이동로봇의 물체인식 기반 전역적 자기위치 추정

Object Recognition-based Global Localization for Mobile Robots

박 순 용[1], 박 민 용[2], 박 성 기†

Soonyong Park[1], Mignon Park[2], Sung-Kee Park†

Abstract Based on object recognition technology, we present a new global localization method for robot navigation. For doing this, we model any indoor environment using the following visual cues with a stereo camera; view-based image features for object recognition and those 3D positions for object pose estimation. Also, we use the depth information at the horizontal centerline in image where optical axis passes through, which is similar to the data of the 2D laser range finder. Therefore, we can build a hybrid local node for a topological map that is composed of an indoor environment metric map and an object location map. Based on such modeling, we suggest a coarse-to-fine strategy for estimating the global localization of a mobile robot. The coarse pose is obtained by means of object recognition and SVD based least-squares fitting, and then its refined pose is estimated with a particle filtering algorithm. With real experiments, we show that the proposed method can be an effective vision-based global localization algorithm.

Keywords : Mobile Robot, Hybrid Map, Global Localization, Stereo Vision, Object Recognition

1. 서 론

최근 국내외적으로는 지능화된 서비스 로봇의 연구가 활발하다. 이러한 지능형 서비스 로봇은 청소, 운송, 경비, 안내, 심부름 등 인간이 할 수 있는 일을 대신 하고자 하는데, 이를 위해서는 별도의 외부 조작 없이 로봇 스스로 주변 상황을 인지하여 행동하는 로봇 자율성의 확보가 필수적이다. 로봇의 자율 주행 기술은 그러한 서비스가 가능하게 하는 핵심적 기술 중의 하나이다. 본 연구에서는 자율 주행 기능 중에서 가장 기본이 되는 로봇의 자기 위치 추정 문제를 다루고자 하며, 스테레오 비전 센서를 이용하면서 실내 환경에서 적용 가능한 방법을 제시하고자 한다. 이러한 위치 (pose) 추정 문제는 다시 전역적 위치 추정 (global localization)과 지역적 자기위치 추정 (local localization)으로 나눌 수 있는데[1], 본 연구에서는 로봇이 동작 초기의 위치를 모르거나, 또는 지역적 위치 추정에 실패했을 경우 스스로 현재 위치를 복구해 내는 전역적 위치 추정의 문제를 중점으로 다루고자 한다.

이동로봇에서의 전역적 위치 추정 문제는 지금까지 주로 레이저[1, 2, 3], 혹은 초음파[1, 2]를 이용하면서 통계학적인 추정방법에 의존하여 해결을 시도하였다. 그러나 이러한 센서들은 2D의 거리 정보만 이용하므로 기하학적으로 구분이 되지 않는 환경에서 국소 최소점에 빠질 수 있으며, 이를 극복하기 위해 로봇의 적절한 행동 전략을 추가할 수 밖에 없는데, 그렇다 하더라도 국소 최소점을 극복할 수 있다는 보장이 확실하지가 않는 상황이다.

비전 센서를 이용하면서 위치 추정의 문제를 다룬 연구도 다수 존재한다. 선분과 에지 (edge)의 3D 정보를 이용하는 방법[4, 5, 6, 9], 로봇의 위치를 추정하기 위해 비인위적 시각 특징 (natural visual feature)들을 학습하는 방법[7], Mastumoto와 같이 실내 복도 환경의 연속 영상열을 직접 이용하는 방

※ 이 연구는 산업자원부 지원으로 수행하는 21 세기 프론티어 연구개발사업 (인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었습니다.

† 교신저자 : KIST 인지로봇연구단 선임연구원 (skee@kist.re.kr)

1 KIST/연세대학교 학연협동 박사과정 (scipio77@kist.re.kr)

2 연세대학교 전기전자공학과 교수 (mignpark@yonsei.ac.kr)

법[8], 그리고 3D 상의 국소 불변 특징 (local invariant feature)를 이용하는 방법[10, 11] 등이 대표적이라고 할 수 있다. 그러나, 이러한 비전 기반의 방법들은 3차원적인 정보를 이용한다 하더라도 전역적 위치 추정을 정확히 할 수 있느냐는 보여주지 못하고 있으며, 또한 비전 센서를 기하학적 정보 추출 이상의 센서로서 활용하지 못하고 있다.

본 연구에서는 기존의 비전 기반의 연구에서 모호하게 취급하고 있는 전역적 위치 추정을 보다 확실히 할 수 있는 방법을 환경내의 개별 물체를 인식할 수 있는 방법을 도입하여 해결하고자 한다. 즉, 본 연구에서는 로봇의 위치 추정의 문제를 단지 기하학적 문제로서만이 아니라 정성적인 인지 문제를 포함한 문제로 보고자 한다. 이는 최근 인간의 주행을 위한 공간 지각의 연구에서 물체 인식이 중요한 역할을 한다는 인지과학적 연구 성과[12, 13]들을 고려할 때에도 본 연구 방법은 향후 더 발전적으로 전개될 수 있다고 본다. 로봇이 환경의 개별 물체를 인식하는 능력을 갖는다는 것은 현재 기존의 위치 추정 방법들이 해결하지 못하고 있는 환경의 동적 변화를 검지할 수 있는 가장 유용한 수단을 확보하는 것이며, 로봇의 서비스 기능이 주로 물체 중심으로 이루어진다는 것을 고려하면 그 유용성은 더 증가되리라고 본다. 이러한 물체 인식 중심의 위치 추정의 문제는 Tomoto와 Yuta[9]가 최초로 시도한 것으로 보이며, 이 방법은 각 하나의 물체에 대한 3D 선분 특징 (line feature)을 기반으로 물체 인식과 자세를 추정하고 그를 기반으로 로봇 위치를 추정하고자 하였다. 그러나 그러한 방법은 실내의 임의 환경에서의 물체들을 3D로 모델링하기가 현실적을 어려울 뿐만 아니라 3D 선분 기반의 물체 인식 기법의 신뢰성이 아직까지는 불확실하다고 할 수 있다.

