

인공표식과 자연표식을 결합한 강인한 자기위치추정

권인소*, 장기정, 김성호, 이왕현, (한국과학기술원 전자전산학과 전기및전자공학전공)

Self-localization of Mobile Robots by the Detection and Recognition of Landmarks

I. S. Kweon, G. J. Jang, S. H. Kim, W. H. Lee, (Electrical Eng. EECS. Dept. KAIST)

ABSTRACT

This paper presents a novel localization paradigm for mobile robots based on artificial and natural landmarks. A model-based object recognition method detects natural landmarks and conducts the global and topological localization. In addition, a metric localization method using artificial landmarks is fused to complement the deficiency of topology map and guide to action behavior. The recognition algorithm uses a modified local Zernike moments and a probabilistic voting method for the robust detection of objects in cluttered indoor environments. An artificial landmark is designed to have a three-dimensional multi-colored structure and the projection distortion of the structure encodes the distance and viewing direction of the robot. We demonstrate the feasibility of the proposed system through real world experiments using a mobile robot, KASIRI-III.

Key Words : Topological Localization (위상학적 위치추정), Metric Localization (기하학적 위치추정), Natural Landmark (자연표식), Artificial Landmark(인공표식)

1. 서론

자기위치추정은 이동로봇의 가장 기본적인 문제이며 자율주행과 성공적인 작업 수행을 위한 선결 조건이다. 주행계획을 쓸 경우 로봇의 위치와 방향은 바뀌의 미끄러짐으로 인해 주행 거리가 멀어질수록 오차가 누적된다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 최근 다양한 센서를 이용한 많은 자기위치추정 방법들이 제안되고 있으며 크게 기하학적, 위상학적 방법으로 구분된다. 기하학적 접근법은 일반적으로 특징점을 이용한 삼각측량법[1]이나 거리 정보들 간의 정합법[2]에 기반을 두며 대부분 확장칼만필터(Extended Kalman Filter)[3]나 콘덴세이션(Condensation)[4-5]과 같은 확률적 동적 특성 모델링을 이용한 증분법에 기반한다. 이러한 방법은 자세 추정 정밀도가 높으나 인공표식이나 자연표식으로 이루어진 환경 지도 작성과 갱신이 매우 어렵다. 반면, 위상학적 접근 방법은 주변 환경의 그래프 표현에 기반하며 위치는 그래프의 노드(node)로 표현된다. 여기서 노드의 연결성과 인접성은 위상학적 추상화에 있어 가장

중요한 정보가 된다 [6]. 그러나 효율성, 표현성, 불변성을 모두 갖는 노드 선정과 표현은 쉽지 않다.

다른 분류법으로 표식타입(자연표식, 인공표식)에 따른 것이 있다. 자연표식은 주변 환경에 대한 변경을 가할 필요가 없다는 점에서 더욱 바람직하다. 물체의 모서리(edge), 모퉁이(corner), 문의 위치, 소실점과 같은 특징치들이 다양한 위치추정 방법에서 사용되고 있으나 조명 조건의 변화, 시점의 변화, 가려짐, 배경의 복잡성 등, 환경 변화에 취약한 경향이 있다. 반면에 인공표식은 특정 패턴을 벽, 천정, 바닥에 부착하거나 칠한 것으로 인공적 환경 변화를 감수하고서라도 보다 쉽고 안정적으로 표식을 획득하고자 할 때 사용된다.

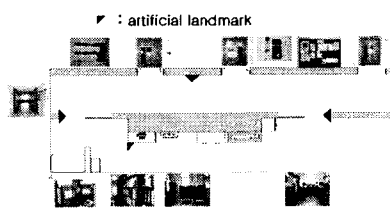
최근 다양한 자기위치추정의 기술들이 소개되고 있으며 몇 가지 방법들을 융합하고자 하는 시도도 이루어지고 있다 [7]. 각각의 방법들은 고유의 장단점을 모두 가지고 있다. 제안된 방법은 각각의 방법들이 갖는 장점을 선별적으로 취하며, 자연표식과 인공표식을 모두 사용하는 독특한 융합법을 적용하여 기하학적, 위상학적 위치추정을 동시에 혹은 선택적으로 수행한다.

