

# SURF와 Particle filter를 이용한 이동 로봇의 위치 추정

## Localization of Mobile Robot Using SURF and Particle Filter

문현수 · 주영훈\*

Hyun Su Mun and Young Hoon Joo

군산대학교 제어로봇시스템공학과

### 요 약

본 논문에서는 SURF와 Particle filter를 이용한 이동로봇의 위치 추정 방법을 제안한다. 제안한 방법은 다음과 같다: 먼저, 이동 로봇의 위치를 찾기 위해 SURF 알고리즘을 이용하여 카메라로부터 획득한 영상을 분석한다. 두 번째, 획득한 영상으로부터 이동로봇의 상대적인 위치를 알기 위해 이동로봇에 설치되어 있는 초음파 센서를 이용하여 주변 환경과의 거리를 측정한다. 그리고 측정된 센서 값들을 기반으로 하여 이동 로봇의 위치를 추정하는데 있어서 오차를 줄이고자 위치 추정에 많이 사용되는 Particle filter를 이용하여 이동 로봇의 위치를 추정한다. 마지막으로, 본 논문에서 제안한 방법은 실험을 통해 그 응용 가능성을 증명한다.

**키워드** : 이동로봇의 위치 인식, SURF 알고리즘, Particle filter, 표식, 초음파 센서

### Abstract

In this paper, we propose the localization method of mobile robot using SURF(Speeded-Up Robust Features) and Particle filter. The proposed method is as follows: First, we seek the Landmark from the obtained image using SURF in order to find the first rigorous position of mobile robot. Second, we obtain the distance from obstacles using ultrasonic sensors in order to create the relative position of mobile robot. And then, we estimate the localization of mobile robot using Particle filter about movement of mobile robot. Finally, we show the feasibility of the proposed method through some experiments.

**Key Words** : localization of mobile robot, speeded-up robust feature, Particle filter, Landmark, ultrasonic sensor

## 1. 서 론

최근 공공기관, 가정 등 실내 환경에서 안내, 경비, 홈 모니터링 등의 서비스를 제공하는 지능형 로봇이 증가하고 있어 실내 환경에서의 이동 로봇 위치 추정에 대한 연구의 중요성이 강조되고 있다. 이동 로봇은 로봇의 임무를 수행하기 위하여 주어진 환경 내에서 정확한 현재 위치를 알고 있어야 한다. 이동 로봇은 주행에 있어서 자신의 위치를 정확히 추정하는 것은 이동 로봇의 센서들을 통하여 가능하다. 위치 측정 센서는 거리센서와 비전센서가 많이 사용되고 있다. 거리센서를 기반으로 한 위치 추정방법은 대표적으로 Kalman filter(KF)를 이용하는 방법[1], Markov localization[2], Monte calro localization[3] 등이 있다. 하지만 복잡한 환경일 경우에 오차가 커지고, 복도와 같은 단순한 환경일 경우에는 위치 추정이 쉽지 않다. 반면에, 비전센서는 거리센서보다 가격이 저렴하고 획득할 수 있는 정보가 많아 비전 센서를 기반으로 한 위치 추정 연구가 많이 진행

되고 있다.

Lowe[4]등은 스테레오 카메라를 사용하여 SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 특징점을 기반으로 지도를 작성하고 특징점을 지도에 정합하여 위치 추정을 수행하였다. 또한, wolf[5]등은 스테레오 카메라를 이용하여 Image-Retrival System과 MCL을 융합하여 비전센서 기반의 위치 추정을 수행하였고, Zingaretti[6] 등은 SIFT 알고리즘과 초음파 센서를 이용하여 로봇의 위치를 추정하였다. 그러나, 스테레오 영상 분석에는 2대의 카메라가 필요하며 사용된 SIFT 알고리즘은 특징점 추출 및 영상을 정합하는 성능은 우수하나 연산시간이 오래 걸려 실시간으로 알고리즘을 적용하기 어려운 단점을 가지고 있다. 또한, 레이저 센서는 정밀한 거리 측정을 할 수 있으나 가격이 비싸다는 단점을 가지고 있다.

