해 영상을 얻을 때 주변의 밝기에 의해 잡음이 발생한다. 잡음은 영상의 화질 및 스케일링, 특징 추출의 영상처리의 효과를 감소시킨다. 따라서 잡음 제거는 영상 처리에 있어 필요하다. 본 논문에서 잡음 가우시안 필터를 이용한다. 잡음이 제거된 영상은 주위 배경에 비해 물체의 색상이 뚜렷한 차이를 갖는다. 잡음이 제거된 영상을 바탕으로 그레이 스케일 변환(이진화 처리)은 임계값(Threshold)을 기준으로 검정색과 흰색으로 나누어 특징점 검출을 단순하게 한다. 이진화 처리에서 추출된 정보에 허프 변환을 적용하여 이용하여 원의 특징들을 추출한다[13]. 그리고 마지막 단계로 추출된 원 형태의 특징점 위치를 영상좌표계에서 로봇 좌표계로 변환하여 이동 로봇에서 특징점까지의 거리와 방향각을 구한다.

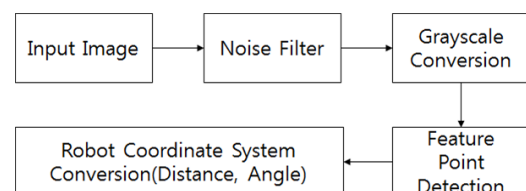


그림1. 천장 이미지에서 감지된 원형 특징의 거리 및 각도를 얻기 위한 절차

Fig. 1. Procedure to get the range and bearing of a detected circular feature from ceiling image

로봇에서 특징점까지의 거리와 방향각은 식 (1-3)로 나타낸다[14].

$$P = \sqrt{u^2 + v^2 + f^2} \times \frac{h}{f} \quad (1)$$

$$\theta = \text{atan2}(u, -v) \quad (2)$$

$$\varphi = \text{atan2}(f, \sqrt{u^2 + v^2}) \quad (3)$$

F 는 로봇과 원형 특징점 사이의 거리, θ 는 로봇에서 봤을 때 수평 평면상에서 특징점의 방향 (azimuth), φ 는 로봇에서 봤을 때 특징점의 수직 방향 (elevation)을 의미한다. 식 2,3에서 atan2 를 적용하는 이유는 특징점이 영상 이미지를 중심으로 모든 사분면에서의 각도 검출이 가능하기 때문이다. u 와 v 는 이미지 중심을 원점으로 하는 이미지 상에서의 특징점의 위치를 의미한다. f 는 초점거리(focal length)로서 u, v, f 는 모두 픽셀을 단위로 한다. h 는 로봇과 천장 사이의 거리를 의미한다. 천장 높이가 다르면 로봇과 특징점 사이의 거리 값의 오차가 발생하게 된다. 천장의 높이가 높게 설정된 경우 렌즈를 통해 들어온 영상의 픽셀수가 많아지게 되어 실제 거리 값보다 길어진다. 따라서 본 논문에서는 동일한 천장 높이에서 실험을 수행 한다.

위치 추정을 위하여 원래 천장에 부착된 원형의 전등 방송용 스티커를 특징점으로 사용한다. 그러나 전등과 스피커가 서로 멀리 떨어져있는 경우에는 인공의 특징점을 추가한다. 천장에 부착된 전등, 스피커, 그리고 인공 특징점은 그림 2에 나타나있다. 파란색 원은 인공 특징점, 빨간색 원은 전등을 표시한다. 전등, 스피커, 그리고 인공 특징점은 크기가 비슷하여 서로 구분이 되지 않는다.



그림 2. 천장에 부착된 특징: 라이트, 스피커, 인공 표식장치

Fig. 2. Features on the ceiling: lights, speakers, and artificial landmarks

2.2 감지된 특징점 ID 식별

영상 처리에 의하여 서로 구분되지 않는 단일한 형태의 특징점을 사용하므로, 영상 처리만으로는 검출된 특징점들의 ID를 그림 3 처럼 구별할 수 없다.