2. 시스템 구성

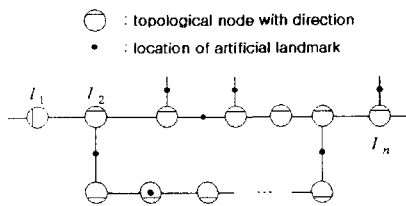
이동로봇의 주행에 있어서 필요한 자기위치추정의 정밀도는 일반적으로 항상 일정하지 않다. 위상학적 위치추정은 환경지도의 단순함으로 인하여 상대적으로 강인한 특성을 보이지만 이를 통해 정밀성을 요하는 특정 작업을 수행하는 것은 거의 불가능하다. 기하학적 접근법은 매우 정밀하게 목표 지점으로 로봇을 이끌 수는 있지만 수치적 위치정보를 지속적으로 강인하게 추적하는 것은 쉽지 않다. 더욱이 모든 상황에 있어 항상 정확한 위치정보를 요하는 것도 아니다. 예를 들어 정확한 위치 정보는 좁은 문을 통과하거나 목표 물체로의 접근 시에만 일시적으로 필요하며 그 외에는 위상학적 위치정보만을 갱신하는 것으로도 충분하다. 따라서 우리는 다음과 같은 경우에 인공표식을 이용하여 선택적으로 기하학적 위치추정을 수행하였다. (i) 로봇의 자세 수정이 필요한 경우; (ii) 자연표식이 위치추정을 수행하기에 충분하지 않을 경우; (iii) 폭이 좁거나 제한적이 장소에서; (iv) 작업공간에서 목표 위치로의 접근 시.

2.1 환경지도 모델

Fig. 1 은 전형적인 실내 환경이 예와 그에 따른 그래프 표현이다. 그래프는 서로 연결된 노드의 집합으로 표현되는데, 여기서는 선택적으로 설치된 보조적 인공표식의 위치 또한 포함하고 있다. 위상학적 노드는 기준 이미지로부터 얻은 특징치 데이터와 이미지 방향을 포함하고 있다. 기하학적 노드는 인접한 위상학적 노드와의 대략적인 수치적 위치관계를 포함하고 있으며 필요할 경우 국부 지역의 기하학적 수치 정보를 포함하고 있다.



(a) Distinctive scenes with artificial landmarks



(b) Topological map generation

Fig. 1 Map and artificial landmark location

2.2 위치추정 알고리즘

위상학적 위치추정은 자연표식(영상상의 코너 점)에 기반하였으며 강인한 특징량 기술자와 어파인(affine) 카메라 모델에 기반한 물체인식 기법을 이용하였다. 기하학적 위치추정은 다중 컬러의 입체 구조를 갖는 간단한 인공표식을 영상에 투사하여, 기하학적으로 변형된 표식의 형태로부터 위치추정을 수행하는 효율적인 알고리즘에 기반하였다.

Fig. 2 는 제안된 위치추정 알고리즘의 전반적인 흐름도이다. 알고리즘은 전체 노드를 모두 검색하여 전역적인 위치를 인식하는 초기 노드 위치추정 단계, 초기 노드가 확정된 후 인접 노드만을 검색하여 효율적이고 강인한 위치추정을 수행하는 인접 노드 위치추정 단계, 그리고 정밀 위치추정을 수행하는 기하학적 위치추정 단계로 나누어진다.

