

스테레오 비전 센서의 깊이 및 색상 정보를 이용한 환경 모델링 기반의 이동로봇 주행기술

Direct Depth and Color-based Environment Modeling and Mobile Robot Navigation

박 순 용¹, 박 민 용², 박 성 기[†]

Soonyong Park¹, Mignon Park², Sung-Kee Park[†]

Abstract This paper describes a new method for indoor environment mapping and localization with stereo camera. For environmental modeling, we directly use the depth and color information in image pixels as visual features. Furthermore, only the depth and color information at horizontal centerline in image is used, where optical axis passes through. The usefulness of this method is that we can easily build a measure between modeling and sensing data only on the horizontal centerline. That is because vertical working volume between model and sensing data can be changed according to robot motion. Therefore, we can build a map about indoor environment as compact and efficient representation. Also, based on such nodes and sensing data, we suggest a method for estimating mobile robot positioning with random sampling stochastic algorithm. With basic real experiments, we show that the proposed method can be an effective visual navigation algorithm.

Keywords: Vision-based navigation, stereo vision, direct method, map building, localization

1. 서 론

로봇의 자율 주행에 있어서 가장 중요한 기능은 주변 환경을 모델링한 지도를 작성하고 이를 기반으로 목표 지점까지 이동하면서 자신의 정확한 위치를 파악하는 것이다. 기존의 로봇은 2차원 정보를 얻을 수 있는 레이저, 초음파, 적외선 등의 거리 센서를 사용하여 주변 환경을 기하학적 정보만으로 모델링하여 왔다^[1]. 이러한 방식은 로봇의 현재 위치 추정은 비교적 쉬운 문제였으나 동적으로 변화하는 환경이나 기하학적으로 유사한 공간이 있는 환경에 대해서는 능동적인 대처가 어려운 단점이 있다. 이에 반해 비전 센서는 환경에 대한 3차원 거리, 색상, 기하학적 특징 등 그것에서 얻을 수 있

는 정보의 다양성 및 인간 친화적 특성으로 인하여 지능형 이동 로봇에 있어서 유용한 역할을 하여 왔다^[2]. 물론, 비전 센서는 조명 변화에 취약하다는 단점이 있기는 하지만 이 또한 다양한 방식에 의해 그 단점을 극복하고 있는 중이다^[3].

본 논문에서는 스테레오 카메라를 기본 센서로 하여 이동 로봇의 자율 주행을 위한 실내 환경에 대한 모델링과 이동 로봇의 자기 위치 추정 방법을 다룬다. 비전 센서에 의해 이러한 이동로봇의 자율주행을 다루는데 있어서 환경 모델링을 위하여 어떠한 시각 특징(visual feature)을 정의하느냐와 지도(map)를 어떻게 표상하느냐가 중요한 역할을 한다.

비전 센서를 이용한 이동로봇의 주행방법에 대한 연구는 지난 20년간 다양한 방법이 제시되어 왔다. 시각 특징을 어떻게 정의하느냐에 따라 그 방법들은 크게 둘로 나눌 수가 있겠는데 그 중에 가장 대표적인 방법이 선분 에지(line edge)^[4,5,6]와 같이 high-level의 시각 특징을 이용하는 방법이다. Tomoto와 Yuta^[7]의 경우에는 물체

※ 이 연구는 지식경제부 지원으로 수행하는 21 세기 프론티어 연구 개발사업 (인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었습니다.

† 교신저자 : KIST 인지로봇연구단 책임연구원
(E-mail : skee@kist.re.kr)

¹ KIST/연세대학교 학연협동 박사과정(E-mail : scipio77@kist.re.kr)

² 연세대학교 전기전자공학과 교수(E-mail : mignpark@yonsei.ac.kr)

인식(object recognition) 기법을 이용하여 시각 특징을 정의하기도 한다. 그러나, 이러한 방법들에 있어서 가장 큰 단점은 다양한 환경 변화에 대하여 그러한 특징들을 강인하게 추출하기가 어렵다는 점이다. 또 다른 방법으로는 영상 밝기값을 뺄 수 있는 한 직접 이용하는 방법이다. Wang 등^[8]은 개별 위치에서 수집한 영상 자체로 위치 데이터 베이스(location database)를 구성하여 영상을 직접 로봇의 위치로 변환하는 학습방법을 제시하였다. 그리고 Kořecká 등^[9]은 실내 복도 환경의 지도를 표현하는 방식으로 연속 영상열(image sequence)을 직접 이용하는 방법을 제시하였다. Se 등^[10]은 개별 위치에서 수집한 모든 영상으로부터 추출된 scale-invariant 특징^[11]과 이들의 3차원 좌표를 함께 이용하여 환경 지도를 표상하고 로봇의 위치를 추정하는 방법을 제시하였다. 이러한 직접 방식은 또한 계산량의 방대함과 지도 정보의 거대함을 어떻게 극복하느냐가 어려운 점으로 남아있다.

시각 특징을 어떻게 정의하느냐 뿐만 아니라 지도를 어떻게 표상하느냐 예를 들면, metric 정보를 이용하느냐 위상학적 정보만을 이용하느냐가 중요한 요소이다^[12]. 최근에는 국지적으로는 metric 정보를 이용하고 총체적으로는 위상학적 정보를 활용하는 복합적 지도 표상 방식에 대하여 활발한 연구가 이루어지고 있다^[7, 12, 13, 14]. 인지과학에서의 기존의 연구^[15, 16] 또한 인간의 공간 표상 방식도 large-scale 환경에 있어 국지적 준거 좌표계(local reference frame)들의 집합을 위상학적으로 연결시키는 형태로 지도를 표상하는 것으로 알려져 이러한 연구의 타당성을 보완하고 있다. 이러한 복합적 지도의 연구에 있어서도 전체적으로 metric 정보를 하나의 준거 좌표로 통일시키느냐^[10, 13], 아니냐^[7, 9, 12]에 따라 둘로 나눌 수 있다.

