

센서융합을 통한 시맨틱 지도의 작성

Sensor Fusion-Based Semantic Map Building

박 중 태, 송 재 복*
(Joong-Tae Park¹ and Jae-Bok Song¹)
¹Korea University

Abstract: This paper describes a sensor fusion-based semantic map building which can improve the capabilities of a mobile robot in various domains including localization, path-planning and mapping. To build a semantic map, various environmental information, such as doors and cliff areas, should be extracted autonomously. Therefore, we propose a method to detect doors, cliff areas and robust visual features using a laser scanner and a vision sensor. The GHT (General Hough Transform) based recognition of door handles and the geometrical features of a door are used to detect doors. To detect the cliff area and robust visual features, the tilting laser scanner and SIFT features are used, respectively. The proposed method was verified by various experiments and showed that the robot could build a semantic map autonomously in various indoor environments.

Keywords: semantic map, door detection, visual feature extraction, mapping

1. 서론

이동로봇은 지도를 이용하여 경로계획 및 위치추정 등 다양한 작업을 수행하므로, 지도는 신뢰성 있는 자율주행을 위해 없어서는 안될 필수요소이다. 따라서 로봇이 미지의 환경에서 로봇에 부착되어 있는 센서만을 사용하여 외부의 도움 없이 정확한 지도를 작성하는 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) [1] 기술에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다. 기존의 SLAM 알고리즘들 중에서 EKF (Extended Kalman Filter) 를 이용한 SLAM이 가장 널리 사용되고 있다[2]. 이 외에도 다양한 종류의 SLAM [3,4] 기법들이 제안되었는데, 대부분 지도 작성에 우수한 성능을 보였다.

그러나 앞선 방법들은 모두 장애물의 유무만을 나타내는 격자지도의 작성에 초점이 맞춰져 있었기 때문에 그림 1에 표현된 문, 계단, 책상과 같은 다양한 주행 환경요소들을 지도상에 표시할 수는 없었다. 따라서 다양한 환경정보가 포함된 시맨틱 지도의 작성에 대한 연구가 활발하게 수행되고 있지만, 아직은 초기단계에 머물러 있다. 양질의 시맨틱 지도를 작성하기 위해서는 다양한 환경정보를 획득할 수 있는 인지할 수 있는 기술이 필요하다. 그러나 현재 로봇의 인지기술은 한계가 있으므로 거리센서를 통해 작성된 격자지도를 이용하여 복도 및 방과 같이 공간적 의미를 부여한 시맨틱 지도 작성 방법에 연구의 초점이 맞춰져 있다.

대표적으로 복도, 문, 사무실 등에서 추출한 레이저 스캐너로부터의 거리데이터의 기하학적 특징을 학습시켜 공간을 분류하는 방법이 제안되었다[5]. 이 외에도 비전센서를 사용하여 문을 탐지하여 공간을 분류하는 방법이 제안되었다[6]. 앞선 연구들은 환경의 공간 분류적 측면에서 모두 우수한 성

능을 보여주었다. 그러나 다양한 정보를 포함하고 있는 실제 환경에서 단순히 분류된 공간정보만이 포함된 지도를 양질의 시맨틱 지도라고 할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 센서 융합 및 다양한 인지 기법을 통합하여, 보다 다양한 환경정보를 포함한 시맨틱 지도를 로봇 스스로 작성할 수 있는 방법을 제안하였으며, 다음과 같은 특징을 가진다.

첫째, 거리/비전 센서정보를 융합하여 신뢰성이 높은 문 탐지 기법을 개발하였다. 문은 공간을 분류하는 중요한 환경 정보이므로 정확하게 문을 탐지할수록 공간을 올바르게 분류할 수 있다. 또한, 추출된 문 정보를 통해 로봇은 문의 주변지역에서 이동속도를 낮춤으로써 이동 장애물과의 충돌 가능성을 낮출 수 있다.

둘째, 틸팅 레이저 스캐너를 이용하여 로봇이 이동할 수 없는 추락지역 탐지방법을 개발하였다. 이를 통해 로봇은 보다 안전한 장소만을 선택하여 주행할 수 있으며 이는 곧 로봇의 양질의 서비스로 이어질 수 있다.

셋째, 위치추정에 유용하게 사용될 수 있는 영상특징들을 자동으로 추출하여 지도에 등록하는 방법을 개발하였다. 이



그림 1. 다양한 주행환경.
Fig. 1. Various environments for navigation.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 12. 10., 수정: 2011. 1. 5., 채택확정: 2011. 1. 7.

