

표식 지도를 이용한 이동로봇의 광역 위치인식 및 kidnap recovery

Implementation of Global Localization and Kidnap Recovery for Mobile Robot on Feature Map

이 정 석¹ · 이 경 민¹ · 안 성 환¹ · 최 진 우¹ · 정 완 균²

Jung-Suk Lee¹ · Kyoungmin Lee¹ · Sunghwan Ahn¹ · Jinwoo Choi¹ · Wan Kyun Chung²

Abstract We present an implementation of particle filter algorithm for global localization and kidnap recovery of mobile robot. Firstly, we propose an algorithm for efficient particle initialization using sonar line features. And then, the average likelihood and entropy of normalized weights are used as a quality measure of pose estimation. Finally, we propose an active kidnap recovery by adding new particle set. New and independent particle set can be initialized by monitoring two quality measures. Added particle set can re-estimate the pose of kidnapped robot. Experimental results demonstrate the capability of our global localization and kidnap recovery algorithm.

Keywords: Global localization, Kidnap recovery, Particle filter

1. 서 론

EKF-SLAM^[1]과정을 통해 이동로봇은 자신의 위치 추정과 주변 환경의 정보 습득을 동시에 수행할 수 있다. 그러나 로봇의 시스템이 재시작 되거나 사람에 의해 옮겨질 경우 로봇은 자신의 위치를 잃어버리게 된다. 이렇게 초기 위치를 모를 경우 단일 가우시안(single Gaussian) 모델을 사용하는 EKF-SLAM으로는 위치인식이 불가능하다. 따라서 로봇의 위치를 추정하기 위해서는 EKF-SLAM을 처음부터 다시 시작할 수 밖에 없다. 하지만 로봇의 위치를 추정할 수는 없더라도 이전에 만들어진 환경에 대한 정보는 계속 보유할 수 있다. 이 정보를 이용하여 로봇의 위치를 다시 추정한다면 작업의 연속성을 높일 수 있다. 이 문제를 광역 위치인식(global localization)으로 볼 수 있다. 또한 로봇이 자신의 위치를 성공적으로 추정하는 도중에 아무런 정보가 없이

옮겨지는 경우가 발생할 수 있다. 로봇은 자신의 위치가 바뀌었다는 것을 모르기 때문에 옮겨지기 이전의 위치로부터 계속적으로 자신의 위치를 추정할 수 밖에 없다. 이 문제를 kidnapped robot problem^[3] 이라고 한다. 이 문제가 어려운 이유는 로봇이 스스로 위치인식에 실패했다는 것을 알기가 쉽지 않기 때문이다. 그렇기 때문에 로봇의 위치인식이 성공적으로 수행되고 있는지 또는 kidnap되었는지의 여부를 판단할 수 있는 위치인식 성능척도(quality measure)가 필요하다.

가장 널리 사용되는 광역 위치인식 기법으로는 그리드(grid)를 기반으로 하는 마코프 위치인식(Markov localization)^[4,5]과 가중치(importance weight)를 가지는 파티클의 분포(distribution)로 로봇의 위치를 추정하는 파티클 필터 위치인식(particle filter localization)^[6,7] 기법이 있다. 마코프 위치인식은 그리드로 나뉘어진 전체 상태 공간(state space)에서 확률 분포를 계산하는 기법이다. 이 방법은 환경이 넓을 경우 많은 수의 그리드가 필요하고 따라서 계산량이 늘어난다는 단점이 있다. 이에 반해 파티클 필터는 파티클의 분포로 로봇의 위치에 대한 확률 분포를 나타낸다. 두 기법 모두 구현하기 쉽고 좋은 성능을 보이지만 그 효율성 때문에 파티클 필터가 더 널리 사용된다.

※ 본 논문은 한국 과학기술부의 국가지정연구실사업(M1-0302-00-0040-03-J00-00-024-00)과 정통부 및 정보통신연구진흥원의 정보통신선도기반기술 개발사업(A1100-0602-0026)의 연구결과로 수행되었습니다.

¹ 포항공과대학교 기계공학과 박사과정

² 포항공과대학교 기계공학과 교수

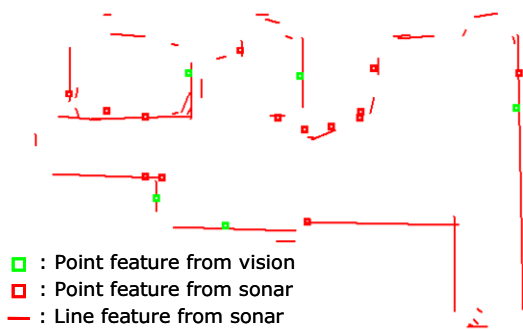


그림 1. 표식 지도

파티클 필터 위치인식 기법은 환경 전체에 파티클을 분포시킴으로써 광역 위치인식 문제를 해결할 수 있다. 하지만 파티클 필터를 이용하더라도 kidnapped robot problem을 해결하는 것이 쉽지 않다. 이 문제를 해결하기 위해 위치인식을 하는 도중에 파티클의 개수를 증가시키거나 무작위(randomly)적으로 또는 일정한 규칙에 따라 파티클을 추가해 주는 방법이 사용된다. 하지만 이러한 방법들도 강한 성능을 보장해 주지는 못한다.

우선 본 논문에서는 파티클 필터를 이용한 광역 위치인식 기법에 대하여 설명한다. 위치인식을 위한 환경 지도로는 EKF-SLAM^[2] 기법을 통해 얻어진 표식 지도(그림 1)가 이용된다. 표식 지도상에 여러 종류의 표식들의 위치가 기록되어 있고 파티클 필터에서 이 표식들을 이용하여 로봇의 위치를 추정한다. 광역 위치인식을 위해서는 환경 전체에 대한 표식 지도가 필요하다. 본 연구에서 사용되는 표식 지도는 로봇이 환경 전체에 대한 정보를 모두 얻어 들인 후 제작된 것으로 가정한다. 다음으로 능동적인 kidnap recovery 기법에 대하여 설명한다. 이 기법은 성공적인 위치인식이 수행되는 도중에 로봇에게 정보를 주지 않고 다른 위치로 이동시켰을 경우 로봇의 위치를 재추정(re-estimation)하는 기법에 관한 내용이다. 구현된 알고리즘은 새로운 파티클 집합을 이용하여 성공적으로 위치 재추정을 수행한다.

