

논문 2006-43IE-1-9

동기 구동형 이동로봇의 자율주행을 위한 위치측정과 경로계획에 관한 연구

(A Study on the Localization Method for the Autonomous Navigation
of Synchro Drive Mobile Robot)

구 자 일*, 홍 준 표**, 이 원 석***

(Ja-Yi Ku, Jun-Peu Hong, and Won-Suk Lee)

요 약

본 연구에서는 동기 구동형 이동 로봇의 제어를 위한 운동 방정식, 주어진 지도 내의 목표 지점으로의 최적 경로 생성과 경로 추적을 위한 경로 계획, 그리고 이동 로봇의 위치를 측정하기 위한 균등·균집 몬테카를로 위치 측정 기법을 제안하였다. 이동 로봇의 위치 측정 실험을 통해 총 73회 반복된 위치 측정에서 기존의 몬테카를로 위치 측정의 평균 수행 속도가 12.8ms로 측정된 반면, 균등·균집 관리 몬테카를로 위치 측정의 평균 수행 속도는 9.3ms로 측정되었다. 또한 기존의 몬테카를로 위치 측정 기법이 위치 측정에 실패하는 동일 환경에서 균등·균집 몬테카를로 기법은 올바른 위치 측정의 결과를 보임을 확인하였다.

Abstract

In this study, we have proposed a motion equation to control synchro drive mobile robot, a path plan to compute and track the best path to given destination and a technique utilizing uniform distribution and cluster management based Monte Carlo localization to have track current position of moving robot .In the localization test which was repeated 73 times resulted as following. The average process time of original Monte Carlo localization was 12.8ms. The proposed cluster management Monte Carlo localization resulted 9.3ms. Also the proposed method resulted correctly in the cases where original method failed.

Keywords : synchro drive mobile robot, Monte Carlo localization, uniform distribution, cluster management

I. 서 론

본 연구는 목표한 지점으로 이동하기 위해 수립된 광역 경로를 추종하면서 환경 지도 내에 반영되지 않은 예상치 못한 장애물과의 충돌을 회피하기 위한 국부 경

로 추적 기법과 주행 중 로봇의 위치 측정 기법의 구현에 있다.^[1]

광역 경로 계획은 발견적(heuristic) 학습법을 사용하는 최단 경로 탐색 기법인 A*(A-Star) 알고리즘을 사용하였다. 하지만 이 알고리즘은 발견된 최단 경로는 필요 이상의 많은 굴곡을 가질 수 있다는 단점이 있다. 이를 효과적으로 처리하기 위해 경로에 대한 경비를 계산할 때, 굴곡을 만드는 경로에 적은 숫자의 벌점을 부가함으로써 굴곡이 적은 최단 경로를 생성하도록 하였다.

국부 경로 계획은 D.Fox에 의해 제안된 동적 윈도우 기법과 칼만 필터를 함께 적용함으로써 움직이는 장애물에 대한 크기, 위치, 그리고 이동 방향을 예측하여 능

* 정회원, 인하공업전문대학 디지털전자정보과
(Department of Digital Electronic and Infomation,
Inha technical College)

** 정회원, 인하대학교 전자공학과
(Department of Electronic Engineering, Inha
University)

*** 정회원, 동양공업전문대학 전기전자통신공학과
(Department of School of Electrical Engineering,
Dongyang technical College)

접수일자: 2005년11월12일, 수정완료일: 2006년3월15일

동적으로 충돌을 회피하기 위한 궤적을 생성하도록 하였다.^[2]

위치추정기법으로는 기존의 몬테카를로 위치추정 (Monte Carlo Localization; MCL)을 구현함에 있어 균등 분포와 군집 관리를 사용하는 균등·군집 MCL을 제안하였다. 기존의 MCL이 로봇과 장애물까지의 거리를 중심 축으로 하는 가우시안 분포를 사용하는데 반하여 제안된 균등·군집 MCL은 균등 분포를 사용함으로써 측정된 거리를 예측 가능하지 않은 확률 분포로 표현하여 예상치 못한 장애물로 인해 환경 지도상의 벽이나 장애물을 감지하지 못하는 위치 추정 오류 문제를 해결하였으며, 군집 개념을 사용함으로써 로봇의 추정 위치가 어느 한 지점으로 너무 빠르게 수렴하는 문제를 해결하도록 하였다.

II. 본 론

1. 자율 주행을 위한 경로 계획

광역경로계획은 격자화된 지도를 사용하였고, 계획에 대한 알고리즘은 발견적(heuristic) 최단 거리 탐색 기법인 A* 알고리즘을 이용하였다. A* 알고리즘에서 어떤 노드 n에서의 비용 함수 $f(n)$ 은 다음 식과 같이 정의

된다.

$$f(n) = g(n) + h(n) \tag{1}$$

여기서 $g(n)$ 은 해당 노드에 도달하기 위한 최단 경로에 대한 비용이며, $h(n)$ 은 해당 노드로부터 목표 노드까지 소비되는 추정 비용이다. 현재 노드에서 목표 지점까지의 경로 비용을 계산하는 방법은 맨하탄 (Manhattan) 거리를 이용하였고, 맨하탄 거리는 각 축에 대해 두 지점 (x_1, y_1) , (x_2, y_2) 에 대해 각 축의 차이값을 더한 값, 즉 $|x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$ 로 정의된다.

또한, 경로 함수 내에서 경로에 대한 경비를 계산할 때, 굴곡을 만드는 경로에 적은 숫자의 별점을 부가함으로써 직선화된 A* 경로를 생성하도록 하였다.

본 연구에서는 로봇의 이동 중에 실행되어 이전에 수립한 광역 경로를 추종하면서 장애물을 효율적으로 회피하기 위한 국부 경로 계획에 주안점을 두었다. 동적 윈도우 기법과 함께 현재까지 이동 로봇의 추측 항법에 사용되어온 칼만 필터를 장애물에 적용함으로써 장애물의 크기와 이동 방향, 그리고 로봇의 속도를 고려하여 장애물을 회피하며 이전에 계획된 광역 경로를 추종하는 국부 경로 계획 기법을 제안했다.

그림 2의 (a)에서 로봇과 장애물은 서로 마주보는 방향으로 진행한다. 그림 2의 (b)에서 로봇은 이전에 감지되었던 움직이는 장애물에 대해 칼만 필터를 적용함으로써 움직이는 장애물의 다음 예측 위치를 계산하여 회피 경로를 생성하게 된다. 그림 2의 (b)에 보인 상황은 예측에 의해 회피 경로를 생성하기 때문에 더욱 안전한 주행을 보장하게 한다.

동적 장애물에 칼만 필터를 적용하기에 앞서 장애물과 센서 측정에서의 오차에 대한 불확실성이 존재할 수 있음을 가정한다. 분포들의 평균과 분산은 관측된 센서 데이터로부터의 재귀적 칼만 필터에 의해 결정된다.