본 연구에서는 물체 인식을 기반으로 하는 이동로봇의 전역적 자기 위치 추정 방법을 새롭게 제시하고자 하며, 그에 따른 지도 표상 방법도 새롭게 제시하고자 한다. 본 연구에서는 물체 모델 구성의 용이성과 물체 인식의 강인성을 위해 2D local invariant feature (LIF) 기반의 물체 인식 기법을 도입하며, 개별 물체들의 3D 정보는 LIF들의 스테레오 깊이를 이용하여 정의하며, 또한 환경 자체의 전방향 거리 (metric) 정보를 스테레오 깊이 정보를 활용하여 함께 결합한 혼합형 (hybrid) 지도를 제시하여 그 위에서 위치 추정을 구현하고자 한다. 본 연구의 위치 추정의 또 다른 특징중의 하나는 우선 물체 인식 기법을 이용하여 로봇의 coarse pose를 추정하고, 이와 전방향 거리 정보를 particle filtering 알고리즘에 적용하여 refined pose를 측정한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 지도 표상 방법을 다루고 전역적 자기위치 추정 방법은 3절에서 다룬다. 4절에서는 실험 결과를 보이며, 5절에서는 본 연구의 결론을 제시한다.

2. 본 연구의 지도 (map) 표상

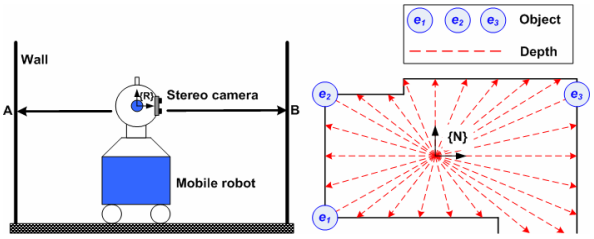
본 연구에서는 환경 정보의 표상을 위해 본 연구의 선행 연구라 할 수 있는 [14]처럼 전역적 위상지도 (globally topological map)와 지역적 혼합지도 (locally hybrid map)를 사용한다. 전역적 위상지도는 그림 5와 같이 노드 (node)와 가지 (arc)로 구성되며, 지역적 혼합지도는 노드 주위의 전방향 거리 정보를 포함한 수평 거리지도 (horizontal depth map)[14] 뿐만 아니라 물체의 위치 정보를 포함한 물체 위치지도 (object location map)로 구성된다.

2.1 수평 거리지도

수평 거리지도는 로봇이 주행하는 지표면은 2D의 수평 평면이고 주위 환경은 정적이라는 가정 하에, 스테레오 카메라의 깊이 (depth) 정보를 기반으로 만들어 진다. 로봇 머리에 부착된 스테레오 카메라를 전 방향 패닝 (panning)하면서 그림 1 (a)의 'A' 와 'B' 같은 지표면과 수평한 평면 (horizontal plane)의 스테레오 깊이 정보를 수집한다. 수집된 깊이 정보들은 그림 1 (b)와 같이 극좌표계로 표시된 노드 좌표계에 대해 통합하여, 로봇을 둘러싼 주변 환경의 로봇으로부터의 거리 정보를 얻는다. 그림 2에서는 틸팅 (tilting) 각도의 변화에 따른 카메라 영상면과 초점을 지나면서 지표면과 평행한 가상면이 교차하는 교차점들을 보여주고 있다. 그림의 (a)는 틸팅 각도가 0°인 카메라의 예를 보여주고 있으며, (b)의 경우에는 로봇이 좀 더 많은 물체를 관측하기 위해 로봇 머리가 약간 위를 보는 경우에 대한 수평라인의 예를 보여주고 있다.

2.2 물체 위치지도

물체 위치지도는 스테레오 카메라를 전 방향으로 일정 각도씩 패닝하면서 수집한 그림 6과 같은 로봇 주위의 환경 영상과 스테레오 깊이 정보를 기반으로 만들어 진다. 수집된 영상에서 주요 물



(a) (b)

그림 1. (a) 실내 환경에서 수평 거리 정보 수집
(b) 지역적 혼합 지도

(a) Tilting angle = 0° (b) Tilting angle ≠ 0°

그림 2. Tilting 각도에 따른 수평 평면의 픽셀 라인

체들의 LIF를 추출하여 물체 인식을 위한 모델 정보로 저장한다. 본 연구에서는 물체 인식을 위한 LIF로써 PCA 특징[15]을 사용한다. 또한, 각 노드를 기준으로 하여 물체들의 PCA 특징들에 대한 3D 위치 정보를 스테레오 깊이 정보를 이용하여 계산하고, 그림 1 (b)와 같은 각 물체의 기준 위치를 각 물체의 PCA 특징들의 3D 위치 정보의 평균위치를 계산하여 저장한다.