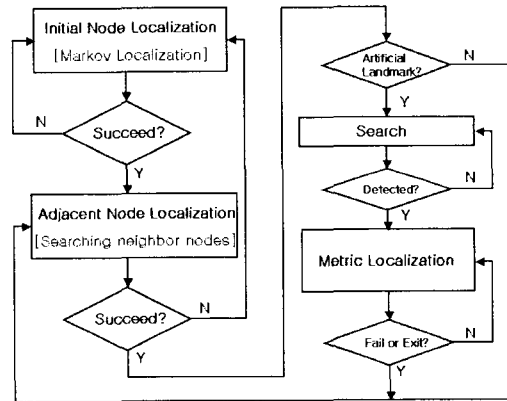


Fig. 2 Localization algorithm

3. 자연표식에 기반한 위상학적 위치추정

본 장에서는 자연표식에 기반한 위상학적 로봇 자기위치추정기법을 소개한다. 위상지도는 노드 (node)와 인접한 호(arc)로 표현된다 [6]. 위치는 노드로 표현되고 위치들 사이의 상호관계는 호로 나타난다. 비전 센서를 이용한 위상학적 위치추정은 각 노드가 Fig. 1 (a)와 같이 특정 장소의 영상들로 구성되기 때문에 장소 인식으로 볼 수 있다. Fig. 1 (b)는 Fig. 1 (a)로부터 제작된 위상 지도이다.

3.1 강인한 장면 특징 매칭

위상학적 위치 인식 알고리즘의 핵심 요소는 강인한 영상 특징량이다. 특징량 생성시 지역 영상의 구조를 간결하게 표현하는 것이 중요하다. 본 알고리즘에 사용된 특징량은 Fig. 3 과 같은 기저함수에 의해 계산된 지역 Zernike 모멘트이다. [8]에 제안된 지역 Zernike 모멘트를 이용한 특징량 매칭은 회전 변화, 크기 변화, 조명 변화 등에 강인한 특성을 갖는다. 조명변화에 대한 강인성은 단순히 계산된

Zernike 모멘트를 (0,0) Zernike 모멘트로 정규화함으로써 가능하다. 개선된 Zernike 모멘트는 스케일스페이스에서 추출된 코너점 주변에서 각각 계산된다. 특징량 매칭을 위해 단순 보팅의 확장 방법인 확률적 보팅 방법을 개발하였다. 이 방법은 모델 Zernike 모멘트의 안정도와 모델 영상과 입력 영상의 Zernike 모멘트 사이의 유사도에 기초한다. 이 방법은 유사한 영상에 대해 오매칭할 위험이 높은 단순보팅 방법보다 우수하다. 각 Zernike 모멘트는 Harris 코너점 주변에서 계산된다. 실험에 사용된 영역 크기는 직경 21 픽셀이고, 특징량은 21 차원 벡터이다.

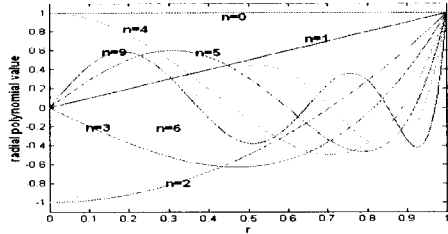


Fig. 3 Radial polynomials of order $n=0, 1, \dots, 9$

3.2 모드 1: 초기 노드 위치추정

만약 이동 로봇이 자기의 초기 위치를 모르거나 주행 중 길을 잃게 될 경우, 전역 지도 상에서 로봇의 위치를 초기화 하는 것이 매우 중요하다. Markov 자기위치추정 기법은 로봇의 움직임과 센싱을 통해 전역 위치추정에 적합한 확률적 프레임워크를 제공한다 [9]. Markov 위치추정은 상태 추정 (state estimator)의 특수한 경우이다. 본 연구에서 agent 에 해당하는 것은 이동로봇이고 state 는 주변 환경의 특정 장소를 나타내는 노드와 같다.

