

# 이동 로봇을 위한 컬러 표식 기반 자기 위치 추정 기법

## Color Landmark Based Self-Localization for Indoor Mobile Robots

윤국진, 장기정, 김성호, 권인소

(Kuk-Jin Yoon, Gi-Jeong Jang, Sung-Ho Kim, and In-So Kweon)

**Abstract :** We present a simple artificial landmark model and a robust landmark tracking algorithm for mobile robot localization. The landmark model, consisting of symmetric and repetitive color patches, produces color histograms that are invariant under the geometric and photometric distortions. A stochastic approach based on the CONDENSATION tracks the landmark model robustly even under the varying illumination conditions. After the landmark detection, relative position of the mobile robot to the landmark is calculated. Experimental results show that the proposed landmark model is effective and can be detected and tracked in a cluttered scene robustly. With the tracked single landmark, we extract geometrical information then achieve accurate localization.

**Keywords :** self-localization, landmark tracking, color landmark

### I. 서론

자율 주행 로봇에 있어서 중요한 임무 중의 하나는 주변 환경에 대해서 현재 자신의 정확한 위치를 파악하는 것이다. 기존의 산업 현장에서 사용되었던 주행 로봇들은 전형적으로 유도선이나 자기테이프와 같은 경로 표식 선에 의해 운동을 제어해 왔다. 이에 따라 현재 자신의 위치 추정은 쉬운 문제였으나, 이러한 방식은 환경에 대한 능동적인 대처가 불가능하기 때문에 작업 환경이 변화했을 때 많은 문제점을 야기 시키기도 한다. 이러한 문제를 극복하기 위해 최근에는 비전 기술을 기반으로 하여 인공 혹은 자연적인 표식을 이용한 방법들이 많이 제안되고 있다[1][2][6][11]-[13][16].

로봇의 위치 추정을 위해 표식을 사용하는 방법은 크게 자연 표식(natural landmark)을 이용하는 방식과 인공 표식(artificial landmark)을 이용하는 방식으로 나눌 수 있다. 자연 표식을 이용한 방식은 인공 표식을 이용한 방식보다 좀더 일반적인 방식으로 실내나 실외의 모두에 적합한 방식이다. 자연 표식은 그 장면에 대해서 자체가 지니고 있는 기하학적인(geometrical) 혹은 광학적인(photometrical) 특성을 고려하여 장면 내에서 선택되며 자율 주행 로봇은 자연 표식의 특성이나 특징량 등을 이용하여 표식을 인식한다[5][9][11]. 영상 정합에 기반한 방법의 경우에는 주변 환경의 무지향성(omnidirectional) 혹은 파노라믹(panoramic) 영상이 이용되기도 하였다[12][14][15]. 하지만 자연 표식을 이용한 방식은 실제 환경에서 최적의 표식 추출이 어렵다는 단점이 있다.

반면에 인공 표식을 이용한 방식은 실내 환경에서 자율 주행 로봇의 자기 위치 추정에 필요한 매우 간단하고 효과적인 방식이다. 로봇은 미리 표식 모델이나 그것의 특징량

등을 모델링하고 주행중 영상 내에서 인공 표식을 찾아낸다. 따라서 인공 표식을 이용하는 방식에 있어서 표식의 형태나 특징량의 선택, 검출 방식 등이 중요하다. 많은 표식 모델이 검출 알고리즘과 결합되어 제안되었는데, 바코드와 같은 특정 형태를 지닌 표식 모델이 제안되기도 하였고 최근에는 Briggs[2] 등이 흑백 자기 유사(self-similar) 패턴을 제안하기도 하였다. 그러나 이와 같이 특징의 형태 정보를 이용하는 방식의 경우에는 영상 처리 결과에 매우 의존적이기 때문에, 영상 내의 잡음(noise)이나 부정확한 초점에 따른 번짐 효과(blurring phenomenon) 등에 의해 낮은 성공률을 보이게 된다.

본 연구에서는 실내 환경에서 자율 주행하는 로봇의 자기 위치 추정을 위하여 간단한 컬러 표식 모델과 이를 빠르고 강인하게 검출할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 또한 한 장의 영상에서 검출된 한 개의 표식을 이용하여 현재 로봇의 지도상 위치를 실시간으로 추정할 수 있는 실질적인 알고리즘을 제안한다.

### II. 인공 표식 모델

인공 표식 모델을 설계하는데 있어서 표식의 형태나 컬러 패턴, 알고리즘 수행이 이루어질 컬러 공간의 선택, 그리고 표식에 사용될 컬러의 선택과 같이 고려해야 할 몇 가지 중요한 요소가 있다. 이러한 요소들은 실제 환경에서 발생할 수 있는 기하학적, 광학적인 문제들을 고려하여 결정되어야 한다. 표식의 형태나 컬러 패턴은 표식 검출 알고리즘과 연계가 되고 컬러 공간의 선택은 수행 시간이나 알고리즘의 강인성과 관련이 있다. 또한 표식에 사용되는 컬러의 선택은 검출과 표식 인식 성능에 중요한 영향을 미친다.

#### 1. 표식 모델 구성

본 연구에서는 조명 변화에 의한 밝기 값 변화를 극복하기 위해서 색도 컬러 공간(chromaticity color space)을 이용한다. 색도 변환을 통해 빠르고 효과적으로 밝기 값 성분을 제거하여 어두운 조명 하에서도 강인하게 동작할 수

접수일자 : 2001. 6. 15., 수정완료 : 2001. 8. 10.

윤국진, 장기정, 김성호, 권인소: 한국과학기술원(kjyoon@kaist.ac.kr/gjjang@rcv.kaist.ac.kr/shkim@rcv.kaist.ac.kr/iskweon@kaist.ac.kr)

※ 본 논문은 HWSR-ERC와 현대중공업의 연구비 지원에 의하여 연구되었습니다.

있다. RGB 입력 영상으로부터 색도 컬러 공간으로의 변환은 다음과 같이 이루어진다.

$$[r \ g] = \left[ \frac{R}{R+G+B} \quad \frac{G}{R+G+B} \right] \quad (1)$$

또한 표식이 회전되어 있거나 부분적으로 가려져 있거나 혹은 거리에 따라 크기가 바뀌는 경우라 할지라도 전체적인 특성을 유지하도록 하기 위해 특정 컬러가 반복적이고 대칭적인 형태로 배열된 패턴을 이용한다. 이러한 컬러의 배열은 실제 환경에서 발생할 수 있는 기하학적, 광학적인 문제들에 대해 강인한 성능을 위한 것이다. 하나의 표식을 이루는 컬러는 앞서 정의된 색도 공간상에서 가장 큰 거리를 갖는 2-4개의 컬러로 이루어진다. 그림 1은 정의된 컬러 표식의 몇 가지 예를 보여준다. 그림에서와 같이 표식은 정사각형의 컬러 패치들로 구성된다.