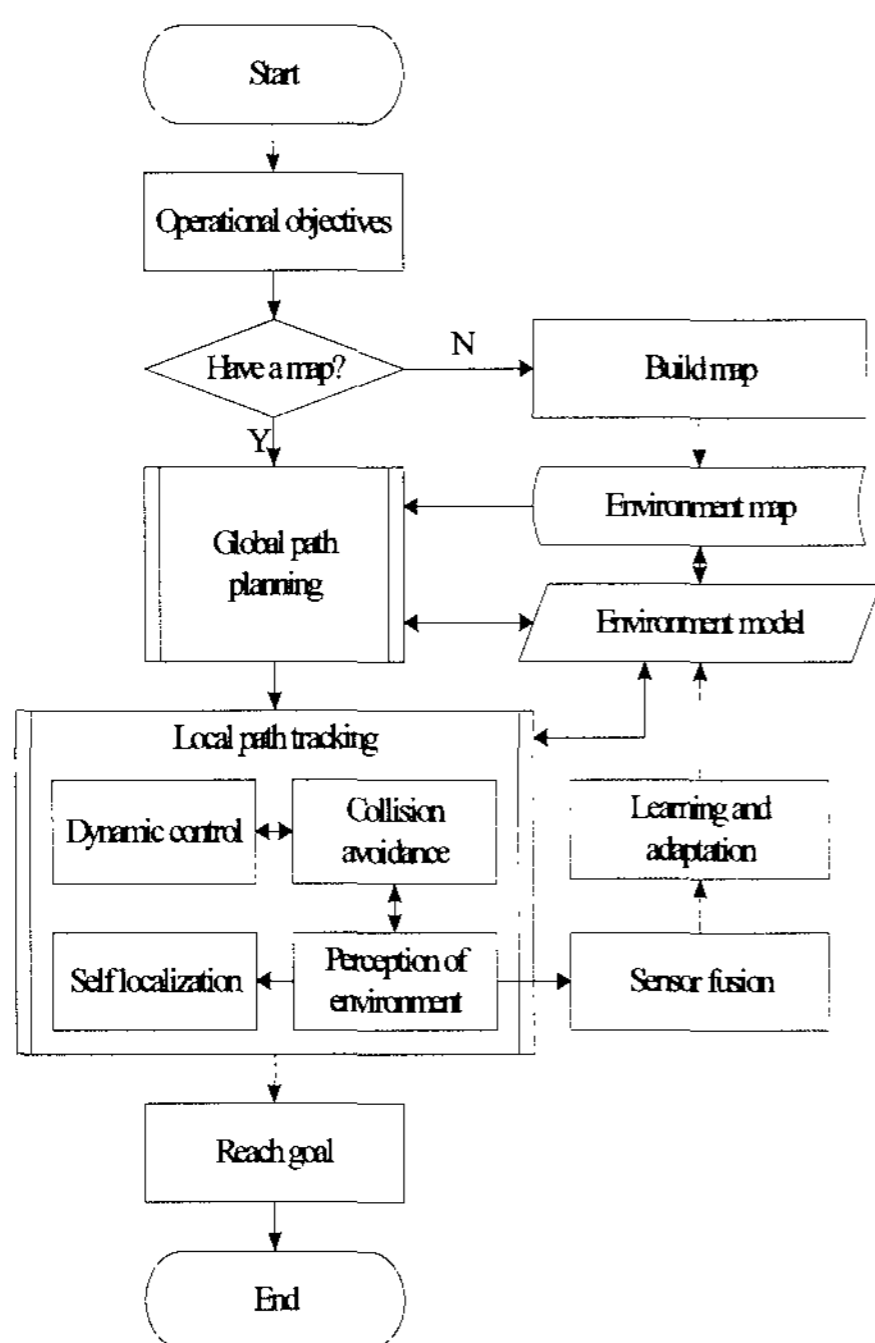


그림 1. 자율 주행을 위한 경로 계획의 순서도
Fig. 1. Flowchart of the path planning for autonomous navigation.

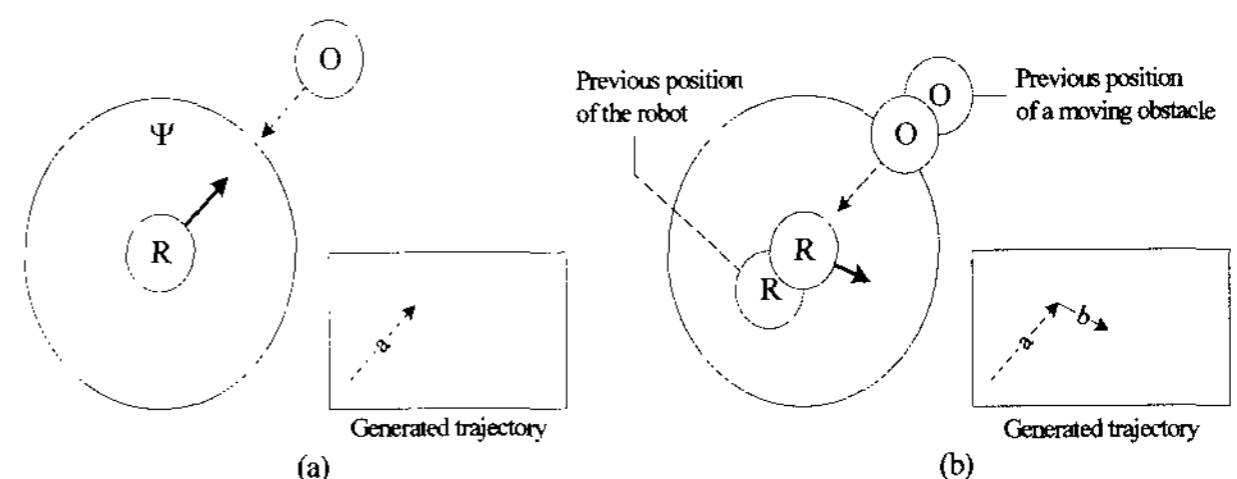


그림 2. 동적 윈도우와 칼만 필터에 의한 움직이는 장애물 회피

Fig. 2. Avoidance toward a moving obstacle by dynamic window and Kalman filter.

통계학적 접근 방법에 기반하여 움직이는 장애물의 확률 분포는 0 평균과 분산 (σ_x, σ_y) 를 갖는 다변량 가우시안 분포(multivariate Gaussian distribution)로써 모델링되며, 다음과 같은 일반식으로 표현된다^[3,4].

$$P(x, y)_{obs} = \frac{1}{2\pi \sqrt{\sigma_x^2 \sigma_y^2 (1-\rho^2)}} \exp \left\{ -\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{2\rho xy}{\sigma_x \sigma_y} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right] \right\}$$

$$C = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \rho \sigma_x \sigma_y \\ \rho \sigma_x \sigma_y & \sigma_y^2 \end{pmatrix} \quad (2)$$

여기서, ρ 는 x 와 y 에 대한 상관 계수(correlation coefficient)이며, C 는 공분산(covariance) 행렬이다.

움직이는 장애물의 발견이 기대되는 확신 영역(high-confidence region)을 결합하기 위해 그림 3에 보인 명목 추정^[5]을 중심으로 하는 타원을 사용한다. 이 타원은 특정한 확신 경계치에 부합하는 확률 상수의 외형을 정의한다.

일단 확신 경계치가 선택되었으면 원이 정해진다. 따라서 선행 계획된 경로에서의 충돌 확률은 동적 윈도우 영역을 나타내는 원 Ψ 와 움직이는 장애물이 위치해 있을 것이라 예측되는 원간의 거리에 의해 좌우된다.