Markov 자기위치추정 기법의 기본 개념은 모든 가능한 위치에 대한 확률(belief 혹은 $Bel(L)$)을 계산하는 것이다. 위상학적 위치추정에서 belief state ($Bel(L)$) 는 식 (1)과 같이 표현된다.

$$Bel(L) = [b_1 \quad b_2 \quad \dots \quad b_n] \quad (1)$$

여기서 b_i 는 로봇이 l_i 노드에 있을 확률(belief)을, n 은 전체 노드의 개수를 나타낸다(그림 1(b) 참고). $Bel(L)$ 이 확률 분포를 나타내기 때문에 각 항의 합은 1 이 되어야한다. Belief state $Bel(L)$ 은 로봇이 움직이거나 센싱을 할 때마다 업데이트된다. 초기 위치추정 문제에서는 센싱 부분만을 가정한다. 이동 로봇에 장착된 비전 센서(CCD 카메라)는 특정 자연표식의 존재 여부에 대한 정보를 제공한다. 한 번의 센싱을 통해 다음 belief state 는 식 (2)와 같이 계산된다.

$$Bel(L=l_i) \leftarrow \frac{\Pr(S|M_i)Bel(L=l_i)}{\sum_{i=1}^n \Pr(S|M_i)Bel(L=l_i)} \quad (2)$$

여기서 $Bel(L=l_i)$ 은 로봇이 노드 l_i 에 있을 확률을 나타내고 식(1)의 b_i 와 동일하다. $\Pr(S|M_i)$ 는 각 노드에 해당하는 자연표식을 관찰할 때의 likelihood 를 나타낸다. $\Pr(S|M_i)$ 에서 S 는 현재 입력 영상을, M_i 는 노드 l_i 에 해당하는 모델 영상을 나타낸다. 이 likelihood 는 논문 [8]에서 소개된 확률적 보팅값과 같다.

초기 위치추정 문제에서 로봇은 처음에 자기위치에 대한 사전 정보를 전혀 갖고 있지 않다. 따라서 $Bel(L)$ 은 Fig. 4 (a)와 같이 균일한 확률 분포로 초기화된다. 로봇이 카메라를 이용하여 주변 환경을 센싱할 경우, 자연표식 M_i 의 존재에 대한 likelihood $\Pr(S|M_i)$ 를 계산한다(Fig. 4 (b) 참고). 문, 복도, 계사판 등과 같은 자연표식은 코너점 주변의 영상 패치들로 구성된다. 다음 $Bel(L)$ 은 식(2)를 이용해 업데이트된다. 그 결과는 Fig. 4 (c)와 같다. 전역 위치에 대한 보다 높은 확률을 얻기 위해 다른 시점에 대해 센싱을 반복하여 belief state 를 업데이트한다. 가장 높은 확률을 갖는 belief state 를 선택함으로써 전역 위치추정을 종료하고 모드 2 로 넘어간다.

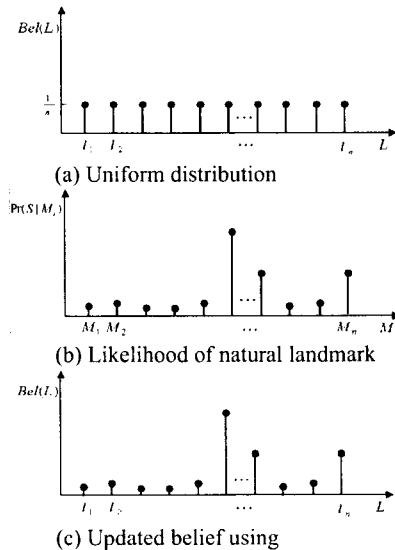


Fig. 4 Procedure of initial node localization

3.3 모드 2: 인접 노드 위치추정

Fig. 2 의 알고리즘과 같이 로봇이 전역 지도에서 초기 위치를 성공적으로 추정하게 되면 로봇은 인접 노드 위치추정 모드로 바뀐다. 이 모드에서는

입력 영상을 인접 노드 즉 현재 추정되는 노드와 연결된 주변 노드에 대한 모델 영상과의 매칭만을 수행하게 된다. 탐색 노드가 1 개에서 5 개이기 때문에 오인식하는 확률은 극히 낮다. 영상 매칭 알고리즘은 [8]에 소개된 물체인식 기법에 기초한다.