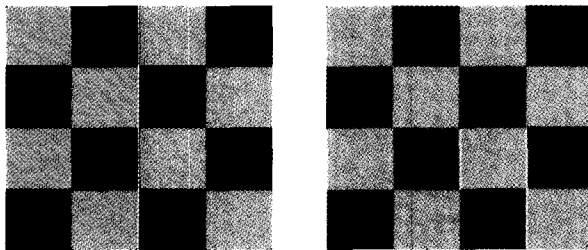


그림 1. 인공 표식 모델의 예.  
Fig. 1. The examples of the proposed landmark model.

2. 표식 모델의 특징량

정의된 표식 모델을 안정적으로 검출하고 추적하기 위해서는 적절한 표식의 특징량을 선택하는 것이 중요하다. 앞서 언급한 바와 같이 표식의 특징한 외곽 형태 정보나 에지 정보를 이용할 경우 영상 내 잡음이나 번짐 효과에 의해 표식 검출이 실패할 수 있다. 따라서 표식의 특징량은 이와 같은 영상 왜곡에 강인해야 하며 또한 작은 계산량으로 추출될 수 있어야 한다.

본 논문에서는 표식의 특징량으로 표식 내의 전역 컬러 히스토그램(global color histogram)과 행 혹은 열이 갖는 부분 컬러 히스토그램(local color histogram)을 이용한다. 전역 컬러 히스토그램은 일정 영역 내의 전체적인 컬러 유사도를 측정할 수 있는 척도로 사용될 수 있다. 하지만 그림 2와 같이 서로 다른 패턴이라도 유사한 전역 컬러 히스토그램을 보일 수 있기 때문에 이러한 점을 극복하기 위해 특정 영상열이나 행을 따라서 정의된 부분 컬러 히스토그램을 병행하여 사용한다.

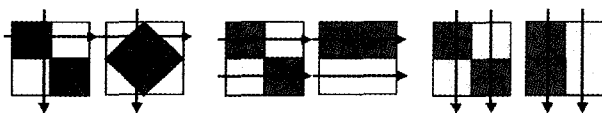


그림 2. 부분 컬러 히스토그램에 의한 컬러 패턴 구분의 예 (화살표는 행, 열의 방향을 나타냄).  
Fig. 2. Discrimination of the landmark models using local color histogram.

이러한 히스토그램은 계산이 쉬울 뿐 아니라 표식이 갖는 컬러 패턴의 기하학적 특성과 맞물려 표식 모델이 회전되어 있거나 혹은 영상 내에서 크기 변화가 발생하여도 표식의 전체 컬러 히스토그램과 부분 컬러 히스토그램은 불변한 성질을 가진다. 또한 히스토그램 특성은 매우 빠른 수행 속도로 추출이 가능하기 때문에 실시간 구현에 적합하며 영상 처리의 영향을 거의 받지 않기 때문에 잡음이나 번짐 등과 같은 현상에 강인하다. 따라서 자율 주행 로봇은 어떠한 상황에서도 이와 같은 특징량을 비교함으로써 장면 안에서 원하는 표식 모델을 검출하고 추적할 수 있다.

그림 3과 그림 4는 제안된 표식 모델이 몇 가지 기하학적 왜곡 하에서 보이는 히스토그램을 나타낸다. 그림에서 볼 수 있듯이 기하학적 변형에 대해서 히스토그램 특성은 큰 변화를 보이지 않음을 알 수 있다.

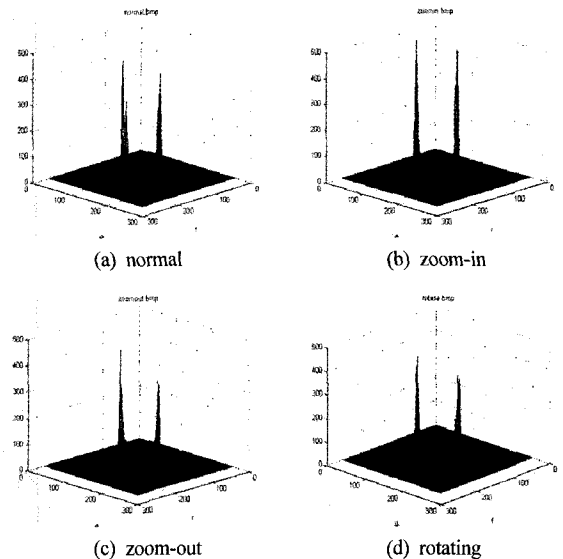
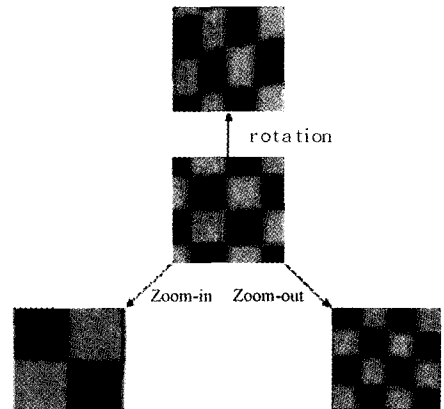


그림 3. 기하학적 변형에 따른 전역 컬러 히스토그램 특성.  
Fig. 3. Global color histograms under the geometric distortions.

3. 유사 척도

표식을 검출하기 위한 특징량으로 컬러 히스토그램을 이용하기로 하였다. 표식 인식을 위해서는 히스토그램 간의 유사도를 나타내는 히스토그램 교집합(histogram intersection)을 사용하기로 한다. 히스토그램 교집합을 이용하면, 샘플 블록 *i*와 표식 모델 *j*간의 유사도는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

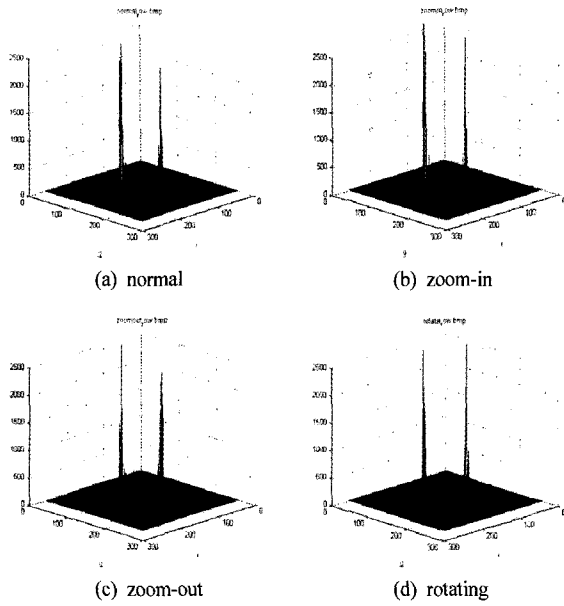


그림 4. 기하학적 변형에 따른 부분 컬러 히스토그램 특성.  
Fig. 4. Local color histograms under the geometric distortions.

$$M(i, j) = GHI(i, j) + LHI(i, j) \quad (2)$$

이때  $GHI$ 와  $LHI$ 는 각각 전역 히스토그램 교집합과 부분 히스토그램 교집합을 나타낸다. 이는 다음과 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$GHI(i, j) = \sum_r \sum_g [gh_i(r, g) \cap gh_{model j}(r, g)] \quad (3)$$

$$LHI(i, j) = \sum_r \sum_g \sum_w lh_i(w, r, g) \cap lh_{model j}(w, r, g) + \sum_r \sum_g \sum_h lh_i(h, r, g) \cap lh_{model j}(h, r, g) \quad (4)$$

여기에서  $gh$ 와  $lh$ 는 각각 전역 히스토그램과 부분 히스토그램을 나타낸다. 그리고  $(r, g)$ 는 색도 컬러 공간에서 컬러 히스토그램의 빈(bin)의 좌표를 나타낸다.  $w$ 와  $h$ 는 부분 히스토그램의 행(row)과 열(column)의 번호를 나타낸다.