2장에서는 지도를 만들고 위치인식에 사용되는 표식을 추출하는 방법에 대하여 설명한다. 3장에서는 파티클 필터를 이용한 광역 위치인식에 대하여 설명하고 4장에서 kidnap recovery 방법에 대하여 설명한다. 5장에서 제안된 알고리즘의 성능을 실험을 통해 증명하고 마지막으로 6장에서 결론을 맺는다.

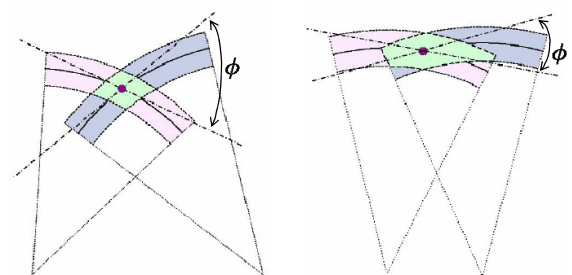
2. 표식 추출

본 연구에서 로봇은 위치인식을 위하여 세가지 종류의 표식을 사용한다. 로봇은 주위 환경에서 이 표식들을 추출하고 이를 형상지도 내의 표식들과 비교하게 된다. 초음파 센서를 이용하여 벽과 가구들로부터 선 형상 표식을 찾아내고 모서리로부터 점 형상 표식을 찾아낸다^[6]. 그리고 비전 센서를 이용하여 데이터베이스에 저장된 물체를 인식하여^[7] 이를 위치인식에 이용한다. 이번 장에서는 초음파 센서와 비전 센서를 이용하여 점/선 형상 표식을 추출하고 물체 표식을 인식하는 방법에 대하여 간단하게 설명한다. 추출 방법의 자세한 내용은 참조 논문에서 확인할 수 있다.

2.1 초음파 센서를 이용한 점 형상 표식 추출

본 연구에서 사용된 점 형상 표식 추출 기법은 TBF 알고리즘^[10]을 기반으로 한다. TBF 알고리즘은 호(arc) 모양으로 표현되는 초음파 센서의 정보를 이용하여 점 형상 표식을 추출하는 방법이다. 기본적으로 점 형상의 위치는 여러 개의 초음파 호의 평균 교점(intersection)으로 결정된다. 하지만 단순히 평균 위치를 점 형상의 위치로 이용할 경우 실제 모서리 위치와 오차가 발생하고 또한 벽의 중간에서도 호가 겹쳐서 잘못된 점 형상이 나타나기도 한다. 따라서 몇 가지 기법을 추가하여 TBF 알고리즘의 성능을 향상시켜 주었다.

첫 번째로 초음파 센서 호의 모든 교점을 사용하는 대신 안정된 교점(stable intersection)만을 사용하였다(그림 2). 안정된 교점은 두 초음파 호의 사이 각(ϕ)이 기준 값 이상인 교점을 의미한다. 안정된 교점만을 사용하면 센서의 오차에 강한 점 형상을 추출할 수 있다. 또한 벽에서 나타나는 잘못된 점 형상도 제거할 수 있다.



(a) 안정된 교점, (b) 불안정한 교점

그림 2. 초음파 센서 호의 교점 :

(a) 안정된 교점, (b) 불안정한 교점

두 번째로 충분한 수의 점 형상을 추출하기 위해 효과적인 데이터 구조(sliding window)를 이용하였다. TBF 알고리즘은 센서의 위치 변화에 따라 데이터 구조를 업데이트 한다. 하지만 이러한 방식으로는 로봇의 회전 시에 충분한 수의 점 형상을 얻을 수 없다. 따라서 새로운 알고리즘은 센서의 위치가 아니라 로봇의 위치 변화를 이용하여 데이터 구조를 업데이트 한다. 이렇게 함으로서 로봇의 회전 시에도 충분한 수의 점 형상을 얻을 수 있고 이를 이용하여 로봇의 방향 추정을 좀 더 정확하게 할 수 있다.

마지막으로 모서리나 벽의 가장자리가 아닌 부분에서 얻어지는 점 형상을 제거하여 주었다. 벽의 중간에서 점 형상이 추출되는 경우가 있는데 이러한 점 형상은 일관되게 추출되지 않기 때문에 SLAM과 위치인식의 성능을 떨어뜨린다. 세 개의 연속된 초음파 센서 값이 유사하게 얻어질 경우 이를 교점을 구하는 과정에서 제외 함으로서 잘못된 점 형상을 제거할 수 있다.

위의 방법들을 이용하여 TBF 알고리즘을 향상시켜 충분한 양의 정확한 점 형상 표식을 얻어낼 수 있다.

2.2 초음파 센서를 이용한 선 형상 표식 추출

선 형상은 점 형상과 달리 전체적인 환경의 모양을 묘사한다(그림 1, 3). 일반적으로 점 형상 표식보다 선 형상 표식이 더 많이 추출되고 로봇이 벽을 따라 이동할 경우 위치 추정에 선 형상 표식을 연속적으로 사용할 수 있다.

본 연구에서 사용된 선 형상 표식 추출 방법은 간단하면서도 초음파 센서의 특징을 잘 반영하고 있다. 인접한 세 개의 초음파 센서가 동시에 벽이나 가구로부터 정보를 얻을 경우 비슷한 거리 값이 얻어진다. 이 특징을 이용하여 다음의 조건들을 만족하는 초음파 센서 값을 선택한다. i) 세 개의 인접한 초음파 센서가 비슷한 값을 가진다, ii) 가운데 센서가 양쪽의 다른 센서보다 작은 값을 가진다.

위에서 선택된 센서 정보를 이용하여 선 형상 표식을 추출하기 위해 중심선 센서 모델(centerline sensor model)^[11]로 세 개의 점을 얻어낸다. 그리고 최소자승법(least square fitting)을 이용하여 선 형상을 결정한다. 마지막으로 초음파 센서 빔 폭(beam width)을 고려하여 선 형상의 양쪽 끝점을 결정한다.

