

LRF와 카메라를 이용한 강인한 엘리베이터 문 인식

Robust Elevator Door Recognition using LRF and Camera

마 승 완, 최 학 남, 이 형 호, 김 형 래, 이 재 홍, 김 학 일*
(Seung-Wan Ma¹, Xuenan Cui¹, Hyung-Ho Lee¹, Hyung-Rae Kim¹, Jae-Hong Lee¹, and Hakil Kim¹)

¹Inha University

Abstract: The recognition of elevator door is needed for mobile service robots to moving between floors in the building. This paper proposed the sensor fusion approach using LRF (Laser Range Finder) and camera to solve the problem. Using the laser scans by the LRF, we extract line segments and detect candidates as the elevator door. Using the image by the camera, the door candidates are verified and selected as real door of the elevator. The outliers are filtered through the verification process. Then, the door state detection is performed by depth analysis within the door. The proposed method uses extrinsic calibration to fuse the LRF and the camera. It gives better results of elevator door recognition compared to the method using LRF only.

Keywords: extrinsic calibration, straight line extraction, door detection, door recognition, sensor fusion

I. 서론

로봇 산업의 발전과 더불어 많은 응용 분야에서 지능화된 주변 인식 기술을 필요로 하고 있다. 현대 사회에서는 병원과 같은 대형 건물들이 많이 존재하기 때문에 실내 이동 서비스 로봇이 건물 내에서 자유롭게 이동하기 위해서는 엘리베이터를 통한 층간 이동 기술이 꼭 필요하다. 또한 이를 위해서 엘리베이터의 문을 우선 인식하는 것이 필요하다. 지금까지 빠르면서 비교적 정확한 거리를 측정하는 2차원 LRF (Laser Range Finder)를 이용하거나 처리 시간이 많이 걸리지만 많은 정보를 포함하는 카메라 영상을 통해서 일반적인 문 검출을 수행한 연구는 많이 있었다[1-3]. 하지만 두 센서를 같이 이용하거나 문 개폐 상태를 판별하는 연구는 거의 없었고 정확도가 그리 높지 않았다.

본 논문에서는 정확도가 높은 문 검출 및 개폐 인식을 수행하기 위해 LRF와 카메라를 함께 이용하여 엘리베이터 문을 인식하는 방법을 제안한다. 우선 LRF 데이터에서 직선 성분을 추출하고 문이 될만한 조건에 해당하는 특징들을 검출한다. LRF의 레이저 스캔 데이터는 2차원 데이터이고, 이는 3차원 실세계를 온전히 표현하지 못하기 때문에 문을 검출할 때 신뢰도가 다소 떨어진다. 그래서 LRF 데이터에서 검출한 문들을 후보로 두고 카메라 영상에서 문 후보의 좌우 측 모서리를 분석하여 실제 문인지 아닌지를 검증한다.

LRF 데이터로부터 검출된 문 후보들을 대상으로 카메라 영상에서 검증 과정을 수행하기 위해서는 LRF와 카메라간의 회전과 이동 정도를 알아야 한다. 그래서 본 논문에서는

LRF와 카메라간의 extrinsic calibration을 수행하고, 아울러 extrinsic calibration의 제한적인 카메라 화각 문제를 해결하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 LRF와 카메라 두 센서를 융합하기 위한 extrinsic calibration 방법에 대해 설명하고 III 장에서 이를 이용한 엘리베이터 문 인식 알고리즘을 제안한다. IV 장에서는 제안 방법에 대한 실험 결과를 분석하고, V 장에서 결론을 맺고 향후 과제에 대해 검토한다.

II. 체스보드를 이용한 LRF-카메라 Extrinsic Calibration

1. LRF-카메라 Extrinsic Calibration 해법

LRF는 고가의 센서임에도 불구하고 오차 범위가 작은 거리 정보를 고속으로 획득할 수 있기 때문에 많은 분야에서 응용되고 있다. 하지만 수평적인 2차원 거리 정보만 제공하기 때문에 LRF만으로 3차원 실세계를 분석하기에는 제한적이고, 또한 어느 부분을 스캐닝(scanning)하는지 파악하기가 어렵다. 그래서 본 논문에서는 LRF와 카메라간 회전과 이동에 해당하는 외부 파라미터(extrinsic parameters)를 구하고 이를 이용하여 카메라 영상 내에 투영되는 레이저 스캔 데이터(laser scans)의 좌표를 계산한다. 즉, 엘리베이터 문 후보들의 좌표를 영상 내에 투영시킬 수 있고 그 좌표의 주변을 분석하는 검증 과정을 수행할 수 있다.

본 논문에서는 LRF와 카메라간 외부 파라미터를 구하는 extrinsic calibration 수행에 Q. Zhang [4]의 알고리즘을 이용하였다. 이 알고리즘은 그림 1에서 보는 것과 같이 체스보드에 레이저 스캔 데이터가 반사되고 이것이 카메라의 화각에 들어오도록 LRF와 카메라를 고정시켜서 calibration을 수행한다.