원 Ψ 를 장애물의 예측 위치를 나타내는 타원과 교차되지 않도록 하는 선행 결정된 경로를 따라 이동 로봇의 속도 v 와 조향 명령 각도 ϕ 를 제어함으로써 충돌은 회피된다. 초음파 센서의 각 샘플링 시간 k 에서의 제어 매개변수 벡터는 $\Gamma(k) = [v(k), \theta(k)]$ 로 표시되며, 값들은 이동 로봇의 최대 가속도와 조향 각도에 의해 제한된다.

제어 벡터 $\Gamma(k)$ 의 조절은 원 Ψ 이 근접할 때마다 움직이는 장애물의 추정 속도와 이동 로봇에 대한 상대

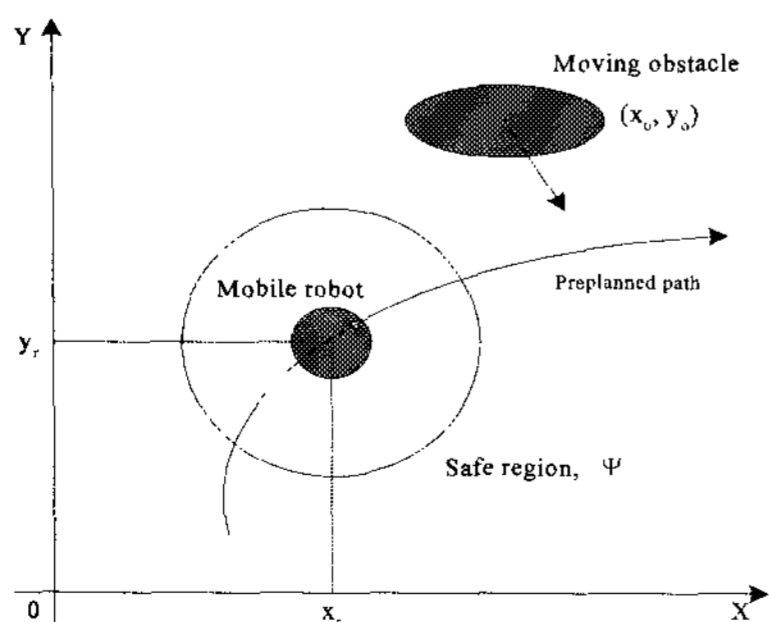


그림 3. 동적 윈도우 기법을 사용한 움직이는 장애물의 감지

Fig. 3. The detection of dynamic obstacle using dynamic window method.

적 위치에 기반하여 연속적으로 생성된다. 예를 들어, 만약 장애물 속도가 로봇의 속도보다 빠르거나 거의 같으면, 로봇은 충돌 확률을 감소시키기 위해 감속한다. 그러나 장애물의 속도가 로봇의 현재 속도보다 느리고 충분한 안전 공간이 있다면 로봇은 충돌을 회피하기 위해 장애물의 운동 방향과 동일한 방향으로 가속하여 조금 비껴나게 된다. 만약 움직이는 장애물이 로봇 근처에 너무 근접해있다면 로봇은 멈추거나 안전을 위해 비키게 된다.

2. 균등·균집 몬테카를로 위치 측정

이동 로봇의 위치 측정을 위하여 광역 경로의 좌표 사이를 이동하기 위한 좌표 참조로서 주행 거리계를 사용하되, 균등 분포와 균집 관리를 사용하는 균등·균집 MCL 기법을 사용함으로써 주행 거리계가 갖는 오차 누적 문제를 해소하도록 하였다.

장애물 정보에 대한 불확실성을 표현할 수 있는 몬테카를로 위치 측정(Monte Carlo Localization; MCL)은 확률 밀집 함수로 표현하는 대신, 무작위로 추출된 샘플들의 집합들을 관리함으로써 로봇의 추정 위치를 표현한다. 또한 샘플들을 표현하는 상태가 이산화되어 있지 않기 때문에 고정된 셀 크기를 갖는 마르코프 위치 측정보다 더 정확하고 구현이 쉽다는 장점을 갖는다.

MCL 기법은 속도와 성능이 떨어지는 CPU에서 구현 되기에는 여전히 연산 부하량이 크며, 예상치 못한 장애물로 인한 위치 측정의 오차를 가질 수 있다는 단점이 있다. 또한 유사 형태를 갖는 환경이나 대칭적 구조를 갖는 환경 내에서 로봇의 위치를 정확히 측정하지 못하는 오차가 발생할 수 있다는 단점을 갖는다. 연산 부하량을 줄이고 예상치 못한 장애물로 인한 위치 측정 오차를 해결하기 위한 균등 분포를 사용하고, 유사·대칭 환경 내에서 로봇의 위치를 올바르게 측정하기 위해 균집 개념을 사용하도록 하는 균등·균집 MCL을 제안하였으며, 기존 MCL 기법과의 비교 실험을 행하였다.

가. 균등 분포 관리

MCL 기법은 이동 로봇의 자세 $l = (x_r, y_r, \theta_r)$ 에 대한 신뢰도 $Bel(l)$, 행위 a 를 취하였을 때 각 샘플들의 자세 $l_i = (x_i, y_i, \theta_i)$ 에 대한 확률 $P(l|l', a)$, 그리고 센서 데이터 d 에 대한 이동 로봇의 자세에 대한 확률 $P(d|l)$ 을 사용한 다중 형태의 분포를 사용한다는 장점을 갖는다. 하지만 예측 가능하지 않은 잡음