2.3 비전 센서를 이용한 물체 표식 추출

비전 센서를 이용한 물체 표식 추출을 위해 미리 저장된 데이터베이스와 로봇에서 얻어진 영상의 시각

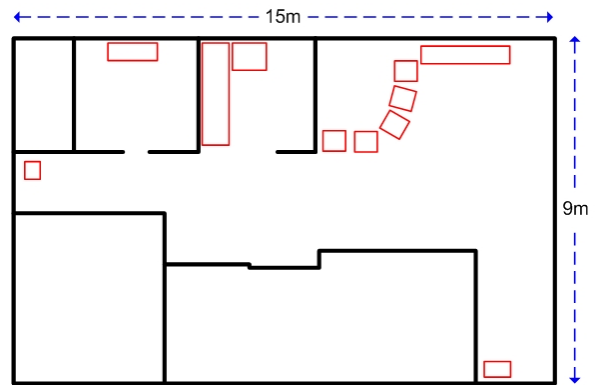


그림 3. 실험 환경의 도면

특징점(visual feature)을 비교하여 저장된 물체를 인식하는 방법을 사용한다. 가전제품, 가구, 액자 등의 물체가 환경 내에서의 물체 표식으로 사용될 수 있다. 추출된 물체 표식(visual object landmark)은 SLAM과 위치인식 알고리즘에서 점 표식으로 이용된다.

로봇이 이동하면서 영상을 얻고 이 영상에서 저장된 물체를 인식한다. 이를 위해 영상에서 MSHC (Multi-scale Harris Corner)^[12] 특징점(feature)과 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)^[13] 특징량(descriptor)으로 이루어진 시각 특징점을 추출한다. 현재 영상에서 MSHC 특징점과 SIFT 특징량을 추출한 후 특징량 벡터를 데이터베이스에 저장된 각 물체의 특징량 벡터와 비교하여 현재 영상내의 물체를 인식한다. 특징량 비교, 호모그래피 변환(homography transformation), RANSAC (Random Sample Consensus) 과정을 거침으로서 강인한 물체 인식이 가능하다.

인식된 물체를 SLAM이나 위치인식에서 사용하기 위해 로봇으로부터 물체까지의 상대 위치 정보(상대 거리와 각도)가 필요하다. 물체의 중심점을 물체의 대표점(specific point)으로 하여 물체 표식의 정확한 위치를 결정할 수 있으며 이 대표점의 위치를 형상지도 상에서 초음파 센서로 추출한 점 형상 표식과 같이 점 표식으로 사용할 수 있다. 로봇의 위치를 추정할 경우에도 이 물체 표식은 초음파 센서 점 형상 표식과 동일하게 이용된다. 하지만 물체 표식은 시각 특징점을 이용한 물체 인식 과정을 거침으로서 초음파 센서 점 형상 표식보다 더 강인한 정보교합(data association)이 가능하다는 장점이 있다.

3. 광역 위치인식을 위한 파티클 필터의 적용

이번 장에서는 2장에서 설명한 표식들을 이용한 광역 위치인식 알고리즘에 대하여 설명한다. 본 연구에서는 파티클 필터 위치인식 방법을 이용하여 전체 환경 내에서 로봇의 위치를 추정한다. 기본적인 파티클 필터 위치인식^[4] 방법에 몇 가지 알고리즘을 추가하여 효율적이고 강인한 광역 위치인식 알고리즘을 구현하였다.

파티클 필터에 대한 설명은 생략하고 추가 및 보완 사항에 대해서만 설명한다.

3.1 효과적인 파티클 초기화(initial distribution)

광역 위치인식을 위한 파티클 필터 위치인식에서는 초기에 파티클을 환경 전체에 무작위로 또는 일정 간격으로 분포한다. 하지만 모든 x, y, θ 의 상태 공간을 감당하기 위해서는 많은 수의 파티클을 필요로 한다. 게다가 표식 추출에서도 많은 계산량을 필요로 하기 때문에 많은 수의 파티클을 실시간으로 다루는 것이 쉽지 않다. 이를 해결하기 위한 수단으로 파티클 필터가 로봇의 위치를 추정하는 중에 파티클의 개수를 조절하는 알고리즘들이 존재한다^[15,16]. 하지만 이는 로봇의 위치를 어느 정도 올바르게 추정하고 있을 경우에만 파티클의 개수를 줄일 수 있다. 위의 방법을 이용하더라도 광역 위치인식 초기에는 많은 수의 파티클을 필요로 하기 때문에 실시간 구현이 어렵다. 따라서 초기에 적은 수의 파티클을 효과적으로 분포시켜 계산량을 줄이는 방법이 필요하다.

그림 1의 형상지도에서 볼 수 있듯이 로봇이 가장 자주 볼 수 있는 표식은 초음파 센서의 선 형상 표식이다. 환경이 넓지 않거나 초음파 센서의 최대 인식 거리가 길 경우 로봇은 대부분의 위치에서 선 형상 표식을 추출할 수 있다. 그러므로 로봇이 광역 위치인식을 시작할 때 파티클을 환경 전체에 분포하지 않고 선 형상 표식을 추출한 후 이를 기반으로 파티클을 분포하면 좀 더 효율적인 파티클 초기분포가 가능하다. 로봇이 선 형상 표식을 추출했다면 파티클 또한 선 형상을 추출할 수 있는 위치에 있어야 하기 때문이다.

실제 로봇은 선 형상 표식을 추출했지만 추출된 선 형상 표식이 로봇이 가지고 있는 형상지도에는 표현되어 있지 않을 수도 있다. 그림 1, 3의 비교에서 확인할 수 있듯이 실제 환경에 선 형상이 추출되지 않는 벽이나 가구 부분이 존재한다. 만약 위와 같은 경우가 발생한다면 로봇의 광역 위치인식은 실패할 것이다.

하지만 실험 결과 EKF-SLAM에서 얻어지지 않은 선 형상 표식이 위치인식 과정에서 추출되는 경우는 거의 발생하지 않았다. EKF-SLAM과 광역 위치인식에서 같은 방법의 형상 추출 방법이 사용되었기 때문에 SLAM 과정에서 얻지 못한 선 형상 표식은 위치인식 과정에서도 얻어지지 않는다. 또한 만약 위의 경우가 발생한다면 4장에서 설명할 kidnap recovery 기법으로 회복이 가능하다.