최종 목적은 LRF에서 카메라로의 3×3 회전 행렬 Φ 와 3×1 이동 벡터 Δ 를 구하는 것이다. 카메라 좌표계에서 레이저 스캔 데이터의 좌표를 P' 라 하고 LRF 좌표계에서 레이저 스캔 데이터의 좌표를 P 라 하고 하면 둘의 관계를 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 12. 29., 수정: 2012. 3. 22., 채택확정: 2012. 5. 9.
마승완, 김형래, 인하대학교 로봇공학과

(swma@vision.inha.ac.kr/hrkim@vision.inha.ac.kr)

최학남, 이형호, 이재홍, 김학일: 인하대학교 정보공학과

(xncui@vision.inha.ac.kr/hylee@vision.inha.ac.kr/jaehong@vision.inha.ac.kr/hikim@inha.ac.kr)

※ 본 연구는 2010 지식경제부 산업원천기술개발사업(1148122210)의 지원에 의하여 연구되었음.

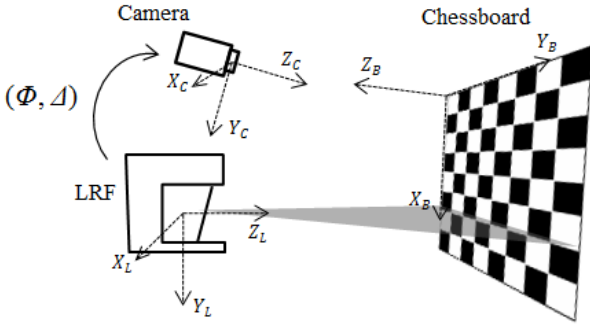


그림 1. 체스보드를 이용한 LRF-카메라 extrinsic calibration.
Fig. 1. LRF-Camera extrinsic calibration using chessboard.

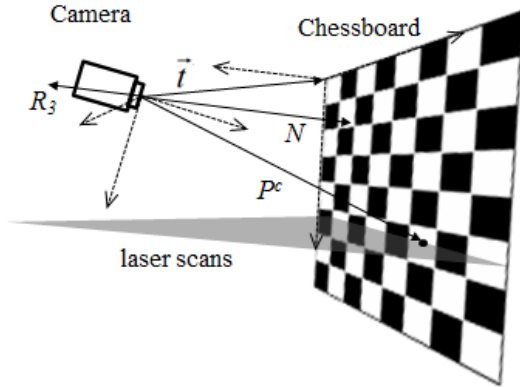


그림 2. LRF-카메라 extrinsic calibration의 기하학적 제약 조건.
Fig. 2. Geometric constraints of LRF-Camera extrinsic calibration.

$$\begin{aligned} P^l &= \Phi P^c + \Delta \\ P^c &= \Phi^{-1}(P^l - \Delta) \end{aligned} \quad (1)$$

P^c 를 카메라의 내부 파라미터(intrinsic parameters) K 에 곱함으로써 식 (2)와 같이 레이저 스캔 데이터의 영상 내 픽셀 좌표 p 를 구할 수 있다.

$$p = KP^c = K\Phi^{-1}(P^l - \Delta) \quad (2)$$

가장 중요한 외부 파라미터 Φ 와 Δ 를 LRF와 카메라 및 체스보드의 기하학적 제약 조건을 이용하여 구할 수 있다. 그림 2에 나와 있듯이 N 은 카메라로부터 체스보드에 수직인 벡터로 아래와 같은 식으로 표현된다.

$$N = -R_3(R_3^T \bar{i}) \quad (3)$$

위 식에서 R_3 벡터는 카메라에서 체스보드로의 회전 행렬 R 에서 3번째 열을 뽑아낸 벡터로 크기가 1인 체스보드의 법선 벡터이고, \bar{i} 는 카메라에서 체스보드로의 이동 벡터이다. $R_3^T \bar{i}$ 는 R_3 와 \bar{i} 의 내적으로 카메라에서 체스보드까지의 거리를 나타내기 때문에 이를 R_3 의 방향을 반대로 바꾼 $-R_3$ 와 곱하면 N 이 계산된다. 여기에서 P^c 와 N 의 내적을 구하면 $\|N\|^2$ 과 같다는 걸 알 수 있다. 따라서 식 (4)가 도출된다.

$$N \cdot \Phi^{-1}(P^l - \Delta) = \|N\|^2 \quad (4)$$

카메라 보정(intrinsic calibration)의 일부 과정을 통해 R 과 \bar{i} 가 결정되고 자연스럽게 N 을 계산할 수 있다. P^l 은 LRF에서 레이저 스캔 데이터를 획득하면 계산할 수 있다. 결국 식 (4) 는 Φ 와 Δ 를 구하기 위한 제약 조건식이다.

이 식을 바꿔 보면, 레이저 스캔 데이터는 LRF 좌표계 상에서 Y 좌표 모두 0이기 때문에 P^l 을 $\hat{P}^l = [X \ Z \ 1]^T$ 로 표현할 수 있고, 식 (4)를 아래와 같이 다시 쓸 수 있다.

$$N \cdot H \hat{P}^l = \|N\|^2, \quad H = \Phi^{-1} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 & -\Delta \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} H &= [H_1 \ H_2 \ H_3] = [\Phi_1^T \ \Phi_3^T \ -\Phi^T \Delta] \\ \Phi &= [H_1 \ -H_1 \times H_2 \ H_2]^T \\ -\Phi^T \Delta &= H_3, \quad \Delta = -\Phi H_3 \end{aligned} \quad (6)$$

여러 시점의 체스보드 영상에서 구한 N 과 P^l 을 쌓아서 최소 차승법(least-square method)을 통해 H 를 계산할 수 있고, 유도식 (6)을 통해 Φ 와 Δ 를 구할 수 있다.