이때 중요한 것은 영상 내에서 샘플 블록의 크기 설정인데, 영상 내의 샘플 블록의 크기가 달라진다 하더라도 그 블록이 지니는 컬러 히스토그램 특성은 제안된 인공 표식 모델의 특성에 의해 유사하게 나타나기 때문에 샘플 블록의 크기는 적당한 크기로 일정하게 정해져도 됨을 알 수 있다.

### III. 표식 검출 및 추적

#### 1. 컨덴세이션 알고리즘

표식 검출을 위해 SSD(Sum of Squared Difference)나 NCC(Normalized Cross Correlation) 등을 이용한 기존의 템플릿 정합 방식은 시간이 많이 소비되고, 보는 방향이 조금만 바뀌거나 표식이 부분적으로 가려져 있을 경우 만족스러운 결과를 얻기 힘들다. 따라서, 본 연구에서는 빠른 시간에 표식을 강인하게 검출하고 추적하기 위해 컬러 히스토그램

정합 방식과 복잡한 환경하에서도 실시간으로 물체 추적이 가능하다고 알려져 있는 컨덴세이션(CONDENSATION)[7]을 결합한 새로운 방법을 제안한다.

컨덴세이션 알고리즘의 핵심 요소 중의 하나는 바로 가중 샘플링(factored sampling)이다.  $x_t$ 를 시간  $t$  단계에서 목표물의 상태를 결정짓는 상태 벡터라고 하고  $z_t$ 를 시간에 따라서  $Z_t = \{z_0, z_1, \dots, z_t\}$ 와 같이 변화된 측정치라고 하자. 일반적으로 사후 밀도  $p(x_t | Z_t)$ 는 매우 복잡하여 정확히 구해내기가 매우 어렵다. 따라서 샘플링 기법을 이용하여 반복적으로 이를 구해내야 한다. 가중 샘플링(factored sampling) 기법은 바로 사후 밀도를 근사화로 추정하기 위한 방법으로 이용된다. 모든 원소가  $x$ 가 정의된 공간인  $X$ 에 속하는 샘플 집합  $s = \{s^{(1)}, s^{(2)}, \dots, s^{(N)}\}$ 이 임의로  $p(x_t | Z_t)$ 에 따라 발생된다. 이때 샘플 집합  $s$ 로부터 샘플  $s^{(i)}$ 을 다음과 같은 확률로 선택함으로써 새로운 샘플 집합  $s'$ 을 생성할 수 있다.

$$\pi^{(i)} = \frac{p(z_t | x_i)}{\sum_{j=1}^N p(z_t | x_j)}, j = \{1, A, M\} \quad (5)$$

컨덴세이션 알고리즘은 가중 샘플링(factored sampling)을 반복적으로 이용하면서 사후 밀도  $p(x_t | Z_t)$ 를 추정해낸다.

#### 2. 표식 검출

자율 주행 로봇이 초기에 움직임을 시작할 경우나 혹은 추적하던 표식 모델이 시야에서 사라진 경우, 자율 주행 로봇은 현재의 자신의 위치를 추정할 수 없고 또한 주변에 어떠한 표식 모델이 존재하고 있는지도 알 수 없다. 따라서 이러한 경우에는 자율 주행 로봇이 앞서 언급했던 가중 샘플링(factored sampling) 기법을 이용하여 현재 시야에서 확률을 기반으로 각각의 표식 모델의 존재 여부를 판단하고 가장 높은 확률을 갖는 표식 모델을 검출해야만 한다.

이를 위해 먼저 사각형 형태의 샘플 블록들을 영상 전체에 걸쳐 임의로 분포시킨 후에 각 블록들이 각각의 표식 모델과 갖는 유사도를 측정한다. 이러한 과정은 샘플 블록들이 정확한 표식의 위치로 전파될 수 있도록 반복적으로 행해진다. 이렇게 해서 구해진 유사도를 바탕으로 하여 가장 높은 유사도를 보이는 표식 모델을 찾아내고, 표식의 위치는 샘플 블록들이 그 표식 모델과 갖는 확률 값의 무게 중심으로 정의한다. 샘플 블록  $i$ 가 표식 모델  $j$ 에 대해 갖게 되는 확률값은 다음과 같이 정의된다.

$$prob(i | j) = \frac{M(i, j)}{\sum_{k=1}^N M(k, j)} \quad (6)$$

이때  $N$ 은 전체 샘플 블록의 수를 나타낸다.

이러한 초기화 단계를 거치면서 자율 주행 로봇은 표식 모델을 검출하여 인식함은 물론 동시에 그 위치까지 찾아 낼 수 있다.

#### 3. 표식 추적

매 영상에 대해서 표식을 검출하는 것은 효율적이지 못하다. 왜냐하면 이전 영상의 표식 모델과 위치를 알고 있

기 때문에 현재 영상에서도 그 표식이 이전 위치 주변에 위치하고 있을 것이라는 사실을 추측할 수 있기 때문이다.

표식 검출이 이루어진 후에 자율 주행 로봇은 영상 시퀀스에 대해서 표식 모델을 추적함으로써 표식 모델의 위치를 계속 갱신할 수 있다. 본질적으로 컨텐제이션은 영상에서의 외곽 추적을 위해 제안된 기법이었으나 본 연구에서는 컨텐제이션의 주요 핵심 기술을 앞서 검출 단계에서처럼 히스토그램 기반 추적을 위해 사용하였다. 이러한 추적 기법은 가려짐(occlusion)이 발생할 경우나 혹은 일정 시간동안 사라졌을 경우에도 강인한 성능을 발휘할 수 있다. 로봇이 연속적으로 이동하기 때문에 로봇의 위치는 실시간에 가깝게 추정되어야 한다. 이를 위해 일정 수의 샘플 블록을 사용하여 수행 시간을 거의 일정한 수준으로 유지한다.