박중태: 고려대학교 메카트로닉스 협동과정 대학원(geullu@korea.ac.kr)

송재복: 고려대학교 기계공학부(jbsong@korea.ac.kr)

※ 본 연구는 지식경제부 지원으로 수행하는 21C 프론티어 연구개발 사업 및 융복합형 로봇전문인력 양성사업의 지원으로 수행되었음.

를 통해 로봇은 거리센서만으로는 안정적인 위치추정을 할 수 없는 환경에서도 강인하게 위치추정을 수행할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 문 및 추락지역 탐지에 대한 방법을 설명하였고, III 장에서는 환경 내에 존재하는 영상특징들을 자동으로 추출할 수 있는 방법에 대해 기술하였다. IV 장에서는 본 연구에서 제안된 탐사방법을 통해 시멘틱 지도를 작성하는 실험 및 결과에 대해 설명하였으며 V 장에서는 결론을 제시한다.

II. 문 및 추락지역 탐지

1. 문 탐지

문을 탐지하는 과정은 거리센서를 이용하여 문 후보를 추출하는 단계와 문 후보들 중에서 실제 존재하는 문을 비전센서를 통해 확인하는 단계로 구성된다. 문 후보를 찾는 과정을 그림 2를 통해 설명하도록 한다. 그림 2(a)와 같이 거리센서 값과 최소제곱법(least-squares method) [7]을 이용하여 그림 2(b)에서처럼 직선을 추출한다.

이렇게 추출된 직선이 다음의 네 가지 조건을 모두 만족하면 추출된 직선의 위치를 바탕으로 문 후보를 추출할 수 있다.

1. 추출된 직선의 개수가 3개 이상이어야 한다.
2. 직선 A와 B의 마주보는 끝점 간의 거리 차는 최소 90cm 이상이어야 하며, 최대 2m 미만이어야 한다.
3. 직선 A, B 및 C 간의 각도 차이는 각각 5° 이하이어야 한다.
4. 직선 C의 위치는 반드시 직선 A와 직선 B 사이에 존재하여야 한다.

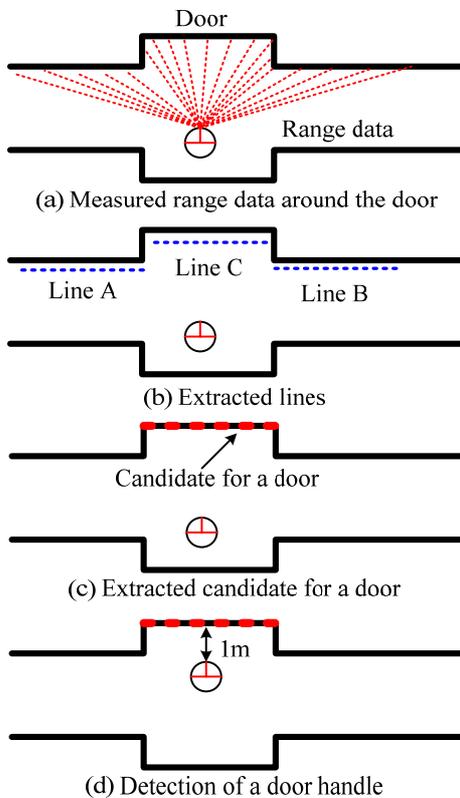


그림 2. 문 후보 탐지.
Fig. 2. Detection of door candidates.

앞의 네 가지 조건을 모두 만족하면 직선 C의 위치 정보와 직선 A, B 간의 거리 차의 정보를 통해 문 후보의 크기와 위치를 그림 2(c)와 같이 추출할 수 있다. 이후 추출된 문 후보가 실제 문인지를 판단하기 위해 로봇은 그림 2(d)와 같이 추출된 문 후보의 중앙으로 이동한다. 이후 비전센서를 이용한 문고리 탐지를 수행하여, 문 후보들 중에서 그림 3과 같이 문고리가 탐지된 후보만을 실제 문이라고 판단한다.