본 논문에서 사용한 실험용 이동 플랫폼에서 4 m 떨어진 체스보드로 extrinsic calibration을 수행하고 식 (2)를 이용하여 레이저 스캔 데이터를 다시 투영해 본 결과 체스보드 내에서 평균적으로 21 mm의 algebraic error를 계산할 수 있었다. LRF의 거리 정보 오차(systematic error)가 ± 25 mm라는 점을 고려한다면 비교적 정확한 extrinsic calibration 결과를 보임을 알 수 있다.

2. 보조 카메라를 이용한 카메라 화각 문제 해결 방법

카메라의 화각은 레이저 스캔 데이터가 스캐닝하는 범위에 비해 매우 좁기 때문에 extrinsic calibration 수행 시 카메라의 자세를 자유롭게 조정하기에 제한적인 면이 있다. 본 논문에서 엘리베이터의 문을 인식함과 동시에 차후 층 표시기를 인식하기 위해서 카메라를 약간 위쪽을 바라보는 자세로 조정해야 한다. 하지만 레이저 스캔 데이터가 카메라 화각에 들어오지 않기 때문에 이를 해결할 필요가 있다.

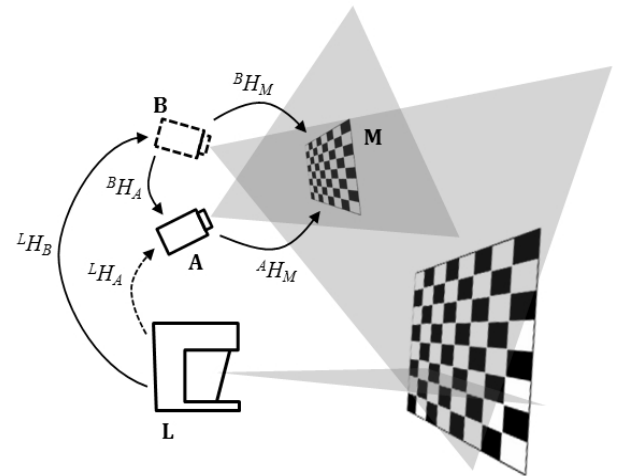


그림 3. LRF, 주 카메라, 보조 카메라, 체스보드의 기하 관계.
Fig. 3. Geometric relations between LRF, main camera, second camera and chessboards.

본 논문에서는 보조 카메라를 추가하여 이를 가능케 하는 방법을 제안한다. 그림 3은 LRF(L)와 주 카메라(A) 및 보조 카메라(B) 그리고 작은 체스보드(M)간의 기하학적 변환 관계를 나타낸다. H는 동차 좌표계를 적용한 회전 행렬과 이동 벡터를 포함한 변환 행렬이다. 기준 좌표계를 고정시키고 변환을 수행할 경우 변환 행렬은 이전 변환식 앞에 곱해주는 전위곱(pre-multiplication)을 수행한다. 반대로 변환 후 기준 좌표계를 변환된 자신의 좌표계로 정할 경우 이전 변환식 뒤에 곱해주는 후위곱(post-multiplication)을 수행한다.

우선 보조 카메라를 아래로 향하게 하여 큰 체스보드를 화각에 들어오게 하면 extrinsic calibration을 통해 아래와 같이 LRF에서 보조 카메라로의 변환 행렬 ${}^L H_B$ 를 구할 수 있다.

$${}^L H_B = \begin{bmatrix} \Phi & \Delta \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

그리고 작은 체스보드를 이용하여 카메라 보정의 일부 과정을 수행하고 이를 통해 구한 외부 파라미터를 이용하면 아래와 같이 보조 카메라에서 주 카메라로의 변환 행렬 ${}^B H_A$ 를 구할 수 있다.

$${}^B H_A = {}^B H_M {}^A H_M^{-1} \quad (8)$$

최종적으로 아래와 같은 LRF에서 주 카메라로의 변환 행렬 ${}^L H_A$ 를 유도할 수 있다.

$${}^L H_A = {}^L H_B {}^B H_A = {}^L H_B {}^B H_M {}^A H_M^{-1} \quad (9)$$

실험용 이동 플랫폼에서 본 제안 방법을 적용해 보았다. 식 (10)과 같이 LRF에서 주 카메라로의 회전 행렬과 이동 벡터를 구하고, 이를 이용하여 주 카메라 좌표계 상에서의 레이저 스캔 데이터 좌표를 계산한다. 주 카메라와 보조 카메라간 외부 파라미터의 오차는 각 체스보드 영상에서 구한 측정치를 평균한 결과, 회전행렬에서는 0.16° (4 m 떨어진 거리에서 5.6mm 오차), 이동 벡터에서는 2.1 mm의 오차가 계산되었다. II 장 1절의 실험 결과를 고려하면 4 m에서 레이저 스캔 데이터의 거리 정보 오차가 ± 28.7 mm로 비교적 정확한 extrinsic calibration이 수행됨을 알 수 있다. 그림 4는 extrinsic calibration된 결과이다. 레이저 스캔 데이터가 카메라 화각에 들어오지 않기 때문에 영상을 확장하여 빨간색 점으로 표시하였다.