4. 컬러 모델 갱신

표식 검출이나 추적이 성공적으로 이루어졌을 경우 표식 모델의 컬러 모델을 샘플 블록이 가지는 컬러 특성과 그들이 갖는 확률값을 이용하여 다음과 같이 갱신한다.

$$C_j^{t+1} = (1 - \alpha) C_j^t + \alpha \sum_{k=1}^N \text{prob}(k | j) C_k \quad (7)$$

이때  $\alpha$ 는 가중치 값이다. 이 값을 크게 설정할 경우 시스템의 적응성은 향상되지만 강인성이 떨어지게 된다.  $C_j^t$ 는  $t$ 번째 반복 수행중  $j$ 번째 모델의 컬러 특성을 나타내며,  $C_k$ 는  $k$ 번째 샘플 블록의 컬러 특성을 나타낸다. 이러한 컬러 모델 갱신을 통해 조명이 바뀌는 경우에 대해서 제안된 방법은 강인한 성능을 보일 수 있다.

IV. 자기 위치 추정

실내 환경에서 시각적 표식을 이용하여 자기 위치 추정을 수행할 경우 로봇의 위치를 결정하기 위해서는 표식 발견, 표식 확인, 자기 위치 추정의 세 단계의 과정이 필요하다. 여기서 자기 위치 추정은 다양한 주위 환경의 특징적 정보를 이용하여 기존에 작성된 기하학적 혹은 위상학적 지도 정보와의 비교를 통해 지도상에서의 자신의 위치를 인식하는 것이다. 표식을 이용하여 자기 위치 추정을 수행하는 경우 일반적으로 2차원 위치 정보만으로도 충분하므로 표식의 수직 위치가 로봇 시야의 수준에 맞추어져 있다고 가정 하에 로봇의 지도상 위치와 방향만을 추정한다.

지금까지 표식을 이용한 자기 위치 추정은 주로 세 개 이상의 표식간의 기하학적인 관계를 이용하여 삼각 측량의 방법을 이용하였다[17]. 그러나 세 개 이상의 표식을 한 대의 카메라로 동시에 획득하는 것은 카메라의 시야 각도의 제한으로 인하여 쉽지 않다. 이 문제는 카메라의 초점 거리를 짧게 하여 넓은 시야각을 확보함으로써 부분적으로 해결할 수 있으나, 이 경우 영상에서의 표식 크기가 상대적으로 작아져서 표식 발견, 추적, 확인이 어려워지며 표식의 해상도가 상대적으로 떨어지는 단점을 가지고 있다. 이에 반해 제안된 방법은 단일 영상에서 단일 표식 정보만을 이용하여 자기 위치를 보다 안정적으로 찾을 수 있다.

또한 자기 위치 추정 문제는 3차원 좌표의 이미지의 대

응점으로부터 월드 좌표계에서 카메라 좌표계의 병진, 회전 변환관계를 구하는 문제로 생각할 수도 있다. 예를 들면, Tsai[18] 등의 방법으로 매 스텝마다 카메라 캘리브레이션을 수행하는 것이다. 그러나 이는 계산 시간이 오래 걸리고 여러 개의 대응점을 정밀하게 찾아야 한다는 단점이 있다. 카메라의 내부 변수를 알고 있다고 가정할 경우, 외부 변수(좌표축의 병진, 회전 변환)만을 구하는 방법 [19]은 대응점의 수와 계산 시간이 줄어든다는 장점이 있지만 줌이나 자동 초점 등으로 인하여 초점 길이가 변할 때는 적용이 불가능하다. 따라서 본 연구에서는 표식 자체의 깊이 차이가 카메라로부터 표식까지 거리에 비하여 충분히 작아서 공간상의 평행성이 투영 이미지 상에서도 유지된다는 어파인(Affine) 카메라 모델에 기반하여 줌이나 자동 초점 카메라를 사용할 수 있는 실용적인 방법을 제안한다.

1. 표식 모델

제안된 표식의 형태와 구조는 그림 5, 그림 6과 같다. 앞 절에서 기술한 컬러 모델을 이용하여 만들어진 컬러 패턴은 그림 6과 같이 서로 수직을 이루는 뒷 평면에 대해 각각 45도를 이루도록 위치되어 있으며 뒷 평면이 서로 수직

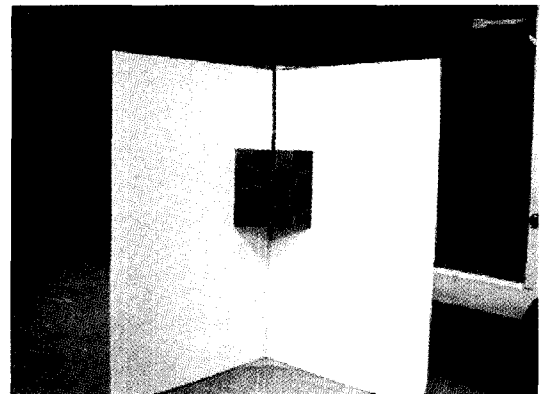


그림 5. 표식의 구조.  
Fig. 5. Structure of landmark.

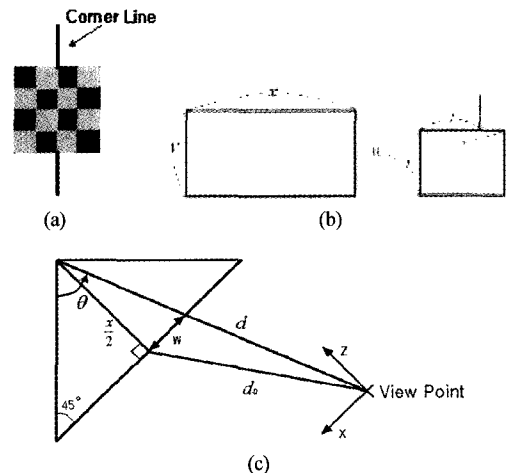


그림 6. 표식 모델 : (a) 정면도 (b) 실제 길이와 영상으로 변환된 길이 (c) 평면도.  
Fig. 6. Landmark model : (a) Front view (b) Real size and the size of the rectangle on the projected image (c) Top view.

으로 교차하는 부분에 검은 선으로 코너의 위치를 표시하였다. 표식을 바라보는 시점의 변화에 따라 컬러 패턴과 수직으로 놓여진 검은 선과의 교점은 좌우로 이동하게 되며 표식을 정면으로 바라보는 시점에서 좌우 각각 45도 이내의 변화에 대해 교점이 표식의 좌우 전영역으로 움직이게 된다.

로봇의 위치를 결정할 경우, 지도상의 표식의 위치와 방향은 주어지고, 표식과 로봇과의 상대적 위치를 알면 로봇의 지도상 절대 위치를 결정할 수 있게 된다. 여기서 상대 위치는 로봇과 표식간의 거리와 각도를 이용하여 구하게 된다.