본 연구에서는 GHT (General Hough Transform) 기법과 SVM (Support Vector Machine) 학습방법을 융합한 문고리 탐지 기법을 사용한다[8]. 이 방법은 비전센서를 통해 스틱 및 원형의 문고리에 대한 윤곽선을 추출한 후 추출된 윤곽선을 SVM을 통해 학습시켜 다양한 문고리에 대한 데이터 베이스를 생성한다. 이후, 실제 영상에서 추출된 윤곽선 정보와 데이터베이스상의 윤곽선 정보를 비교하여 문고리를 찾는 방식이다. 다양한 실험을 통해 실제 문고리와 카메라 간의 거리가 1~1.5m일 때, 가장 우수한 성능을 나타냄을 확인하였다. 따라서 본 연구에서도 문 고리 탐지능력을 향상시키기 위해 탐지된 문 후보의 중앙 1m 앞까지 로봇이 이동하도록 하였다. 그림 4는 실제 복도 환경에서 레이저 및 비전 센서를 사용하여 문을 탐지한 후 레이저 센서로 작성된 지도에 탐지된 문의 위치정보를 등록하는 모습을 나타낸다.

2. 추락지역 탐지

추락지역은 그림 5(a)의 계단과 같이 지면의 높이 차이가 급격하게 커져서 차륜형 로봇이 갈 수 없는 곳을 의미한다. 이러한 추락지역을 그림 5(b)와 같이 탐지하기 위해 로봇에 지면을 비스듬히 바라보도록 장착된 레이저 스캐너를 사용하였다.

레이저 스캐너를 사용하여 추락위험 지역을 탐지하기 위해서는 전역좌표계 기준으로 로봇의 위치/방위(x, y, θ)와 로봇좌표계 기준으로 레이저 스캐너의 방위를 알아야 한다.



그림 3. 탐지된 문 고리.
Fig. 3. Detected door handle.

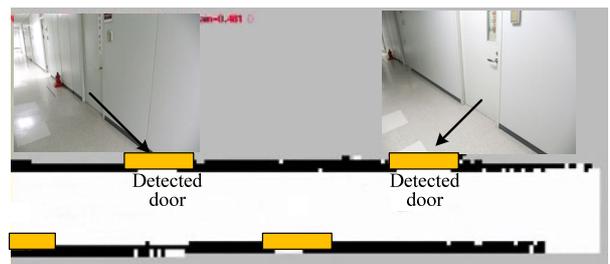


그림 4. 탐지된 문.
Fig. 4. Detected door.

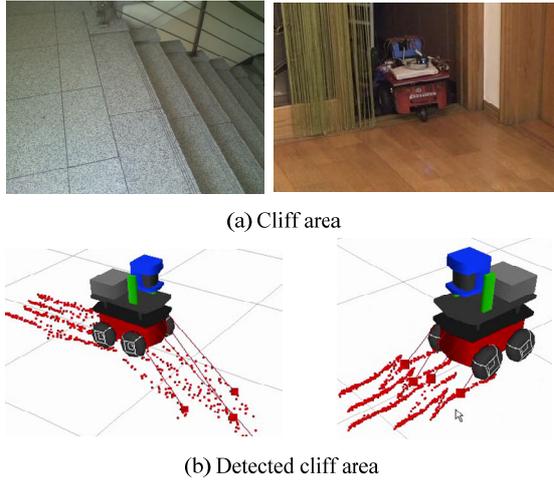


그림 5. 추락지역 및 추락지역 탐지.
Fig. 5. Cliff area and cliff area detection.

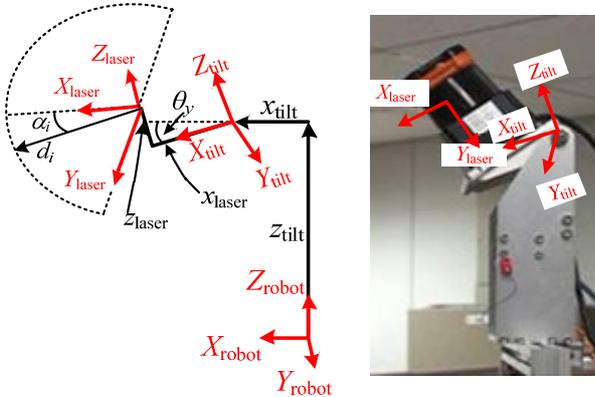


그림 6. 추락지역 탐지를 위한 좌표변환.
Fig. 6. Coordinate transformation for cliff area detection.