본 연구에서는 시각 특징으로서 스테레오 카메라에 의한 거리 정보와 색상 정보를 직접 이용하는 새로운 지도 표상 방법을 제안한다. 일반적으로 high-level의 시각 특징을 추출하는 것이 잡음에 취약하다는 점을 고려할 때, 본 방법에서는 픽셀 단위의 영상 정보-픽셀 단위의 거리 및 색상을 직접 이용한다는 점에서 시각 특징의 추출 과정이 더 기존의 방법에 비하여 강인하다고 할 수 있다. 또한 본 연구에서는 광축(optical axis)이 통과하는 영상의 수평 중심 라인에서의 거리와 색상 정보를 활용한다. 이는 본 연구가 실내의 평탄한 환경에서 지도를 위해 3D 환경의 모든 정보를 활용하지 않는다는 점에서 2D의 레이저 센서와 비슷한 방법을 취하지

만 색상 정보의 활용으로 인하여 이동로봇의 자기 위치 추정에 있어서 기하학적으로 유사한 환경에서 국소 최소점(local minima)에 빠지지 아니하고 더 정확한 위치 추정을 가능하게 해 주는 장점이 있다^[17]. 본 연구에서는 이러한 시각 특징을 바탕으로 복합 지도를 표상하는 방법을 제시한다. 전체적으로는 위상학적 구조로 지도를 표상하며, 국소적으로는 위상학적 노드(topological node)에서 스테레오 카메라와 팬/틸트 마운트를 이용하여 극좌표계의 형태로 전방향(omni-direction)에 대한 픽셀 단위의 거리 정보와 색상 정보를 갖는다. 이러한 지도를 바탕으로 하여 이동로봇의 위치 추정 방법을 random sampling stochastic 알고리즘을 이용하여 제시한다. 최적의 경로 계획 및 추정방법에 대하여도 제안된 지도 위에서 구현한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 본 연구의 실내 환경의 모델링 방법을 다루며, 3절에서는 지도 표상방법을 다루며 이동로봇의 자율주행 관련한 최적 경로 생성 및 추정 방법은 4절에서 다룬다. 5절에서는 본 연구의 실험 결과를 보이며, 6절에서는 본 연구의 결론을 제시하고자 한다.

2. 실내 환경 모델링

본 연구에서는 이동로봇이 실내에서 주행하는 것을 기본 가정으로 한다. 따라서 실내의 바닥면은 일정 높이에서 수평이라고 가정하며, 이 경우에 있어서 우리는 실내 환경으로부터 다음과 같은 시각 특징을 추출할 수 있다.

- 본 연구에서는 스테레오 카메라로부터 픽셀 단위의 색상(color)과 깊이(depth) 정보를 직접 이용한다. 이는 영상에서 선분을 추출한다거나 물체인식을 수행하는 것과 같은 high-level visual processing을 수행하지 않는다는 것을 의미하며, 이는 로봇의 이동 중에 발생할 수 있는 다양한 환경 변화 및 노이즈에 강인할 수 있는 한 방법이다.
- 본 연구에서는 영상의 모든 픽셀에 대응하는 깊이 및 색상 정보를 추출하지 아니하고, 광축이 통과하는 수평선의 픽셀에 대하여만 깊이와 색상 정보를 추출한다. 이는 실내의 바닥이 수평면이라 가정할 때, 로봇의 이동에 의해 거리의 변화가 있다 하더라도 수평면에 놓인 물체는 다시 수평면

상에 있게 되므로 로봇이 이동 중에 환경에 대한 모델과 센싱된 정보를 비교하는데 있어 계산상의 간결함을 줄 수 있다. 이러한 계산상의 간결성은 스테레오 카메라가 움직이는 장애물을 함께 검지하거나 사람의 얼굴을 인식하는 등의 작업을 동시에 수행하는데 있어서는 중요성을 지닌다. 그림 1은 이러한 환경 모델링에 대한 예를 보여주고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 본 연구에서는 바닥면과 평행한 수평방향에 해당하는 점 'A' 와 'B' 같은 교차점의 깊이 및 색상 정보만이 추출되어 활용된다.

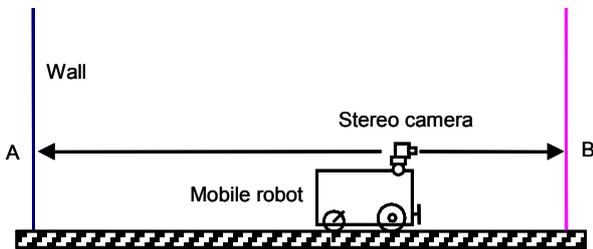


그림 1. 실내 환경 모델링을 위한 visual feature 수집

3. 지도 작성 방법

본 절에서는 제 2절의 실내 환경 모델링 방법에 기초하여 지도를 새롭게 작성하는 방법을 제안한다. 크게 내용은 지역적 지도 작성, 전역적 위상지도 작성, 그리고 지도 작성 절차로 설명하고자 한다.