2. 표식과 이루는 각도

로봇이 표식과 이루는 각도는 그림 6의 (c)와 같이 코너의 위치를 기준으로 세로축과 시계반대방향으로 이루는 각도로 정하였다. 이는 표식이 투영된 이미지에서 코너 라인이 컬러 패턴과 만나는 교차점의 위치를 이용하여 추정한다. 어파인 카메라를 가정할 경우 평행한 두 직선의 길이의 비는 불변이다[20]. 이를 이용하면 로봇의 회전 위치는 다음과 같이 근사화가 가능하다.

$$\theta = \frac{\pi}{4} \tan^{-1} \frac{w}{x/2} \approx \frac{\pi}{4} + \tan^{-1} \frac{l-x'/2}{x'/2} \quad (8)$$

그림 7은 어파인 근사화에 따른 각도 오차의 이론치로서 한 번의 길이가 10Cm인 정사각형의 표식을 사용하였을 때 1m의 거리에서 최대의 오차를 보이고 있으며 거리가 멀어질수록 이상적인 어파인 모델과 가까워지므로 오차가 줄어든다.

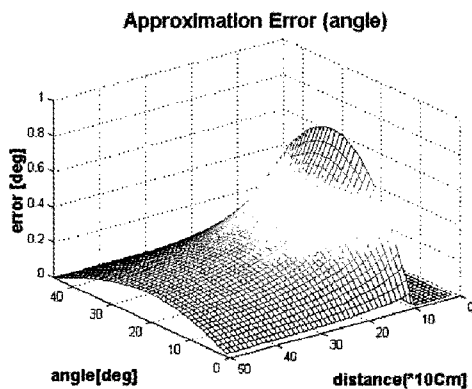


그림 7. 근사화에 따른 각도 오차. Fig. 7. Approximation error(angle).

3. 표식과의 거리

a) 고정 초점 모델

표식에서 2개의 코너점  $(X_1, Y_1, Z_1)$ ,  $(X_2, Y_2, Z_2)$ 와 영상에 사영된 대응점  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$  사이에는 다음과 같은 관계식이 성립한다.

$$y_1 = f \frac{Y_1}{Z_1}, \quad y_2 = f \frac{Y_2}{Z_2} \quad (9)$$

표식을 수평면에 수직으로 설치하게 되면  $(Z = Z_1 = Z_2)$ 이 되고, (9)로부터

$$y_2 - y_1 = f \left( \frac{Y_2 - Y_1}{Z} \right) \quad (10)$$

을 얻는다.

어파인 카메라의 가정으로부터 표식의 좌우측 높이가 같다고 볼 수 있으므로  $y' = y'_1 = y'_2 = y_2 - y_1$ ,  $k = f(Y_2 - Y_1)$ 라 두면

$$Z = \frac{k}{y'} \quad (11)$$

칼라 패턴까지의 거리는 (11)과 같이 초점 거리에 따라 결정되는 k값에 대해 표식의 수직성분 길이와의 반비례관계로 간단히 근사화시킬 수 있다. 어파인 카메라의 가정으로부터  $d_0 \approx Z$ 이 된다. 이때, 구하고자 하는 표식과의 거리는 그림 6의 (c)에서 d를 코사인 법칙을 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$d = \frac{x}{2} \cos\left(\theta - \frac{\pi}{4}\right) + \sqrt{d_0^2 - \left(\frac{x}{2} \sin\left(\theta - \frac{\pi}{4}\right)\right)^2} \quad (12)$$

b) 가변 초점 모델

앞절에서의 방법은 두 가지 단점을 가지고 있다. 첫째, 자율주행에 사용되는 카메라는 초점이 맞는 범위를 일일이 수동으로 조정해 줄 수 없으므로 일반적으로 자동 초점 기능을 사용한다. 이 때 초점거리에 따라 k값이 변하게 되므로 (11)의 가정이 깨지게 된다. 둘째, 초점 거리가 짧거나 표식과 카메라 간의 거리가 멀어질 경우, 전체 영상에서 표식이 차지하는 영역이 상대적으로 작아지므로 표식 해상도의 저하를 초래하게 되고, 제안된 방법과 같이 영상에 잡힌 이미지의 길이를 기반으로 위치 추정을 하는 경우 심각하게 위치 추정 성능이 저하된다.

이 문제를 해결하기 위하여 자동 초점 줌 카메라를 사용하였다. 이 경우, 표식이 멀어질 때 줌인을 통하여 일정 수준 이상의 해상도를 확보할 수 있다. 거리는 샘플링 된 각각의 줌 레벨과 샘플링 된 몇 가지의 거리에 따른 영상에서의 길이 정보를 이용하여 커브피팅(curve fitting)을 수행함으로써 구할 수 있다. 이 방법은 줌 기능과 함께 자동 초점의 문제를 동시에 포괄하므로 자동 초점으로 인한 문제를 따로 생각해 줄 필요가 없다. 그림 8은 90Cm-360Cm 사이를 30Cm의 등간격으로 나눈 10단계의 거리에 대해서 9가지 줌 레벨에 따른 구해진 영상에서의 표식의 높이를 픽셀 단위로 도시하고 그것을 3차 곡선으로 피팅한 것이다.

칼라 패턴까지의 거리를 구하는 방법은 다음과 같다.

1. 그림 8과 같이 각각의 거리에 대해 커브 피팅을 수행하고 각 곡선식의 계수를 저장해 둔다.

2. 단계 1에서 이미 오프라인으로 구해 놓은 피팅 곡선의 식을 이용하여 각각의 테스트된 거리(그림 8의 경우 10가지)에 대하여 엔코더로부터 읽어 들인 줌 레벨에 따른 영

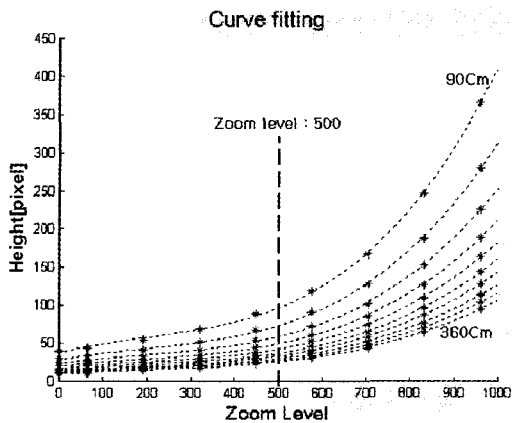


그림 8. 다양한 줌 레벨에 따른 커브 피팅 결과.  
Fig. 8. Curve fitting result for various zoom levels.

상에서의 표식의 픽셀 단위 높이를 구한다.

3. 단계 2에서 구한 테스트 거리와 영상에서 표식의 높이를 이용하여 그림 9와 같이 한 차례 더 커브 피팅을 수행한다. 그리고 실제 입력 영상에서의 길이를 피팅 함수에 대입함으로써 실제 거리를 구하게 된다.

4. 단계 3에서 구한 결과 (Z)를 (12)에 대입하여 기준점으로부터의 좌표값을 구한다.