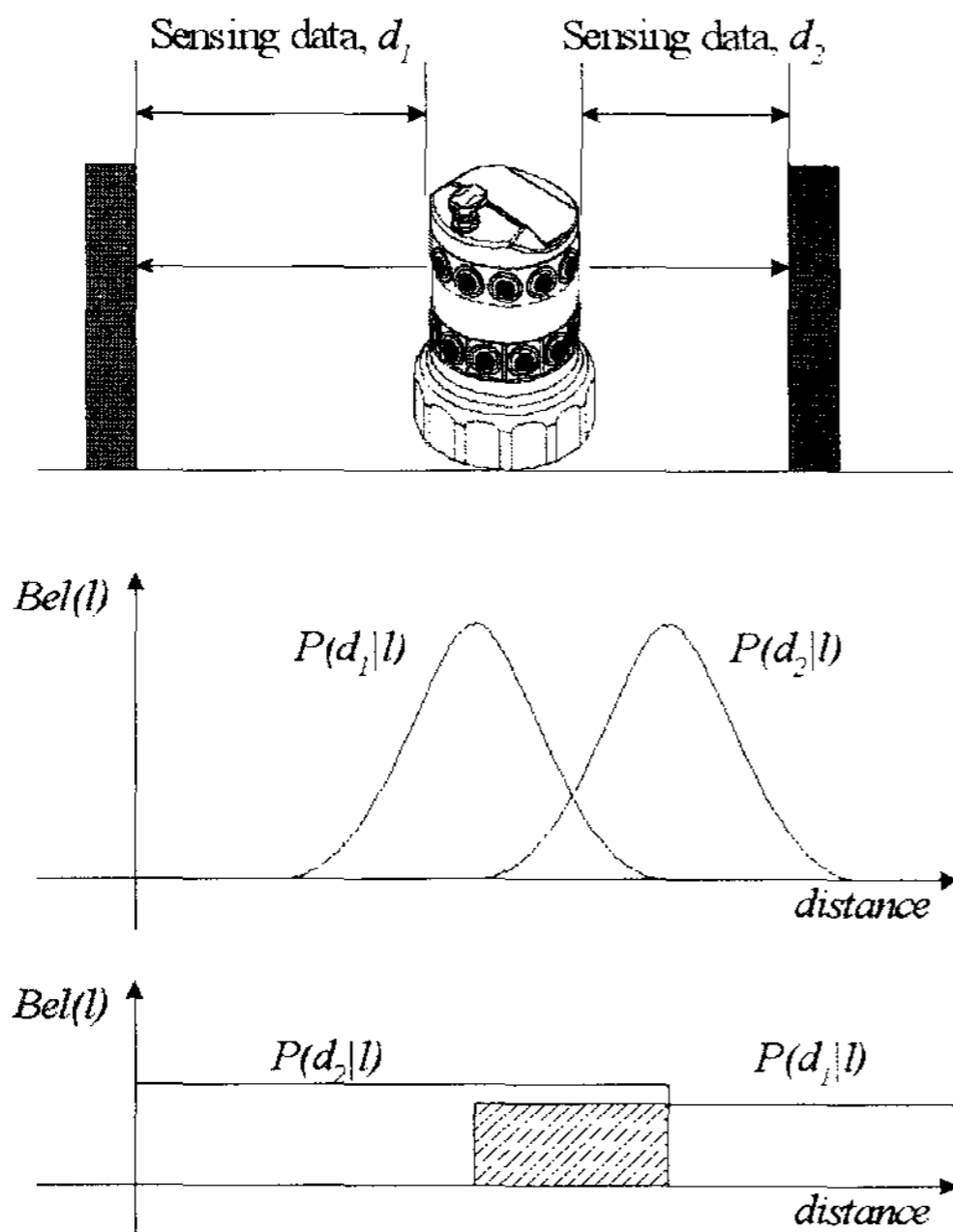


그림 4. 균등 분포로 조합된 가우시안 분포
Fig. 4. Combined Gaussian distribution with uniform distribution.

들의 발생시 정확한 설계를 할 수 없다. 따라서 이러한 상황들은 예측 가능하지 않은 확률 분포를 표현하는 균등 분포(uniform distribution)를 사용함으로써 해결될 수 있다. 그림 4의 (a)는 하나의 균등 분포가 가우시안 분포에 대해 열등함을 보임을 보인다. 그러나 그림 4의 (b)에서 알 수 있듯이, 균등 분포의 조합은 각 분포의 간결성을 보상해준다. 만일, 어떤 샘플들이 삭제되면, 영역 $B = \{l | Bel(l) \neq 0\}$ 내에 새로운 샘플들을 추가한다. 샘플의 수가 증가된 후에 어느 한 쪽으로 치우친 샘플들의 분포는 샘플들의 부족 현상과 센서 갱신 후의 안정하지 못한 추정 결과를 낳기 때문에, 샘플들은 영역 B 내에 균등하게 흩어져야만 한다. 그러나, 샘플들의 밀도는 확률 $Bel(l)$ 와 관계되지 않기 때문에 연산 속도는 샘플들의 고정된 균등 분포에 우선순위에 의해 주어진다. 또한 센서의 갱신은 빈번하게 발생하므로 신중하게 센서들의 영역 집합 $L(d_k)$ 를 설계해야 한다. 센서 갱신의 실패는 실패 상태 $l_r \notin L(d_k)$ 를 만들며, 이를 막기 위해서는 $L(d_k)$ 를 충분히 크게 하여야 한다.

나. 군집 관리

기존의 MCL 기법이 가진 두 번째 문제점은 유사 환경을 가진 지도 내에서 너무 빠르게 한 점으로 수렴하

여 다른 위치에 있을 수도 있는 가능성들을 배제한다는 것이다. 따라서 이와 같이 잘못된 빠른 추정의 문제점을 해결하기 위해 로봇 위치에 대한 가능성들을 표현하는 점들을 군집(cluster)으로 관리함으로써 유사 환경에 대해 군집 내의 점들이 동등한 추정으로 표현하는 군집 관리 MCL 기법을 제안한다.

군집 관리 MCL은 몇몇의 군집들이 거의 같은 위치에서 생성될 수 있다는 문제점을 가질 수 있다. 이러한 문제점은 군집들의 중첩 여부와 그것들을 조합함으로써 해결된다. 일단 군집들이 생성되면 가장 가능성 있는 하나를 선택하고 다른 것들을 무시하게 된다. 군집으로 관리되는 MCL은 중복되지 않은 군집들 내에 구성된 복수의 가설들을 추적하게 되며, 일반 MCL 기법을 반복 수행함으로써 이러한 군집은 새로이 생성된다.

다음으로, 각 군집은 일반적인 MCL을 이용하여 독립적으로 전개되며, 특정 군집에서 선택된 점들은 그 군집으로부터만 추출될 수 있다. 각 군집의 확률은 해당 군집 내의 점들의 유사도의 평균에 군집의 사전 확률을 곱함으로써 추적된다.

만일 초기 위치 내의 지도 내에 오차가 있다면 어떤 군집도 올바른 위치에서 생성되지 않는다는 문제점을 존재한다. 따라서 군집들의 독립성의 장점을 사용함으로써 이러한 문제점을 해결하였다. 군집들은 상호 간섭하지 않기 때문에 기존의 군집들에 영향을 끼치지 않고 새로운 위치 내에 한 군집을 추가할 수 있다.

미리 결정된 상수만큼의 단계 후에, 현재 센서 데이터에 기반한 군집에 가장 근사한 군집을 찾는 목적으로 더 높은 수렴 비율 (convergence rate)을 갖는 광역 MCL의 새로운 실행을 재시작한다. 일단 MCL이 한 위치에 수렴하였다면 이 새로운 위치가 기존의 군집과 중첩되는지의 여부를 검사한다. 만일 수렴하지 않는다면 작은 확률을 갖도록 초기화하고 그것을 추적하기 시작한다. 이렇게 함으로써 현재 센서 데이터에 기반하여 로봇을 위한 완전히 새로운 위치의 고려를 하도록 한다.

로봇의 자기 자신의 위치 추정은 가장 유사한 군집으로 평가되며, 부합하는 조각들을 통해 가우시안을 적절하게 적용함으로써 얻어진다. 군집들의 수가 경계를 넘도록 증가되는 것을 방지하고 효율적인 연산을 위해, 이미 정의된 최대 값으로 군집들의 수를 제한시킨다.

부가적으로, 시간 내에 모든 점들에서 고정된 군집들의 수를 지킴으로써 한 군집이 소수의 다른 군집들과의 비교에서 높은 확률을 얻는 것을 방지하는데, 이것은

다른 많은 군집들이 있을 때 해당 군집이 다른 군집들에 대해 압도하는 것을 막도록 한다. 새로운 한 군집을 추가함으로써, 고정된 크기를 지키기 위해 가장 가능성이 적은 군집은 제거된다.