본 논문은 상기의 문제를 해결하고자 SURF(Speeded-Up Robust Feature)[8]와 Particle filter[9]를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 방법을 제안한다. 먼저, SIFT와 비교하여 비슷한 성능을 갖지만 비교적 빠른 Bay[4]의 SURF 알고리즘을 비전 센서로부터 획득한 영상과 설정된 Landmark의 대응점을 정합하여 사전에 준비된 환경에서의 상대적인 위치를 찾은 후 초음파 센서로 주변 환경과의 거리 정보를 추출하여 현재 로봇의 위치를 확인한다. 이후 이동 로봇은 주행하며 이동 로봇의 위치를 추정하는데 있어서 오차를 줄이고자 이동 로봇의 위치 추정에 많이 사용되는 Particle fil-

접수일자 : 2010년 4월 3일

완료일자 : 2010년 8월 1일

+ 책임저자

감사의 글 : 이 논문은 2010년도 지식경제부의 산업원천기술개발사업으로 지원 받아 수행된 연구임.

ter를 적용하여 이동 로봇의 위치를 추정한다. 마지막으로, 본 논문에서 제안한 방법은 실험을 통해 응용 가능성을 증명한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다: 2장에서는 제안한 이동 로봇의 위치 추정 시스템에 대하여 설명하고 3장은 이동 로봇의 초기의 위치를 확인하기 위해 Landmark를 찾는 SURF, 주변 환경으로부터 거리 정보를 획득하기 위한 초음파 센서와 이동 로봇에 위치 추정을 하기 위한 Particle filter에 대해 설명한다. 4장에서는 제안한 방법의 실험 결과를 통해 본 논문의 응용 가능성을 증명하고 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 제안한 이동 로봇의 위치 추정 시스템

본 논문에서 제안한 이동 로봇의 위치 추정 시스템은 사전에 준비된 지도 내에서 이동 로봇의 위치를 추정하는 시스템이다. 즉, 사전에 준비된 지도 내에 포함되어 있는 여러 물체들 중에서 위치를 나타낼 수 있는 Landmark를 설정하고, 이동 로봇은 주행중 사전에 설정한 Landmark를 통해 자신의 위치를 추정하는 시스템이다. 실험 지도가 주어졌더라도 주행중인 로봇의 현재 위치를 인식하지 못한다면 이동 로봇의 위치를 추정 할 수 없기 때문에, 본 논문에서는 SURF 알고리즘을 이용하여 비전 센서로 획득한 영상에서 사전에 설정한 Landmark를 찾는다.

일단, 획득한 영상으로부터 Landmark를 찾으면 사전에 설정한 Landmark의 위치와 비교하여 이동 로봇의 현재 위치를 추정한다. 그러나 좀 더 정확한 위치를 추정하기 위해 이동로봇에 장착된 초음파 센서들을 이용하여 주변 환경과의 거리를 구한다. 그 다음, Landmark를 통해 구한 위치와 초음파 센서들로부터 구한 위치를 병합하여 위치를 추정하게 된다. 마지막으로, 상기에서 구한 위치 정보와 실제 이동 로봇의 주행 정보를 병합해서 더 정확한 위치를 추정하기 위해 Particle filter를 이용하여 최종적으로 이동 로봇의 위치를 추정한다. 그림 1은 본 논문에서 제안한 이동 로봇의 위치 추정 시스템 블록도를 나타낸 그림이다.

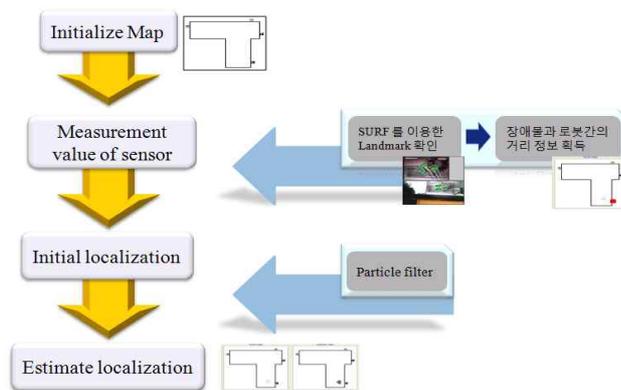


그림 1. 제안한 이동 로봇의 위치 추정 시스템  
Fig. 1. The proposed localization system of mobile robot