3.1 지역적 지도 (Local map)

본 연구의 지도는 기본적으로 하이브리드 방법에 기초하며, 따라서 전체적으로는 위상학적 지도이며 국소적으로는 metric 지도의 형태를 갖는다. 국소적으로 metric한 노드와 관련하여, 본 연구에서는 스테레오 카메라와 팬/틸트 장치를 이용하여 임의의 위치에서 전방향의 깊이 및 색상 정보를 얻을 수 있다. 이때, 본 연구에서는 1도 단위로 하여 전방향의 깊이 및 색상 정보를 저장하게 되는데, 영상의 밝기 변화가 없는 곳에서는 스테레오 정합에 의해 깊이를 계산 할 수 없으므로 모든 각도에서 깊이 정보를 구할 수 있는 것은 아니다. 이렇게 깊이 정보를 구할 수 없는 각도에서는 'null' 정보가 입력이 되고 그때의 색상 정보도 'null' 정보가 된다.

이는 깊이 정보가 없이는 지도 정보와 센싱 정보 사이의 좌표 변환에 의한 비교가 불가능하기 때문에 그러하다. 본 연구에서 색상 정보는 HSI 변환에 의한 색상 (hue) 정보만을 활용한다. 그림 2는 국소 노드에 대한 예시적 그림을 보여주고 있으며, 각각의 노드는 전방향으로 1도 마다 깊이(z)와 색상(c) 정보를 노드 정보로서 포함한다.

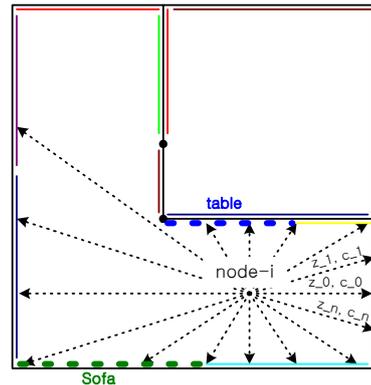


그림 2. 지역적 지도를 위한 노드 정보의 예

3.2 전역적 위상지도 (Global topological map)

하이브리드 지도로서 본 논문에서 제안된 전역적 위상지도는 위상학적으로 표현되며, 각 국소 노드의 연결 관계는 그래프 구조로 표현된다. 각 노드 사이를 연결하는 에지는 이웃 노드 사이의 거리 정보를 가지며 이는 스테레오 카메라로부터 얻어진다. 그림 3은 전역적 위상지도의 전형적인 예를 보여주고 있으며, 그림 4는 그러한 전역적 위상지도의 정보를 저장하기 위한 이웃 행렬(adjacent matrix)^[18]을 보여주고 있다. 이러한 이웃 행렬은 최적의 경로 찾기 과정에서 다시 활용되어진다.

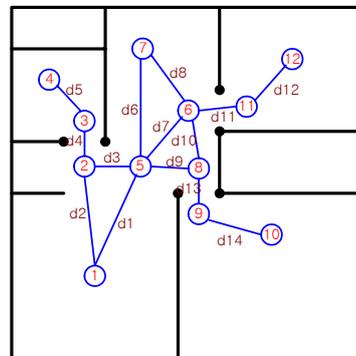


그림 3. 실내 환경에 대한 전역적 위상 지도의 예

node	1	2	3	4	5
1	0	d2	M	M	d1
2	d2	0	d4	M	d3
3	M	d4	0	d5	M
4					

M : Maximum value

그림 4. 전체지도의 이웃 node 사이의 거리에 대한 이웃 행렬의 예

본 연구에서의 또 하나의 특징은 지도의 전체를 통일하는 준거 좌표계를 갖지 않는다는 의미이다. 이는 본 연구가 단일의 metric 좌표계를 갖지 않는다는 의미이며, 따라서 각 노드는 각자의 기준 좌표계를 갖게 되며, 국소적 의미에서만 거리 정보가 현 노드를 기준으로 정의된다는 의미이다. 그러나, 경로 생성 및 추정을 위해서는 각 노드들 사이의 좌표 변환은 필요하며, 따라서 각 노드 좌표계간의 좌표 변환 정보(R, T) 또한 그림 4의 이웃 행렬의 형태로 저장된다. 또한, 각 노드는 거실, 안방 등과 같은 서술적 정보를 가질 수 있으며 따라서 음성 인터페이스에 의한 로봇과 사용자 사이의 지도 관련 정보 전달도 가능하다.

이러한 노드 사이의 관계가 의미가 있기 위해서는 한 노드에 의해 나타나지는 유클리디안 공간(Euclidian space)에 인접하는 노드가 포함되어 있어야만 한다. 이는 인접한 노드들 사이의 좌표변환(R, T)을 가능하게 하는 필요조건이며, 위치 추정의 단계에 있어서는 여러 인접 노드에 의한 위치 추정을 가능하게 하는 기본 조건이기도 하다. 이러한 제한 조건을 그림 5와 같이 개념적으로 나타낼 수 있으며, 그림에서 $C(i-1), C(i), C(i+1)$ 은 각 노드의 기준점을 나타내며 점선은 각 노드가 그 범위 내에서 그 노드를 기준으로 거리 정보를 추정할 수 있는 유클리디안 공간을 나타낸다고 하겠다.

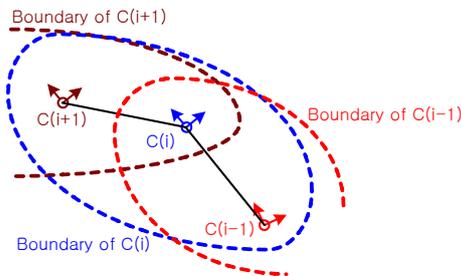


그림 5. 이웃 노드 사이의 제한 조건

3.3 지도 작성 절차 (Map building procedure)

이상과 같은 지도 표상방법에 대하여 본 절에서는 그러한 지도를 로봇 사용자가 로봇과 상호 작용하여 구성하는 절차를 다루고자 한다. 그 과정은 크게 다음과 같은 절차를 따른다.