III. 실험

본 장에서는 이동 로봇 실험을 위한 로봇 시스템의 구성, 목표 지점까지 이동하기 위한 광역 경로 계획, 미지의 장애물을 회피하며 광역 경로를 추적하기 위한 국부 경로 계획, 그리고 이동 로봇의 위치 측정 실험에 대하여 기술한다.

국부 경로 계획 실험에서는 기존의 동적 윈도우 기법과 본 연구에서 제안한 동적 윈도우와 칼만 필터와의 비교 실험을 행하였으며, 이동 로봇의 위치 측정 실험에서는 기존의 MCL 위치 측정 기법과 본 연구에서 제안한 균등 분포와 군집 개념을 사용하는 균등·군집 MCL 기법의 비교 실험을 행하였다. 실험에 이용된 로봇은 그림 5에 보인 한울 로보틱스사의 HWR-MRB2 (HANURI-N)이다. 로봇 프로그래밍을 위한 모드로는 위치 모드와 속도 모드가 지원되며, 구동 모터에 의한 로봇의 최대 이동 속도는 50cm/sec이며, 최대 회전 속도는 120°/sec이다.

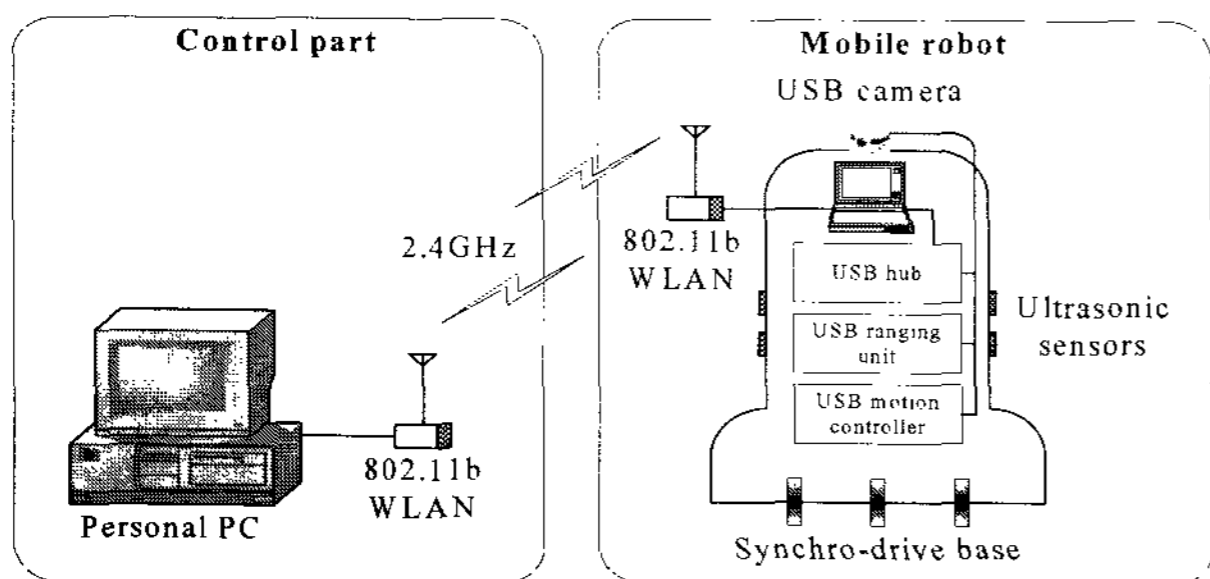


그림 5. HWR-MRB2(HANURI-N) 이동 로봇과 실험 시스템의 블록도
Fig. 5. Mobile robot HWR-MRB2 (HANURI-N) and Block diagram of the experimental system.

관리 제어부의 컴퓨터는 사용자로부터의 명령을 입력받아 무선 랜을 통하여 로봇에게 전달한다. 이동 로봇에 장착된 컴퓨터는 이 명령을 수신하여 로봇을 구동시키고 초음파 센서 데이터를 취득한 후, 다시 무선 랜을 통해 로봇의 위치와 방위각, 초음파 데이터, 영상 데이터를 관리 제어부의 컴퓨터로 보고하는 구조로 구성되어 있다. 자율 주행시에는 로봇에 장착된 컴퓨터에서 광역, 국부 경로 계획과 위치 측정이 행해지며, 로봇의 각종 연산 결과를 실시간으로 원격의 관리 제어부 컴퓨터에게 보고하는 구조로 구성된다.

이동 로봇의 자율 주행 실험을 위하여 그림 6과 같은 구조의 실험 환경을 구축하였다. 자율 주행의 성능을 평가하기 위해 1m의 너비와 폭을 갖는 인공의 벽면들과 0.7m 지름을 갖는 원형 장애물을 내부에 배치하였다.

그림 7은 광역 경로 계획기에 의해 격자화된 환경 지도를 보인다. 지도 내의 검은색 부분은 입력된 환경 지도 내의 실제 장애물을, 진회색 부분은 격자화 과정에 의해 장애물로 간주되는 부분을, 연회색 부분은 장애물

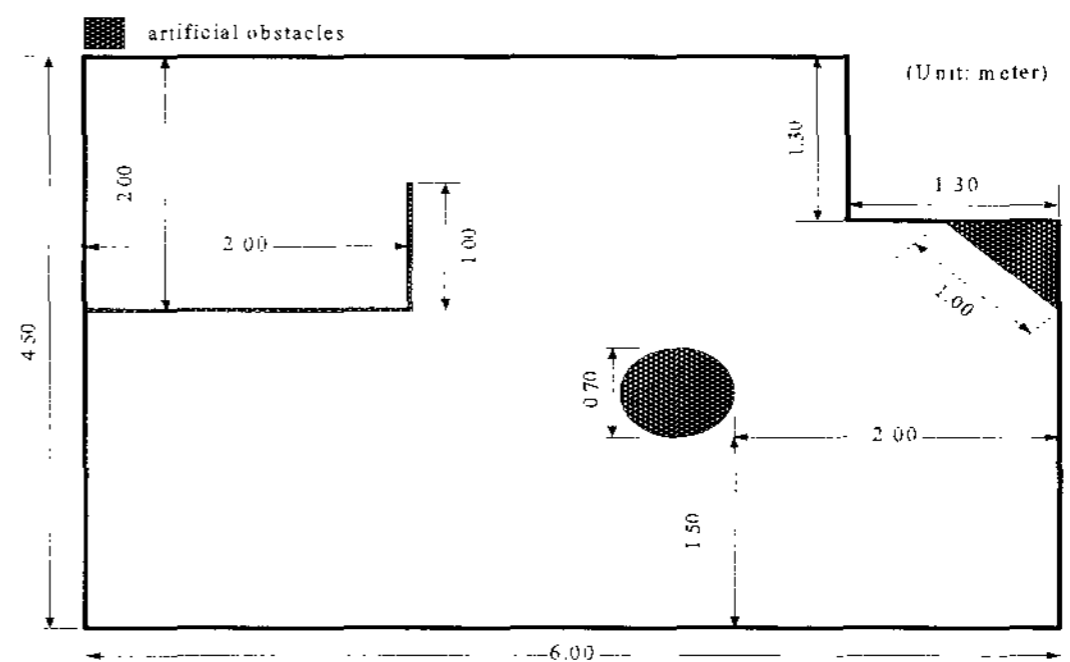


그림 6. 이동 로봇 주행을 위한 실험 공간
Fig. 6. Experimental space for driving of the mobile robot.