3. 전역적 자기위치 추정

본 연구에서의 전역적 자기위치 추정은 2 단계로 이루어진다. 우선, 물체 인식 기법을 이용하여 로봇의 coarse pose를 추정하고, 이 위치와 전방향 수평 거리 정보를 particle filtering 알고리즘에 적용하여 refined pose를 추정한다. 그 과정은 다음과 같다.

3.1 Coarse pose 추정

로봇의 coarse pose는 물체 인식을 기반으로 추정한다. 로봇은 제자리에 정지하여 주위 환경에 대한 영상을 획득하고, 영상에 존재하는 물체들을 인식한 뒤 이 물체들의 위치 좌표를 계산한다. 물체들의 위치 좌표를 지도 정보로 저장된 각 노드의 동일 물체들에 대한 위치 좌표와 비교하여 가장 유사한 위치 관계를 가지는 노드에 대해 로봇의 위치를 정의한다. 아래에 예를 들어 coarse pose 추정 방법과 과정을 설명한다.

가정 : 그림 3 (a)와 같이 지도에 저장된 노드 N에는 물체 e_1, e_2, e_3 들이 존재하고, 서로 θ_1, θ_2, θ_3의 각도, l_1, l_2, l_3의 거리 관계를 가지고 있다고 가정한다.

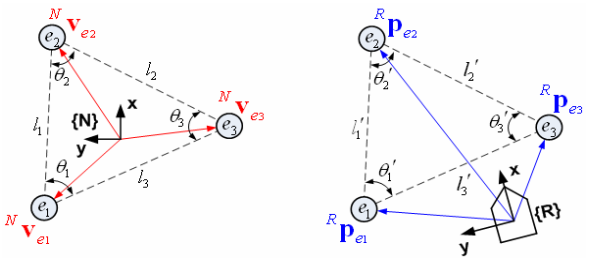
Step-1 : 로봇의 현재 위치에서 머리에 부착된 스테레오 카메라를 전방향 패닝하여, 왼쪽 카메라의 영상과 그 영상의 PCA 특징, PCA 특징의 3D 좌표값을 추출한다. 모든 3D 좌표는 패닝 각도 0°의 좌표계 (로봇 좌표계)에 대한 값으로 변환된다.

Step-2 : Step 1에서 획득한 영상과 PCA 특징을 이용하여 물체 인식을 수행한다. 만약 3개 이상의 물체가 인식되지 않았을 경우, step 6에서 기술할 least-squares fitting 알고리즘의 제약 조건 때문에 위치 추정은 실패이다. 물체 인식은 모든 노드에 저장되어 있는 물체의 PCA 특징 모델과 위치추정을 위해 획득한 영상에서 추출한 PCA 특징을 비교하여 이루어 진다. 본 연구에서는 spectral matching 방법[16]에 기반한 물체 인식 기법을 적용하였다.

Step-3 : 물체 인식 결과 만약 그림 3 (b)와 같이 물체 e_1, e_2, e_3가 인식 되었으면, 각 물체의 PCA 특징의 3D 좌표들을 평균하여 그 물체의 위치로 설정한다.

Step-4 : 지도에 저장된 정보와 비교하여, 인식된 물체 e_1, e_2, e_3를 모두 포함하는 노드를 모두 선택한다. 즉, 노드에 포함된 물체와 인식된 물체가 3개 이상 겹친다면 그 노드를 후보 노드로 선택한다.

Step-5 : 그림 3 (b)와 같이 인식된 물체들 간의 각도 (θ_1', θ_2', θ_3')와 거리 (l_1', l_2', l_3')를 step 4에서 선택된 후보 노드에 포함된 물체 간의 각도와 거리에 비교하여, 유사도가 미리 설정된 문턱치 이내인 노드들을 최종 후보 노드로 선택한다.



(a) (b)

그림 3. (a) 노드에 저장된 물체들의 위치 (b) 로봇이 인식한 물체들의 위치

Step-6 : 로봇이 인식하고 로봇 좌표계에 대해 정의된 물체의 위치 좌표를 최종 후보 노드에 포함되고 노드 좌표계에 대해 정의된 물체의 위치 좌표로 보간 (fitting)하는 변환 성분(회전, 전위)과 노드 좌표계에 대한 로봇의 위치를 계산한다. 본 연구에서는 좌표 변환 성분을 구하기 위해 Challis[17]가 제안한 방법을 적용하였다. 이 방법은 특이치 분해 (singular value decomposition)에 기반하여 강체 변환 성분의 least-squares 추정치를 생성한다. 단, 최소 3쌍 이상의 일치하는 점들이 필요하고, 이 점들은 동일 직선 상에 존재해서는 안 된다. 우선, 노드 좌표계 {N}과 로봇 좌표계 {R}에 대해 정의된 물체의 3D 위치 좌표 벡터 ${}^{N}\mathbf{v}_{ei}$ 와 ${}^{R}\mathbf{p}_{ei}$를 각각 식 (1)과 같이 정의한다. 여기서, i는 1 ~ n 이며 물체에 부여된 번호이고, n은 로봇이 인식한 물체와 최종 후보 노드에 포함된 물체 중 겹치는 물체의 개수이고, $n \geq 3$ 이다.

$$ {}^{N}\mathbf{v}_{ei} = \begin{bmatrix} v_{xi} & v_{yi} & v_{zi} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}, \quad {}^{R}\mathbf{p}_{ei} = \begin{bmatrix} p_{xi} & p_{yi} & p_{zi} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{1} $$

평균 위치 벡터 ${}^{N}\bar{\mathbf{v}}$ 와 ${}^{R}\bar{\mathbf{p}}$ 를 구한다.