선 형상 표식을 기반으로 초기에 분포되는 파티클의 개수 N 은 표식지도에 존재하는 선 형상 표식의 전체 길이에 비례하여 결정된다. 광역 위치인식 알고리즘이 작동되기 전에 미리 초기화할 파티클의 위치를 결정하기 위해 선 형상 표식상에서 미리 후보 점들 $((x_{bi}, y_{bi}), i=1, 2, \dots, N)$ 을 무작위로 결정한다. 모든 선 형상 표식의 수직 벡터(normal vector) $N_j = (n_{xj}, n_{yj})$ (j 는 j 번째 선 형상 표식) 또한 미리 계산한다. 로봇이 얻은 선 형상 표식은 선 형상 추출에서 사용된 중간에 위치한 초음파 센서의 방향과 90° 를 이룬다. 따라서 초기에 분포되는 파티클의 위치 $(x_{pk}, y_{pk}, \theta_{pk})$ 는 추출된 선 형상 표식의 로봇으로부터의 상대 거리(r)와 상대 각도(α)로부터 결정된다. 초기에 분포되는 k 번째 파티클의 위치는 다음 식으로부터 결정된다.

$$\begin{aligned} x_{pk} &= x_{bi} + (r + v_r)n_{xj} \\ y_{pk} &= y_{bi} + (r + v_r)n_{yj} \\ \theta_{pk} &= \arctan\left(\frac{n_{yj}}{n_{xj}}\right) - \alpha + v_\alpha \end{aligned} \quad (1)$$

위의 식에서 v_r, v_α 는 센서의 오차를 고려하여 추가되는 노이즈(sensor noise)를 뜻한다. 노이즈를 추가해 줌으로서 로봇의 선 형상 표식 추출시의 오차를 극복해 줄 수 있다.

3.2 표본 추출(sampling) 및 업데이트(update)

로봇이 이동을 하게 되면 이전 파티클에서 로봇의 이동을 고려하여 새로운 파티클을 추출해야 한다. 이전 파티클 집합에서 이동 후의 파티클 위치를 계산하기 위해 로봇의 오도메트리(odometry) 정보에 노이즈를 가해준다. 그리고 차동구동 모델(differential drive model)을 이용하여 이동 후의 위치를 계산한다.

업데이트 단계에서 파티클의 가중치(importance weight)는 측정 가능도(measurement likelihood)를 이용하여 결정한다. 이 방법이 파티클 필터를 이용한 위치인식

방법에 사용되는 가장 간단한 방법이고 실제 구현에서도 좋은 결과를 얻을 수 있다. 본 연구에서는 서로 다른 에러 모델(error model)을 가지는 두 종류의 센서를 사용하였다. 다른 종류의 센서를 통해 가능도(likelihood)값을 얻을 경우에 4.2장에서 설명할 평균 가능도 값이 일관성을 유지할 수 있도록 각 센서로부터 나온 가능도 값을 각 센서로부터 나올 수 있는 최대 가능도 값으로 나누어 준 후 사용하였다(식 (2)). 여기서 최대 가능도 값은 파티클에서 예측한 표식의 위치(predicted observation)와 실제 로봇의 센서가 추출한 표식의 위치(real observation)가 정확하게 일치할 때의 가능도 값을 의미한다. 식 (2)에서 \tilde{w}_i, r_r, r_p, S 는 i 번째 파티클의 가중치 값, 로봇이 실제 측정한 표식의 위치, i 번째 파티클이 예측한 표식의 위치, 그리고 센서 에러 모델의 공분산을 뜻한다.

$$\begin{aligned} \tilde{w}_i &\propto \frac{\det(2\pi S)^{-\frac{1}{2}} \exp\{-\frac{1}{2}(r_r - r_p)^T S^{-1}(r_r - r_p)\}}{\det(2\pi S)^{-\frac{1}{2}} \exp\{-\frac{1}{2}(r_r - r_r)^T S^{-1}(r_r - r_r)\}} \\ &= \exp\{-\frac{1}{2}(r_r - r_p)^T S^{-1}(r_r - r_p)\} \end{aligned} \quad (2)$$

3.3 표본 재추출(resampling)

재추출 단계에서는 파티클 필터의 효율성을 높이기 위해 가중치가 낮은 파티클은 제거하고 대신 가중치가 높은 파티클로 대체한다. 재추출 과정을 언제 할 것인가는 파티클 필터 위치인식의 전체 성능을 좌우하는 중요한 사항이다. 일반적으로 사용되는 방법은 effective number N_{eff} (식 (3))를 이용해서 재추출을 할 것인지 이전의 파티클을 모두 그대로 이용할 것인지 결정하는 것이다^[17]. Effective number의 계산에는 정규화된 가중치(normalized weight) w_i 가 사용된다. 본 연구에서도 effective number를 계산해서 재추출 여부를 결정하여 주었다.

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_i (w_i)^2} \quad (3)$$

재추출 방법으로는 전체 파티클의 개수를 변화시킬 수 있도록 높은 가중치의 파티클을 체계적으로 선택하는 Madow's 재추출 방법^[18]을 변형시켜 사용하였다. 기본적인 Madow's 재추출 방법에서는 누적된 정규화 가중치(accumulated normalized weight)와 누적된 정규화

지수(accumulated normalized index)를 비교하여 체계적으로 재추출을 한다. 누적된 정규화 가중치와 누적된 정규화 지수에 원하는 파티클 개수만큼을 곱해 줌으로서 원하는 개수의 파티클을 재추출 할 수 있다. 효과적인 계산을 위해서 다음 장에서 설명할 성능척도를 이용하여 위치인식이 성공적으로 수행되고 있을 경우 파티클의 개수를 감소하여 주었다.

4. 능동적인 kidnap-recovery

4.1 능동적인 kidnap recovery를 위한 새로운 파티클 집합의 초기화

파티클 필터를 이용한 로봇의 광역 위치인식은 로봇이 자신의 위치 추정에 실패한 것을 인지하고 있을 경우에만 이용할 수 있다. 하지만 파티클 필터로 위치인식에 성공한 후 추적 단계에 있을 때, 즉 파티클이 올바른 위치에 수렴되어 있을 때 로봇의 위치를 다른 곳으로 옮긴다면 다시 로봇의 위치를 재추정하는 것은 쉽지 않다. 추가적인 방법을 사용하지 않는다면 수렴되어 있는 파티클이 잘못된 센서 정보 때문에 발산되어 실제 로봇의 위치와 우연히 겹친 후 다시 이 위치로 수렴하는 것을 기대할 수 밖에 없다. 또한 비전 센서와 같이 정확한 정보 교환이 가능한 센서를 사용하지 않고 초음파 센서를 이용한 점, 선 형상 표식만을 이용할 경우 그 표식의 환경에서의 위치를 하나로 특정할 수 없기 때문에 파티클이 잘못된 위치에서 계속 수렴되어 있는 경우도 발생한다. 특정한 표식을 보았을 경우 그 정보를 바탕으로 파티클을 추가하거나 환경 전체에 무작위로 추가하여 kidnap recovery를 하는 경우도 있다. 하지만 이 방법들도 강인한 성능을 보장해 주지는 못한다.