본 절에서는 동일한 형태를 갖는 특징점들을 이용하여 ID를

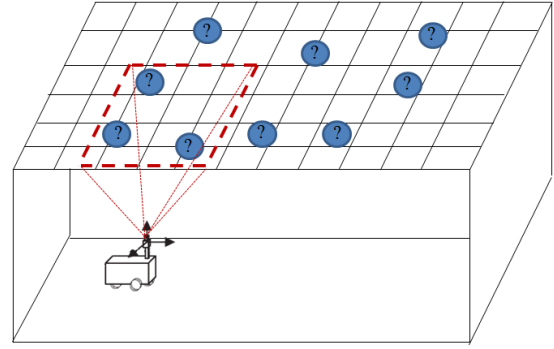


그림 3. 천장 이미지에서 감지된 특징 연관성 문제

Fig. 3. Problem of associating a feature in the map to a feature detected from ceiling image

식별하는 방법을 설명한다. 특징점 ID 식별 방법은 예측된 로봇 위치를 기준으로 천장 영상에서 감지된 특징점 주위에 파티클들을 이용한다. 이 방법은 천장 영상에서 감지된 특징점의 거리, 각도 정보와 특징점 주위에 있는 파티클을 통해 계산된 거리, 각도 정보를 가우시안 필터 방법을 적용하여 가장 신뢰도가 높은 값을 ID로 나타낸다. 표 1은 특징점 ID를 찾기 위한 알고리즘이다.

표 1. 감지된 특징점들 간의 대응점을 구하는 의사코드

Table 1. Algorithm to find the correspondence between detected features and features in the map

Algorithm ID Solve(z_i, x_i, E)

1. for $m = 1$ to M do
2. $F_i^m = \text{Distance_Min}(E, x_i^m), i=1, 2, \dots, N$
3. $w_i^m = \text{Belief}(z_i, F_i^m, x_i^m), i=1, 2, \dots, N$
4. $id = \underset{i}{\text{argmax}}(w_i^m)$
5. end for

z_i : Distance and angle information detected in the image

$x_i = \{x_i^j | i=1, 2, \dots, M\}$: Set of particles

E : Feature map information

F_i^m : The i -th closest feature from the particle x_i^m

w_i^m : Belief corresponding to the feature F_i^m

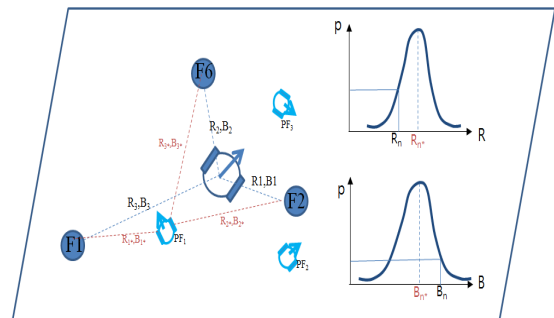


그림 4. 확률적인 모델을 이용한 감지된 특징점들의 ID를 구하는 방법

Fig. 4. Method to find identification of detected features using probabilistic model

표 1에서 Line 2는 파티클에 가장 근접한 N 개의 특징점 F_i^r 을 찾는다. Line 3은 파티클에서 계산된 특징점 $F_i^r(i=1,2,\dots,N)$ 의 거리, 각도와 감지된 특징점에서 계산된 거리, 각도 값을 가우시안 분포로 비교하여 신뢰도 $w_i^r(i=1,2,\dots,N)$ 를 결정한다. Line 4는 Line 3에서 계산된 신뢰도 중에서 가장 높은 값을 ID로 선택한다. 신뢰도를 결정을 나타낸 그림 4는 특징점 ID를 찾는 방법을 도식화하였다.

특징점에서 계산된 거리 $R_n(R_1, R_2, R_3)$, 각도 $B_n(B_1, B_2, B_3)$ 값과 파티클 PFI에서 나타낸 거리 $R_n^*(R_{1^*}, R_{2^*}, R_{3^*})$, 각도 $B_n^*(B_{1^*}, B_{2^*}, B_{3^*})$ 값들은 가우시안 필터를 적용하여 신뢰도를 구하게 된다. 신뢰도는 거리에 대한 확률 값, 각도에 대한 확률 값의 곱으로 나타낸다.