## 3. SURF와 Particle filter를 이용한 이동 로봇의 위치 추정

### 3.1 SURF를 이용한 Landmark 인식

먼저, 본 논문에서 Landmark를 인식하기 위해 사용하는 SURF 알고리즘은 적분 영상과 근사화된 헤이시안 행렬식의 컨볼루션을 통해 특징 점을 추출하는 알고리즘이다. 여기서, 적분 영상은 원점으로부터 각 픽셀의 위치까지의 영역의 모든 픽셀 값들을 더한 영상이다.  $x, y$  위치에서의 적분 영상값( $I(x,y)$ )은 식 (1)과 같이 나타낸다.

$$I(x,y) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} X(i,j) \quad (1)$$

여기서  $X(i,j)$ 는  $i, j$ 는 원본영상의 픽셀 값을 의미한다. 그림 2는 적분영상을 이용하여 1영역의 적분 값 계산을 나타낸다.

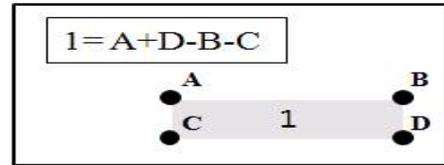


그림 2. 적분영상을 이용한 1영역의 적분 값 계산  
Fig. 2. Calculation of the integral value in 1st area using integral image

헤이시안 검출기는 식 (2)에 정의된 헤이시안 행렬식에 기반을 둔다.

$$H(x,y,\sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x,y,\sigma) & L_{xy}(x,y,\sigma) \\ L_{xy}(x,y,\sigma) & L_{yy}(x,y,\sigma) \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서,  $L_{xx}(x,y,\sigma)$ 는  $x,y$  위치의 입력영상과  $\sigma$ 의 분산을 갖는 가우시안의  $x$ 방향 2차 미분값인  $\partial^2 g(\sigma)/\partial x^2$  과의 컨볼루션값을 나타낸다. 또한,  $L_{xy}(x,y,\sigma)$ 과  $L_{yy}(x,y,\sigma)$  값은  $xy$  방향으로의 미분 값을,  $y$  방향으로 2차 미분된 가우시안 필터와 컨볼루션 값을 각각 나타낸다.

또한, 본 알고리즘에서 사용하는 근사화된 헤이시안 검출기는 그림 3-(a)에 표현되어 있는 가우시안 2차 미분 필터를 사용하는 대신 그림 3-(b)에 표현된 근사화된 사각 필터를 사용한다. 그 이유는 크기에 불변하는 특징을 얻기 위해 사각필터의 크기를 변화시킴으로써 특징점을 더 빠르게 추출하기 때문이다. 식 (1)로 얻어진 적분영상과 근사화된 사각필터를 컨볼루션을 함으로써 빠르게 헤이시안 행렬식을 구성하고 특징점을 찾는다. 본 논문에서 사용된 근사화된 사각 필터는 식 (2)에서 초기값으로  $\sigma = 1.2$ 로 이고, 사각 필터의 기본 크기는 9X9이다.

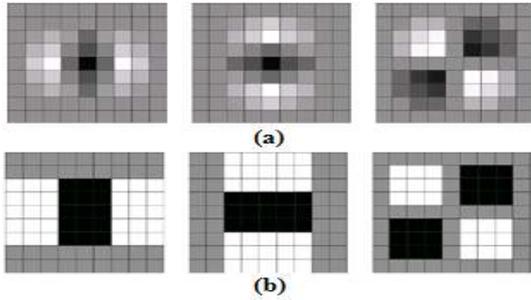


그림 3. (a) 가우시안 2차 미분 필터 (b) 근사화 된 사각 필터  
 Fig. 3. (a) The gaussian second order derivative filter (b) The approximative box filter

상기와 같이 찾아진 특징 점들이 회전에 불변하는 특성을 갖게 하기 위해서 특징 점을 중심으로 특징 점을 갖은 크기 공간의 정보  $s = 1.2(\sigma = 1.2)$ 를 참조하여 6s 반경 내의 픽셀들에 대하여 Haar 웨이블릿 필터를 이용하여 가로 방향의 Haar 웨이블릿 특징(dx)와 세로 방향의 Haar 웨이블릿 특징(dy)를 계산한다. 그림 4-(a)는 x방향의 Haar 웨이블릿 필터를 나타내고 그림 4-(b)는 y방향의 Haar 웨이블릿 필터를 나타낸다.