- Step-1* : 이동로봇을 초기 위치에 위치시킨다. 그 위치는 사용자가 동작 공간을 고려하여 적절한 위치를 정한다.
- Step-2* : 스테레오 카메라를 전방향으로 회전시키면서 현재 위치에서 전방향의 깊이와 색상 정보를 획득하여 노드 정보를 구성한다. 필요 시에는 그 노드에 서술적 정보도 부여한다.
- Step-3* : 현재 노드에 대한 이웃 노드 좌표계의 좌표 변환 정보를 계산한다. 이를 위해, 4.1 절에서 기술할 위치 추정방법을 적용한다. 여기에서는 현재 노드의 전방향 깊이와 색상 정보를 지도 정보로 하고 이웃 노드의 깊이와 색상 정보를 위치 추정을 위한 센싱 정보로 사용한다.
- Step-4* : 로봇을 또 다른 위치로 이동 시킨다. 이 경우에 그림 5의 인접 노드의 제한 조건을 만족하도록 한다. 그 다음 Step-2를 수행한다.
- Step-5* : 동작 환경을 포괄할 수 있을 때까지 Step-2부터 Step-4를 반복한다.

위의 과정은 경험이 있는 로봇 사용자가 로봇을 능동적으로 움직여 가면서 할 수 있는 과정이며, 향후 연구에서는 로봇 스스로 실내 환경을 탐사하여 지도를 구성하는 방법이 필요하다고 하겠다.

4. 네비게이션

4.1 위치 추정 (Localization)

본 절에서는 전 절에서 정의된 지도 표상에 기반하여 위치 추정 알고리즘을 구현하는 과정을 설명하고자 한다. 본 연구에서는 CONDENSATION 알고리즘^{19, 20}에 기초하여 위치 추정을 하는데, 이 방법은 multi-modal 오차 분포에 잘 대처하는 방법으로 알려져 있다. 본 연구에서 제안된 위치 추정 방법의 기본적인 절차를 설명하면 다음과 같다.

- Step-1* : 로봇의 위치에 대한 랜덤 샘플(random sample) 들을 생성한다.

$$s_i^{(n)} = (x', y', \theta')^{(n)} \tag{1}$$

여기서 t 는 추정 스텝을 나타내고, n 은 랜덤 샘플의 번호를 나타낸다.

Step-2 : 랜덤 샘플들의 위치를 다음과 같이 예측한다.

$$\mathbf{s}_t^{(n)} = \mathbf{A}\mathbf{s}_t^{(n)} + \mathbf{B}\mathbf{w}_t^{(n)} \quad (2)$$

여기서 \mathbf{A} 는 로봇의 동역학 모델을 나타내고, 매 추정 스텝마다 오도메트리(odometry) 정보로부터 정의될 수 있다. $\mathbf{B}\mathbf{w}_t^{(n)}$ 는 로봇의 시스템적인 오차와 환경에 의한 비시스템적인 오차를 모두 포함한 노이즈 모델이다^[21].

Step-3 : 샘플의 새로운 위치에 대한 가중치를 계산한다.

$$\pi_t^{(n)} = p(m_t | \mathbf{x}_t = \mathbf{s}_t^{(n)}) \quad (3)$$

여기서 π 는 샘플의 가중치를 나타내는 확률 밀도 함수이고, m 은 지도 정보와 센싱 데이터 사이의 유사도 측정(similarity measure)을 나타낸다. m 을 구성하기 위하여, 우선 위치 추정을 위해 수집한 센싱 데이터를 다음과 같이 정의한다.

$$r_s(\theta), h_s(\theta) \quad \theta = 0, 1, \dots, 359. \quad (4)$$

여기서 $r_s(\theta)$ 와 $h_s(\theta)$ 는 각각 극좌표계(polar coordinate system)에 대해 정의된 거리와 색상 값을 나타낸다. 여기서, 센싱 데이터를 샘플의 위치 \mathbf{x}_t 에서 수집한 것이라 가정하면, 센싱 데이터를 k 번째 국소 노드의 좌표계에 대한 값으로 다음과 같이 변환할 수 있다.

$$\mathbf{r}_{st}(\theta) = \mathbf{R} \cdot \begin{bmatrix} r_s \cos \theta \\ r_s \sin \theta \end{bmatrix} + \mathbf{T} \quad (5)$$

여기서 \mathbf{R} 과 \mathbf{T} 는 k 번째 국소 노드의 좌표계로부터 로봇의 가정된 위치 \mathbf{x}_t 로의 좌표 변환 행렬들이다. 여기서, 카테지안 좌표계(Cartesian coordinate system)에 대해 정의된 벡터 $\mathbf{r}_{st}(\theta)$ 를 극좌표계에 대한 데이터 $r_s(\theta)$ 로 다시 변환한다. 거리 데이터의 이와 같은 각도 전이($\theta \rightarrow \theta'$)를 적용하여, 색상 데이터 $h_s(\theta)$ 도 $h_{s'}(\theta')$ 로 변환된다. 따라서, 최종적으로 유사도 측정 m 을 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$m_t(\mathbf{x}_t) = \alpha \sum_{i=0^\circ}^{359^\circ} (r_k(i) - r_{st}(i)) + \beta \sum_{i=0^\circ}^{359^\circ} (h_k(i) - h_{st}(i)) \quad (6)$$

여기서 α 와 β 는 거리와 색상의 물리적 단위의 차이를 보상하기 위한 가중 계수이고, k 는 k 번째 국소 노드의 지역적 지도를 나타낸다. 그리고 r 과 h 는 각각 거리와 색상 값들을 나타낸다. 여기서, 깊이 정보를 추출할 수 없는 영상 픽셀에서는 좌표 변환을 할 수 없으므로 모든 각도에서 유사도 측정을 정의할 수 없다. 따라서, 식 (6)의 가법 연산은 오직 깊이 정보를 정의할 수 있는 영상 픽셀들에 대해서만 수행된다.