강인한 kidnap recovery를 위하여 본 연구에서는 필요할 경우 새로운 파티클 집합을 환경에 분포시켜 잃어버린 로봇의 위치를 재추정하는 방법을 사용하였다. 새로 추가되는 파티클 집합은 이전에 사용되던 파티클 집합과 독립적으로 작동하고 이전에 사용되던 파티클 집합은 새로운 파티클 집합의 추가 후에 바로 제거되지 않는다. 즉 두 개의 파티클 필터를 이용한 위치인식 알고리즘이 동시에 작동하는 것이다. 이런 방법을 사용할 경우 장점은 다음과 같다.

- i) 새로운 파티클 집합을 추가할 경우 몇 개의 파티클만을 추가해 주는 것보다 많은 수의 파티클로 광역 위치인식을 새로 수행할 수 있다.
- ii) 새로운 집합과 이전에 사용되던 집합 두 개를 이용하여 좀 더 강인한 위치인식이 가능하다. 로봇이

kidnap 된 것이 아니라 몇 번의 잘못된 센서 정보가 들어와서 kidnap되었다고 잘못 판단했을 경우 환경 전체에 분포된 새로운 파티클보다 실제 로봇의 위치 근처에 존재하고 있는 이전의 파티클 집합이 로봇의 위치를 더 빨리 회복할 수 있다.

이러한 방법을 사용함으로써 로봇은 kidnap 상태에서 벗어나 위치 재추정이 가능하다. 그리고 광역 위치인식이 실패했을 경우에도 이 방법을 이용하여 재추정이 가능하다.

언제 새로운 파티클 집합을 초기화 시킬지 결정하는데 사용한 성능척도는 다음 장에서 설명한다.

4.2 위치 추정의 성능척도

새로운 파티클 집합을 초기화 할 지의 여부를 결정하기 위해 두 가지 위치인식 성능척도 - 정규화 가중치의 엔트로피(entropy of normalized weight)와 평균 가능도(average likelihood) - 를 사용하였다. 우선 정규화 가중치의 엔트로피 H (식 (4))는 마코프 위치인식^[9]에서 사용하는 것과 같이 로봇 위치추정의 불확실성을 계산한다.

식 (4)에서 $Bel(s)$ 은 상태(state) s 에 위치한 파티클의 정규화 가중치의 합을 뜻한다. 엔트로피를 계산하기 위해 전체 상태공간을 그리드로 나누었다. 엔트로피 값이 작게 나올 경우는 파티클이 수렴해 있다는 것을 뜻한다. 즉 파티클이 재추출 과정을 거치면서 높은 가중치를 가지는 파티클로 수렴된 것이다. 반대의 경우 아직 로봇의 위치를 올바르게 추정하지 못한 경우라고 볼 수 있다.

파티클들의 평균 가능도 W (식 (5)) 또한 위치인식의 성능을 평가하는 지표로 사용된다. 평균 가능도 값은 식 (5)에서와 같이 모든 파티클의 정규화되기 이전 가중치들의 평균을 뜻한다. 엔트로피 값이 낮다고 해서, 즉 파티클이 수렴해 있다고 해서 항상 올바른 위치에 있다고 볼 수는 없다. 하지만 파티클이 높은 가중치 값을 가진다는 것은 실제 로봇과 같은 표식을 보고 있다는 것이므로 올바른 위치에 있을 가능성이 높다. 따라서

$$H = -\sum_s Bel(s) \log Bel(s) \quad (4)$$

$$W = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{w}_i \quad (5)$$

위의 두 가지 척도를 모두 만족하는 경우 파티클이 로봇과 같은 위치에 수렴해 있다고 볼 수 있으며 즉 로봇의 위치인식이 정확하다고 생각할 수 있다. 하지만 실제 표식지도를 이용하여 위치인식을 수행할 경우 엔트로피와 평균 가능도 값의 변화가 심하기 때문에 실제 구현에서는 최근 10번의 값이 모두 위의 조건을 만족하지 않는 경우 로봇이 kidnap되었다고 생각하여 새로운 파티클 집합을 추가하여 주었다.

5. 실험 결과

제한된 광역 위치인식과 능동적인 kidnap recovery 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 Pointgrey사의 Bumblebee 비전 센서와 12개의 초음파 센서를 갖춘 차동구동 방식의 Pioneer 3-DX로봇(그림 4)을 이용하여 실험을 수행하였다. 실험 환경(그림 3)은 여러 개의 방과 가구, 가전제품 등으로 이루어진 15m×9m 넓이의 가상 가정환경 공간이다. 우선 EKF-SLAM 알고리즘을 이용하여 환경에 대한 표식지도를 제작하였다. 물론 같은 표식을 사용한다면 다른 알고리즘을 이용하여 제작된 표식 지도의 이용도 가능하다. EKF-SLAM은 wall-following 주행방식으로 전체 환경을 두 바퀴 이동하며 지도를 형성하였다. 지도 형성에 사용된 EKF-SLAM은 실시간으로 동작하며 SLAM이 끝남과 동시에 전체 환경에 대한 표식 지도를 얻을 수 있다. 그림 1에서와 같이 완성된 표식 지도에는 41개의 선 형상 표식과 14개의 점 형상 표식 그리고 4개의 물체 표식이 형성되었다.

아래의 실험들은 로봇이 이동하면서 데이터를 저장한 후 off-line으로 수행되었다. 저장되어 사용된 정보는 EKF-SLAM에서 얻어진 표식지도, 파티클 추출 단계에서 사용되는 로봇의 오도메트리 정보, 업데이트 단계에



그림 4. 실험 환경과 로봇

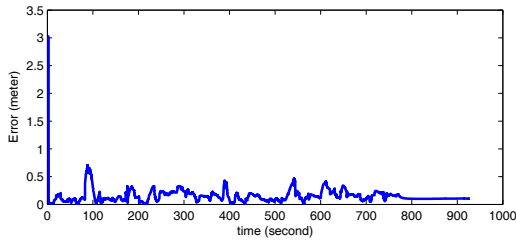


그림 5. 실험 1 : 거리 오차

사용되는 센서의 정보이다. 초음파 센서로부터 얻어진 선형상 표식의 전체 길이는 45.7m로 파티클 초기화를 위하여 5cm마다 선형상 양쪽으로 각각 한 개씩의 파티클을 초기화 시켜 줌으로서 총 1826개의 파티클이 초기에 분포되었다. 환경 전체에 파티클을 무작위로 분포시킬 경우 광역 위치인식을 성공적으로 수행하기 위해서는 최소 10000개의 파티클이 필요하다. 따라서 제안된 파티클 초기화 방법으로 필요한 파티클의 수를 20%이하로 줄여 효율적인 구현이 가능하였다.