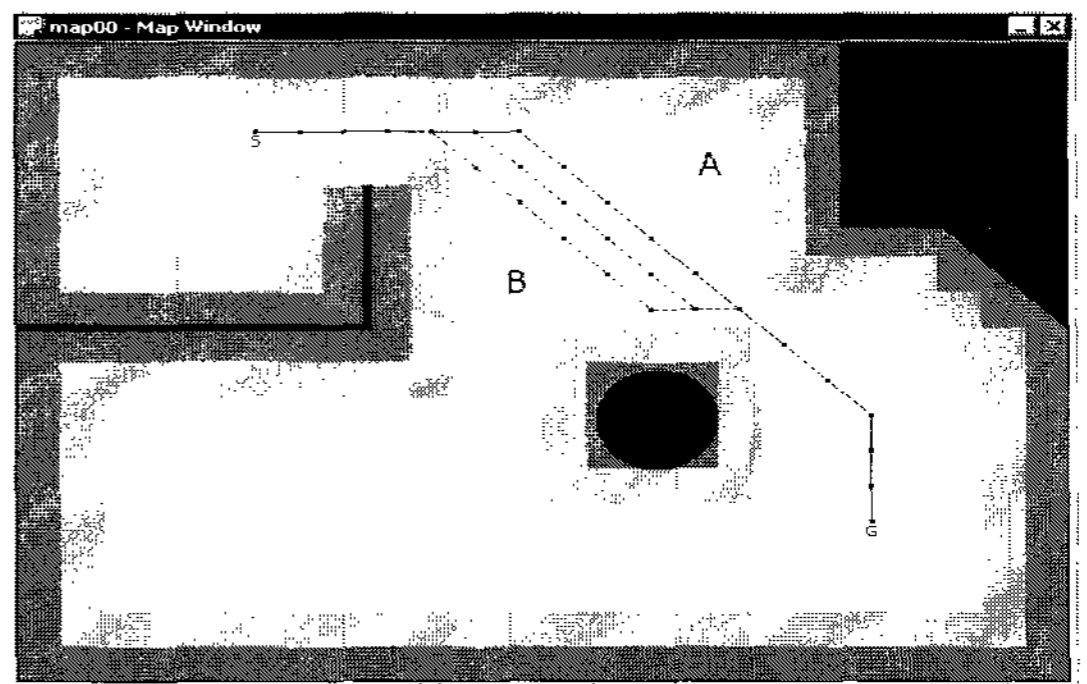


그림 7. 격자화된 환경 지도
Fig. 7. Environmental map which is constructed with the grid.

표 1. 회피 기법에 따른 장애물과의 접근 거리
Table 1. Approaching distance according to avoidance methods.

장애물의 속도	동적 윈도우 적용시	칼만 필터 혼합 적용시
10cm/s	47.3cm	53.0cm
20cm/s	23.5cm	44.7cm
30cm/s	충 돌	28.4cm
40cm/s	충 돌	충 돌
50cm/s	충 돌	충 돌

주변의 안전한 주행을 위해 변환된 설정 공간을 나타낸다. 그리고 흰색 부분은 장애물 셀과 설정 공간 변환된 셀들을 제외한 영역으로서, 로봇의 중심점이 지날 수 있는 이동 가능한 공간을 나타낸다. 설정 공간 변환 작업은 진회색으로 표시된 장애물 셀의 상하좌우, 그리고 대각선의 총 8 방향에 대한 검색을 기반으로 이뤄진다. 설정 공간 변환 작업에 의해 로봇은 장애물의 모서리 부분에서 회전할 때 안전한 여유 공간을 확보할 수 있다.

광역 경로 계획이 종료된 후, 생성된 광역 계획을 추종하기 위한 로봇의 주행과 국부 경로 계획이 실행된다. 국부 경로 계획기의 기능을 평가하기 위하여 그림 7의 A 지점에서 B 지점으로 지름 45cm의 원형 장애물이 이동하도록 설정하였다. 그 결과를 표 1에 정리하였다.

1.1 균등·균집 몬테카를로 위치 측정 실험

자율 주행 이동 로봇은 신뢰적인 경로 추적을 위해 자신의 위치를 반복적으로 측정해야만 한다. 만일 로봇이 자신의 초기 위치를 알지 못한다면 자신의 위치를 측정하기 위하여 위치 측정을 행하여야만 한다. 그림 8은 주어진 실험 공간 내에서 이동 로봇이 자신의 초기 위치를 측정하기 위하여 임의로 주행하면서 균등·균집 몬테카를로 위치 측정을 행하는 실험 화면의 순차적인 순서를 보인다.

그림 8의 (a)는 위치 측정을 하기 위해 지도상에서 임의로 선택된 5,000개의 샘플의 분포를 보인다. 이동 로봇은 위치 측정을 위해 임의의 방향으로 진행하게 된다. 그림 8의 (b)는 균집 관리 MCL의 첫 번째 반복 후의 화면을 보인다. 형성된 균집의 수는 5개이며, 실제 로봇의 좌표는 좌측 상단에 위치한 균집 내에 존재한다. 그림 8의 (c)는 로봇이 좌측 상단 공간의 입구 부분으로 이동했을 때, 이 때 3회 반복된 위치 측정의 화면