그림 6과 같이 로봇좌표계 ($X_{robot}, Y_{robot}, Z_{robot}$), 틸트좌표계 ($X_{tilt}, Y_{tilt}, Z_{tilt}$), 레이저좌표계 ($X_{laser}, Y_{laser}, Z_{laser}$)를 설정한다. d_i , α_i 는 레이저 스캐너에서 측정된 데이터의 거리(cm 단위)와 각도를 나타내며, 1° 단위로 180° 를 스캔하므로 $i = 0, \dots, 180$ 이 된다. x_{laser}, z_{laser} 는 틸트축에서 실제 검출이 수행되는 레이저 스캐너의 감지부까지의 오프셋을 의미한다. θ_y 는 그림 6에서와 같이 레이저 스캐너의 틸트 각도를 의미하며, x_{tilt}, z_{tilt} 는 로봇좌표계의 원점에서 틸트축까지의 오프셋을 의미한다. 이를 통해 레이저 스캐너의 원점에서 극좌표계로 표현된 i 번째 거리정보 (d_i, α_i)를 로봇좌표계 기준의 3차원좌표 (x_i, y_i, z_i)로 변환시키는 다음 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k \cdot \cos(\theta_y) + z_{laser} \cdot \sin(\theta_y) + x_{tilt} \\ d_i \sin \alpha_i \\ k \cdot \sin(-\theta_y) + z_{laser} \cdot \cos(\theta_y) + z_{tilt} \end{pmatrix} \quad (1)$$

where $k = d_i \cos \alpha_i + x_{laser}$

(1)을 통해 구한 레이저 스캐너 데이터의 3차원 좌표 (x_i, y_i, z_i) 중 바닥을 기준으로 ($z_i = 0$), z_i 가 -10cm 보다 작으면 그 지역(x_i, y_i)을 추락지역이라고 정의하였다. 그림 7은 실제 추락 지역 부근에서 로봇이 틸팅 레이저를 이용하여 추락지역을

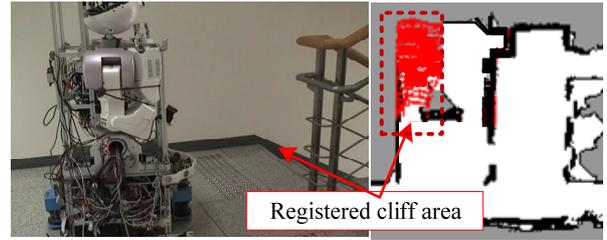


그림 7. 탐지된 추락지역.
Fig. 7. Detected cliff area.

탐지하는 모습을 보여준다. 그림 7에서 점선 사각형 부분이 탐지된 추락지역이며, 격자지도상에는 로봇이 갈 수 없는 공간으로 분류된다.

III. 강인한 영상 특징 탐지

영상 센서로 추출할 수 있는 특징 중에서, 물체정보는 실내환경에 많이 존재하기 때문에 실내주행에 있어 아주 유용한 정보이다. 영상에서 코너 및 직선과 같은 기하학적 형상을 추출하여 주행에 사용할 수 있지만, 코너는 잡음 또는 카메라의 거리에 따라 추출되는 위치가 달라지고, 직선은 각도에 민감하여 로봇이 원점으로부터 멀어질수록 그 오차가 심해진다는 단점이 있다. 그러나 물체인식은 잡음에도 강인하고 각도에 대한 영향도 작다. 또한 정합에 있어서도 코너와 직선보다 정확도나 방법상에 있어서도 우수하다. 따라서 물체나 물체를 담은 영상은 장점이 많아서, 주행뿐만 아니라 여러 분야에도 자주 활용되고 있다. 본 연구에서는 영상 내에 존재하는 하나의 독립적인 물체나 정합률이 높은 물체의 일부분을 강인한 영상특징으로 정의하였다.

강인한 영상특징 탐지기법은 세 단계로 구성된다. 첫 번째 단계는 스테레오 카메라를 통해 획득한 영상에서 SIFT [9] 특징점 및 특징점까지의 거리정보를 추출하여 히스토그램을 생성하는 과정이다. 그림 8(a)는 카메라를 통해 획득한 영상을 나타내고, 그림 8(b)는 SIFT 특징점을 추출한 모습을 나타내며, 그림 8(c)는 영상의 거리정보를 나타낸다. 그림 8(b)와 같이 추출된 SIFT 특징점 중에서 거리값이 $0.5\text{m} \sim 3.9\text{m}$ 사이의 값을 가진 특징점만을 이용하여 그림 9와 같이 bin의 크기가 0.1m 인 히스토그램을 생성한다. 0.5m 미만이거나 4m 이상의 거리정보는 신뢰성이 떨어지기 때문에 히스토그램을 생성하는 데 사용하지 않았다.