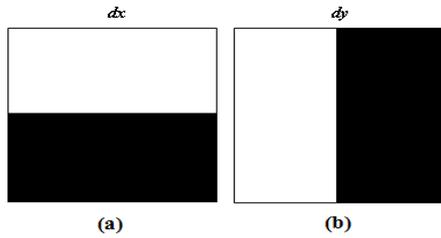


그림 4. (a) x방향의 Haar 웨이블릿 필터 (b) y방향의 Haar 웨이블릿 필터  
 Fig. 4. Haar wavelet filter in x and y

여기서, dx와 dy의 합에 의해 특징 방향을 가리키는 합 벡터를 구한다. 이때, 특징점의 주방향의 결정은 합벡터가 가장 많이 가리키는 방향으로 정해지게 된다. 즉, 그림 5와 같이 60° 범위내에 포함되는 합벡터의 수를 더하고 방향을 가리키는 벡터의 총 수를 비교하여 주방향 결정한다.

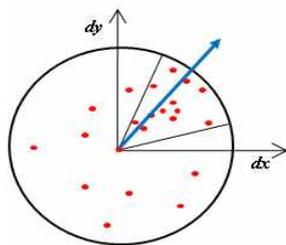


그림 5. 주방향 결정  
 Fig. 5. Assignment of dominant direction

다음, 회전 불변 특성과 크기 불변 특성을 고려하여 주 방향이 결정된 특징점을 중심으로 크기 정보 s를 참조하여 20s 크기인 20x20의 부분영역을 구성한다. 이 부분영역은

4X4의 소영역으로 나뉘지게 되고 가로, 세로 방향의 Haar 웨이블릿(dx, dy)으로 계산한다. 이 16개의 소영역들은 각각  $V(\sum dx, \sum |dx|, \sum dy, \sum |dy|)$ 인 4개의 특징 벡터를 갖는 기술자를 얻을 수 있다.

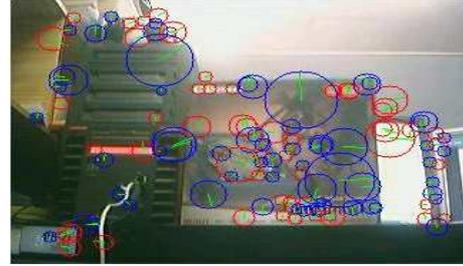


그림 6. 비전 센서로 획득한 영상의 기술자  
 Fig. 6. Descriptor of gained image using vision sensor

SURF 알고리즘은 찾아낸 특징점을 중심으로 한 기술자를 기반으로 비전 센서로부터 획득한 영상과 설정된 Landmark의 대응점을 정합한다. 그림 6은 비전 센서로 획득한 영상의 기술자를 나타낸다. 그림 6의 원은 크기 공간의 정보 s에 따라 크기가 달라질 수 있고, 원 안의 녹색 선은 특징점을 중심으로 한 기술자의 주방향이다.