$$ {}^{N}\bar{\mathbf{v}} = \begin{bmatrix} \bar{v}_x \\ \bar{v}_y \\ \bar{v}_z \end{bmatrix}, \bar{v}_x = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} v_{xi}, \bar{v}_y = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} v_{yi}, \bar{v}_z = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} v_{zi} \tag{2} $$

$$ {}^{R}\bar{\mathbf{p}} = \begin{bmatrix} \bar{p}_x \\ \bar{p}_y \\ \bar{p}_z \end{bmatrix}, \bar{p}_x = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} p_{xi}, \bar{p}_y = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} p_{yi}, \bar{p}_z = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} p_{zi} \tag{3} $$

식 (2)와 (3)의 평균 위치 벡터를 이용하여 다음과 같이 ${}^{N}\mathbf{v}_{ei}$ 와 ${}^{R}\mathbf{p}_{ei}$의 상대 위치 벡터를 구한다.

$$ {}^{N}\mathbf{v}'_{ei} = {}^{N}\mathbf{v}_{ei} - {}^{N}\bar{\mathbf{v}} \ , \ {}^{R}\mathbf{p}'_{ei} = {}^{R}\mathbf{p}_{ei} - {}^{R}\bar{\mathbf{p}} \tag{4} $$

식 (4)의 상대 위치 벡터들을 이용하여, 아래와 같은상관 행렬 (correlation matrix) C를 구한다.

$$ \mathbf{C} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} {}^{N}\mathbf{v}'_i \, {}^{R}\mathbf{p}'^{\mathrm{T}}_i \tag{5} $$

상관 행렬 C를 특이치 분해한다.

$$ \mathbf{C} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{W} \cdot \mathbf{V}^{\mathrm{T}} \tag{6} $$

여기서 U와 V는 직교 행렬 (orthogonal matrix)이고, W는 C의 특이치를 포함한 대각 행렬 (diagonal matrix)이다. 그러면, 노드 좌표계 {N}에 대한 로봇 좌표계 {R}의 회전 성분 ${}^{N}_{R}\mathbf{R}$ 과 전위 성분 ${}^{N}\mathbf{t}_{R}$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$ {}^{N}_{R}\mathbf{R} = \mathbf{U} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \det\left(\mathbf{U} \cdot \mathbf{V}^{\mathrm{T}}\right) \end{bmatrix} \cdot \mathbf{V}^{\mathrm{T}} \tag{7} $$

$$ {}^{N}\mathbf{t}_{R} = {}^{R}\bar{\mathbf{p}} - {}^{N}_{R}\mathbf{R} \, {}^{N}\bar{\mathbf{v}} \tag{8} $$

따라서, 로봇이 인식한 물체의 위치 좌표를 최종 후보 노드에 포함된 물체의 위치 좌표로 보간하는 변환 행렬은 다음과 같다.

$$ {}^{N}_{R}\mathbf{T} = \begin{bmatrix} & {}^{N}_{R}\mathbf{R} & & {}^{N}\mathbf{t}_{R} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{9} $$

식 (9)의 변환 행렬은 노드 좌표계 {N}에 대해 로봇 좌표계 {R}을 정의한 것과 같다. 따라서 회전 성분과 전위 성분은 노드 좌표계에 대한 로봇의 위치를 의미한다. 또한, 물체의 위치가 3D 좌표로 정의되어 있으므로 로봇의 위치는 노드 좌표계에 대해 6 DOF ($x, y, z, \theta_x, \theta_y, \theta_z$)로 정의된다. ($x, y, z$)는 노드 좌표계에 대한 로봇의 위치 좌표이고 식 (8)과 동일한 값을 갖는다. (θ_x, θ_y, θ_z)는 각각 x축, y축, z축에 대한 로봇의 회전 각도이며 식 (7)과 식 (9)로부터 다음과 같이 구할 수 있다.

$$ \begin{aligned} \theta_y &= \mathrm{A}\tan 2\left(\sqrt{r_{31}^2 + r_{32}^2} \ , \ r_{33}\right) \\ \theta_z &= \mathrm{A}\tan 2\left(r_{23}/\sin(\theta_y) \ , \ r_{13}/\sin(\theta_y)\right) \\ \theta_x &= \mathrm{A}\tan 2\left(r_{32}/\sin(\theta_y) \ , \ -r_{31}/\sin(\theta_y)\right) \end{aligned} \tag{10} $$

비전 센서의 측정 오차와 물체 인식 과정 중 입력 영상에서 추출된 특징와 노드에 저장된 물체의 특징 모델 간의 정합 오차 (matching error)로 인해 로봇의 위치 (x, y, z, θ_x, θ_y, θ_z)는 정확한 추정치가 아닐 수 있다. 예들 들어, 로봇은 2D의 수평면 위에서 이동하므로 $z = 0$ 이어야 하나 대부분의 경우 $z \neq 0$ 이다. 또한, 수평면에 수직한 축을 노드 좌표계와 로봇 좌표계의 z축이라 하면, x축과 y축에 대한 회전 각도 θ_x 와 θ_y 는 0° 이어야 하나 그렇지 않다. 따라서 추정된 로봇의 위치는 coarse pose라 할 수 있다.

Step-7 : 모든 최종 후보 노드의 좌표계에 대한 로봇의 거리를 계산하여 가장 거리가 짧은 노드를 최종 노드로 선정하고, 그 노드에 대한 로봇의 위치를 최종 coarse pose로 결정한다.