두 번째 단계는 히스토그램을 이용하여 SIFT 특징점들을 필터링하는 과정이다. 3차원 공간에서 하나의 독립된 물체는 같은 평면상에 존재한다고 가정하였다. 따라서 추출된 SIFT

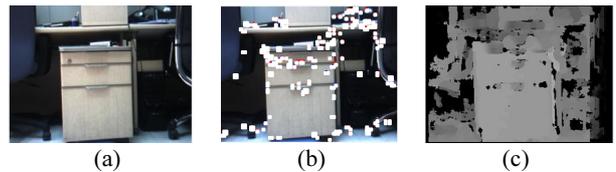


그림 8. 강인한 영상특징 추출을 위한 주요 단서.
Fig. 8. Main clues for robust visual feature extraction: (a) Input image, (b) SIFT keypoints, and (c) Depth information of a stereo camera.

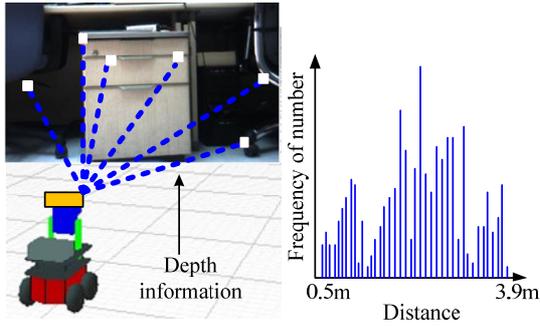


그림 9. 히스토그램 생성.
Fig. 9. Histogram construction.

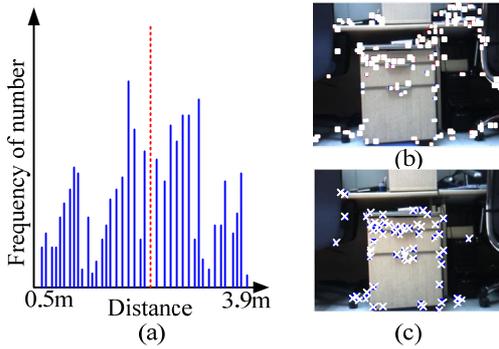


그림 10. 히스토그램을 통한 특징점 필터링 과정.
Fig. 10. Filtering of feature points using histogram.

특징점의 거리값을 이용하여 같은 평면상에 존재하는 점들만을 찾는다면, 영상에서 물체영역만을 획득할 수 있다. 필터링된 특징점 집합 FP_F 는 다음과 같이 구한다.

$$FP_F = \{fp_i \mid |d(fp_i) - r_{histo}| \leq \Delta\} \quad (i=1, \dots, N) \quad (2)$$

여기서 f_{pi} 는 0.5~3.9m 사이의 값을 가진 특징점들이며, $d(f_{pi})$ 는 특징점의 거리값을 나타낸다. r_{histo} 는 그림 10(a)와 같이 히스토그램에 점선으로 표시된 부분과 같이, 빈도수가 가장 높은 빈의 값을 의미하며, Δ 는 임계값으로 본 연구에서는 0.2m로 설정하였다. 그림 10(b)에는 필터링되기 전의 특징점들이 나타나 있으며, 그림 10(c)에는 필터링된 특징점 집합 FP_F 가 'x'로 표시되어 있다.

세 번째 단계는 필터링된 특징점 집합 FP_F 의 중심점과 중심점에서 각각의 특징점들간의 관계를 이용하여 다시 한번 필터링하는 과정이다. FP_F 의 중심점은 다음과 같이 구한다.

$$FP_{F_{cx}} = \sum_{i=1}^N \frac{FP_{F_{xi}}}{N}, \quad FP_{F_{cy}} = \sum_{i=1}^N \frac{FP_{F_{yi}}}{N} \quad (3)$$

여기서 $FP_{F_{cx}}$, $FP_{F_{cy}}$ 는 FP_F 중심점의 x, y 좌표값을 나타내며, $FP_{F_{xi}}$ 와 $FP_{F_{yi}}$ 는 FP_F 집합에 포함된 특징점들의 x, y 좌표값을 나타낸다. 그림 11(a)에 FP_F 의 중심점이 별 모양으로 표시되어 있다.