특징점에 대한 신뢰도를 구하는 방법은 식 (4)과 같다. P_r 은 천장 영상에서 감지된 특징점까지의 거리 값과 파티클에서 계산된 거리 값에 대한 확률 값이다. P_b 는 천장 영상에서 감지된 특징점까지의 각도 값과 파티클에서 계산된 각도 값에 대한 확률 값이다. w_t^n 은 P_r , P_b 의 곱으로 파티클의 신뢰도를 나타낸다. 이때, 모든 파티클에 대한 거리, 각도 값을 계산하고 각각의 파티클들의 신뢰도 값을 저장한다.

$$P_r(z_{i,r}^i, z_{i,r}^{i*}, \sigma_r^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_r^2}} e^{-\frac{(z_{i,r}^i - z_{i,r}^{i*})^2}{2\pi\sigma_r^2}} \quad (4)$$

$$P_b(z_{i,b}^i, z_{i,b}^{i*}, \sigma_b^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_b^2}} e^{-\frac{(z_{i,b}^i - z_{i,b}^{i*})^2}{2\pi\sigma_b^2}} \quad (5)$$

$$w_t^n = P_r \cdot P_b \quad (6)$$

3. 파티클 필터 위치 추정 방법

3.1 모션 모델

파티클 기반 위치 추정 과정은 예측 단계와 보정 단계로 나뉘어진다. 예측 단계는 로봇에 장착된 엔코더 정보에 의하여 로봇의 선 속도와 회전 속도를 계산하여 파티클들의 위치를 예측한다. 보정 단계는 예측 단계에서 구해진 파티클들에 대하여 영상 정보에서 검출한 특징점들의 방향각과 거리 값을 이용하여 신뢰도를 구하여 새로운 파티클 집합을 생성한다.

모션 모델은 자기수용성 정보인 선속도와 회전 속도를 이용하여 파티클들의 위치를 예측한다. 표 2 *Sample_Motion_Model_Velocity* 은 이전 파티클이 현재 속도 정보에 대응하여 파티클이 이동하는 모션모델 알고리즘이다. 이때 $\alpha_1 \sim \alpha_6$ 파라미터에 따라 파티클에 불확실성을 추가하여 이동 로봇에 대한 동작을 예측한다. u 는 이동

로봇의 속도 정보, x_i 은 파티클의 위치(x, y, θ)를 나타낸다. *Sample(b)* 함수에 의해 선택된 값들은 표준편차 b 인 정규분포를 갖는 확률 변수가 된다. 이는 *Sample(b)* 함수를 이용하여 이동 로봇의 속도 정보와 파라미터 $\alpha_1 \sim \alpha_6$ 에 의해 로봇 동작의 불확실성을 모델링 한다.

표 2. 파티클 필터의 모션 모델
Table 2. Motion model algorithm of particle filter

```

Sample_Motion_Model_Velocity( $u, x_{t-1}$ )
{
     $\hat{v} = v + \text{sample}(\alpha_1 v^2 + \alpha_2 \omega^2)$ 
     $\hat{\omega} = w + \text{sample}(\alpha_3 v^2 + \alpha_4 \omega^2)$ 
     $\hat{\gamma} = \text{sample}(\alpha_5 v^2 + \alpha_6 \omega^2)$ 
     $x' = x - \frac{\hat{v}}{\hat{\omega}} \sin \theta + \frac{\hat{v}}{\hat{\omega}} \sin(\theta + \hat{\omega} \Delta t)$ 
     $y' = y + \frac{\hat{v}}{\hat{\omega}} \cos \theta - \frac{\hat{v}}{\hat{\omega}} \cos(\theta + \hat{\omega} \Delta t)$ 
     $\theta' = \theta + \hat{\omega} \Delta t + \hat{\gamma} \Delta t$ 
    return  $x_t = (x', y', \theta')^T$ 
}
    
```

3.2 센서 모델

센서 모델은 모션 모델에서 예측된 파티클에서 계산된 데이터와 실제 센서 데이터를 비교하여 각각의 파티클에 대한 신뢰도를 결정한다. 신뢰도는 식 (7-9)와 같이 계산된다. P_r 은 거리 데이터에 대한 평균 및 표준편차의 가우시안 확률 값이며 P_b 는 각도 정보에 대한 평균 및 표준편차 가우시안 확률 값이다.