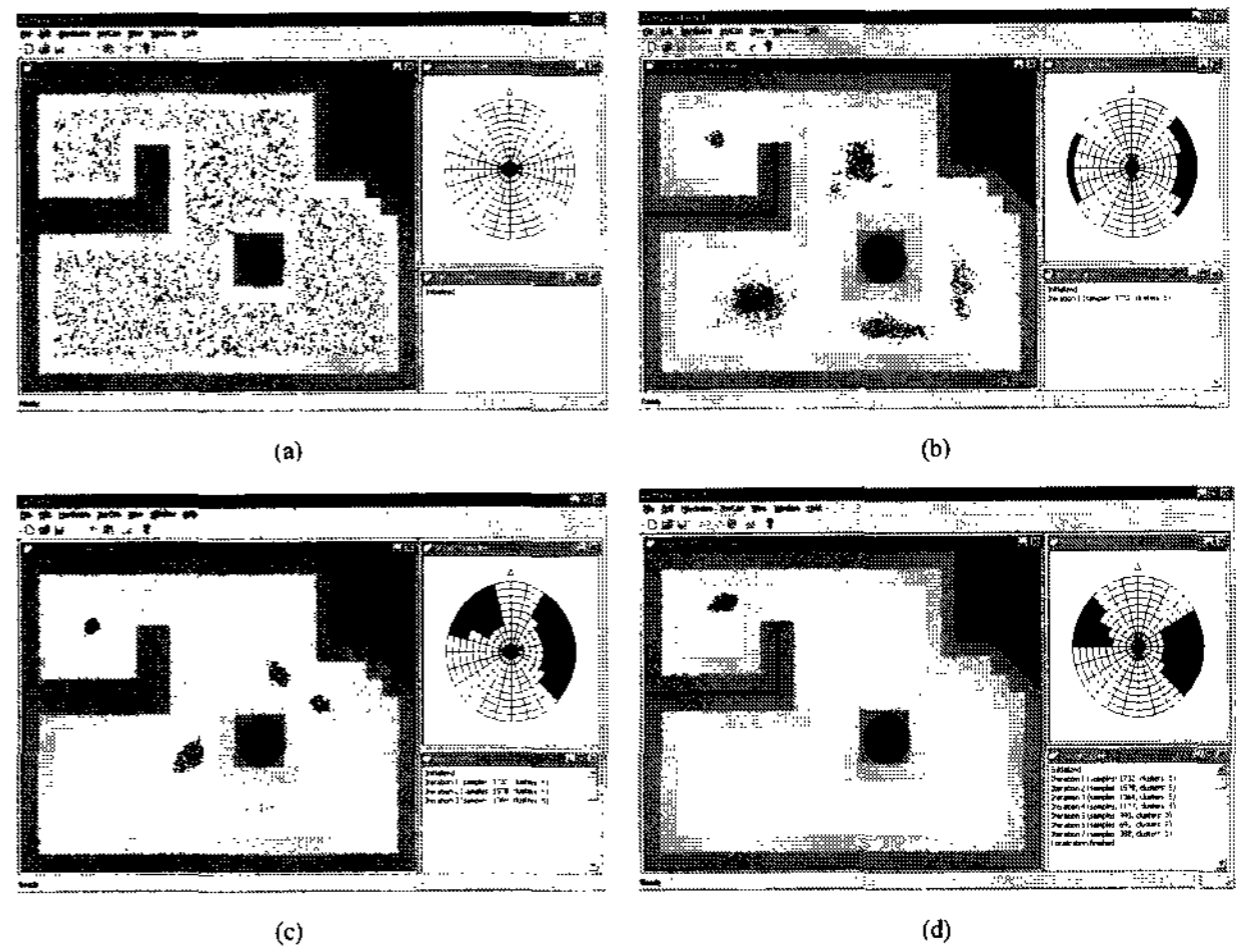


그림 8. 광역 경로 계획 전의 위치 측정 (a) 초기화 후 (b) 첫 번째 반복 후 (c) 세 번째 반복 후 (d) 위치 수렴 후
Fig. 8. Localization before global path planning. (a) After initialization (b) After first iteration (c) After third iteration (d) After convergence of localization

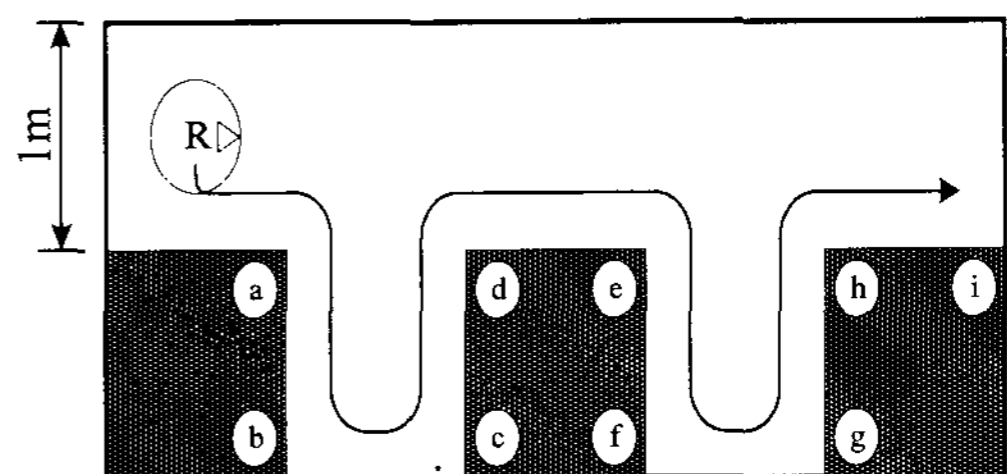


그림 9. 성능 비교를 위한 실험 환경
Fig. 9. Experimental environment for performance comparison.

을 보인다. 여전히 균집의 수는 5개이며, 좁은 틈을 발견함에 따라 원형 장애물 근처에 존재하는 4개의 균집 내의 샘플의 수가 급격히 감소하여 추정 위치에 대한 신뢰도가 떨어졌음을 알 수 있다. 그림 8의 (d)는 로봇이 좌측 상단 공간의 입구 쪽으로 좀더 진행한 후에 측정된 위치 측정의 종료 화면을 보인다. 7번의 반복 루틴을 거쳐 위치 측정이 완료되었으며, 이 때 하나의 균집 내로 수렴한 샘플의 개수는 388개였다.

위치 측정 기법 비교 실험은 기존 MCL과 비교하여 균등·균집 MCL의 균집 관리 특성에 따른 장점을 살펴보기 위하여 그림 9와 같은 실험 환경을 구축하였다.

그림 9와 같은 환경 내에서 이동 로봇은 화살표 방향으로 오른쪽 벽을 따라 자율적인 추종 주행을 하도록 하였다. 두 위치 측정 기법에 동일 조건을 부여하기 위해 실제 로봇의 벽면 추종시의 초음파·데이터는 온-라인으로 저장되었으며, 이 데이터는 두 위치 측정 기법에서 동일하게 사용되었다.

그림 9에 화살표로 표시된 궤도를 따라 벽면 추종을 종료할 때까지 행한 위치 측정의 반복 횟수는 총 73회였으며, 이 중 38회는 초음파 센서 데이터에 의한 갱신이었고 35회는 로봇의 이동에 따른 갱신이였다.

그림 10에 보인 두 그래프는 기존 MCL (원형 표시 그래프)과 제안 MCL (사각형 표시 그래프)의 위치 측정의 각 반복에서 선택된 샘플의 개수를 나타낸다.

기존 MCL을 사용하였을 경우, 로봇이 그림 9의 ㉔ 모서리 부분을 따라 우측으로 선회시(3번째 반복) 빠른 속도로 샘플의 수가 줄어들어 측정 위치를 ㉔와 ㉕ 사이라고 잘못 판단하였다. 이어서 로봇은 ㉔ 지점으로 부터 ㉔ 지점으로 벽면 추종 주행을 계속 하였으며, ㉔ 지점 근처에 도달하였을 때 갱신된 초음파 센서 데이터를 분석(37번째 반복)하여 전방이 개방된 공간이라는 것을 발견하여 이미 추정된 위치 ㉕가 잘못 판단되었음을 알게 되었다. 따라서 기존 MCL은 초기의 5,000개의 샘플을 다시 다루어 위치 측정을 재시도하였다.

반면 균등·군집 MCL은 군집 관리를 통해 성급한 수렴을 방지하여, 실제 로봇이 ㉔-㉔ 지점에 존재하였을 때 ㉔-㉔와 ㉔-㉕ 두 지점을 동일한 확률 분포로, 즉 두 개의 군집으로 판단하였다. 균등·군집 MCL의 위치 측정이 끝난 때는 36번째 반복 횟수였다. 주행 중에 생성된 군집의 개수는 반복 횟수 1~8회까지 4개, 9~27회까지 3개, 28~35회까지 2개, 36회 이후로 1개였다. 두 위치 측정 기법에서 샘플 수가 급강하하는 구간인 초기의 반복 구간 1~5회와 기존 MCL이 위치 측정에 실패한 구간 37~40회까지를 공통으로 제외시킨 나머지 반복 구간에 대해 두 위치 측정 기법의 평균 오차 거리값과 평균 수행 시간을 표 2에 나타내었다.