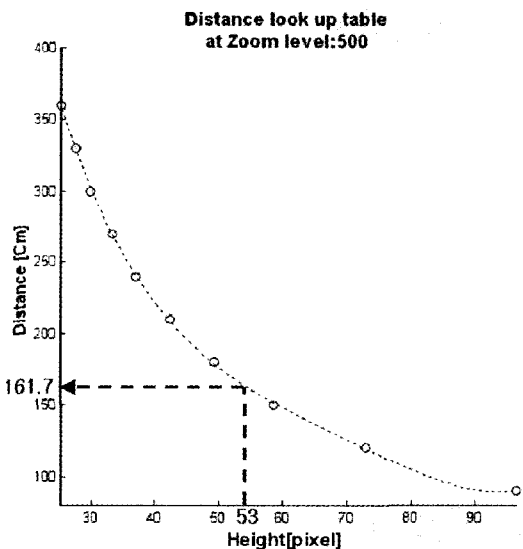


그림 9. 투영된 표식의 높이에 따른 카메라와 표식과의 거리.  
Fig. 9. Relation between distance and height of landmark in the image at given zoom level.

V. 실험 결과

본 연구에서 제안된 표식 검출 및 추적 알고리즘과 자기 위치 추정 방법을 테스트하기 위해서 조명 변화가 존재하고 많은 킬러 물체가 존재하는 복잡한 실내 공간에서 실험을 수행하였다.

1. 표식 검출 실험

초기화 단계에서의 초기 표식 검출 과정이 그림 10에 나타나 있다. 하나의 표식이 복잡한 배경 하에 부착되어 있다. 그림에서 하얀 사각형은 샘플 블록을 나타낸다. 본 실험

에서는 50개의 샘플 블록을 사용하였다.

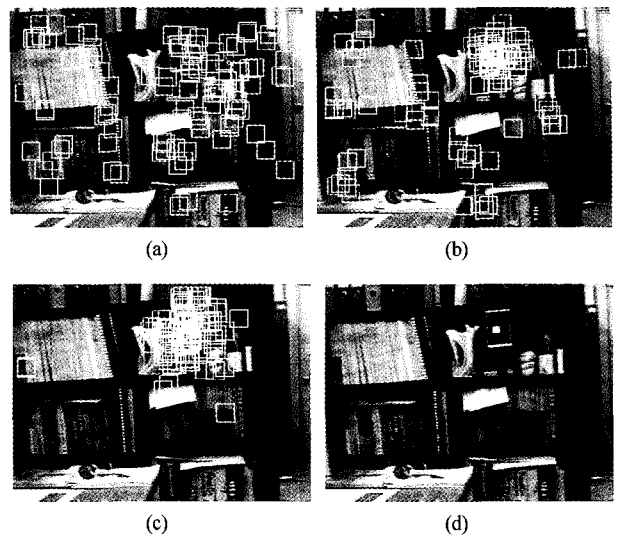


그림 10. 초기 표식 검출 결과 ((a)-(c) : 샘플 블록 전파 과정, (d) : 최종 검출 결과(하얀 작은 사각형이 중심 좌표).

Fig. 10. Initial landmark detection((a)-(c) : sampling block propagation, (d) : final detection result(white point).

그림 10의 (a)에서 샘플 블록들은 전체 영상에 대해 광범위하게 흩어져 있다. 각 샘플 블록들은 각각의 표식 모델과의 유사도를 반영하는 확률값을 가지게 된다. 그 다음 단계에서 샘플 블록들은 반복 회수가 증가함에 따라 확률값에 의해서 점점 표식 쪽으로 전파되어 감을 볼 수 있다. 사실 샘플 블록들은 표식 쪽으로 이동하는 것이 아니라 새로운 샘플 블록들이 표식의 위치에 가깝도록 새롭게 생성되는 것이다. 표식 검출의 최종 결과는 그림 10의 (d)에 나타나 있다. 하얀 작은 사각형이 표식의 중심 좌표를 나타낸다.

여러 표식의 검출 결과는 그림 11에 나타나 있다. 실험에서는 똑같은 크기의 세 개의 표식이 각기 다른 거리를 가지며 위치해 있다. 그림에서 보여지는 바와 같이 표식의 크기는 그 표식이 카메라와 갖는 거리에 따라 다를 수 있다. 또한 비초점(defocus) 현상에 의해서 모든 표식이

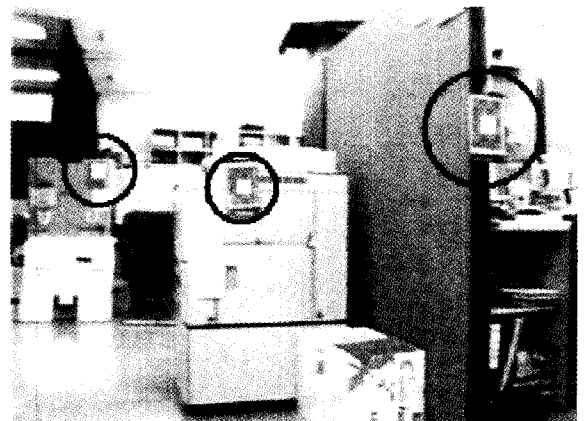


그림 11. 표식 검출 결과.  
Fig. 11. Landmark detection result.

변짐 현상을 보임을 알 수 있다. 그러나 표식 모델을 지정해 주었을 때 제안된 알고리즘은 비록 세 개의 표식이 정확하게 영상에서 나타나지는 않았지만 정확하게 그 표식의 중심 위치를 찾아냄을 볼 수 있다.

2. 표식 추적 실험

그림 12는 표식 검출 단계 이후의 표식 추적 과정을 보여주고 있다.

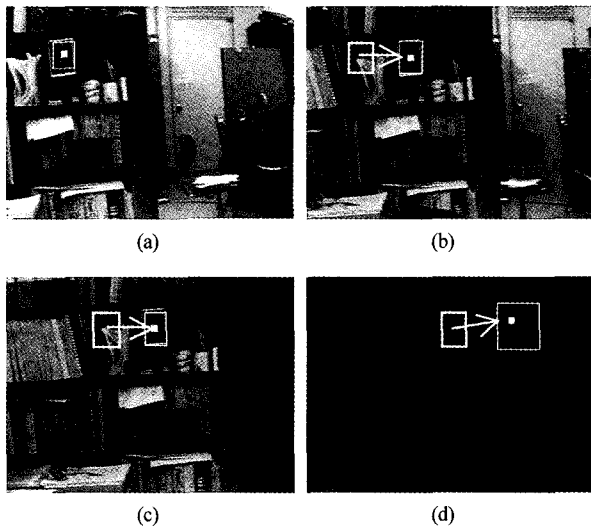


그림 12. 조명이 변하는 상황에서의 표식 추적 결과.  
Fig. 12. Landmark tracking under illumination change.