3.4 오류 복원 메커니즘

위상학적 위치추정의 성공은 피드백 메커니즘과 영상매칭의 검증 과정에 기반한다. Fig. 2 에는 초기 노드 위치추정과 인접 노드 위치추정 과정에 각각 피드백 루프를 가진다. 첫번째 피드백을 통해 전역 지도에서 로봇의 위치를 성공적으로 추정할 수 있다. 또한, 인접 노드에서 위치추정을 실패하게 되면 로봇은 모드 1 에서 위치추정을 다시 한다.

영상 매칭의 성공 판단 기준은 특징점 쌍의 검증 과정에 달려있다. 최적의 특징쌍은 어파인 변환 하에서 불변인 면적비(area ratio)를 이용해 이상점(outlier)를 제거하여 얻는다. Fig. 5 처럼 주어진 내점(P_1, P_2, P_3, P_4)에 대해 모델영상에서의 면적비 S_2/S_1 와 입력영상에서의 면적비 S_2'/S_1' 를 각각 계산하여 두 비가 분터치 이상이 되면 네번째 특징점을 제거한다. 이 때 3 점은 매칭됐다고 가정한다.

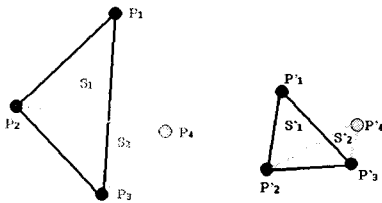


Fig. 5 Rejection of outliers using area ratio: (a) Local feature of model, (b) Local feature of scene

다음으로 몇 개의 특징쌍에 기초한 초기 homography 를 계산한다. LMedS 를 최적 특징쌍에 적용하여 최적의 homography 를 얻는다. 이를 남은 영상 특징쌍에 적용하여 퍼센트 이상점을 계산한다. 이 수치를 통해 영상 매칭의 성공 여부를 판단한다.

4. 인공표식에 기반한 기하학적 위치추정

대부분의 기존 기하학적 위치추정 방법들은 세 개 이상의 표식 사이의 관계를 이용하여 삼각측량을 수행하였다. 그러나 카메라 시야각의 제한 때문에 한 대의 카메라로 세 개 이상의 표식을 획득하는 것은 쉽지 않다. 본 장에서는 한 장의 이미지로부터 획득된 하나의 표식만을 이용하여 정확하게 자신의 위치를 추정할 수 있는 방법을 제안한다.

4.1 인공표식 모델

제안된 인공표식의 형태는 Fig. 6 과 같다.

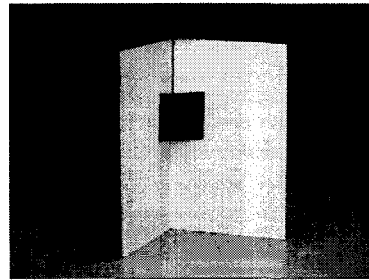


Fig. 6 Structure of artificial landmark

컬러 패턴은 수직으로 인접해 있는 서로 다른 컬러의 두 부분으로 이루어져 있으며 서로 수직을 이루는 뒷 평면에 대해 각각 45° 를 이루도록 위치되어 있다. 뒷 평면이 서로 수직으로 교차하는 부분에 검은 선으로 코너의 위치를 표시하였다. 표식을 바라 보는 시점의 변화에 따라 컬러 패턴과 수직으로 놓여진 검은 선과의 교점은 좌우 45° 전 영역으로 이동한다.