그림 4. 카메라 영상에 레이저 스캔 데이터 투영.
Fig. 4. Projection laser scans on camera image.

$$\Phi = \begin{bmatrix} 0.9999 & -0.0029 & -0.0119 \\ -0.0007 & 0.9547 & -0.2975 \\ 0.0121 & 0.2974 & 0.9546 \end{bmatrix}$$

$$\rightarrow [17.3 \quad -0.7 \quad 0.1]^T \text{ degrees} \quad (10)$$

$$\Delta = [-15.9 \quad -794.0 \quad 173.7]^T \text{ mm}$$

III. 엘리베이터 문 인식

1. LRF 데이터에서 엘리베이터 문 후보 검출

LRF는 거리 정보를 2차원으로 제공해 준다. LRF가 한 번 스캐닝하면 각 i 번째의 각도 θ_i 에 따라 거리 값을 갖는 레이저 스캔 포인트 r_i 를 획득할 수 있는데, r_i 는 필요에 따라 식 (11)처럼 (x, y) 좌표 형태인 p_i 로 변환할 수 있다.

$$p_i = \begin{bmatrix} r_i \sin \theta_i \\ r_i \cos \theta_i \end{bmatrix} \quad (11)$$

엘리베이터 앞에서 LRF로 스캐닝을 하고 레이저 스캔 데이터를 p_i 형태로 변환하여 출력하면 그림 5를 얻을 수 있다. 레이저 스캔 포인트의 형태를 보면 엘리베이터 문의 좌우측 벽면은 직선 형태를 띠고 있다. 그래서 본 논문에서는 문을 검출하기 위한 직선 성분을 추출한다. V. Nguyen [5]은 레이저

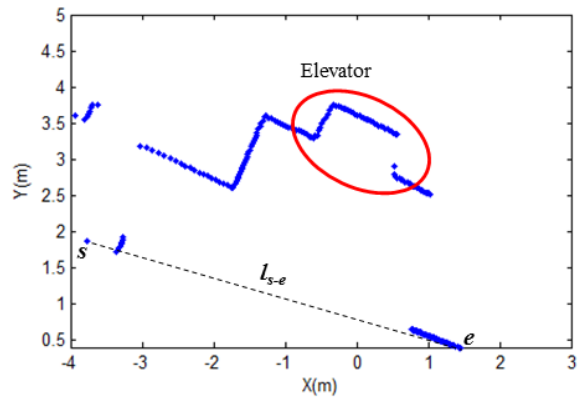


그림 5. 엘리베이터 앞에서의 LRF 스캐닝.
Fig. 5. LRF scanning in front of elevator.

표 1. 직선 분할 알고리즘의 의사 코드.

Table 1. Pseudo-code for line splitting algorithm.

Line Splitting Algorithm
Initial: start point s , end point e , line list L , maximum distance threshold d_{thr}
$s \leftarrow 1$
$e \leftarrow N$ (N is the number of all laser scans)
Split(s, e) {
Form a line l_{s-e} with s and e
Find a point x with maximum distance d_x to l_{s-e}
If $d_x > d_{thr}$
Split(s, x)
Split(x, e)
Otherwise
Add l_{s-e} to L
}

스캔 데이터에서 직선 성분을 추출하는 알고리즘을 비교하였는데, 여러 알고리즘 중에서 Split-and-Merge 알고리즘이 비교적 정확하면서 빠르게 직선 성분을 추출함을 알 수 있다. 또한 Split-and-Merge 알고리즘의 변종으로 Iterative-End-Point-Fit 알고리즘[6-8]은 더 빠른 처리 속도를 보인다. 이동 로봇에 적용하기 위해서 실시간 처리가 가능하면서 높은 직선 추출 정확도를 보이는 두 알고리즘을 기반으로 표 1과 같은 알고리즘을 제안한다.

처음에 LRF에서 레이저 스캔 데이터가 획득되면 첫 점 s 와 끝 점 e 가 입력 값이 되어 분할 함수(Split)가 수행된다. 분할 함수 내부에서는 입력 값인 두 점을 이용하여 직선 l_{se} 를 구성하고 두 점 사이에 있는 점들 중에서 직선에 가장 멀리 떨어진 점 x 를 찾는다. 만약 l_{se} 에서 x 까지의 거리 d_x 가 정해진 임계값 d_{thr} 을 넘으면 (s, x) 와 (x, e) 를 입력 값으로 분할 함수가 재귀적으로 반복 수행되고, 그렇지 않으면 l_{se} 를 직선 목록에 추가한다. 이 알고리즘을 수행하고 나면 많은 직선 성분이 추출되는데 이웃하는 직선 성분 중 같은 선상에 있는 직선은 다시 하나로 병합한다. 마지막으로 직선 성분 중에서 모든 점이 직선에 가깝더라도 점과 점 사이가 크게 벌어지는 직선이 될 수 없는 경우가 있는데, 이런 경우 그 지점을 breakpoint [6,9]라고 한다. breakpoint를 포함하는 직선은 다음의 식을 적용하여 직선 목록에서 제거한다.

$$\|p_i - p_{i-1}\| > r_{i-1} \cdot \frac{\sin \Delta\phi}{\sin(\lambda - \Delta\phi)} + 3\sigma \quad (12)$$

$\Delta\phi$ 는 각 정밀도(angular resolution), λ 는 보조 상수, σ 는 오차 계수를 나타낸다. σ 는 LRF 사양에서 확인할 수 있는 statistical error에 해당된다.