$$w_t^n = \prod_i P_i^r \cdot P_i^b \quad (7)$$

$$P_i^r = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{hit_range}^2}} e^{-\frac{(z_{i,r}^i - z_{i,r}^{i*})^2}{2\pi\sigma_{hit_range}^2}} \quad (8)$$

$$P_i^b = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{hit_bearing}^2}} e^{-\frac{(z_{i,b}^i - z_{i,b}^{i*})^2}{2\pi\sigma_{hit_bearing}^2}} \quad (9)$$

w_t^n 는 거리와 각도에서 계산된 확률 값의 곱으로 신뢰도를 결정한다. $Z_{i,r}^r, Z_{i,b}^b$ 는 이동 로봇에서 감지된 특징점까지의 거리, 각도 정보이며 $Z_{i,r}^{r*}, Z_{i,b}^{b*}$ 은 파티클에서 계산된 거리, 각도 정보이다. $\sigma_{hit_range}^2, \sigma_{hit_bearing}^2$ 은 거리와 각도에 대한 표준편차이다.

3.3 리샘플링

리샘플링은 각 파티클에 부여된 신뢰도 값을 기반으로 파티클들을 추출하는 과정이다. 신뢰도가 높을수록 선택될 확률이

높게 한다. 신뢰도가 높은 파티클은 여러 번 중복하여 선택된다. 리샘플링은 룰렛 방법, 균등선택 방법 등을 사용한다[15].

4. 실험 및 고찰

실험에 사용된 로봇과 카메라를 그림 5에 나타내었다. 실험 환경과 로봇 시스템의 사양을 표 3에 서술하였다. 로봇이 주행하기 위한 실내의 천장 높이는 2.42m로 모든 작업 공간에서 동일하다. 특징점의 총 개수는 297개이다. 특징점들은 로봇이 주행하는 모든 위치에서 반드시 1개 이상이 검출되도록 설치하였다. 이동 로봇의 최대 선 속도와 회전속도는 0.4m/s, 0.7 rad/s 이다.

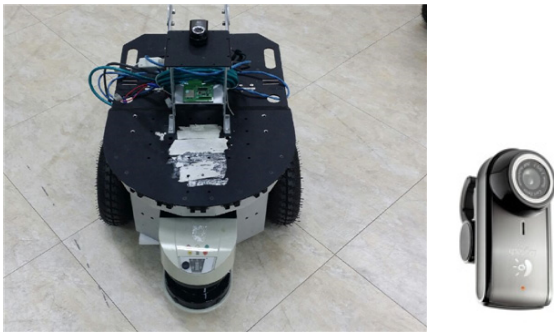


그림 5. 실험에 적용한 차륜형 로봇과 카메라
Fig. 5. Differential drive robot and the camera used for the experiment

표 3. 실험 환경과 로봇 시스템 정보
Table 3. Experimental environment and the robot system information

Experimental environment	
Camera detection range	W:2.4m, L:2.0m
Map size	W:100m, L:50m, H:2.42m
Number of features	297 unit
Robot specification and algorithm information	
Robot dimension	(L)600mm × (W)450mm × (H)320mm
Robot weight	21kg
Motor	60W BLDC motor, Max, 3,000
Robot velocity(max)	Translational velocity: 0.4m/s Rotational velocity: 0.7rad/s
Algorithm processing time	60ms
Number of particles	200
PF motion model parameter	$\alpha_1 : 0.3, \alpha_2 : 0.3$ $\alpha_3 : 0.1, \alpha_4 : 0.25$ $\alpha_5 : 0.001, \alpha_6 : 0.001$

실험은 광주가전로봇센터 1층에서 수행하였다. 그림 6은 실험을 실시한 작업 공간의 지도이다. 영상의 특징점은 검은색으로 나타낸 포인트이며 총 297개가 표시 되었다. 그림 6에서 보여진 궤적에 따라 로봇이 이동 중 감지되는 특징점은 146개이다.

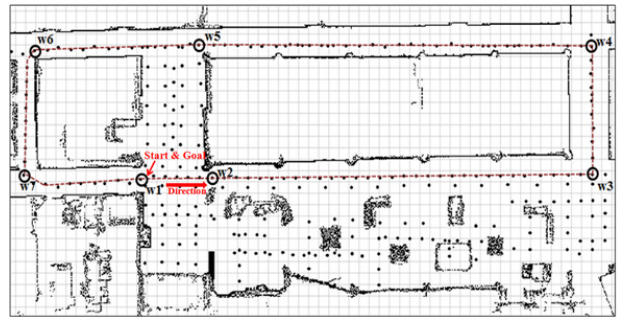


그림 6. 지도 환경과 특징점
Fig. 6. Map and features for the experiment

지도에서 각각의 격자는 1m x 1m 의 크기를 갖는다. 위치 추정 실험은 실선을 궤적으로 로봇을 주행시키며 조이스틱을 이용하여 궤적을 따라가도록 로봇을 제어하였다. 특히 경유점(w1~w7)을 정확히 통과하도록 한다. 추정된 궤적이 경유점으로부터 떨어진 거리를 위치 추정 성능 평가에 사용하였다. 주행은 5회 실시하였다. 5회 주행시 계산된 평균 거리, 시간, 속도는 135m, 380sec, 0.36m/s 이다.