Step-4 : 다음과 같이 로봇의 위치를 추정한다.

$$\mathcal{E}[\mathbf{x}_t] = \sum_{n=0}^N (\pi_t^{(n)} \times \mathbf{s}_t^{(n)}) \quad (7)$$

또한, 식 (7)과 같이 추정된 위치를 최종적인 로봇의 위치 정보로 선택할 지의 여부를 결정하기 위해 신뢰 측도(confidence measure) $c(x)$ 를 정의할 수 있다. 이를 위해, 우선 샘플들 사이에서 최소 유사도 측정($z_{t,\min}(x)$)을 찾아낸다. 그런 다음, 깊이 정보가 정의된 영상 픽셀들의 개수($M_{t,\min}$)를 센다. 그러면, 다음과 같이 신뢰측도를 구성할 수 있다.

$$c(x_t) = \begin{cases} 0, & \text{if } M_{t,\min} < 4 \\ \frac{1}{1 + \gamma \cdot z_{t,\min}(x_t)}, & \text{if } M_{t,\min} \geq 4 \end{cases} \quad (8)$$

여기서, 신뢰측도가 미리 정의된 문턱치 이상일 때 식 (7)과 같이 추정된 위치를 로봇의 위치 정보로 선택한다. 본 논문에서는 $\gamma = 0.005$, 그리고 신뢰측도에 대한 문턱치를 0.5로 설정하였다.

4.2 경로 추종 (Path following)

이동 로봇에게 시작점과 목표점이 주어졌을 때, 본 방법에서는 그림 4와 같은 이웃 행렬에 저장된 위상학적 지도 정보로부터 Dijkstra 알고리즘^[18]을 이용하여 최소 경로를 계산한다. 이 과정은 A* 알고리즘과 마찬가지로

지로 최단 경로를 제시해 줄 수 있다. 이러한 Dijkstra 알고리즘에 의해 전역적 및 위상학적 경로가 주어지게 되면 실제로 로봇이 이동해야 할 곡선형의 경로는 다음과 같이 주어질 수 있다.

Step-1 : Dijkstra 알고리즘^[18]을 사용하여 전역적 및 위상학적 경로를 추정한다.

Step-2 : 이웃하는 두 노드를 연결하는 직선을 이등분하는 점을 찾는다.

Step-3 : 전역적 및 위상학적 경로에 속한 각각의 노드는 3 개의 기준점(노드 기준점, 두 개의 이웃 노드들로부터 생성된 2 개의 이등분 점들)들을 갖는다. 그러면, 이러한 3 개의 기준점들을 사용한 Bezier 곡선에 의하여 다음과 같이 곡선형의 경로를 정의할 수 있다.

$$p(u) = (1-u)^2 p_0 + 2u(1-u)p_1 + u^2 p_2 \quad (9)$$

여기서 p_1 은 노드 기준점을 나타내고 p_0 와 p_2 는 이등분 점들을 나타낸다.

그림 6에서 우리는 본 방법에 의해 제시되어지는 경로 생성의 예를 볼 수 있다. 이러한 곡선형의 경로 위에 로봇이 추종해 갈 궤적의 이산적인 점열을 얻을 수 있다. 이러한 제어용 점열은 이동로봇의 최대 속도를 고려하여 정의할 수 있으며, 이동로봇은 이러한 제어용 점열을 기구학적 제어 기법^[22]을 사용하여 점근적으로 안정하게 추종해 갈 수 있다.

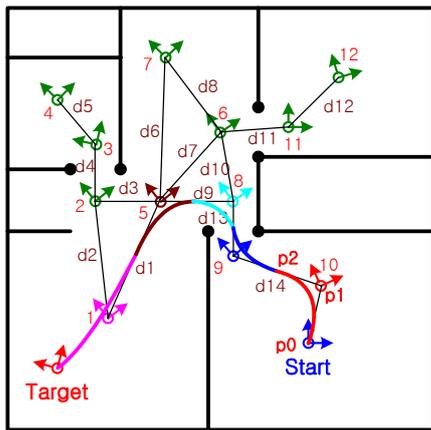


그림 6. 제안된 곡선형 경로 생성의 예

5. 실험 결과

본 절에서는 제안된 방법에 의하여 이동로봇을 실제

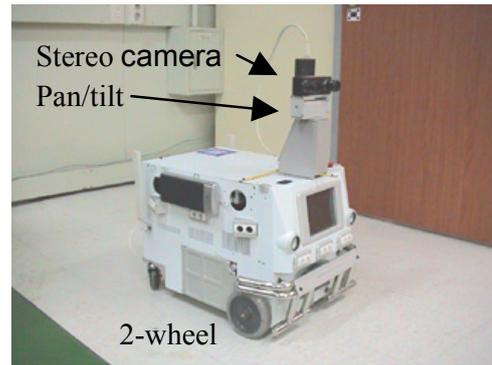


그림 7. 실험에 사용된 이동로봇(HomBot)

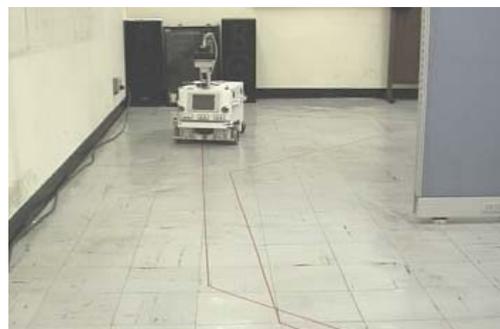


그림 8. 실내 실험 환경(바닥의 빨간색 선은 위상지도의 에지를 표시함)