필터링된 특징점 집합 FP_F 의 중심점을 구하였다면, 강인한 영상특징 RVF (Robust Visual Feature)는 다음과 같이 구한다.

$$RVF = \{fp_{Fi} \mid |d_i - FP_F| \leq D_{SD}\}, \quad (i=1, \dots, N) \quad (4)$$

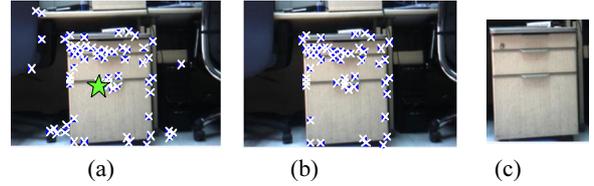


그림 11. 영상 특징 추출과정.

Fig. 11. Procedure of visual feature extraction; (a) filtered points and center point, (b) extracted robust visual features, and (c) selected region using convex hull algorithm and RVF.

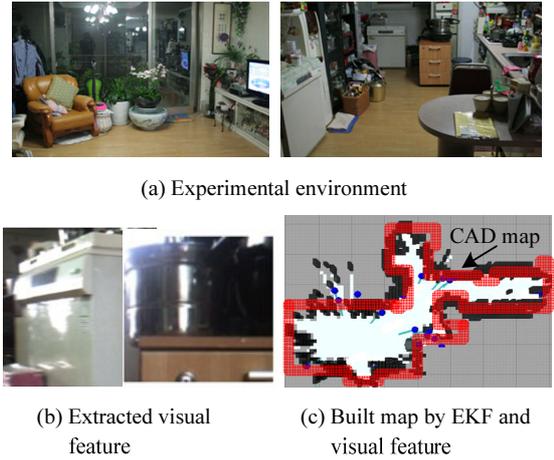


그림 12. 강인한 영상특징 추출 결과.

Fig. 12. Results of robust visual feature extraction.

여기서 f_{pFi} 는 FP_F 집합에 포함된 특징점을 나타내며, d_i 는 f_{pFi} 에서 FP_F 의 중심점까지의 거리를 나타낸다. D_{SD} 는 FP_F 의 중심점과 FP_F 내에 있는 모든 특징점들까지의 거리의 표준편차로 다음과 같이 구할 수 있다.

$$D_{SD} = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(d_i - d_{mean})^2}{N}} \quad (5)$$

여기서 d_{mean} 는 필터링된 특징점 집합 FP_F 의 중심점과 FP_F 내에 있는 모든 특징점까지의 거리의 평균값을 의미한다. 그림 11(b)에는 RVF 집합이 나타나 있다. 이후 그림 11(c)와 같이 영상 내에서 RVF 가 존재하는 영역만을 컨벡스 홀(convex hull) 기법을 이용하여 추출한다. 그림 12(a)는 로봇이 운용된 가정환경의 모습을 나타내며, 그림 12(b)는 가정환경에서 추출된 강인한 영상특징 중 일부를 나타낸 것이다. 그림 12(c)는 그림 12(b)와 같은 영상 특징들을 랜드마크로 하여 EKF 기반의 SLAM을 수행하여 작성된 격자지도이다.

IV. 실험

그림 13에는 본 연구에서 사용된 차륜구동 방식의 로봇과 탐사에 사용된 센서조합에 대하여 나타내었다. 이 로봇에는 총 4대의 PC (CPU: P4-M 2.2GHz, OS: Linux Fedora core5)가 탑재되어 있어 각 PC는 비전, 주행, 음성, 조작을 담당하는데, 본 연구에서는 비전 및 주행 PC만을 사용하였다.

주행에는 레이저 스캐너, 틸팅 레이저 스캐너, 스테레오카메라, 초음파센서 등을 사용하였다. 실험은 미지의 환경에서

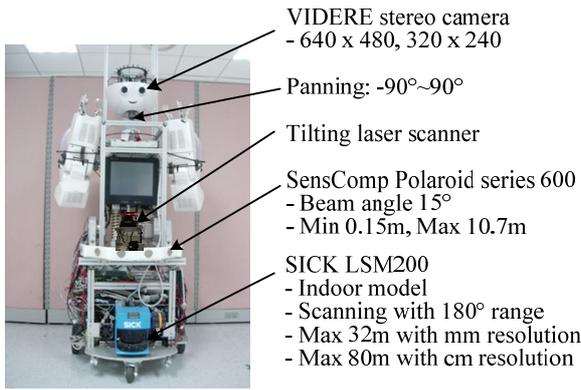


그림 13. 로봇 시스템.
Fig. 13. Robot system.