추출된 직선 성분은 대부분 벽이나 문과 같은 평평한 부분인데, 그림 6처럼 직선 성분 중에서 서로 같은 선상에 있고 그 사이의 거리, 즉 엘리베이터 문의 너비가 되는 거리만큼 떨어져 있다면 그 사이의 두 점을 문의 좌우측 모서리 점으로 보고 문 후보로 검출한다. 이러한 단순한 조건으로 문 후보를 검출하는 것은 많은 오검출을 포함할 수 있다. 하지만 본 논문에서는 LRF 데이터에서 문이 될만한 부분은 모두 검출하고 카메라 영상을 통한 검증 과정을 거쳐 오검출을 제거하기 때문에 결과적으로 엘리베이터 문 인식률을 높일 수 있다.

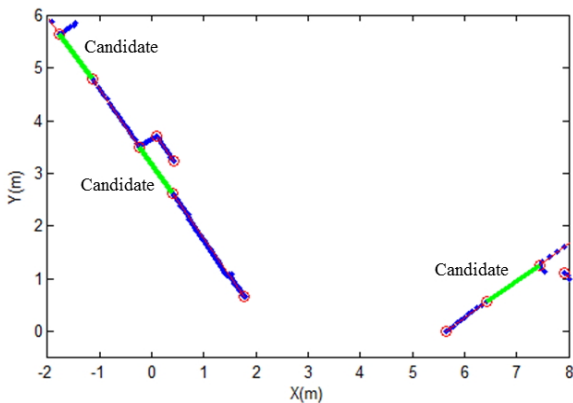


그림 6. 엘리베이터 문 후보 검출.
Fig. 6. Elevator door candidates detection.

2. 카메라 영상에서 엘리베이터 문 후보 검증

엘리베이터 문 후보들 중에서 오검출된 후보를 제거하기 위해서 문 후보를 통과하는 좌우측 모서리가 될만한 직선이 존재하는지를 확인하여 문 후보를 검증한다. 카메라 RGB 영상을 밝기의 정도만 나타낸 그레이 영상(grayscale)으로 변환 후 밝기 변화의 방향성을 나타내는 기울기(gradient) 성분 및 밝기변화 크기(magnitude)를 각 픽셀마다 구하고 이를 이용하여 문 후보를 통과하는 좌우측 모서리가 될만한 직선이 존재하는지를 확인하여 문 후보를 검증한다. 카메라 영상 내의 문 후보 위치는 식 (2)를 이용하여 계산할 수 있다.

일반적인 방법으로는 영상에서 일정 밝기변화 크기 이상의 픽셀만을 이용하여 Hough transform을 거쳐 직선을 검출한다. 하지만 본 논문에서는 LRF와 카메라 좌표계의 X축이 지면과 수평하다는 가정을 두고 곧은 직선(straight line)을 검출하기 위해서 기울기 성분을 고려하였다[10]. 밝기변화 크기를 고려하여 직선을 검출할 경우 곧은 직선을 검출할 수 있을 뿐 아니라 빛의 변화나 잡음에 강한 특성을 가진다. 그림 7 (b)는 화살표 방향을 보면 알 수 있듯이 밝기변화 크기의 각도가 (a)에 해당하면서 강한 밝기변화 크기를 갖는 점만을 고르고 이를 Hough transform을 거쳐서 직선을 검출한 결과이

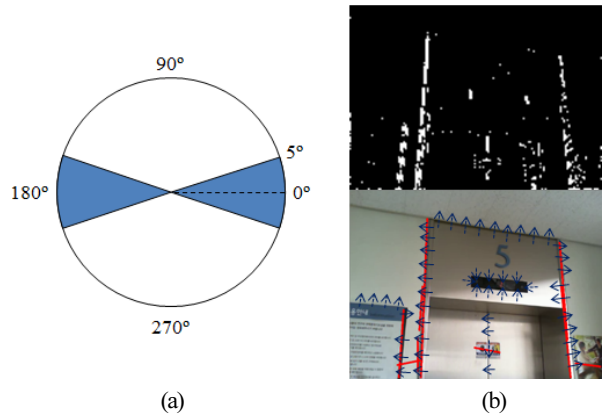


그림 7. (a) Gradient 각도 제약 (b) 곧은 직선 검출.
Fig. 7. (a) Gradient angle constraints (b) Straight line extraction.



그림 8. 엘리베이터 문 감지 및 개폐 인식.
Fig. 8. Elevator door recognition.

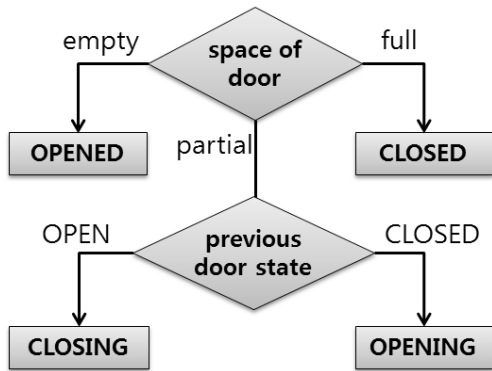


그림 9. 엘리베이터 문 상태 순서도.
Fig. 9. Flow chart of elevator door state.