앞서 보인 실험에서 초기에 로봇이 정지된 상태로부

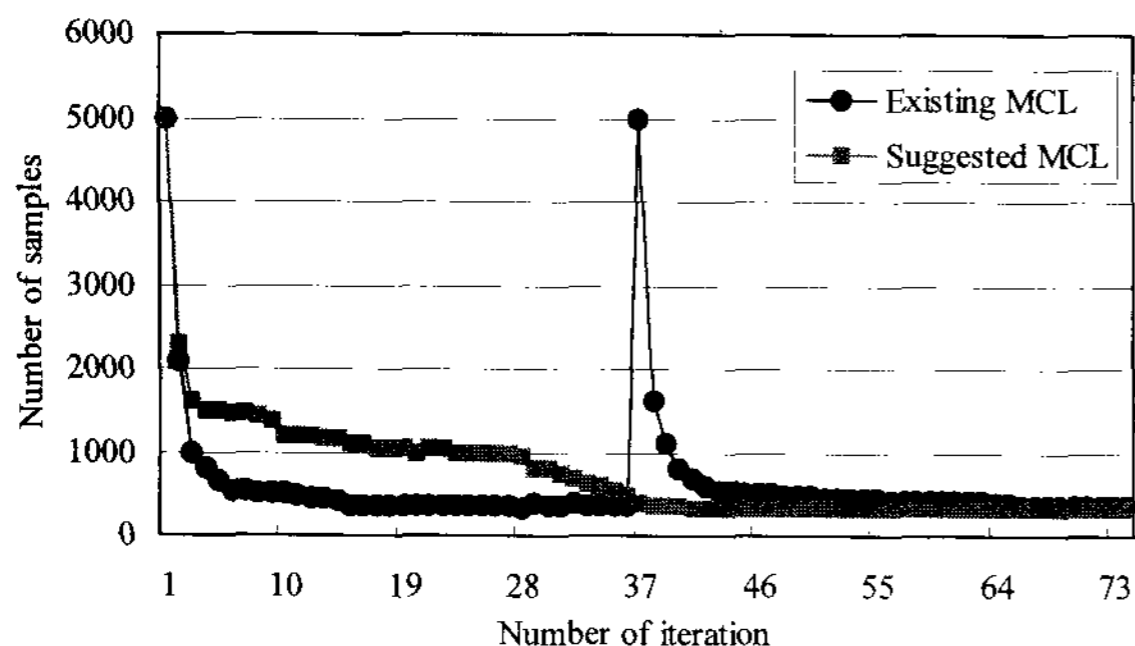


그림 10. 기존 MCL과 균등·군집 MCL에서의 선택된 샘플 수

Fig. 10. Number of selected samples in existing MCL and uniform·cluster MCL.

표 2. 벽면 추종 실험의 평균 오차와 위치 측정 수행 시간

Fig. 2. Average errors and localization execution time of wall following experiment.

	평균 오차 거리값	평균 수행 시간
기존 MCL	8.6cm	12.8ms
균등·군집 MCL	8.5cm	9.3ms

터 주행을 위해 출발할 때에 가장 큰 주행 거리계 오차를 보였으므로, 로봇의 초기 위치에서 우측 벽면으로의 접근 경로에서 저장된 데이터를 제외한 엔코더 데이터를 측정의 기준으로 삼았다.

두 위치 측정 기법에서 평균 오차 거리값의 차이는 0.1cm로 균등·군집 MCL이 기존의 MCL의 오차 거리값과 거의 동일하게 성능을 유지하면서도 평균 수행 시간에 대해서는 군집 관리 MCL이 기존 MCL보다 3.5ms 더 빠른 속도 결과를 보였다.

IV. 결 론

본 논문에서는 동기 구동형 로봇의 이동을 제어함에 있어 근사 운동 방정식을 이용함으로써 변환 속도와 회전 속도로 제어되는 이동 로봇의 궤적에 대한 추적이 가능함을 확인하였으며, 또한 로봇의 자율 주행에 있어 안전한 주행을 보장하는 동적 윈도우 기법만을 사용하였을 경우보다 움직이는 장애물에 대해 칼만 필터를 적용하였을 경우가 보다 예측적인 충돌 회피가 가능함을 확인하였다. 또한 이동 로봇의 위치를 측정하기 위한 균등·군집 MCL 기법은 기존의 MCL 기법이 갖는 위치 측정의 오차와 오류를 극복하기 위한 수단으로 사용될 수 있음을 확인하였다. 따라서 본 연구에서 제안된 기법들은 자율 주행 이동 로봇의 경로 계획과 위치 측정에 실제 적용 가능함을 보여주었다.

참 고 문 헌

[1] The International Federation of Robotics, *World Robotics 2001*, United Nations, 2001.
 [2] J. Borenstein, H. R. Everett, and L. Feng, *Navigating Mobile Robots - Systems and Techniques*, A K Peters, 1996. ISBN 1-56881-058-X.
 [3] G. Barbara, Tabachnick, L. S. Fidell, L. Fidell, and T. Barbara, *Using Multivariate Statistics*

4/e, Aug. 2000. ISBN 0-32-105677-9.

- [4] L. G. Grimm, P. R. Yarnold, *Reading and Understanding Multivariate Statistics*, Jan. 1995. ISBN 1-55-798273-2.
- [5] R. C. Smith and P. Cheesman, "On the Representation of Spatial Uncertainty," *Intl. Journal of Robotics Research*, Vol 5, No. 4, pp. 56-68, 1987.

저 자 소 개



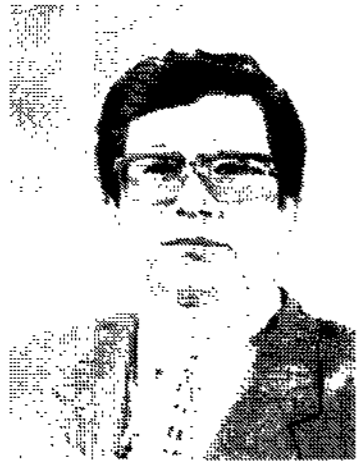
구 자 일(정회원)
1991년 인하대학교
전자공학과 공학사.
1993년 인하대학교
전자공학과 공학석사.
1999년 인하대학교 대학원
전자공학과 공학박사.

2006년 3월 현재 인하공업전문대학
디지털전자정보과 교수
<주관심분야 : 네트워크, 임베디드 시스템>



홍 준 표(정회원)
1996년 건양대학교
컴퓨터공학과 공학사.
1998년 인하대학교
전자공학과 공학석사.
2003년 인하대학교
전자공학과 공학박사.

<주관심분야 : 서비스로봇, 생체신호처리, 인공지능시스템>



이 원 석(정회원)
1977년 2월 광운대학교 응용전자
공학과 학사.
1979년 8월 한양대학교 전자통신
공학과 석사.
2001년 8월 광운대학교
전자공학과 박사.

1980년 3월~현재 동양공업전문대학 전기전자
통신공학부 교수.
<주관심분야 : 전자통신회로, A/D Filters>