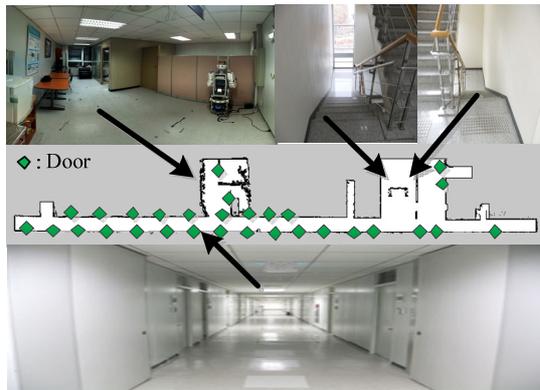


그림 14. 실험환경.
Fig. 14. Experimental environment.

로봇 스스로 환경을 탐사하고 정보를 수집하여 시맨틱 지도를 작성하는 방식으로 수행되었다. 자율탐사를 위해 본 연구의 선행연구에서 제안된 탐사기법[10]을 이용하였으며, 실험 환경은 그림 14와 같다.

그림 15는 미지의 환경에서 로봇 스스로 시맨틱 지도를 작성하는 실험결과를 나타낸다. 지도작성을 시작하면 로봇은 그림 15(a)와 같이 격자지도를 작성하며 환경 탐사작업을 수행한다. 이후 레이저 센서를 통해 문의 후보지역을 탐지할 경우 그림 15(a)에서와 같이 문 후보영역의 중앙 1m 지점을 목적지로 설정한다. 그림에서 문 후보영역은 점선, 문 후보영역의 중앙 1m 지점은 원으로 표시되었다.

그림 15(b)는 로봇이 문 후보영역 앞에 도착하여 비전센서를 통해 문고리 찾기를 수행한 모습을 나타낸다. 문 후보영역에서 문고리가 탐지되었다면 그림 15(c)에서와 같이 격자 지도에 문의 위치정보가 기록되며 그림에서는 점선으로 이루어진 사각형으로 표시되었다. 그림 15(d)는 탐사과정 중 바닥을 향해 장착한 레이저 스캐너를 이용하여 추락지역을 탐지하는 과정을 나타낸다. 추락지역을 탐지한 후 로봇은 틸팅 레이저를 이용하여 추락지역에 대한 충분한 정보를 획득한 후 격자지도 상에 로봇이 갈 수 없는 곳으로 표시한다. 그림 15(e)는 단순한 복도환경과는 다른 사무실 환경으로 로봇이 이동하였을 때, 환경에 존재하는 강인한 영상특징을 자동으로 추출하여 지도상에 등록하는 모습을 나타낸다. 모든 환경

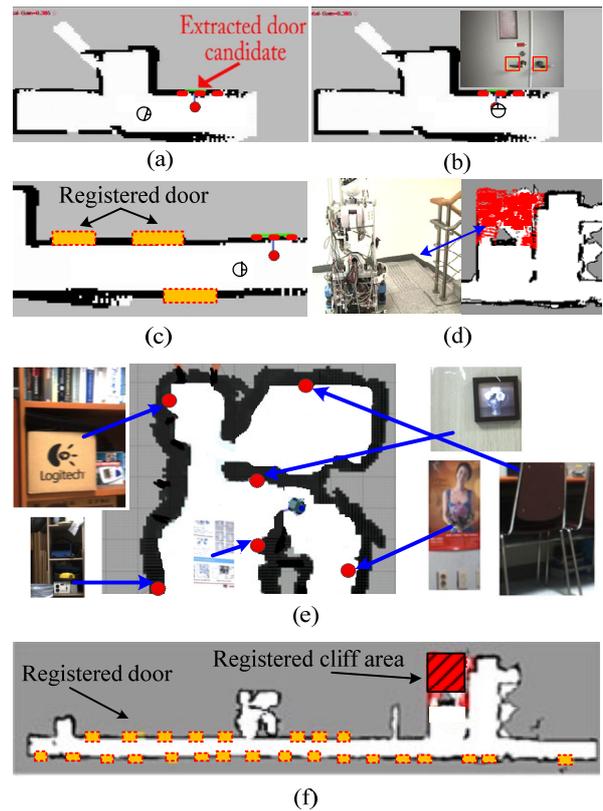


그림 15. 실험결과.
Fig. 15. Experimental results.