다. 검출한 직선이 문 후보를 통과하고, 그 직선의 기울기가 문 후보를 통해서 추정된 영상 내의 문 모서리 기울기와 일치한다면 그림 8처럼 해당 문 후보를 실제 문으로 판별한다. 후보와 검증의 두 과정을 거치기 때문에 실제 문이 아닌 성분은 대부분 제거된다.

3. 엘리베이터 문 개폐 인식

문 개폐 인식은 검증된 문이 존재할 경우 수행한다. 레이저 스캔 데이터에서 문 영역만 추출하여 일정 간격으로 거리 정보를 근사화한 후 문 사이의 빈 공간이 비어 있는 정도를 분석하였다. 그림 9에 나와 있듯이 문 사이 공간이 완전히

비어 있거나 꼭 채워져 있을 경우 OPENED와 CLOSED의 상태로 판단하고, 부분적으로 채워져 있을 경우 문의 이전 상태에 따라서 CLOSING과 OPENING으로 나뉜다. 레이저 스캔 데이터의 거리 정보 정확도가 높기 때문에 문이 제대로 감지될 경우 그림 8처럼 문제없이 개폐 인식이 되는 것을 확인하였다.

IV. 실험 결과

1. 실험용 이동 플랫폼

그림 10처럼 보행 보조차에 표 2에 나와 있는 각 센서와 장비들을 장착하여 실험을 수행하였다. 센서는 LRF와 카메라로 LRF는 정밀한 레이저 스캔 데이터를 얻기 위해서 각 정밀도를 0.5°, 스캐닝 영역(laser scanning range)을 180°로 설정하였다. 카메라의 영상에서는 기울기 성분을 충분히 추출하기 위해서 320×240의 해상도로 영상을 취득하였다. 엘리베이터 문 인식 실험을 수행하는데 있어서 평균 25 fps의 실시간 처리 속도를 보였다.

2. 엘리베이터 문 인식 결과 및 분석

본 논문에서는 LRF만을 이용한 결과보다 카메라를 통해 검증한 결과가 더 나은 성능을 보일 것이라 가정하고 실험을 진행하였다. 실험 DB는 엘리베이터를 바라보면서 취득한 ‘문 있음’ DB와 엘리베이터를 보지 않고 취득한 ‘문 없음’ DB 2종류로 나뉜다. 평가는 표 3과 같이 TP, FN, FP, TN의 측정치들을 계산하고, 카메라의 각 영상(frame by frame)을 기준으로 인식 성공 유무를 판단한다. 그리고 카메라가 LRF보다 화각이 좁기 때문에 카메라 영상 내에 레이저 스캔 데이터가 투영이 되는 경우만을 실험 결과에 반영한다. 그림 11은 표 3에 대한 예시이다.

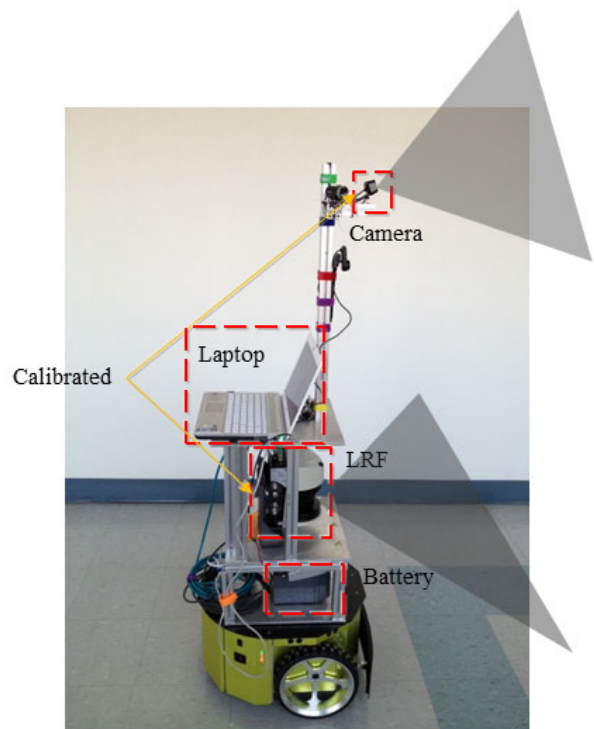


그림 10. 실험용 이동 플랫폼.
Fig. 10. Experimental mobile platform.

표 2. 센서 및 이동 플랫폼 사양.

Table 2. Specification of sensors and mobile platform.

Camera	MS LifeCam HD-5000
LRF	SICK LMS511
Laptop	CPU: Intel Core2Duo 2.5GHz, RAM: 4GB
Battery	24V 10AH

표 3. 평가 관련 정의.

Table 3. Definition of evaluation term.

		실제 상태	
		‘문 있음’	‘문 없음’
판별 결과	‘문 있음’	True Positive	False Positive
	‘문 없음’	False Negative	True Negative

‘문 있음’ DB는 각 장소에서 이동 플랫폼을 0°(정면), 20°, 40°, 60°로 엘리베이터를 바라보면서 엘리베이터 문 인식 실험을 수행하였다. 또한 엘리베이터와의 거리를 각각 2 m와 3 m로 실험하였고, 문이 열리거나 닫히는 경우도 모두 실험에 포함하였다.