조명의 밝기 값 변화의 영향은 밝기 성분을 제거한 색도 컬러 공간(chromaticity color space)을 이용함으로써 감소시킨다. 표식을 이루는 컬러들은 색도 공간 상에서 서로 가장 큰 거리를 갖도록 선택하여 추적이 용이하게 하였으며 표식 상호간의 식별 또한 쉽게 이루어질 수 있도록 하였다.

표식의 컬러 패턴을 추적하기 위해서는 Condensation [4] 알고리즘이 사용되었다. 여기에 사용될 확률값을 가지는 샘플은 Fig. 7 과 같이 수직으로 쌍을 이루는 포인트의 조합으로 설계되었으며 상태 벡터는 위치를 표현하기 위한 변수 두 개와 포인트간의 간격을 표현하기 위한 변수 한 개로 이루어진다. 샘플의 측정치(measurement)는 각 포인트에서의 컬러 유사도에 따라 결정되도록 하였으며 두 개의 컬러가 쌍을 이루게 함으로써 복잡한 환경에서의 추적 성능을 향상시켰다.

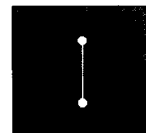


Fig. 7 Designed sample for Condensation algorithm

4.2 기하학적 위치추정 방법

로봇의 위치를 결정할 경우, 지도상의 표식의 위치와 방향이 주어지고, 표식과 로봇과의 상대적 위치를 알면 로봇의 지도상 절대 위치를 결정할 수 있게 된다. 여기서 상대 위치는 로봇과 표식간의 거리와 각도를 이용하여 구한다.[10]

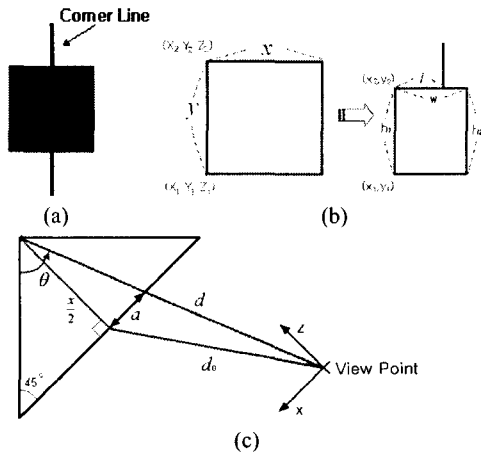


Fig. 8 Landmark model : (a) Front View (b) Real Size and the size of the projected rectangle on the image (c) Top View

로봇이 표식과 이루는 각도는 Fig. 8 의 (c)와 같이 코너의 위치를 기준으로 세로축과 시계반대방향으로 이루는 각도로 정하였다. 이는 표식이 투영된 이미지에서 코너 라인이 컬러 패턴과 만나는 교차점의 위치를 이용하여 추정한다. 어떠한 카메라를 가정할 경우 평행한 두 직선의 길이의 비는 불변이다 [11]. 이를 이용하면 로봇의 회전 위치는 다음과 같이 근사화된다.

$$\theta = \frac{\pi}{4} + \tan^{-1} \frac{a}{x/2} \approx \frac{\pi}{4} + \tan^{-1} \frac{l-w/2}{w/2} \quad (3)$$

코사인 법칙을 이용하면 Fig. 8 의 (c)에서 d 를 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$d = \frac{x}{2} \cos\left(\theta - \frac{\pi}{4}\right) + \sqrt{d_0^2 - \left(\frac{x}{2} \sin\left(\theta - \frac{\pi}{4}\right)\right)^2} \quad (4)$$

5. 실험 결과

본 실험에서는 Fig. 11 에서 확인할 수 있는 이동 로봇 KASIRI-III 를 사용하여 연구실과 같은 복잡한 환경에서 주행 실험을 수행하였다. 자유로운 영상 획득을 위하여 팬틸트줌 카메라(SONY EVI-D30)가 사용되었으며 모든 실험은 실시간으로 이루어졌다.