3.2 Refined pose 추정

로봇의 refined pose는 전방향 수평 거리 정보와 최종 coarse pose를 particle filtering 알고리즘[18, 19]에 적용하여 추정한다. 이 알고리즘은 multi-modal 오차 분포에 잘 대처하는 방법으로 알려져 있으며, coarse pose의 오차를 감안하여 반복 계산을 수행하므로 로봇의 위치가 비교적 정확한 위치에 수렴할 수 있도록 한다. 또한, 스테레오 깊이 정보는 다양한 환경 및 잡음에 강인하므로 이를 바탕으로 구성된 로봇의 전방향 수평 거리 정보는 coarse pose의 오차를 보정하여 더욱 정확한 위치를 추정할 수 있게 한다. Refined pose 추정의 기본 절차를 설명하면 다음과 같다.

Step-1 : 로봇이 정지한 상태에서 머리에 부착된 스테레오 카메라를 전방향 패닝하면서 그림 1 (a)과 같이 지표면과 수평한 평면의 스테레오 깊이 정보를 수집한다. 각 각도에서 추출된 스테레오 깊이 정보를 3D 좌표로 변환한다. 이 좌표는 카메라 좌표계에 대해 정의되어 있으므로, 로봇 좌표계에 대한 값으로 재정의 한다. 끝으로, 각 좌표에 Frobenius norm[20]을 취하여 수평 거리 정보로 변환한다.

Step-2 : Coarse pose의 (x, y, θ_z)를 seed 값으로 하고 로봇의 2D 위치에 대한 랜덤 샘플 (random sample)들을 식 (11)과 같이 생성한다. 로봇은 실제로 2D 평면 위에서 동작하므로 coarse pose의 (z, θ_x, θ_y)를 무시할 수 있다.

$$\mathbf{s}_t^{'(n)} = \left(x', y', \theta'\right)^{(n)} \tag{11}$$

여기서 t는 반복 계산의 회수를 나타내고, $t = 1 \sim T$ 이다. 또한, n은 랜덤 샘플의 번호이고, $n = 1 \sim N$ 이다.

Step-3 : 랜덤 샘플들의 위치를 다음과 같이 예측한다.

$$\mathbf{s}_t^{(n)} = \mathbf{A}\mathbf{s}_t^{'(n)} + \mathbf{B}\mathbf{w}_t^{(n)} \tag{12}$$

여기서 $\mathbf{A}$는 로봇의 동역학 모델을 나타낸다. 그러나 본 연구에서 로봇은 정지 상태에서 위치 추정을 수행하므로 $\mathbf{A} = \mathbf{1}$로 설정한다. $\mathbf{B}\mathbf{w}_t^{(n)}$는 비전 센서의 측정 오차와 물체 인식의 정합 오차 등으로 인해 발생한 coarse pose의 추정 오차를 의미한다.

Step-4 : Step 3에서 예측한 위치에 대한 랜덤들의 가중치를 다음과 같이 구한다.

$$\boldsymbol{\pi}_t^{(n)} = p\left(m_t \mid \mathbf{x}_t = \mathbf{s}_t\right) \tag{13}$$

여기서 $\boldsymbol{\pi}$는 가중치를 나타내는 확률 밀도 함수이고 m은 유사도 측정 (similarity measure)이다. m을 구성하기 위하여, 우선 각각의 수평 거리 정보를 극좌표계에 대해 다음과 같이 정의한다.

$$r_s\left(\theta\right) \quad \theta = 0, 1, \ldots, 359 \tag{14}$$

로봇의 pose를 $\mathbf{x}_t$ 라 가정하면 식 (14)와 같은 수평 거리 정보를 최종 노드 좌표계에 대한 2D 좌표로 다음과 같이 변환 할 수 있다.

$$\mathbf{r}_{st}\left(\theta\right) = {}^{\mathrm{N}}_{\mathrm{R}}\mathbf{R} \cdot \begin{bmatrix} r_s \cos\theta \\ r_s \sin\theta \end{bmatrix} + {}^{\mathrm{N}}\mathbf{t}_{\mathrm{R}} \tag{15}$$

여기서 ${}^{\mathrm{N}}_{\mathrm{R}}\mathbf{R}$ 과 ${}^{\mathrm{N}}\mathbf{t}_{\mathrm{R}}$ 는 최종 노드의 좌표계 {N}에 대한 로봇 좌표계 {R}의 좌표 변환 관계를 나타낸 것이다. 이 변환 관계는 $\mathbf{x}_t$로부터 구할 수 있다. 다시, 벡터 $\mathbf{r}_{st}(\theta)$를 극좌표 $r_{st}(\theta')$로 변환한다. 여기서 $r_s(\theta)$는 로봇 좌표계, $r_{st}(\theta')$는 최종 노드 좌표계에 대해 각각 정의되므로 θ에서 θ'로 각도가 전이된다. 그러면, 다음과 같이 유사도 측정 m을 정의할 수 있다.

$$m_t\left(x_t\right) = \sum_{i=0^\circ}^{359}\left(r(i) - r_{st}(i)\right) \tag{16}$$

여기서 r은 $\mathbf{x}_t$에서 예측 할 수 있는 최종 노드 주위 환경의 수평 거리 정보이고, r_{st}는 로봇이 센싱한 수평 거리 정보이다. 그러나, 스테레오 카메라의 깊이 정보를 추출할 수 없는 영상 픽셀에서는 좌표 변환을 할 수 없으므로 모든 각도에서 유사도 측정을 수행 할 수 없다. 그러므로, 식 (16)의 수행은 오직 깊이 정보를 추출할 수 있는 영상 픽셀에 대해서만 이루어 진다.