### 3.2 초음파 센서를 이용한 거리 정보 추출

비전 센서로부터 획득한 영상에서 사전에 설정된 Landmark가 발견된 후 설정된 Landmark의 위치 정보를 통해 이동 로봇의 상대적인 위치를 알 수 있다. 하지만 이동 로봇이 특정 임무를 수행하기 위한 정확한 위치를 구하기 위해서는 정확한 이동 로봇의 위치를 알아야 한다. 본 논문에서는 정확한 이동 로봇의 위치를 구하기 위해 사전에 설정된 Landmark의 위치 정보와 초음파 센서를 이용하여 주변 환경과의 거리 정보를 획득하여 초기의 이동 로봇의 위치를 구하는 방법을 사용한다. 식 (3)은 초음파 센서가 주변 환경으로부터 획득한 거리 정보를 나타내고, 식 (4)는 사전에 설정된 Landmark의 위치 정보와 식 (3)에서 얻은 거리 정보로부터 초기의 이동 로봇의 위치 정보 구하는 식을 나타낸다.

$$d_t = \sum u_t / t \tag{3}$$

$$s_t = L - d_t \tag{4}$$

식 (3)의  $d_t$ 는 초음파 센서의 거리 정보의 평균값을 나타내고  $u_t$ 는 실제 초음파 센서와 주변 환경과의 거리이다. 식 (4)의 L은 Landmark를 인식했을 때의 이동 로봇의 상대적인 위치이다. 식 (3)과 (4)를 이용하여 이동 로봇의 초기의 위치를 생성할 수 있다. 그림 7-(a)는 획득한 영상과 Landmark의 대응점 정합 결과를 나타내고 7-(b)는 상대적인 위치에서 초음파 센서로 주변 환경의 거리 정보를 추출하여 초기의 이동 로봇의 위치를 하는 단계의 그림을 나타낸다.

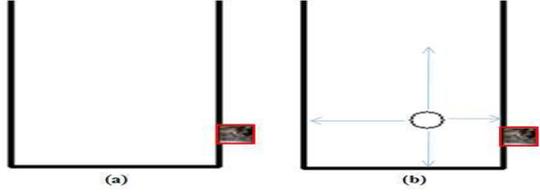


그림 7. (a) 획득한 영상과 Landmark의 정합 후의 상대적인 위치 (b) 초음파 센서로 거리 정보 추출

Fig. 7. (a) rigorous position after matching between gain image and Landmark, (b) Distance using ultrasonic sensors

### 3.3 이동 로봇의 위치 추정을 위한 Particle filter의 적용

본 논문에서는 이동 로봇의 초기의 위치를 생성한 후 이동 로봇의 주행에 대해 정확한 위치를 추정을 하고자 Particle filter를 사용한다. 위치 추정에 많이 사용되는 Particle filter는 크게 예측 단계와 추정 단계로 나뉜다. 예측 단계에서는 제어 입력을 통해 이동 로봇의 위치를 추정하게 되고 갱신 단계에서는 이동 로봇의 움직임에 대한 위치 추정의 오차를 줄이고자 이동 로봇의 주행 엔코더, 초음파 센서, 카메라를 이용하여 보정한다.

#### - 예측 단계

로봇의 초기 위치에 다수의 파티클들을 분포시킨다. 현재 위치에서 다음 위치는 로봇의 엔코더를 통해 이동된 이동거리로 파티클들의 다음 분포 위치를 예측한다. 이를 위해, 로봇의 위치와 진행 방향의 상태를  $s_t$ , 제어 입력을  $c_t$ , 측정된 센서 값을  $z_t$ 라 하면 시간  $t$ 일 때 Bayes filter를 적용한 로봇의 위치와 진행 방향의 상태를 예측하는 식 (5)는 다음과 같다.

$$bel^-(s_t) = \int p(s_t | s_{t-1}, c_{t-1}) bel(s_{t-1}) ds_{t-1} \quad (5)$$

여기서, 이전의 로봇의 위치와 진행 방향의 상태인  $s_{t-1}$ 에서의 확률인  $bel(s_{t-1})$ 에  $p(s_t | s_{t-1}, c_{t-1})$ 을 적용하여 새로운 로봇의 위치와 진행 방향의 상태의 확률  $bel^-(s_t)$ 을 계산한다.  $bel^-(s_t)$ 는  $s_{t-1}$ 과  $c_{t-1}$ 에만 의존한다.