표 4에서 보듯이 문을 바라보는 각도 별로 TP를 비교해 볼 경우 0°에서 가장 좋은 결과를 보였고 정면에서 벗어날수록 인식 성능이 낮아진다. 이는 측면에서 문이나 벽을 바라볼 경우 레이저 스캔 데이터의 정밀도나 레이저 빔(laser beam)의 수신율이 약간 떨어지기 때문인 것으로 보인다. 거리 별로 비교해 보면 TP가 일반적으로 3 m보다 2 m에서 더 낮고, 특히 2 m의 40°, 60° 부분에서 급격하게 낮아지는데, 이는 본 실험에서 사용한 LRF가 일반적으로 거리가 멀어질수록 오차가 커지지만, 0~2 m 정도의 근접 거리에서도 레이저 스캔 데이터의 거리 오차가 높은 특성이 있기 때문이다.



그림 11. 표 3에 대한 엘리베이터 문 감지 결과 예시.
Fig. 11. Example of Table 3 for elevator door recognition.

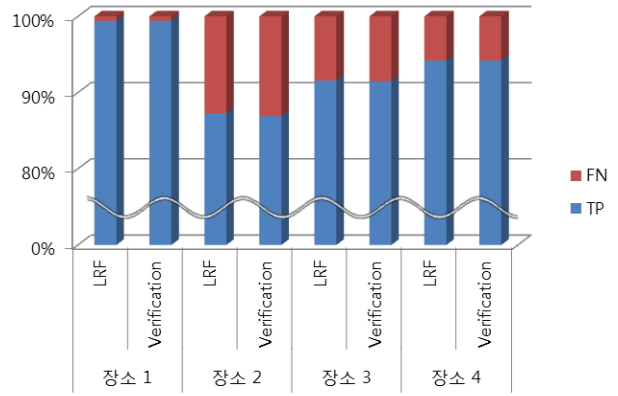
표 4. 엘리베이터 문을 바라보는 각도 별 True Positive 결과.
Table 4. True Positive results of each angle facing the elevator door.

	LRF만으로 인식		카메라로 검증	
	2 m	3 m	2 m	3 m
0°(정면)	96.7 %	97.7 %	96.7 %	97.1 %
20°	90.1 %	88.2 %	90.0 %	88.0 %
40°	75.2 %	87.5 %	75.2 %	87.3 %
60°	75.9 %	85.3 %	75.9 %	85.4 %

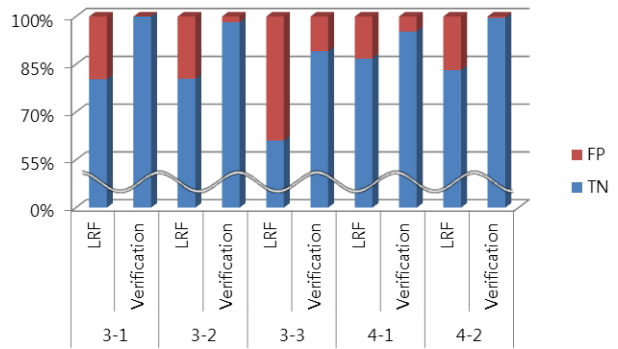
각 장소 별로 인식률을 비교해 보니 그림 11(a)와 같은 결과를 보였다. LRF만으로 인식한 결과보다 카메라로 검증했을 때 일부 문 후보가 제거되기 때문에 더 낮은 TP를 보인다. 하지만 0~0.4 %만이 제거되기 때문에 성능에 크게 영향을 미치지 않는다. 장소 2에서 TP가 86.9 %로 상대적으로 낮았는데, 이는 장소 2의 엘리베이터 옆 벽이 반사가 심한 대리석으로 이루어져 있어서 레이저 스캔 데이터의 오차가 심해지기 때문이다. ‘문 없음’ DB는 장소 3과 장소 4 근처의 엘리베이터가 보이지 않는 곳에서 취득하였다. 실험 결과, 그림 11(b)처럼 LRF만으로 인식할 경우 엘리베이터 문과 비슷한 형태의 일반 문 때문에 FP가 높아서 TN이 61.1 %인 경우도 있지만, 카메라로 검증을 하게 되면 오검출된 문 후보가 대부분 제거되기 때문에 TN이 큰 폭으로 상승한다. 표 5에 나와 있듯이 평균적으로 TN이 78.4%에서 96.4%로 크게 상승하였다.

V. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 이동 로봇의 엘리베이터 탑승에 필요한 기술로써 엘리베이터 문을 검출하고 문의 개폐 상태를 판단하는 엘리베이터 문 인식 알고리즘을 제안하였다. 기존의 LRF만을 이용한 방법에 카메라 영상을 통한 문 검출 과정을 추가하여 엘리베이터 문 인식 성능의 향상을 가져왔다. 또한 두 센서를 함께 사용하기 위하여 체스보드를 이용한 extrinsic



(a)



(b)

그림 12. (a) ‘문 있음’ DB의 결과 (b) ‘문 없음’ DB의 결과.
Fig. 12. (a) Results of ‘door is’ DB (b) Results of ‘door isn’t’ DB.

calibration을 적용하였고, 이 때 카메라 화각 문제를 해결하기 위해 보조 카메라를 이용한 방법을 제안하였다. 본 알고리즘은 실시간의 처리 속도를 보이기 때문에 실제 이동 로봇의 엘리베이터 탑승에 적용 가능할 것으로 보인다. 엘리베이터 문과 일반 문의 특성이 비슷하면 제안한 알고리즘을 일반 문 인식에도 적용할 수 있을 것으로 보이고, 이는 층간 이동뿐만 아니라 일반적으로 문을 통과하는 주행 과정에도 적용될 수 있을 것으로 기대한다. 또한, LRF와 카메라를 융합하여 차량을 인식하는 연구[11,12]와 같이 물체를 인식하는 연구에도 적용이 될 수 있을 것으로 기대한다.