그림 7은 실제 추정 위치 궤적을 나타낸다. 빨간색은 본 논문에서 제안한 천장 영상 정보를 이용하여 파티클 필터 방법을 이용한 추정 위치 궤적이며 검정색은 데드레크닝 추정 위치 궤적이다. 파티클 필터 위치추정 방법은 실제 주행 궤적과 비슷한 패턴을 형성하며 추정하였다. 데드레크닝 위치 추정은 초기에만 비슷하게 위치가 추정되지만, 시간이 지남에 따라 오차가 누적되어 추정이 실패한 결과를 보인다.

표 4는 5회 주행시 경유점(w1~w7)의 위치 x, y와 추정된 위치의 결과 x, y의 거리 오차 평균을 나타낸다. 각각의 경유점에서의 위치 오차 범위는 0.028 ~ 0.10(m)의 결과를 보인다.

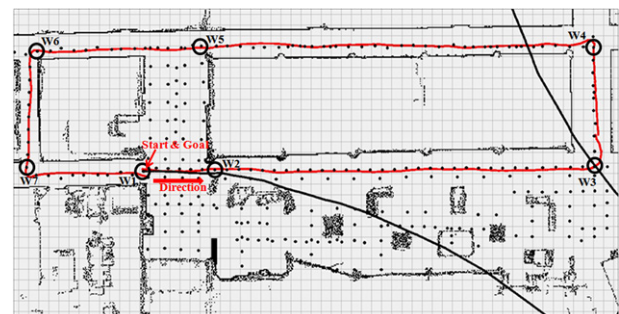


그림 7. 제안한 방법에 의한 추정된 로봇 궤적
Fig. 7. Estimated robot trajectory by the proposed method

표 5는 모든 경유점(w1~w7)을 합하여 x축, y축, 거리의 평균과 표준편차 값을 나타낸다. 표에서 나와 있듯이 x, y, 거리에 관련된 평균 오차와 표준편차는 수 cm의 위치 오차를 보인다.

표 4. 경유점의 좌표와 추정된 좌표
Table 4. Coordinates of the way points and the estimated coordinates

Way point	Actual location (x,y)	Estimated location(x,y)	Distance error(m)
W1	(30,38, 27,2)	(30,33, 27,25)	0,078102
W2	(37,47, 27,32)	(37,47, 27,40)	0,08
W3	(75,11, 27,63)	(75,01, 27,59)	0,107703
W4	(75,03, 38,85)	(75,06,38,90)	0,05831
W5	(36,13, 39,01)	(36,20, 39,00)	0,070711
W6	(19,87, 38,49)	(19,88, 38,53)	0,041231
W7	(18,81, 27,56)	(18,79, 27,58)	0,028284

표 5. 제안된 방법의 위치 추정 오차
Table 5. Position estimation error of the proposed method

	x(m)	y(m)	distance(m)
Average	0,04	0,03559	0,066334
Standard deviation	0,042857	0,023604	0,026452

그림 8은 경유점(w1~w7) 주행에 대해 매 샘플링 시각마다 감지된 특징점의 감지 횟수를 나타내었다. 실시간 영상 정보는 4400 번의 영상 정보를 획득하였고 특징점 개수는 주행시 0~6개까지 감지되었다.