#### - 갱신 단계

예측 단계에서 예측한 로봇의 위치와 진행 방향의 상태인  $bel^-(s_t)$ 는 측정된 센서 값에 의해 현재 상태의  $bel(s_t)$  값을 보정한다. 이는 식 (6)으로 표현할 수 있다.

$$bel(s_t) = \eta_t p(z_t | s_t) bel^-(s_t) \quad (6)$$

여기서,  $p(z_t | s_t)$  현재 로봇의 상태에서 측정된 센서 값을 의미하고,  $\eta_t$ 는 정규화된 상수이다.

식 (5)와 식 (6)를 이용하여 각 파티클의 가중치  $w_t$ 를 식 (7)과 같이 구한다.

$$\begin{aligned} w_t &= \frac{\eta_t p(z_t | s_t) p(s_t | s_{t-1}, c_{t-1}) p(s_{0:t-1} | z_{1:t-1}, c_{1:t-1})}{p(s_t | s_{t-1}, c_{t-1}) p(s_{0:t-1} | z_{0:t-1}, c_{0:t-1})} \\ &= \eta_t p(z_t | s_t) \\ &\propto \eta_t p(z_t | s_t) \end{aligned} \quad (7)$$

식 (7)을 이용하며 파티클의 가중치는 식 (8)과 같이 구할 수 있다.

$$w_t = p(z_t | s_t) \times w_{t-1} \quad (8)$$

그 다음, 파티클들의 가중치에 따라 높은 가중치를 갖는 파티클의 위치 주변에 새로운 파티클들이 분포되도록 상기 단계를 resampling한다. 여기서, 새로운 파티클들의 가중치는  $1/N$ 로 한다( $N$ 은 파티클의 수). 마지막으로, 위의 단계를 반복하여 이동 로봇의 주행에 대한 위치를 추정한다.

## 4. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 SURF와 Particle filter를 이용한 이동 로봇의 위치를 추정하는 실험은 실제 연구실의 일부인 5mX5m 환경에서 수행하였다. 본 연구의 실험에 이용된 이동 로봇은 ZECA사의 330K 화소의 비전 센서와 폴라로이드사의 상부 12개 하부 12로 총 24개의 초음파 센서가 15° 간격으로 배치되어 있는 지닌 한울 로보틱스의 HANURI-RS2을 이용하였다. 실험 환경에 존재하는 물체들 중 4개의 Landmark를 설정하였고 연구실내의 일부인 5mX5m를 사전에 지도로 작성하여 사용하였다. 비전 센서로부터 획득한 영상은 320X240픽셀이며, 빠른 처리를 위해 획득한 영상을 160X120픽셀로 resize하여 Landmark와 대응점을 정합하였다. 그림 8은 실제로 사용된 로봇, Landmark와 지도화 된 실험 환경을 도시한 그림이다.

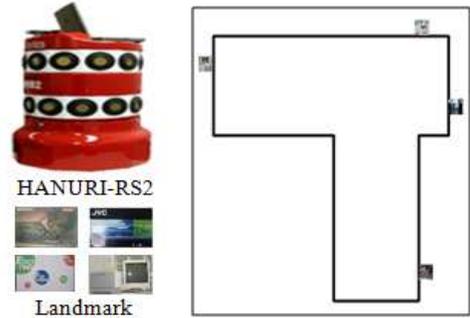


그림 8. 실험에 이용된 이동 로봇과 환경

Fig. 8. mobile robot and environment used test

이동 로봇은 주어진 실험 환경 내에서 초기의 위치를 확인하기 위하여 비전 센서로부터 획득한 영상을 SURF 알고리즘을 이용하여 특징 벡터를 추출한다. 비전 센서로부터 획득한 영상과 사전에 설정된 Landmark의 특징 벡터들을 비교하여 대응점을 정합한다. 그림 10은 비전 센서로부터 획득한 영상과 설정된 Landmark를 SURF 알고리즘을 이용하여 특징 벡터들의 대응점 정합을 나타낸 그림이다. 그림 9에서 상단의 그림은 사전에 설정한 Landmark를 나타내며, 하단의 그림은 실제 이동 로봇이 비전 센서로부터 획득한 영상에서 구한 Landmark를 나타낸 그림이다. 본 그림에 의하면 실제 영상이 기울어져 있어도 SURF 알고리즘의 회전과 크기에 불변하는 특징을 갖고 있기 때문에 사전에 설정된 Landmark와 대응점이 정합되어 Landmark를 찾을 수 있음을 알 수 있다.