5.1 실험 1 : 광역 위치인식

구현된 알고리즘의 광역 위치인식과 위치 추적 성능을 확인하기 위해 EKF-SLAM을 통해 추정된 위치 정보와 비교를 해 보았다. 즉 표식지도는 EKF-SLAM의 결과로 나온 지도를 사용하였고 이 지도를 제작할 때 사용된 정보 -오도메트리와 센서 정보- 를 이용하여 위치인식을 수행하고 이를 EKF-SLAM에서 추정한 로봇의 위치와 비교하였다. 로봇은 앞에서 설명한 바와 같이 wall-following 주행방식으로 전체 환경을 두 바퀴 이동하였고 평균 0.2m/s의 속도로 이동하였다. 파티클 필터에서 로봇의 위치는 파티클의 가중치 평균(weighted mean)을 이용하여 결정하였다. 그림 5에서 EKF-SLAM 에서 추정한 로봇의 위치에 대한 파티클 필터 위치인식의 오차를 확인할 수 있다. EKF-SLAM의 최종 오차는 두 바퀴 주행 후 원점에서 비교하였을 때 5.4cm로 성공적으로 위치인식을 수행했다고 볼 수 있다. 이와 비교한 파티클 필터 위치인식의 평균 오차 값은 0.15m로 실제 로봇의 위치를 정확하게 추정하였다. 로봇은 주행이 시작된 직후 정보교합의 성능이 뛰어난 물체 표식을 추출했기 때문에 빠른 시간에 파티클이 올바른 위치에 수렴할 수 있었다. 그림 6에서 로봇의 위치를 올바르게 추정하고 있을 경우 낮은 엔트로피 값과 높은 평균 가능도 값을 보인다는 것을 확인할 수 있다. 또한 파티클의 개수도 위치인식의 상태에 따라 줄어드는 것을 확인할 수 있다(그림 7).

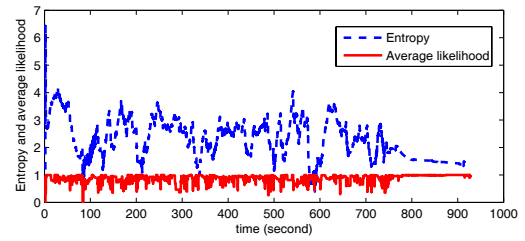


그림 6. 실험 1 : 엔트로피와 평균 가능도

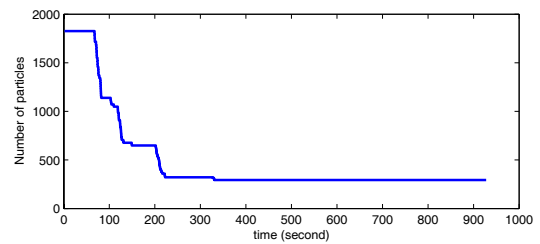


그림 7. 실험 1 : 파티클의 개수

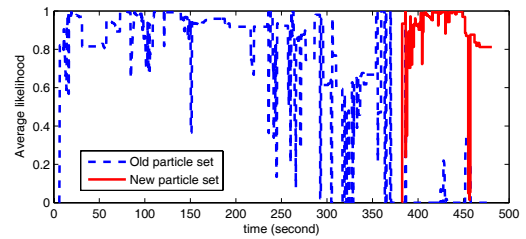


그림 8. 실험 2 : 평균 가능도

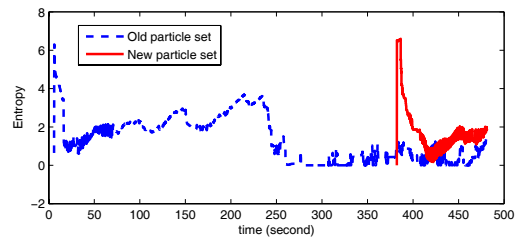


그림 9. 실험 2 : 엔트로피

5.2 실험 2 : 광역 위치인식 및 kidnap recovery

Kidnap recovery 성능을 확인하기 위해 파티클 필터 위치인식이 수행되는 도중에 로봇에게는 정보를 주지 않은 채 로봇의 위치를 옮겨보았다. 로봇은 평균 0.15m/s의 속도로 환경을 이동하였으며 파티클이

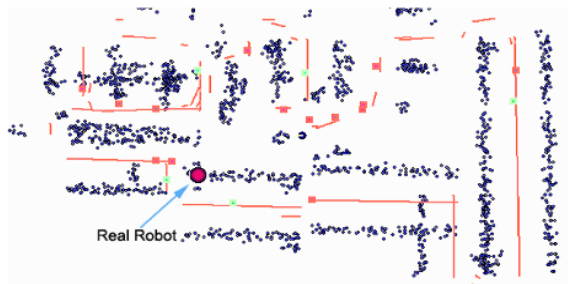
성공적으로 로봇의 위치를 추정하는 도중에 지도의 가운데 위쪽의 방에 도착한 후 옆방으로 kidnap되었다. 사람이 로봇을 들고 이동하는 도중에도 표식을 추출하는 알고리즘은 계속 작동하였기 때문에 옮겨지는 도중과 옮겨진 후에 잘못된 표식을 계속 관찰하게 된다.

그림 10에서 광역 위치인식과 kidnap recovery 결과를 확인할 수 있다.

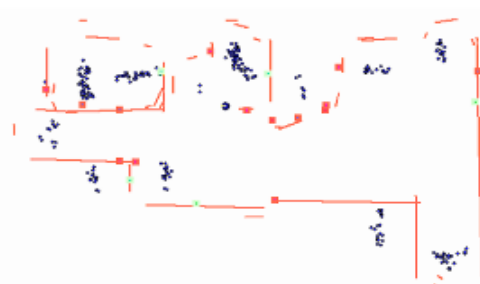
파티클 초기화 : 로봇이 처음으로 초음파 센서를 이용하여 선 형상 표식을 추출한 후 이를 기반으로 파티클이 초기 분포되었다(그림 10 (a)). 그림에서 작은 점, 작은 원은 각각 분포된 파티클, 추정된 로봇의 위치를 나타낸다. 실제 로봇의 위치 또한 표시되어 있다. 실제 로봇이 선 형상 표식을 관찰하였고 파티클 또한 실제 로봇과 같은 정보를 얻을 수 있는 모든 위치에

분포되었다.