5.1 위상학적 위치추정

위상지도는 특정 위치에서 직접 획득한 영상으로부터 생성된다 (그림 1(b) 참고). 각 노드에 해당하는 영상은 지역 Zernike 모멘트들의 집합으로 표현된다.

위상학적 위치추정 알고리즘의 성능을 분석하기 위해 전역/인접 노드에 대해 자기위치추정 실험을 수행하였다. 다음 표 1 은 다양한 위치에서 위치추정을 수행한 결과를 나타낸다.

Table 1 Result of global/adjacent node localization

위치추정영역	반복횟수	성공횟수	성공률[%]
전역 노드	50	48	96
인접 노드	50	50	100

전역 위치추정을 위해 실험을 50 회 반복하였다. 노드는 11 개로 하였으며, 이동로봇은 초기 위치에 대한 정보 없이 임의의 위치에 놓았다. 모드 1 에 의해 로봇은 전체 노드에 해당하는 데이터베이스를 검색하여 초기 위치를 추정한다.

전역 위치를 인식한 실험 결과는 그림 9 와 같다. 인식 결과를 보여주기 위해 인식 과정에서 획득한 homography 를 이용하여 모델의 에지를 실제 입력 영상에 겹치게 하였다. 전역 위치 실험에서 위치추정 성공률은 96%이었다. 나머지 위치에서 실패한 원인은 데이터베이스에 없는 영상들에 의한 것이다. 인접 노드 위치추정 실험에서 50 회 반복 실험 결과 100% 인식 성공률을 보였다. 이는 로봇이 초기 위치를 알기 때문에 노드 주변만 검색하기만 하면 된다.

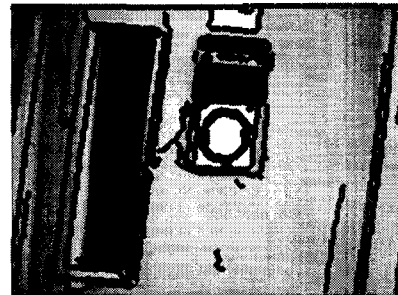


Fig. 9 The result of place recognition

5.2 기하학적 위치추정

Fig. 10 은 복잡한 배경을 갖는 실내환경에서 인공표식 검지의 진행과정을 보여준다. 영상에 임의로 뿌려진 각각의 샘플은 표식 모델과의 유사성 정도를 표시하는 확률값을 가지고 있다. 이 샘플들은 추적 과정이 진행함에 따라 확률이 높아지는 방향으로 진행하게 된다(Fig. 10 (a)-(d)). 최종 검지(Fig. 10 (d)) 후에는 칼라 패턴이 영상의 중앙으로 오도록 팬틸트 유닛을 제어하여 추적한다.

제안된 기하학적 위치추정 방법을 사용한 경우 평균 추정 오차는 6.5 Cm 이었다.

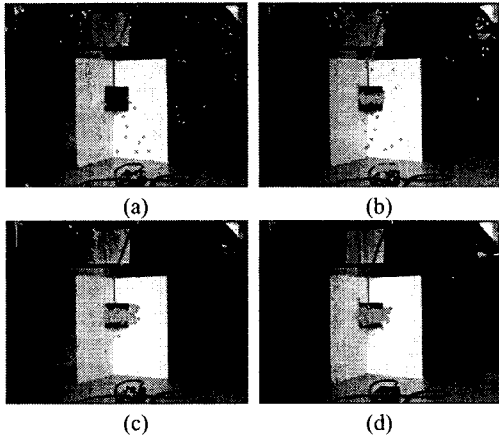


Fig. 10 Landmark detection

5.3 자기위치추정을 통한 작업 수행

위치추정의 정밀도는 이동로봇의 일반적인 작업 수행에 부족하지 않다. 우리는 복잡한 사무실 환경에서 로봇이 물체를 파지하고 다른 장소로 이동시키는 실험을 수행함으로써 제안된 방법의 유용성을 증명하였다. Fig. 11에서 좌측 상단의 팬틸트 카메라가 우측 상단의 인공표식을 추적하고 있는 모습을 확인할 수 있으며 비주얼 써보잉(visual servoing)은 메니플레이터 후방의 양안시(stereo) 카메라에 의해 수행된다.