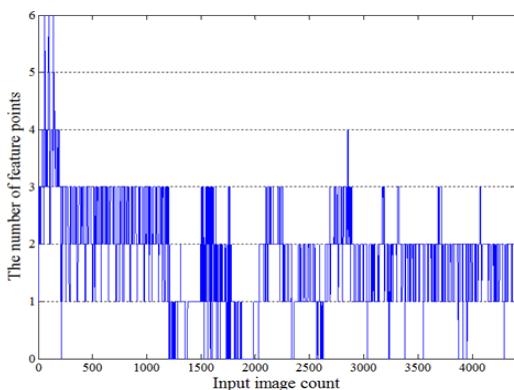


그림 8. 매 샘플링 마다 감지된 특징점의 수
Fig. 8. The number of feature points detected at each sampling time

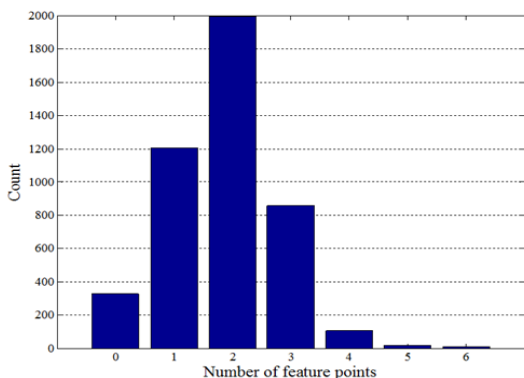


그림 9. 감지된 특징점의 히스토그램
Fig. 9. Histogram of the number of detected feature points

그림 9는 매 샘플링 시각마다 검출된 특징점의 개수를 히스토그램으로 나타내었다. 특징점이 검출되지 않는 경우가 370 번, 1개가 검출되는 경우는 1200번이 발생하였다.



그림 10. 감지된 특징점에 따른 추정 로봇 궤적 (검정색: 특징점 0~1개, 녹색: 2개 이상 감지)
Fig. 10. Robot estimated trajectory of the detected feature points(Black: feature point 0~1, Green: feature points 2 or more detection)

일반적으로 특징점이 검출되지 않거나, 소수의 특징점이 검출되는 경우 위치 추정 성능이 저하된다. 하지만 파티클 필터 방법은 적은 개수의 특징점이 출력되거나 일시적으로 특징점을 감지하지 못하였을 경우에도 모션 모델을 통하여 로봇의 위치를 예측할 수 있어서 그림 10과 같은 위치추정 결과를 얻었다. 그림 10에서 검은 선으로 나타난 추정된 궤적은 특징점이 1개 또는 0 개인 경우이고 녹색 선으로 나타난 궤적은 특징점이 2개 이상 감지되었을 때의 추정 궤적이다. 일시적으로 특징점이 0 ~ 1개가 감지된 경우에도 예측 단계만으로도 위치추정이 가능하다. 이 경우 추정오차가 커지게 되지만, 특징점이 다시 검출되면 추정오차가 다시 줄어들게 된다.

5. 결론

본 논문은 천장의 특징점들을 검출하여 로봇의 위치를 추정하는 방법을 제안하고 그 성능을 검증하였다. 특히 여러 형태의 특징점을 사용하지 않고 동일한 형태의 단일 특징 형상을 사용하였다. 확률적 모델을 사용하여 검출된 특징 점을 지도상의 특징점과 대응시키고, 로봇으로부터 특징점까지의 거리와 방향을 찾는다. 실험에서 특징점을 이용한 파티클 필터 위치 추정 오차는 0,02~0,1(m)로 나타났다. 또한 일시적으로 특징점이 검출되지 않거나 1개의 특징점만 검출되더라도 위치 추정이 가능함을 보였다.

본 연구에서 제안한 방법은 화물의 이적제가 빈번히 일어나고 높이 쌓인 화물이 많은 물류 창고에서 적용 가능하다. 레이저 영역 센서, 초음파 또는 RF 비이컨에 의한 거리측정 정보가 불안정하므로, 천장의 특징점들을 검출하여 위치 추정에 사용한다.

본 연구에서는 사전에 입력된 지도상의 특징점 위치 정보를 이용하였다. 향후 특징점 위치 정보 입력시간을 줄이고 특징점의 부착 및 제거에 따른 지도 정보 유지 보수 문제를 해결하기 위해 SLAM 방법에 대한 연구가 필요할 것으로 판단된다.

References

[1] J. Borenstein and L. Feng, "Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 12, No. 6, pp. 869-880, Dec. 1996.

[2] S. I. Roumeliotis, and G. A. George, "Bayesian estimation and Kalman filtering: A unified framework for mobile robot localization," *Robotics and Automation Proceedings*, Vol.3, pp.2985-2992, 2000.