그림에서 볼 수 있듯이 시간에 따른 조명 변화가 있는 상황을 설정하여 실험을 수행하였다. 하얀 작은 사각형은 표식의 중심점을 나타내고 외곽의 하얀 사각형은 표식 영역을 나타낸다. 표식의 영역은 주변에 흩어져 있는 샘플 블록들의 확률값에 문턱값을 취해 일정 확률 이상이 되는 샘플 블록들이 위치하는 영역으로 정의하였다. 그림 12의 (c)-(d)에서와 같이 조명 변화가 급하게 일어난 경우에서도 표식 추적이 성공적으로 이루어지고 있음을 볼 수 있다. 비록 표식 영역에는 어느 정도의 오차가 있었지만 표식의 중심값은 정확하게 검출되고 있음을 볼 수 있다.

3. 표식을 이용한 로봇의 자기 위치 추정 실험

그림 13은 이동 로봇(Pioneer II)에 장착된 카메라로부터 얻은 이미지(640\*480)에서 표식 모델의 윤곽과 교차점 위치를 찾아낸 결과를 보여주고 있다(영상은 그림 15에서 표시된 부분에서 얻어진 것임). 이는 앞 절에서 기술한 방법을 통하여 구한 표식의 중심 위치를 기준으로 상하좌우 4 방향으로 채도(saturation)의 감소폭이 가장 큰 라인을 찾아서 모델 윤곽을 구하고 그 윤곽의 상부에서 가장 밝기가 어두운 수직선을 찾은 것이다. 채도는 HSI 컬러 공간에서 (13)과 같이 표현된다.

$$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} \min(R, G, B) \quad (13)$$

그림 13에서 제안된 방법이 가정하고 있는 어파인 모델의 정확성을 확인할 수 있다. 다양한 거리와 각도에서 획득

된 정사각형의 칼라 모델이 그 평행성을 계속 유지하고 있다. 이는 어파인 모델의 가정이 잘 지켜지고 있음을 보여 준다. 정확성을 높이기 위해서는 카메라의 어파인 모델이 실제 카메라를 근사화 하여야 하므로 어파인 모델을 더 잘 만족시켜주는 영상의 중앙부분에 표식이 위치하도록 팬틸트 카메라를 사용하였다.

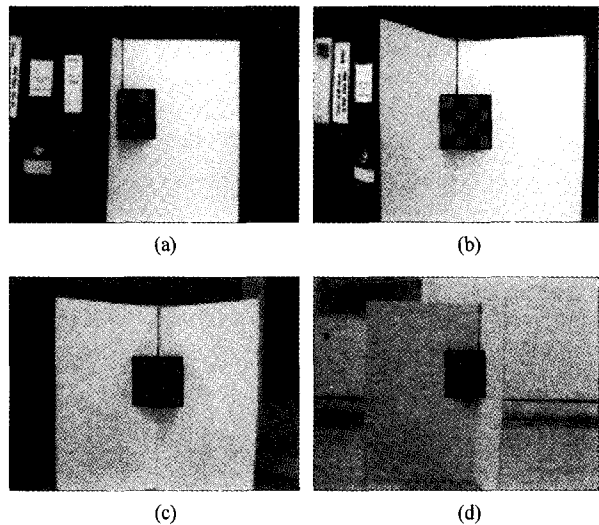


그림 13. 표식 모델의 윤곽 및 교차점의 위치 검출.  
Fig. 13. Outlines of color pattern and junction of color pattern and vertical line.

그림 14는 제안된 두 가지 방법을 사용한 자기 위치 추정 결과이다. 두 방법 모두 비교적 정확한 자기 위치 추정 결과를 보이고 있다. 고정 초점 모델의 경우 평균 9.8Cm의 오차를 보였으며 가변 초점 모델의 경우 평균 6.5Cm로 보다 정확한 결과를 보였다.

오차의 원인은 우선 표식 해상도의 한계를 들 수 있다. 현재는 표식 모델의 윤곽 및 교차점의 검출이 픽셀 해상도로 이루어지고 있으므로 정밀도에 한계가 있다. 따라서 영상에 투영된 표식의 크기가 작을 때는 한 두 픽셀의 측정 오차도 결과에 큰 영향을 미치게 된다. 그림 14의 결과를 보면 알 수 있듯이 고정 초점 모델을 적용시킬 경우 거리가 멀어질수록 영상에 투영된 표식의 크기가 작아지고 오차도 따라서 커짐을 관찰할 수 있다. 이것이 가장 큰 오차의 원인으로 추정된다. 둘째, 원근효과(perspective effect)로 인한 오차를 들 수 있다. 셋째, 줌 카메라의 백래쉬는 가변 초점 모델을 이용한 위치 추정시 오차 발생 원인이 될 수 있다. 넷째, 고정 초점 모델의 경우 자동 초점 카메라를 사용하면 고정 초점의 가정이 깨어진다는 문제가 있고 다섯째, 가변 초점 모델의 경우 피팅 과정을 여러 번 수행함으로써 인해 발생하는 오차의 문제점이 있다.

그림 15는 세 개의 표식을 실험실의 미리 알려진 위치에 두고 로봇을 30Cm의 간격으로 이동시키며 제안된 알고리즘을 수행하여 나온 결과이다. 줌 기능이 내장된 SONY EVI-D30 칼라 카메라를 이용하여 가변 초점 모델을 적용 시킴으로써 표식과의 거리 증가로 인한 해상도의 저하를

막을 수 있었고, 결과적으로 최대오차 13.1cm정도로 비교적 우수한 위치 추정 성능을 보이고 있다.

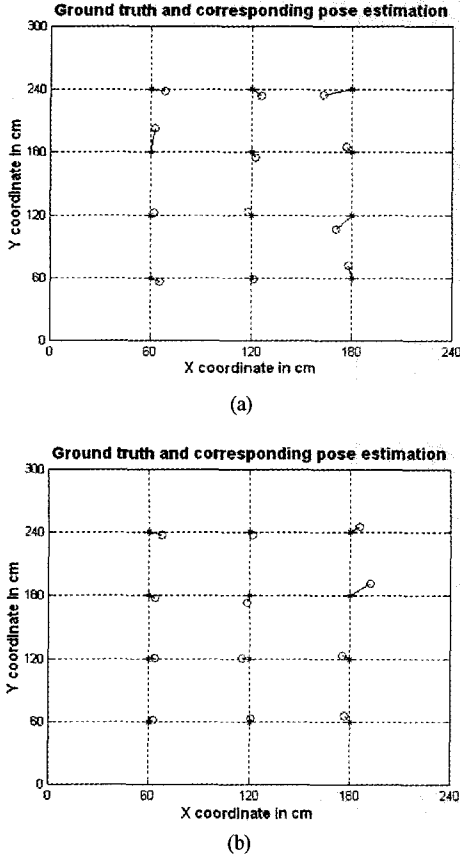


그림 14. 제안된 방법에 의한 위치 추정결과 (a) 고정 초점 모델 (b) 가변 초점 모델.

Fig. 14. The set of estimates obtained using the proposed method (a) Fixed focal length model (b) Variable focal length model.