Step-5 : 가중치가 작은 샘플들이 제거되고 가중치가 큰 샘플들에게 결합 되도록 샘플 재추출 (resampling)을 수행한다.

Step-6 : Step 3부터 step 5까지 T회 반복한다. 본

논문에서는 $T=10$으로 설정하였다.

Step-7 : 로봇의 refined pose를 다음과 같이 추정한다.

$$\varepsilon[x_T]=\sum_{n=0}^{N}\left(\boldsymbol{\pi}_T^{(n)}\times\mathbf{s}_T^{(n)}\right) \tag{17}$$

식 (17)과 같이 추정된 위치의 신뢰 여부를 판단하기 위해 신뢰측도 (confidence measure) $c(x_T)$를 정의할 수 있다. 이를 위해 우선, 샘플들 중에서 최소 유사도 측정 $z_{T,\min}(x_T)$을 찾고 그 샘플의 위치에서 예측할 수 있는 수평 거리 정보의 개수 ($M_{T,\min}$)를 스테레오 깊이 정보가 추출된 영상 픽셀과 비교하여 구한다. 그러면, 신뢰측도는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$c(x_T)=\begin{cases}0\ ,\ if\ M_{T,\min}<4\\ \dfrac{1}{1+\alpha\cdot z_{T,\min}},\ if\ M_{T,\min}\geq 4\end{cases} \tag{18}$$

여기서, 신뢰측도가 미리 설정된 문턱치를 넘을 경우에만 로봇의 최종 위치로 결정한다. 본 연구에서는 $\alpha=0.005$, 문턱치는 0.5로 설정하였다. 문턱치를 넘지 못하였을 경우, 최종 노드에 대한 로봇의 coarse pose (x, y, θ_z)를 로봇의 최종 위치로 결정한다. 이러한 방법은 실제 환경에서 로봇의 위치를 결정하는 적절한 방법이라 할 수 있다.

4. 실험 결과

본 절에서는 제안된 방법에 의하여 이동 로봇의 실제 전역적 위치추정 실험을 수행하였다. 실험을 위하여 본 연구에서는 그림 4 (a)와 같은 로봇(인포테인먼트 로봇)을 사용하였다. 본 로봇은 센싱 모듈로서 컬러 스테레오 카메라와 레이저 스캐너를 가지고 있으며, 2 wheel differential 형태의 구동 메커니즘을 가지고 있다. 스테레오 카메라는 VidereDesign[21]사의 카메라를 사용하였으며 pan/tilt mount 위에 부착되어 있어 로봇의 움직임과는 별도로 회전이 가능하다. 스테레오 카메라를 이용한 깊이의 측정 방법은 VidereDesign 사에서 제공하는 svs s/w lib를 이용하였으며, 초점 거리 6mm의 렌즈를 사용하여 비교적 광각의 시야를 확보하도록 하였다. 그림 4 (b)는 전역적 위치 추정에 사용된 물체들이며, 그림 5의 표시된 부분에 위치한다. 그림 5는 실험이 수행된 실내 환경이다. 실내 환경의 크기는 10m×5m이며, 지도는 ①, ②, ③, ④, ⑤의 총 5개의 노드에서 작성 되었다. 그림 6은 각 노드에서 수집한 전방향 환경 영상을 보여준다. 각 노드는 그림에 표시된 바와 같은 물체들을 포함하고 있으며, 물체들이 포함된 영상에서 물체 인식을 위한 특징들이 추출된다.

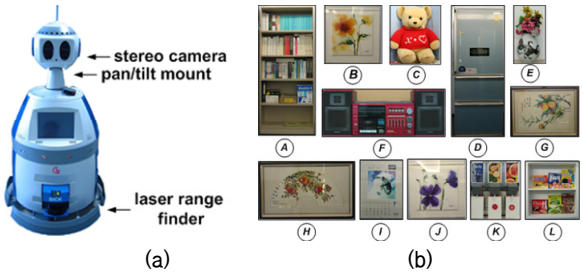


그림 4. (a) 인포테인먼트 로봇 (b) 위치 추정에 사용된 물체

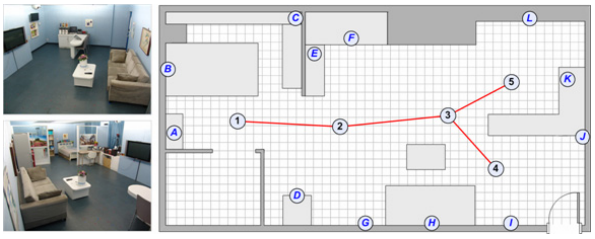
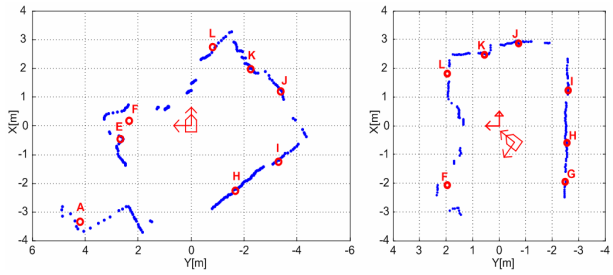


그림 5. 물체와 노드의 위치 및 실험 환경

그림 6. 각 노드의 전방향 환경 영상 및 각 노드에 속한 물체

그림 7. 위치 추정을 위해 수집된 전방향 환경 영상 및 각 영상에서 인식된 물체들



(a) (b)