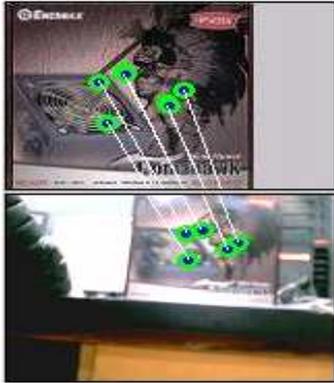


그림 9. 획득한 영상과 Landmark의 정합 결과  
 Fig. 9. Matching result between gained image and the Landmark

일단, 비전 센서를 통해 Landmark를 찾으면 이동 로봇의 상대적인 위치를 알 수 있지만 이동 로봇의 위치 추정 정확성이 뛰어나야한다. 이를 위해, 비전 센서와는 별도로 초음파 센서를 이용하여 이동 로봇의 주변 환경과의 거리 정보를 획득하여 이동 로봇의 초기 위치를 확인한다. 그림 10은 이동 로봇이 주행 중 Landmark를 찾은 후, 초음파 센서를 이용하여 그 때의 이동 로봇의 주변 환경과의 거리 정보를 획득하기 위해 이동 로봇의 초기 위치를 생성한 그림을 도시하였다.

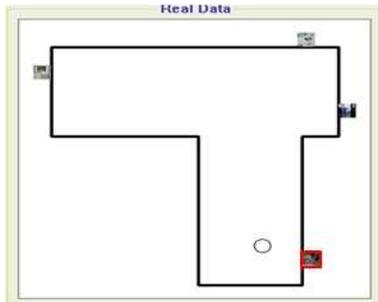


그림 10. 이동 로봇의 초기의 위치  
 Fig. 10. first position of mobile robot

초기의 이동 로봇 위치가 생성된 후 로봇은 제어 입력을 통해 주행하게 된다. 앞서 기술했듯이 이동 로봇의 위치 추정은 정확한 위치를 추정하는 것이 필요하다. 이를 위해 이동 로봇의 센서들인 엔코더, 초음파 센서, 비전 센서 등의 센서 값들을 기반으로 하여 이동 로봇에 Particle filter를 이용하여 이동 로봇의 위치를 추정하였다. 그림 11은 Particle filter를 이용한 이동 로봇의 위치를 추정한 결과이고, 그림 12는 Particle filter를 이용한 위치 추정의 오차를 도시한 그림이다. 그림 12에서 알 수 있듯이 본 논문에서 제안한 위치 추정 결과의 오차는 1.2 ~ 9.8cm 정도의 오차 범위를 갖고, 오차의 평균 값은 약 5.6 cm로 우수한 결과를 나타냄을 볼 수 있다.

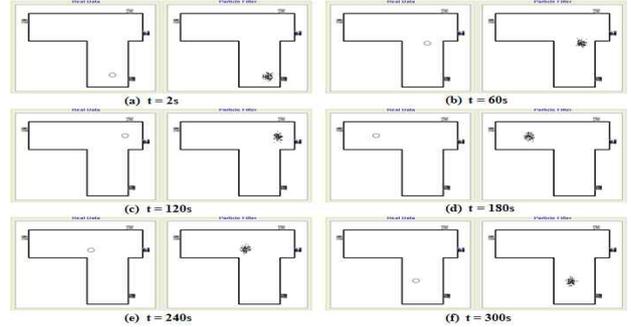


그림 11. Particle filter를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 결과  
 Fig. 11. Localization result of mobile robot using Particle filter

### 5. 결 론

본 논문에서는 SURF와 Particle filter를 이용한 이동 로봇의 위치를 추정하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 다음과 같다: 먼저, 이동 로봇의 초기의 위치를 확인하고자 SURF 알고리즘으로 비전 센서로 획득한 영상과 설정된 Landmark의 대응점 정합하였다. 설정된 Landmark를 찾은 후 실험 환경에서 정확한 이동 로봇의 위치를 알기 위해 초음파 센서를 이용하여 주변 환경과의 거리 정보를 획득하여 이동 로봇의 위치를 확인하였다. 마지막으로, 주행중인 이동 로봇에 Particle filter를 이용하여 이동 로봇의 위치 추정하여 위치 추정의 오차를 줄이고자 하는 방법을 제안하였다. 실험 결과 본 논문에서 제안하는 방법의 응용 가능성을 보였다.