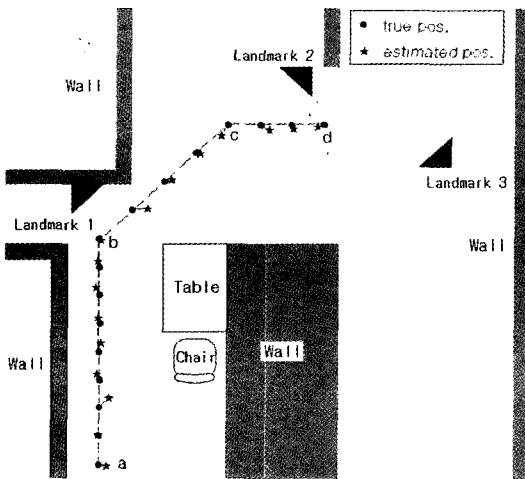


그림 15. 제안된 방법을 사용한 자기위치 추정 결과.  
Fig. 15. Self-localization result using the proposed method.

VI. 결론

본 논문에서는 이동 로봇의 자기 위치 추정을 위해 실

내 환경에서 사용할 수 있는 간단한 인공 표식 모델을 제안하고, 이 표식 모델에 적합한 검출 및 추적 알고리즘을 제안하였다. 또한 이 표식을 이용한 로봇의 자기 위치 추정 기법도 제안하였다.

대칭적이고 반복적인 컬러 패턴을 갖는 표식 모델은 기하학적인 변형이나 조명 조건의 변화 등에 대해서 불변하는 컬러 히스토그램 특성을 나타내었으며, 이러한 특징량과 CONDENSATION에 기반한 알고리즘을 이용하여 표식을 검출, 추적할 수 있었다. 또한 어파인 카메라의 가정 하에 단일 영상에서 추적된 단일 표식 정보만을 이용하여 로봇의 절대 위치를 정확하게 추정할 수 있는 방법론을 제시하였다.

본 시스템은 정해진 해상도의 이미지에서 얼마나 정밀하게 필요한 길이 정보를 추출하느냐가 성능 향상의 관건이다. 따라서 향후 연구 방향은 보다 강인하고 정밀한 라인 피팅 방법을 통한 자기 위치 추정 성능의 향상이 될 것이다.

참고논문

- [1] A. Carbonaro and P. Zingaretti, "Landmark matching in a varying environment," *Proc. of Euromicro Workshop on Advanced Mobile Robots*, pp. 147-153, 1997.
- [2] A. J. Briggs, D. Scharstein, D. Brazianus, C. Dima, and P. Wall, "Mobile robot navigation using self-similar landmarks," *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1428-1434, 2000.
- [3] C. F. Olson, "Probabilistic self-localization for mobile robots," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 16 1, pp. 55-66, Feb., 2000.
- [4] E. B. Meier and F. Ade, "Using the condensation algorithm to implement tracking for mobile robots," *Third European Workshop on Advanced Mobile Robots(Eurobot '99)*, pp. 73-80, 1999.
- [5] F. Dellaert, W. Burgard, and D. Fox, S. Thrun, "Using the CONDENSATION algorithm for robust, vision-based mobile robot localization," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 588-594, 1999.
- [6] M. Betke and L. Gurvits, "Mobile robot localization using landmarks," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 13, no. 2, pp. 251-263, 1997.
- [7] M. Isard and A. Blake, "CONDENSATION-conditional density propagation for visual tracking," *Int. J. Computer Vision*, 1998.
- [8] P. E. Trahanias, S. Velissaris, and T. Gavelos, "Visual landmark extraction and recognition for autonomous robot navigation," *IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intell. Robots and Systems*, Atria, Grenoble, France, pp. 1036-1042, Sep. 7-12, 1997.
- [9] R. Murrieta-Cid, M. Briot, and N. Vandapel, "Landmark identification and tracking in natural environment," *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, vol. 1, pp. 179-184, 1998.
- [10] R. Schuster, "Color object tracking with adaptive model-



ing," *Proc. of IEEE Symposium on Visual Languages*, pp. 91-96, 1994.

[11] R. Sim and G. Dudek, "Mobile robot localization from learned landmarks," *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, vol. 2, pp. 1060-1065, 1998.

[12] S. Li and S. Tsuji, "Finding landmarks autonomously along a route," *Proc. of 11th IAPR International Conference on Computer Vision and Applications*, pp. 316-319, 1992.

[13] S. Thrun, "Finding landmarks for mobile robot navigation," *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 2, pp. 958-963, 1998.

[14] P. Lamon, I. Nourbakhsh, B. Jensen, and R. Siegwart "Deriving and matching image fingerprint sequences for mobile robot localization," *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1609-1614, 2001.

[15] L. Paletta, S. Frintrop, and J. Hertzberg, "Robust localization using context in omnidirectional imaging," *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2072-2077, 2001.

[16] K. Yoon, G. Jang, S. Kim, and I. Kweon, "Fast landmark tracking and localization algorithm for the mobile self-localization," *IFAC Workshop on Mobile Robot Technology*, pp. 190-195, 2001.

[17] I. Shimshoni, "A fast linear method for mobile robot localization from landmark bearings," *IFAC Workshop on Mobile Robot Technology*, pp. 121-126, 2001.

[18] R. Y. Tsai, "A versatile camera calibration technique for high accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses," *IEEE Journal of robotics and Automation*, vol. RA-3, no. 4, pp. 323-344, 1987.

[19] H. Kim, J. Cho, and I. Kweon, "A novel image-based control-law for the visual servoing system under large pose error," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 263-268, 2000.

[20] R. Hartley and A. Zisserman, "Multiple view geometry in computer vision," Cambridge University Press, UK, 2000.



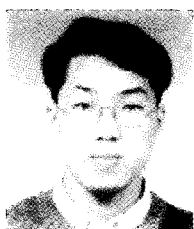
윤 국 진

1976년 11월 15일생. 1998년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학사). 2000년 한국과학기술원 전자전산학과 전기 및 전자공학전공(공학석사). 2000년~현재 동대학원 박사과정. 관심분야는 컴퓨터 비전, 스테레오 비전.



장 기 정

1971년 4월 14일생. 1996년 한양대학교 기계설계학과(공학사). 1998년 연세대학교 전자공학과(공학사). 2000년 한국과학기술원 전자전산학과 전기 및 전자공학전공(공학석사). 2000년~현재 동대학원 박사과정. 관심분야는 컴퓨터비전, 비주얼 트래킹, 로봇 로컬라이제이션.



김 성 호

1977년 7월 27일생. 2000년 고려대학교 전기전자전파공학부 졸업. 2000년~현재 한국과학기술원 전자전산학과 전기 및 전자공학전공 석사과정. 관심분야는 컴퓨터 비전, 물체 인식.



권 인 소

1958년 3월 5일생. 1981년 서울대학교 기계설계학과(공학사). 1983년 동 대학원(공학석사). 1990년 Carnegie Mellon Univ. Robotics Institute(공학박사). 1991년~1992년 일본 도시바 중앙연구소 연구원. 1992년~현재 한국과학기술원 부교수.