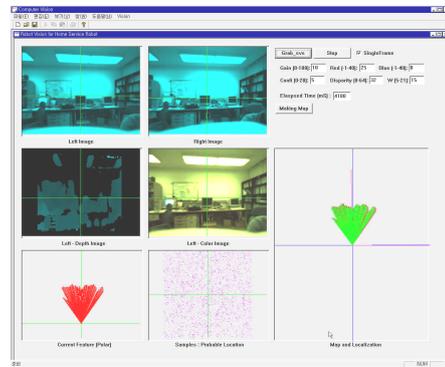


그림 9. 위치 추정 실험을 위한 GUI

로 주행하는 실험을 수행하였다. 이러한 실험을 위하여 본 연구에서는 그림 7에서 볼 수 있는 바와 같이 홈 서비스 기능을 위해 제작된 로봇(HomBot)을 이용하였다. 본 로봇은 2 wheel differential 형태의 구동 메커니즘을 갖고 있으며, 주 센싱 모듈로서 컬러 스테레오 카메라를 가지고 있다. 이때 이 스테레오 카메라는 로봇의 자율 주행뿐만 아니라 사람 검출, 얼굴 인식등과 같은 사람-로봇간 상호작용을 위해서도 사용되어 진다. 이 스테

레오 카메라는 VidereDesign^[23]사의 카메라를 사용하였으며 팬/틸트 마운트 위에 부착되어 있어 로봇의 움직임과는 별도로 회전이 가능하다. 스테레오 카메라를 이용한 깊이 추정방법은 VidereDesign사에서 제공하는 svs s/w 라이브러리를 이용하였으며, 초점 거리는 6mm를 이용하여 로봇 주행에 유리하도록 상대적으로 광각의 시야각을 확보하도록 하였다.

그림 8에서는 실제 실내의 실험 환경을 보여주고 있다. 실험 환경의 크기는 2m x 5m 이며, 지도는 9개의 노드로 구성되었다. 그림에서 볼 수 있는 바와 같이 환경의 대부분의 벽이 단일 색상으로 되어있어 스테레오 카메라를 이용하여 전방향의 깊이 정보를 추출할 수 없는 것이 실제 환경의 대부분의 모습이다. 따라서, 본 연구의 제안이 실제로 동작하기 위해서는 어떤 순간에서의 위치 추정의 결과가 식 (8)에서처럼 그 신뢰속도가 미리 설정한 문턱치를 초과하는 경우에만 반영될 수 있도록 하여야 한다. 따라서, 신뢰속도가 문턱치 이하의 값이면 오도메트리 정보를 받아들여 위치를 추정해 나가는 것이 실제 환경에 대한 적절한 위치 추정의 방법이라고 할 수 있겠다.

실제의 영상 정보와 관련하여 스테레오 영상, 깊이 및 색상 정보 및 위치 추정을 위한 랜덤 샘플들을 나타내 주는 그림을 그림 9는 보여주고 있다.

그림 10과 그림 11에서는 로봇의 주행을 오도메트리 정보만으로 수행한 결과와 시각 정보를 사용하여 수행한 결과를 각각 보여주고 있다. 그림에서 직선 선분들(파란색)의 끝 점들은 제안된 위상지도의 노드들을 나타내고, 5 개의 곡선들(빨간색)은 5 회의 실제 주행 실험에 대한 위치 추정 결과를 나타낸다.

그림 10에서 위치 추정은 오도메트리 정보만으로 수행되었다. 여기서, 오도메트리 데이터로 경로 추종을 수행한 결과가 그림 11에서 보여주는 시각 데이터로 수행된 결과보다 더 매끄러움을 확인 할 수 있다. 또한, 그림 10은 4.2 절에서 언급된 기구학적 제어의 HomBot을 위한 파라미터 조율이 잘 정의되었음을 보여준다. 그러나, 그림 10의 하단 그림에서 보여주듯이 로봇의 실제 정지 위치들은 지도 상의 목표 위치에서 벗어나 있음을 알 수 있다. 이는 [21]에 기술된 바와 같이 로봇의 시스템적인 오차 요인과 환경에 의한 비시스템적인 오차 요인 때문에 기인한다.

그림 11에서는 시각 정보를 이용하여 수행된 위치 추정 결과를 보여주고 있다. 추정된 로봇의 위치를 나타내는 점들의 갑작스러운 변화가 이 그림에서 보여진다. 이들은 로봇의 위치를 정의하는 준거 좌표계가 한 노드