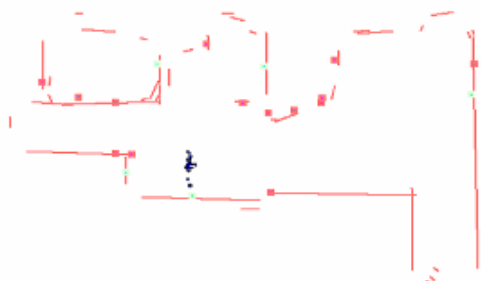
파티클의 수렴과 위치인식 성능 평가 : 몇 번의 표식 관찰과 로봇의 이동 후에 파티클은 로봇이 관찰하는 표식과 같은 종류의 표식이 있는(오른쪽과 뒤쪽에 선 형상 표식 존재) 위치들로 수렴하게 된다(그림 10 (b)). 그리고 로봇이 물체 표식을 추출한 후 하나의 위치로 수렴하게 된다(그림 10 (c)). 물체 표식은 환경 전체에 하나씩 존재하고 정보교합이 비교적 정확하기 때문에 파티클의 빠른 수렴에 도움이 된다. 로봇이 그림 10 (d)에서와 같이 한 방에 도착할 때까지 파티클은 로봇의 위치를 정확하게 추적하였다. 그림 10 (d)와 10 (f)의 검은 점선은 대강의 로봇 이동 경로를 그린 것이다. 그림 10 (d)에서 파티클은 여러 번의 표식 관찰로 인해 정확한 로봇의 위치에 수렴해 있다.



(a) $t = 6.0 \text{ sec}$ - 파티클 초기화



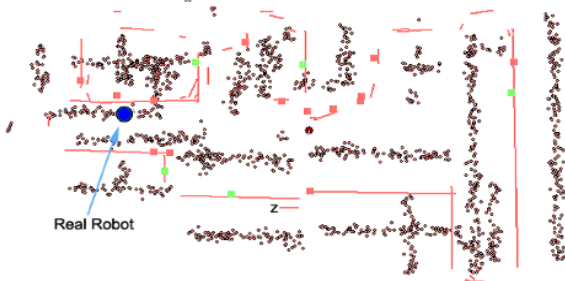
(b) $t = 11.3 \text{ sec}$



(c) $t = 17.1 \text{ sec}$ - 파티클 수렴



(d) $t = 267.0 \text{ sec}$ - 로봇의 kidnap



(e) $t = 383.6 \text{ sec}$ - 새로운 파티클 집합 초기화



(f) $t = 458.5 \text{ sec}$ - 새로운 파티클의 수렴

그림 10. 실험 2 : 표식 지도에서의 파티클 분포

Kidnap recovery : 그림 10 (d)에서와 같이 한 방에 도착한 후 로봇은 사람에게 의해 옆방으로 옮겨졌다 (277초에서 305초 사이). 그 동안 로봇은 자신의 위치를 정확하게 추정할 수 없고 파티클도 옮겨진 로봇의 위치와 다른 곳에 수렴해 있게 된다. 로봇이 kidnap된 직후 (322초) 옮겨진 방에서 물체 표식을 관찰하였지만 파티클들은 다른 위치에 수렴해 있기 때문에 위치인식에는 전혀 도움이 되지 않았다. 그림 8과 9에서 로봇이 kidnap된 후 파티클이 실제 로봇과 다른 표식을 관찰하고 파티클이 발산하기 시작하여 평균 가능도 값이 낮아지고 엔트로피 값이 증가하는 것을 볼 수 있다(370초 부근). 그림 10 (e)에서 로봇은 자신의 위치를 잃어버린 것을 인지하고 선 형상 표식을 기반으로 새로운 파티클 집합을 초기화 하였다. 그림 10 (e)에서 볼 수 있는 작은 점, 작은 원은 각각 새로 추가된 파티클, 새로 추가된 파티클을 이용해서 추정한 로봇의 위치를 뜻한다. Kidnap 되기 이전의 로봇 위치에 수렴되어 있던 파티클은 로봇의 이동으로 인해 화면 바깥으로 이동했기 때문에 그림에서는 보이지 않는다. 로봇이 다시 몇 번의 표식 관찰을 한 후 새로 들어간 파티클이 성공적으로 로봇의 위치를 추정해 낼 수 있다(그림 10 (f)).

이를 통해 로봇이 광역 위치인식과 kidnap recovery를 성공적으로 수행해 내는 것을 확인할 수 있었다. Kidnap recovery 후에 새로 추가된 파티클 집합의 평균 가능도 값은 기존의 파티클 집합의 평균 가능도 값보다 높은 값을 가진다(그림 8). 반면 새로운 파티클 집합이 아직 완전히 수렴하지 않기 때문에 엔트로피 값은 기존의 파티클 집합의 값보다 큰 상태이다. 하지만 기존의 파티클 집합은 실제 로봇의 위치와는 전혀 다른 위치에 있기 때문에 계속 발산을 하고 있고 또한 엔트로피 값도 증가하고 있다(그림 9). 기존의 파티클 집합이 정보 교환을 제대로 하지 못 할 경우 빠르게 발산하게 만드는 것이 필요하다. 또한 두 개의 파티클 집합이 서로 비교를 하여 정확한 집합만을 남기고 잘못된 집합을 제거하는 과정이 필요하다. 이 작업은 앞으로 해결해야 할 일로 남아있으며 재추출 과정의 성능을 높이거나 파티클 추출 과정에서 좀 더 큰 오차를 줌으로서 해결 할 수 있을 것으로 보인다.

6. 결 론

본 논문에서는 표식 지도와 강인한 표식 추출 방법을 이용한 파티클 필터 위치인식 알고리즘으로 광역 위치인식과 kidnap recovery를 해결하였다.

우선 선 형상 표식을 이용한 초기화 방법으로 필요한 파티클의 개수를 줄일 수 있었다. 따라서 좀 더 효율적인 구현이 가능하게 되었다. 광역 위치인식 과정에서는 더 적은 수의 파티클을 이용해서도 성공적으로 로봇의 위치를 추정할 수 있었으며 파티클이 올바른 위치로 수렴한 후에는 파티클의 개수를 줄여가며 성공적으로 위치 추적을 할 수 있었다.