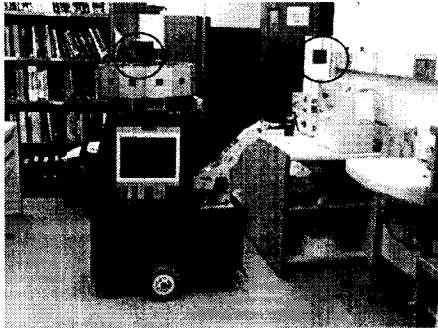


Fig. 11 KASIRI-III grasps a target with the help of metric localization

6. 결론

본 논문은 이동로봇의 자기위치추정을 위하여 위상학적, 기하학적 기법을 서로 융합시킴으로써 추정 성능을 향상시키고 강인성을 증가시키는 새로운 방법을 제안한다.

강인한 모델기반 물체인식 기법은 복잡한 실내 환경에서 위상학적 위치추정을 위하여 대략적이지만 충분한 정보를 안정적으로 제공한다. 또한 어퍼인 카메라의 가정 하에서 한 장의 이미지로부터 얻

은 인공표식 하나에 대한 정보만을 이용하여 기하학적 위치 정보를 강인하고 정밀하게 추정한다.

제안된 자기위치추정법은 실제 환경에서의 다양한 실험을 통하여 유용성을 보였다.

후 기

이 연구는 HWRS-ERC 와 ADD 의 지원으로 이루어졌음.

참고문헌

1. M. Betke, L. Gurvits, "Mobile Robot Localization Using Landmarks", IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 13, No 2, pp. 251-263, 1997.
2. S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, "A Real-time Algorithm for Mobile Robot Mapping with Application to Multi-robot and 3D Mapping", ICRA2000, San Francisco, CA, USA, April 2000.
3. P. M. Newman, J. J. Leonard, J. Neira, and J. Tardós, "Explore and Return: Experimental Validation of Real Time Concurrent Mapping and Localization", ICRA2002, Washington D.C., USA, May 2002.
4. M. Isard, A. Blake, "CONDENSATION-conditional density propagation for Visual Tracking", Int. J. Computer Vision, 1998.
5. F. Dellaert, W. Burgard, D. Fox, S. Thrun, "Using the CONDENSATION Algorithm for Robust, Vision-based Mobile Robot Localization", CVPR1999, Fort Collins, Colorado, USA, June, 1999.
6. I. Ulrich, I. Nourbakhsh, "Appearance-Based Place Recognition for Topological Localization", ICRA2000, San Francisco, CA, USA, April 2000.
7. N. Tomatis, I. Nourbakhsh, K. Arras, R. Siegwart, "A Hybrid Approach for Robot and Precise Mobile Robot Navigation with Compact Environment Modeling", ICRA2001, Seoul, Korea, May 2001.
8. S. Kim, I. Kim, I. Kweon "Probabilistic Model-based Object Recognition Using Local Zernike Moments", MVA2002, Nara, Japan, December 2002.
9. D. Fox, "Markov Localization: A Probabilistic Framework for Mobile Robot Localization and Navigation", Doctoral Thesis, Univ. of Bonn, 1998.
10. G. Jang, S. Kim, W. Lee, I. Kweon, "Color Landmark Based Self-Localization for Indoor Mobile Robots", ICRA2002, Washington D.C., USA, May 2002.
11. R. Hartley, A. Zisserman, "Multiple View Geometry in Computer Vision", Cambridge University Press, U.K, 2000.