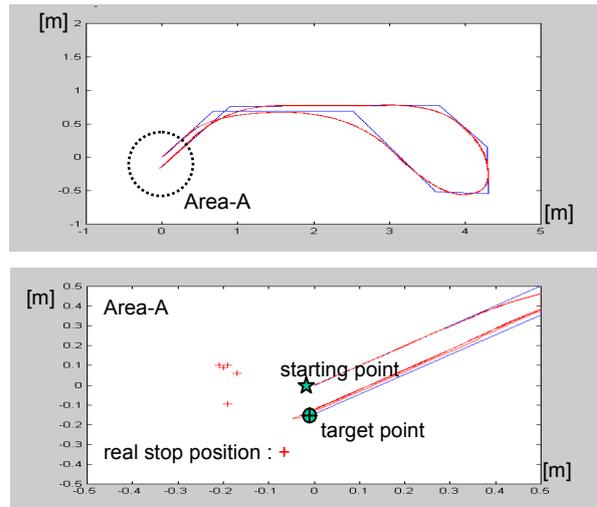


그림 10. 오도메트리 정보를 이용한 위치 추정 실험 결과

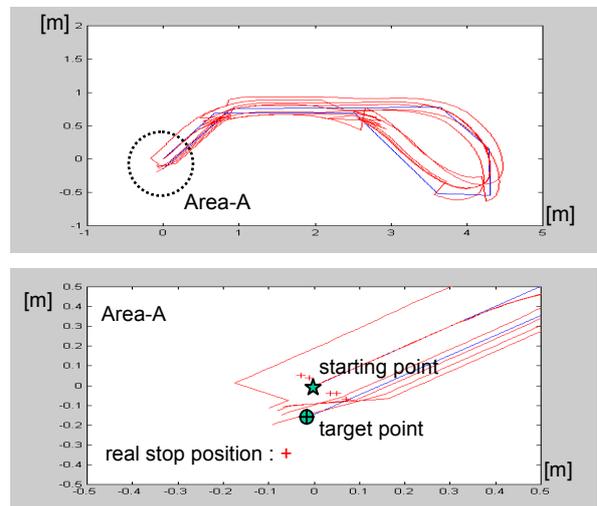


그림 11. 제안된 시각 특징을 이용한 위치 추정 실험 결과

에서 다른 노드로 전이되는 점들이다. 본 논문에서 제안된 위치 추정 방법은 각각의 노드에서 상대적인 준거 좌표계를 사용하므로, 비록 유클리디안 공간에서 같은 위치를 나타내어도 이웃하는 노드들의 준거 좌표계 사이에서 로봇의 위치가 다르게 추정될 수 있다. 이와 같은 결과는 통일된 하나의 준거 좌표계를 사용하지 않으므로 해서 기인하며, 이는 모든 노드의 준거 좌표계들을 정확하게 정렬하지 않아도 되는 이점을 준다. 그림 11의 하단 그림에서는 로봇의 실제 정지 위치들이 그림 10의 결과보다 좀 더 정확하게 목표 위치에 수렴함을 확인할 수 있다.

표 1은 그림 10과 그림 11에 대한 정량적인 실험 결과를 나타내며, 제안된 방법으로 측정된 로봇의 위치가 지도 정보와 좀 더 정확하게 일치함을 보여준다.

표 1. 그림 10과 그림 11의 실험 결과 오차 분석

	Mean [m]	Min [m]	Max [m]
Localization error by odometry	0.281	0.189	0.325
Localization error by visual feature	0.175	0.118	0.265

제안된 CONDESDATION 알고리즘 기반 위치 추정 방법의 정확성 및 샘플들의 실제 위치로의 수렴을 검증하기 위한 실험을 수행하였다. 로봇은 정지 상태에서 그림 12 (a)와 같은 지역적 지도가 작성된 노드의 임의의 위치에서 그림 12 (b)와 같은 위치 추정을 위한 전방향 수평 깊이 정보를 수집하였다. 이 때 로봇의 실제 위치는 그림 12 (a)에 표시된 노드 좌표계에 대해 $[x, y, \theta] = [-1.178m, -0.287m, -113.78^\circ]$ 이다. 샘플들의 수렴함을 확인하기 위해 그림 13 (a)와 같이 실제 위치 주위로 300개의 샘플을 뿌리고 로봇은 정지 상태에서 제안된 위치 추정 방법의 반복 계산을 수행하였다. 이 때 랜덤 샘플링의 최대 오차 범위는 $[\text{translation, rotation}] = [\pm 0.1m, \pm 180^\circ]$ 이다. 그림 13 (b)와 (c)에서 보이는 바와 같이 샘플들은 반복 계산이 진행됨에 따라 실제 위치 주위로 정확하게 수렴함을 확인할 수 있다. 샘플들의 수렴으로 추정된 로봇의 위치는 $[-1.095m, -0.239m, -114.69^\circ]$ 이고 추정 오차는 $[-0.083m, -0.048m, 0.910^\circ]$ 이므로 추정된 오차가 비교적 정확함을 확인할 수 있다.

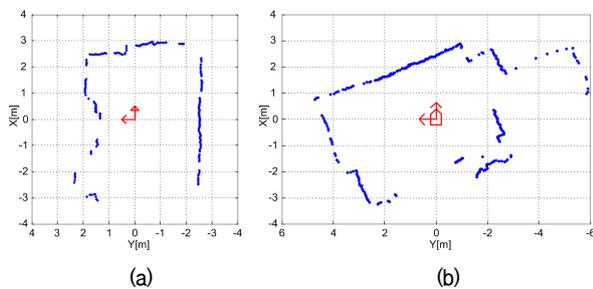


그림 12. (a) 지역적 지도 (b) 로봇의 위치 추정을 위해 수집한 전방향 수평 깊이 정보

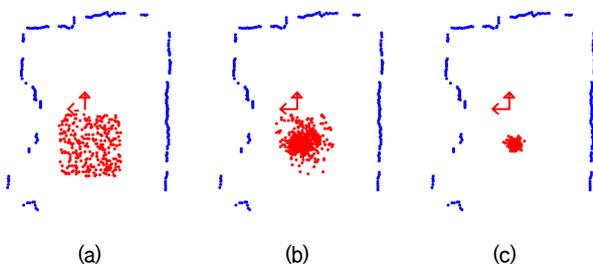


그림 13. 샘플들의 수렴 과정 (a) 첫 번째 반복 계산 (b) 세 번째 반복 계산 (c) 여덟 번째 반복 계산

6. 결론

본 논문에서는 이동로봇의 주행을 위한 지도 작성을 위해 스테레오 카메라의 색상과 깊이 정보를 직접 사용하는 새로운 하이브리드 방법을 제안하였다. 이 방법은 적은 데이터 크기와 효율적인 연산 시간과 같은 장점을 갖는다. 이러한 점은 장애물 검출 및 얼굴 인식과 같은 기능을 스테레오 카메라로 동시에 수행할 수 있도록 하는 중요한 요인이 된다. 또한 제안된 지도 표상 방법을 기반으로 하여 랜덤 샘플링 알고리즘을 적용한 위치 추정 방법 및 주행을 위한 경로 생성과 추종 방법을 제안하였다. 그리고 실험 결과로부터 제안된 방법이 비전 센서 기반의 로봇 주행을 위한 효율적이고 정확한 방법이 될 수 있음을 보였다.