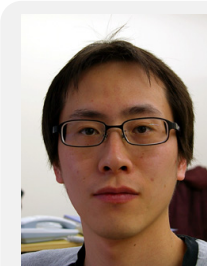
또한 kidnap이 되거나 광역 위치인식에 실패할 경우에 대비하여 로봇은 정규화된 가중치의 엔트로피 값과 평균 가능도 값을 확인 함으로서 자신의 위치인식이 잘못되고 있음을 인지할 수 있었다. 그리고 추가된 새로운 파티클 집합은 kidnap된 로봇의 위치를 성공적으로 재추정 할 수 있었다.

앞으로 좀 더 강인한 위치인식 성능적도와 두 파티클 집합의 효과적인 처리가 필요하지만 2가지의 실험을 통해서 제안된 알고리즘의 성능을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] M. W. M. Gamini Dissanayake, P. Newman, S. Clark, H. F. Durrant-Whyte and M. Csorba, "A Solution to the Simultaneous Localization and Map Building (SLAM) Problem," in IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 17, no. 3, 2001, pp. 229-241.
- [2] Jinwoo Choi, Sunghwan Ahn, Minyong Choi and Wan Kyun Chung, "Metric SLAM in Home Environment with Visual Objects and Sonar Features," in Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, 2006.
- [3] S. P. Engelson, D. V. McDermott, "Error correction in mobile robot map learning," in Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, vol. 3, 1992, pp. 2555-2560.

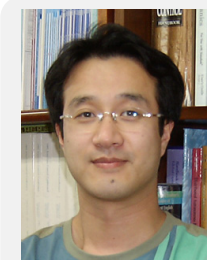
- [4] W. Burgard, D. Fox, D. Hennig and T. Schmidt, "Estimating the absolute position of a mobile robot using position probability grids," in Proc. of the Thirteen National Conf. on Artificial Intelligence, 1996.
- [5] D. Fox, W. Burgard and S. Thrun, "Active Markov Localization for Mobile Robots," in Robotics and Autonomous Systems, vol. 25, Issues 3-4, 1998, pp. 195-207.
- [6] D. Fox, W. Burgard, F. Dellaert and S. Thrun, "Monte Carlo Localization: Efficient Position Estimation for Mobile Robots," in Proc. of the National Conf. on Artificial Intelligence (AAAI), 1999.
- [7] P. Jensfelt, O. Wijk, D. Austin and M. Andersson, "Feature Based Condensation for Mobile Robot Localization," Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, vol. 3, 2000, pp. 2531-2537.
- [8] Jinwoo Choi, Sunghwan Ahn, and Wan Kyun Chung, "Robust Sonar Feature Detection for the SLAM of Mobile Robot," in Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, 2005, pp. 2083-2088.
- [9] Sunghwan Ahn, Minyong Choi, Jinwoo Choi and Wan Kyun Chung, "Data Association Using Visual Object Recognition for EKF-SLAM in Home Environment," in Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, 2006.
- [10] O. Wijk and H. I. Christensen, "Triangulation-Based Fusion of Sonar Data with Application in Robot Tracking," in IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 16, no. 6, 2000, pp.740-752.
- [11] H. Choset, K. Nakatani and N. A. Lazar, "The Arc-Transversal Median Algorithm: A Geometric Approach to Increasing Ultrasonic Sensor Azimuth Accuracy," in IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 19, no. 3, 2003, pp. 513-523.
- [12] Z. Lin, S. Kim and I. S. Kweon, "Recognition-based Indoor Topological Navigation Using Robust Invariant Feature," in Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, 2005, pp. 3975-3980.
- [13] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," in Int. Jour. of Computer Vision, vol. 60, no. 2, 2004, pp. 91-110.
- [14] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox, Probabilistic Robotics, The MIT Press, 2005.
- [15] D. Fox, "Adapting the Sample Size in Particle Filters Through KLD-Sampling," in Int. Jour. of Robotics Research, vol. 22, Issue 10/11, 2003, pp. 985-1004.
- [16] M. Pelikan, D. E. Goldberg and E. Cant-Paz, "Bayesian optimization algorithm, population size, and time to convergence," Proc. of the Genetic and Evolutionary Computation Conf. (GECCO)}, 2000.
- [17] J. S. Liu, "Metropolized independent sampling with comparison to rejection sampling and importance sampling," Statistics and Computing, vol. 6, no. 2, 1996, pp. 113-119.
- [18] W. Madow, "On the theory of systematic sampling," ii. Annals of Mathematical Statistics, 20:333-354, 1944.



이 정 석

2001 포항공과대학교 기계공학과 (학사)
 2003 포항공과대학교 기계공학과 (석사)
 2003~현재 포항공과대학교 기계공학과 박사과정

관심분야 : Localization, Navigation
 E-mail : badol@postech.ac.kr



이 경 민

2003 포항공과대학교 기계공학과 (학사)
 2005 포항공과대학교 기계공학과 (석사)
 2005~현재 포항공과대학교 기계공학과 박사과정

관심분야 : Grid Mapping, Mobile Exploration
 E-mail : lekomin@postech.ac.kr



안 성 환

- 2002 포항공과대학교 기계공학과 (학사)
- 2003 포항공과대학교 기계공학과 (석사)
- 2003~현재 포항공과대학교 기계공학과 박사과정

관심분야 : Visual SLAM, Navigation
E-mail : ash@postech.ac.kr



정 완 균

- 1981 서울대학교 기계설계학 (학사)
- 1983 한국과학기술원 기계공학과 (석사)
- 1987 한국과학기술원 로봇공학 (박사)

1987~1993 포항공과대학교 기계공학과 조교수
1988 CMU 방문 교수
1995 U.C. Berkeley visiting scholar
1993~2000 포항공과대학교 기계공학과 부교수
1987~현재 포항공과대학교 기계공학과 교수
관심분야 : SLAM, Navigation, Underwater robots,
Robust controller
E-mail : wkchung@postech.ac.kr



최 진 우

- 2003 포항공과대학교 기계공학과 (학사)
- 2005 포항공과대학교 기계공학과 (석사)
- 2005~현재 포항공과대학교 기계공학과 박사과정

관심분야 : SLAM, Sonar feature
E-mail : shalomi@postech.ac.kr