을 탐사한 후 작성된 시맨틱 지도가 그림 15(f)에 표시되어 있다. 지도상에는 실제 환경에 존재하는 문 및 추락지역, 영상 특징들이 등록되어 있다.

V. 결론

본 연구에서는 거리센서와 비전센서를 사용하여 환경에 존재하는 문, 영상특징, 추락지역을 탐지하여 시맨틱 지도를 작성할 수 있는 방법을 제안하였으며, 다음과 같은 결론을 내렸다.

1. 문 및 추락지역 정보가 포함된 시맨틱 지도를 통해 보다 안정적인 주행을 수행할 수 있을 것이라 예상된다. 예를 들어 지도상에 등록된 문의 위치정보를 이용하여 문 앞 지역에서 로봇의 이동속도를 줄인다면, 문을 열고 나오는 돌발 장애물과의 충돌가능성을 줄일 수 있다. 또한, 추락지역 근처로는 경로를 생성하지 않도록 로봇 스스로 판단할 수 있기 때문에 보다 안전하게 목표지점으로 이동할 수 있다.
2. 로봇은 사람의 도움 없이 환경에 존재하는 강인한 영상정보를 자동으로 추출할 수 있으며 추출된 특징을 랜드마크 크로 이용하여 SLAM의 성공률을 향상시킬 수 있다. 또한 지도상에 등록된 영상특징들을 이용하여 전역위치 추정 성공률을 향상시킬 수 있다.

본 연구에서 제안한 방법을 통해 문, 추락지역, 영상특징을 성공적으로 탐지하여 지도에 등록할 수 있었다. 하지만 보다

다양한 정보들을 탐지할 수 있는 방법과 함께 탐지된 정보를 바탕으로 공간을 분류할 수 있는 연구가 수행되어야 한다.

참고문헌

- [1] J. J. Leonard and H. F. Durrant-Whyte, *Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation*, Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, 1992.
- [2] S. B. Williams, H. F. Durrant-Whyte, and T. Baily, "Map management for efficient simultaneous localization and mapping (SLAM)," *Autonomous Robots*, vol. 12, no. 3, pp. 267-286, 2002.
- [3] M. Montemerlo and S. Thrun, "Simultaneous localization and mapping with unknown data association using Fast SLAM," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1985-1991, 2003.
- [4] Y.-J. Lee, T.-B. Kwon, and J.-B. Song, "SLAM of a mobile robot using thinning-based topological information," *Int. Journal of Control, Automation, and Systems*, vol. 5, no. 5, pp. 577-583, 2007.
- [5] O. Martínez Mozos and W. Burgard, "Supervised semantic labeling of places using information extracted from sensor data," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 55, pp. 391-402, 2007.
- [6] O. M. Mozos, P. Jensfelt, H. Zender, G.-J. M. Kruijff, and W. Burgard, "From labels to semantics: An integrated system for conceptual spatial representations of indoor environments for mobile robots," *Proc. of the IEEE/RSJ Intelligent Robots and Systems*, 2007.
- [7] R. Siegwart, *Introduction to Autonomous Mobile Robots*, A Bradford Book, pp.154-159, 2004.
- [8] D.-W. Lee, J.-T. Park, and J.-B. Song, "Door detection with door

handle recognition based on contour image and support vector machine," *Journal of Control, Automation, and Systems Engineering*, vol. 16, no. 12, pp. 1068-1073, 2010.

- [9] D. Lowe, "Distinctive image features from scale invariant keypoints," *Int'l Journal of Computer Vision*, vol. 60, no 2, pp. 91-110, 2004.
- [10] J.-T. Park, J.-B. Song, S.-J. Lee, and M. Kim, "Sonar sensor-based efficient exploration method using sonar salient features and several gains," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, to be published, 2010.



박 중 태

2005년 고려대학교 전산학과(이학사).
2007년 고려대학교 메카트로닉스학과
(공학석사). 현재 메카트로닉스학과 박사과정 재학중. 관심분야는 이동로봇의 탐사 기법 및 시스템 아키텍처.



송 재 복

1983년 서울대학교 기계공학과(공학사).
1986년 서울대학교 기계공설계학과(공학석사).
1992년 MIT 기계공학과(공학박사).
1993년~현재 고려대학교 기계공학부 교수.
관심분야는 안전 머니플레이터, 이동로봇의 주행, 지능로봇 시스템의 설계 및 제어.

템의 설계 및 제어.