[3] S. W. Noh, "Underwater Robot Localization Method Based on Bayes Filter Using Seabed Terrain information," Ph.D. Thesis, Chosun University, 2014.

[4] C. H. Choi, X. Xiong and B. J. Choi, "Self-Localization of Mobile Robot Using Features on the Ceiling," *Proceedings of KIIS Fall Conference*, Vol. 20, No. 2, pp 370-372, 2010.

[5] J. S. Lee, Y. C. Lim and Y. J. Ryoo, "Vision - based Self Localization Using Ceiling Artificial Landmark for Ubiquitous Mobile Robot," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 15, No. 10, pp 560-566, 2005.

[6] C. H. Choi and B. J. Choi, "A Study on Fisheye Lens based Features on the Ceiling for Self-Localization," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 21, No. 4, pp 442-448, 2011.

[7] D. W. Kim, Y. Igor, E.S. Kang and S. Jung, "Design and Control of an Omni-directional Cleaning Robot Based on Landmarks," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol. 23, No. 2, pp 100-106, 2013.

[8] H. D. Choi, D. Y. Kim and J. P. Hwang, E. T. Kim, Y. O. Kim, "Ceiling Vision based SLAM using Optical Flow," *Proceedings of KIIS Spring Conference 2009*, Vol. 19, No. 1, pp 127-129, 2009.

[9] H. D. Choi, D. Y. Kim, J. P. Hwang, E. T. Kim and Y. O. Kim, "Visual SLAM Using Ceiling Boundaries," *Proceedings of KIIS Spring Conference 2009*, Vol. 19, No. 2, pp 71-73, 2009.

[10] H. Y. Chen, D. Sun, J. Yang and W. Shang, "Orientation correction based monocular SLAM for a mobile robot,"

Proceedings of the 2008 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, pp 1378-1383, 2008.

[11] M. K. Jung and J. B. Song, "Robust Global Localization based on Environment map through Sensor Fusion," *The Journal of Korea Robotics Society*, Vol. 9, No. 2, pp 96-103, 2014.

[12] S. Y. Hwang and J. B. Song, "Monocular vision-based global localization using position and orientation of ceiling features," *2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp 3785-3790, 2013.

[13] R. O. Duda and P. E. Hart, "Use of the Hough transform to detect lines and curves in pictures," *Communications of the ACM*, Vol. 15, No. 1, pp. 11-15, 1972.

[14] H. D. Choi, D. Y. Kim, J. P. Hwang, E. T. Kim and Y. O. Kim, "A Study on Circular Features on Ceiling for SLAM," *Proceedings of KIIS Spring Conference 2009*, Vol. 19, No. 2, pp 74-76, 2009.

[15] N. Y. Ko and T. G. Kim, "Indoor Localization of a Mobile Robot Using External Sensor," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, Vol. 16, No. 5, pp.420-427, 2010.

저자 소개



노성우(Sung Woo Noh)

2008년 : 조선대학교 제어계측공학과(공학사)
 2010년 : 조선대학교 대학원 제어계측공학과
 (공학석사)
 2014년 : 조선대학교 대학원 정보통신공학과
 (공학박사)

2016년~현재 : (주)유프랜드

관심분야 : 지상 로봇 네비게이션

Phone : +82-62-602-7576

E-mail : nswking0212@gmail.com



고낙용(Nak Yong Ko)

1985년 : 서울대학교 제어계측공학과(공학사)
 1987년 : 서울대학교 대학원 제어계측공학과
 (공학석사)
 1993년 : 서울대학교 제어계측공학과
 (공학박사)

1997년~1998년, 2004년~2005년 : 미국 Carnegie Mellon Univ.
Visiting research scientist

1992년~현재 : 조선대학교 전자공학과 교수

관심분야 : 지상 로봇, 수중 로봇 자율주행

Phone : +82-62-230-7106

E-mail : nyko@chosun.ac.kr



국태용(Tae Yong Kuc)

1988년 : 서울대학교 제어계측공학과(공학사)

1990년 : 포항공과대학교 대학원
전자전기공학과(공학석사)

1993년 : 포항공과대학교 대학원
전자전기공학과(공학 박사)

1995년~현재 : 성균관대학교 전자전기공학부 교수

관심분야 : 지능로봇 제어, 다이나믹 시뮬레이터

Phone : +82-31-290-7137

E-mail : tykuc@skku.edu