그림 8. (a) 위치 추정을 위해 수집된 전방향 수평 거리 정보 및 인식된 물체들의 위치 (b) 노드 3 좌표계에 대해 표시된 로봇의 pose 및 map 정보로 저장된 물체들의 위치와 수평 거리지도

표 1. 최종 후보 노드들에 대한 coarse pose 추정 결과

Node	Common Objects	Coarse pose			Distance [mm]
		X [mm]	Y [mm]	θ_z [°]	
2	E, F, H	−1241.00	1092.07	−177.42	1653.09
3	F, H, I, J, K, L	−570.07	310.16	52.74	648.98
4	H, I, J, K	−2075.53	571.78	84.17	2152.85
5	I, J, K, L	−1855.98	−904.09	67.23	2064.47

로봇을 그림 5의 실험 환경의 임의의 위치에 배치하고 제안된 방법에 따라 위치 추정 실험을 수행하였다. 또한, 측정된 로봇 위치의 정확성을 검증하기 위해 로봇의 정확한 위치를 레이저 스캐너 데이터를 사용한 위치 추정 시스템[22]으로 측정하였다.

그림 7에는 위치 추정을 위해 수집된 영상과 각 영상에서 인식된 물체들을 표시하였다. 인식된 물체는 A, E, F, H, I, J, K, L의 총 8개 이다. 인식된 물체들 중 3개 이상의 공통된 물체를 포함한 후보 노드는 2, 3, 4, 5이며, 또한 이 후보 노드들이 최종 후보 노드들로 선정되었다. 표 1에는 각 최종 후보 노드에 포함된 공통 물체, 각 최종 후보 노드의 좌표계에 대한 로봇의 coarse pose 및 그 좌표계에 대한 로봇의 거리를 표시하였다. 이 표에서 최종 후보 노드들 중 노드 3의 공통 물체의 개수가 가장 많고, 노드 3의 좌표계에 대한 로봇의 거리가 가장 짧다는 것을 확인할 수 있다. 따라서, 노드 3가 최종 노드로 결정되었다.

그림 8 (a)에는 위치 추정을 위해 수집된 전방향 수평 거리 정보 및 인식된 물체들의 로봇 좌표계에 대한 위치를 표시하였으며, 그림 8 (b)에는 노드 3에 대한 수평 거리지도와 물체 위치지도, 노드 3 좌표계에 대한 로봇의 refined pose를 표시하였다.

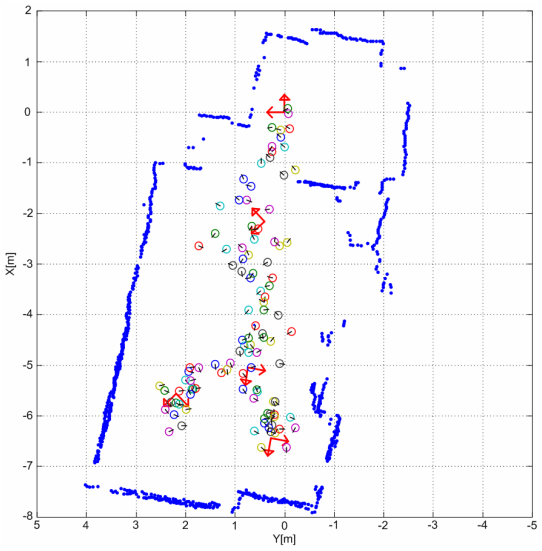


그림 9. 모든 노드에 대한 통합 수평 거리지도 및 전역적 위치 추정 결과

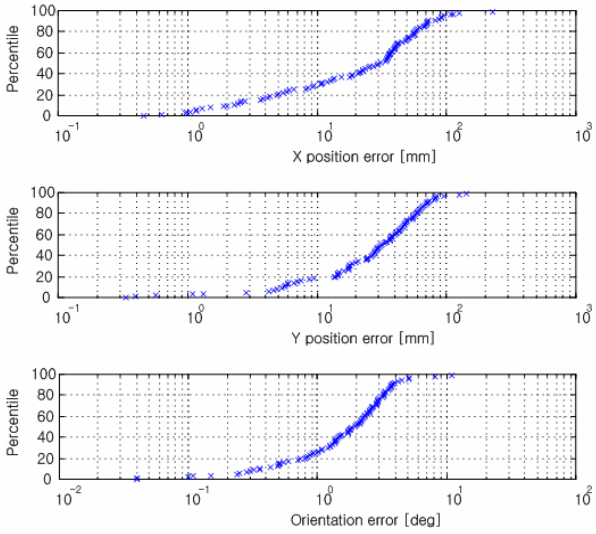


그림 10. 전역적 위치 추정 결과에 대한 오차 분포

제안된 방법으로 측정된 로봇의 refined pose는 [X, Y, θ] = [−571.43mm, 313.25mm, 53.49°] 이며, 레이저 스캐너 데이터로 측정된 위치는 [−606.82mm, 316.08mm, 56.37°] 이다. 그림 8 (a)와 같이 로봇은 물체 L을 향하고 있으며 로봇의 좌측에는 물체 F, E, A가 위치하고, 우측에는 물체 K, J, I, H가 위치한다. 따라서, 그림 8 (b)의 노드 3 좌표계에 대해 표시된 로봇의 위치와 비교하여 물체들의 위치가 동일함을 확인할 수 있다.