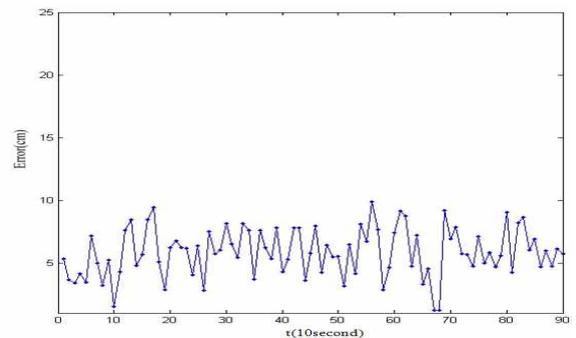


그림 11. Particle filter를 이용한 이동 로봇의 위치 추정 결과  
 Fig. 11. Localization result of mobile robot using Particle filter

### 참 고 문 헌

[1] F. Lu and E. Milios, "Globally consistent range scan alignment for environment mapping" *Autonomous Robots*, Vol. 43, pp 333-349, 1997  
 [2] D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun. " Active markov localization for mobile robots", *Robotics*

- and Autonomous Systems, Vol. 25, pp. 195-207. 1998
- [3] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard and F. Dellaert, "Robust Monte Carlo localization for mobile robots", *Proc. of National Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 128, 2001
- [4] D. G. Lowe, and S. Se, "Vision-Based global localization and mapping for mobile robots", *Proc. of IEEE Transaction on Robotics*, Vol 21, pp 217-226, June, 2005
- [5] J. Wolf, W. Burgard, and H. Burkhardt, "Robust vision-based localization by combining an image retrieval system with Monte Carlo localization", *IEEE Transaction on Robotics*, vol. 21, No. 2, April, 2005
- [6] P. Zingaretti and E. Frontoni, "Vision and sonar fusion for mobile robot localization in aliased environments", *Mechatronic and Embedded Systems and Applications, Proc. of the 2nd IEEE/ASME International Conference on*, Aug, 2006
- [7] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale invariant keypoints", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, No. 2 pp. 91-110, 2004, 4.
- [8] H. Bay, E. Andreas, T. Tuytelaars and L. V. Gool, "Speeded-up robust features", *Computer Vision and Image Understanding*, Vol 110, Issue 3, pp 346-359, June 2008
- [9] A. Doucet, S. Godsill and S. Andrieu, "On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering", *Statistics and Computing*, pp. 197-208, Oct. 2000
- [10] D. Fox, W. Burgard, F. Dellaert and S. Thrun, "Monte Carlo localization: Efficient position estimation for mobile robots," *Proc. of the National Conference on Artificial Intelligence*, 1999
- [11] C. Kwok, D. Fox, and M. Meila, "Real-time Particle filters", *Proc of the IEEE*, Vol. 92, pp. 469-484, 2004
- [12] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard and F. Dellaert "Robust Monte Carlo localization for mobile robots", *Artificial Intelligence*, summer 2001
- [13] H. Zhou and S. Sakane "Sensor planning for mobile robot localization - A hierarchical approach using Bayesian network and a Particle Filter", *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 24, No. 2, April, 2008

저 자 소 개



**문현수 (Hyun Su Mun)**

2009년 : 군산대학교 전자정보공학부 졸업  
2009년 ~ 현재 : 군산대학교 전자정보공학부 석사과정

관심분야 : 지능형 로봇, 위치 추정 및 지도 작성, SURF, Particle filter, 지능 제어  
Phone : 063-469-4706  
E-mail : ansgustn@nate.com



**주영훈 (Young Hoon Joo)**

제 20권 2호(2010년 4월호) 참조