향후 과제로서 다양한 실내 환경에서 많은 정량적인 실험들을 수행하고, 로봇 스스로 제안된 지도를 작성하도록 하는 SLAM 시스템 연구를 진행 할 예정이다.

참고문헌

- [1] S. Thrun, "Robotic Mapping: A Survey," *In Exploring Artificial Intelligence in the New Millenium*, Morgan Kaufmann, 2002.
- [2] N. DeSouza and C. Kak, "Vision for Mobile Robot Navigation: A Survey," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 2, pp. 237-267, 2002.
- [3] K. Yamada, T. Nakano and S. Yamamoto, "A Vision Sensor Having an Expanded Dynamic Range for Autonomous Vehicles," *IEEE Trans. On Vehicular Technology*, vol. 47, no. 1, pp. 332-341, 1998.
- [4] D. Kriegman, E. Triendle and T. Binford, "Stereo Vision and navigation in Buildings for Mobile Robots," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 6, no. 6, pp. 792-803, 1989.
- [5] C. Fennema, A. Hanson, E. Riseman, J. R. Beveridge and R. Kumar, "Model-directed mobile robot navigation," *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics*, vol. 20, no. 6, pp. 1352-1369. 1990.
- [6] S. Atiya and G. D. Hager, "Real-time vision based robot localization," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 9, no. 6, pp.785-800, 1993.
- [7] M. Tomono and S. Yuta, "Mobile Robot Localization based on the Inaccurate Map," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 399-405. 2001.
- [8] J. Wang, H. Zha, and R. Chipolla, "Coarse-to-Fine Vision-Based Localization by Indexing Scale-Invariant Features,"

IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, vol. 36, no. 2, pp. 413-422, 2006.

[9] J. Košecká, L. Zhou, P. Barber, and Z. Duric, "Qualitative Image Based Localization in Indoors Environments," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003, pp. 3-10.

[10] S. Se, D. Lowe, and J. Little, "Mobile Robot Localization and Mapping with Uncertainty using Scale-Invariant Visual Features," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 21, no. 8, pp. 735-758, 2002.

[11] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.

[12] S. Simhon and G. Dudek, "A Global Topological Map formed by Local Metric Map," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1708-1714, 1998.

[13] S. Thrun, "Learning metric-topological maps for indoor mobile robot navigation," *Artificial Intelligence*, vol. 99(1), pp. 21-71, 1998.

[14] N. Tomatis, I. Nourbakhsh, K. Arras and R. Siegwart, "A Hybrid Approach for Robust and Precise Mobile Robot Navigation with Compact Environment Modeling," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1111-1116. 2001.

[15] W. Yeap, "Toward a computational theory of cognitive map," *Artificial intelligence*, vol. 32, pp.297-360, 1988.

[16] R. F. Wang and E. S. Spelke, "Human spatial representation: insights from animals," *Trends in Cognitive Science*, vol.6, no. 9, pp. 376-382, 2002.

[17] N. Karlsson, E. D. Bernardo, J. Ostrowski, L. Goncalves, P. Pirjanian and M. E. Munichm "The vSLAM Algorithm for Robust Localization and Mapping," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 24-29. 2005.

[18] E. Horowitz, S. Sahni and S. Rajasekaran, *Computer Algorithm wit C++*, W. H. Freeman and Company, 1997.

[19] I. Isard and A. Blake, "CONDENSATION - conditional density propagation for visual tracking," *Int. J. Computer Vision*, vol. 29, no. 1, pp. 5-28, 1998.

[20] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, and F. Dellaert, "Robust monte carlo localization for mobile robots," *Artificial Intelligence*, 101:99-141, 2000.

[21] J. Borenstein, H Everett and L. Feng. *Where am I? : Sensors and Methods for Mobile Robot Positioning*, The University of Michigan, 1996.

[22] U. Kanayama, Y. Kimura, F. Miyazaki and T. Noguchi, "A stable Tracking Control Method for an Autoumous Mobile Robot," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 384-389, 1990.

[23] <http://www.videredesign.com/>



박 순 용

2001 경희대학교 기계공학과 (학사)
 2003 경희대학교 기계공학과 (석사)
 2003~현재 연세대학교 전기전자공학과 박사과정

2001~현재 한국과학기술연구원 인지로봇연구단 학생 연구원

관심분야 : Navigation, SLAM, Computer Vision, Robot Vision



박 민 용

1973 연세대학교 전자공학과 (학사)
 1977 연세대학교 전자공학과 (석사)
 1982 일본 동경대학 전자공학(박사)

1982~현재 연세대학교 전기전자공학과 교수

관심분야 : Intelligent Robot, Fuzzy Control, Fuzzy Biomedical System



박 성 기

1987 서울대학교 기계설계학과(학사)
 1989 서울대학교 기계설계학과(석사)
 2000 KAIST 자동화 및 설계공학과(박사)

2000~현재 한국과학기술연구원 인지로봇연구단 책임 연구원

관심분야 : Intelligent Robot, Computer Vision, Robot Vision