제안된 전역적 위치 추정방법의 정확도 및 오차

를 측정하기 위해 다수의 위치 추정 실험을 수행하였다. 실험을 위한 위치들은 실험 환경에서 무작위로 선정되었으며, 레이저 스캐너 데이터를 사용하여 그 정확한 위치를 측정하였다. 기존의 몬테카를로 위치 추정방법[23] 과는 달리 로봇은 위치 추정을 위한 추가적인 이동이 필요하지 않다. 그림 9는 모든 노드의 수평 거리지도를 통합한 지도 위에 위치 추정결과를 표시한 것이다. 통합 수평 거리지도에는 각 노드의 위치 또한 표시하였으며, 그림 5와 비교하여 각 노드의 위치를 확인 할 수 있다. 그림 10은 위치 추정결과의 position 및 orientation 오차 분포를 보여주고 있으며, 평균 오차와 중앙 오차는 각각 [34.89mm, 36.28mm, 2.11°], [29.78mm, 31.02mm, 1.84°] 이다. 따라서, 제안된 위치 추정방법은 로봇의 pose를 측정함에 있어 만족할 만한 성능을 내고 있음을 확인할 수 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 물체인식에 기반한 이동 로봇의 전역적 자기 위치추정 방법을 제시하였다. 위치 추정을 위해 전역적 위상지도와 지역적 혼합지도를 사용하였으며, 지역적 혼합 지도는 물체 위치 지도와 수평 거리지도로 구성하였다. 로봇의 전역적 위치 추정은 우선 물체 인식을 이용하여 coarse pose를 추정하고, 이 coarse pose와 전방향 수평 거리 정보를 particle filtering 기법에 적용하여 refined pose를 추정한다. 물체 인식을 이용하여 coarse pose를 추정함으로써 기하학적으로 구분이 되지 않는 환경에서 국소 최소점에 빠지지 않고 로봇의 coarse pose를 추정 할 수 있는 장점이 있으며, 스테레오 카메라로 측정된 전방향 수평 거리 정보를 사용함으로써 coarse pose를 보정한 refined pose를 추정할 수 있다. 또한 실험을 통하여 제안된 위치 추정방법이 비교적 정확함을 보였다.

참 고 문 헌

[1] D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, “Markov localization for mobile robots in dynamic environments,” *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 11, pp. 391-427, 1999.

[2] D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, “Monte Carlo Localization for Mobile Robots.” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1322-1328, 1999.

[3] Dongheui Lee, Woojin Chung, and Munsang Kim, “A Reliable Position Estimation Method of the Service Robot by Map Matching,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2830-2835, 2003.

[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, and 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] R. Sim and G. Dudek, “Learning and evaluating visual features for pose estimation,” *IEEE International Conference on Computer Vision*, vol. 2, pp. 1217-1222, 1999.

[8] Y. Matsumoto, M. Inaba, and H. Inoue, “Visual Navigati-on using View-Sequenced Route Representation,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.83-88, 1996.

[9] M. Tomono and S. Yuta, “Indoor Navigation based on an Inaccurate Map using Object Recognition,” *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 399-405, 2002.

[10] Jana Košecká and Fayin Li, “Vision Based Topological Markov Localization,“ *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1481-1486, 2004.

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

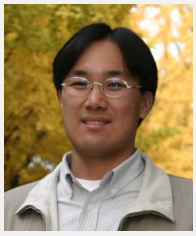
[12] R. F. Wang and E. S. Spelke, “Human spatial representation: insights from animals,” *Trends in Cognitive Science*, vol. 6, no. 9, pp. 376-382, 2002.

[13] W. K. Yeap and M. E. Jefferies, “On early cognitive mapping,” *Spatial Cognition and Computation*, vol. 2, pp.85-116, 2000.

[14] Sung-Kee Park, Munsang Kim, and Chong-won Lee, “Mobile Robot Navigation Based on Direct Depth and Color-based Environment Modeling,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 4253-4258, 2004.

[15] Yan Ke and Rahul Sukthankar, “PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors,” *IEEE Computer Society Conference on*

Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp.503-513, 2004.
[16] M. Leordeanu and M. Herbert, "A Spectral Technique for Correspondence Problems using Pairwise Constraints," *IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 1482-1489, 2005.
[17] John H. Challis, "A procedure determining rigid body transformation parameters", *Journal of Biomechanics*, vol. 28, no. 6, pp. 733-737, 1995.
[18] B. Ristic, S. Arulampalam, and N. Godon, *Beyond the Kalman Filter – Particle Filters for Tracking Applications*, Artech House, Boston, 2004.
[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] E. Kreyszig, *Advanced Engineering Mathematics – 9th ed.*, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, 2006.
[21] http://www.videredesign.com/
[22] J.-S. Gutmann, W. Burgard, D. Fox, and K. Konolige, "An experimental comparison of localization methods," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 736-743, 1998.
[23] D. Fox, W. Burgard, F. Dellaert, and S. Thrun, "Monte Carlo localization: Efficient position estimation for mobile robots," *National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 896-901, 1999.



박 순 용

2001 경희대학교 기계공학과 (학사)
2003 경희대학교 기계공학과 (석사)
2003~현재 연세대학교 전기전자공학과 박사과정
2001~현재 한국과학기술연구원 인지로봇연구단 학생연구원
관심분야 : Navigation, SLAM, Computer Vision

박 민 용

1973 연세대학교 전자공학과 (학사)
1977 연세대학교 전자공학과 (석사)
1982 일본 동경대학 전자공학과(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 선임연구원
관심분야 : Intelligent Robot, Computer Vision, Robot Vision