본 알고리즘은 LRF로 문이 인식될 경우만 카메라 검증 과정을 거치기 때문에 최종 문 인식률이 LRF의 문 검출 성능을 넘지 못한다. 이를 해결하기 위해서 데이터간 연관 정보를 이용하고 카메라 영상에서의 문 검출 성능을 높여 LRF에 대한 의존성을 줄이는 추가적인 연구가 필요하다. 또한 다양한 DB를 획득하여 추가적인 실험을 할 예정이다.

참고문헌

[1] D. Anguelov, D. Koller, E. Parker, and S. Thrun, “Detecting and modeling doors with mobile robots,” *Proc. - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 4, pp. 3777-3784, 2004.
[2] A. C. Murillo, J. Košecká, J. J. Guerrero, and C. Sagiúes, “Visual door detection integrating appearance and shape cues,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 56, no. 6, pp. 512-521, 2008.
[3] J. G. Kang, S. Y. An, W. S. Choi, and S. Y. Oh, “Recognition and

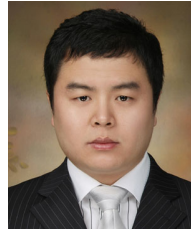
path planning strategy for autonomous navigation in the elevator environment," *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 8, no. 4, pp. 808-821, 2010.

- [4] Q. Zhang and R. Pless, "Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration)," *2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, vol. 3, pp. 2301-2306, 2004.
- [5] V. Nguyen, S. Gächter, A. Martinelli, N. Tomatis, and R. Siegwart, "A comparison of line extraction algorithms using 2D range data for indoor mobile robotics," *Autonomous Robots*, vol. 23, no. 2, pp. 97-111, 2007.
- [6] G. A. Borges and M. J. Aldon, "Line extraction in 2D range images for mobile robotics," *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*, vol. 40, no. 3, pp. 267-297, 2004.
- [7] L. Zhang and B. K. Ghosh, "Line segment based map building and localization using 2D laser rangefinder," *Proc. - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 3, pp. 2538-2543, 2000.
- [8] J. Vandorpe, H. Van Brussel, and H. Xu, "Exact dynamic map building for a mobile robot using geometrical primitives produced by a 2D range finder," *Proc. - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 1, pp. 901-908, 1996.
- [9] P. Núñez, R. Vázquez-Martín, J. C. Del Toro, A. Bandera, and F. Sandoval, "Feature extraction from laser scan data based on curvature estimation for mobile robotics," *Proc. - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, art. no. 1641867, pp. 1167-1172, 2006.
- [10] J. B. Burns and A. R. Hanson, "Extracting straight lines," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8(4), pp. 425-455, 1986.
- [11] S.-H. Yang, B.-S. Song, and J.-Y. Lim, "Radar and vision sensor fusion for primary vehicle detection," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 16, no. 7, pp. 639-645, Jul. 2010.
- [12] J.-P. Hwang, S.-K. Park, E.-T. Kim, and H.-J. Kang, "Camera and LIDAR combined system for on-road vehicle detection," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 15, no. 4, pp. 390-395, Apr. 2009.
- [13] J.-P. Hwang, S.-K. Park, E.-T. Kim, and H.-J. Kang, "Sensor fusion-based semantic map building," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 3, pp. 277-282, Mar. 2011.



마 승 완

2010년 인하대학교 컴퓨터정보공학과 졸업. 2012년 인하대학교 로봇공학과(공학석사). 관심분야는 로봇비전, 물체 인식, SLAM.



최 학 남

2007년 상명대학교 컴퓨터과학과(공학석사). 2011년 인하대학교 정보 공학과(공학박사). 2011년~현재 인하대학교 슈퍼지능연구소 Post Doc.. 관심분야는 로봇비전, 의료영상처리, 머신비전, 병렬 영상처리.



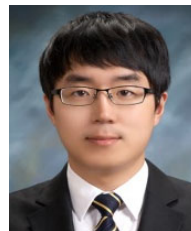
이 형 호

2010년 인하대학교 정보통신공학과 졸업. 2012년 인하대학교 정보공학과(공학석사). 관심분야는 로봇비전, 패턴인식, 물체추적, 병렬영상처리.



김 형 래

2011년 목원대학교 지능로봇공학과 졸업. 2011년~현재 인하대학교 로봇공학전공 석사과정 재학중. 관심분야는 로봇비전, 자동차비전.



이 재 홍

2012년 인하대학교 정보통신공학과 졸업. 2012년~현재 인하대학교 정보통신공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 로봇비전, 물체인식 및 추적.



김 학 일

1983년 서울대학교 제어계측 공학과(공학사). 1985년 Purdue Univ. 전기/컴퓨터 공학과(공학석사). 1990년 Purdue Univ. 전기/컴퓨터 공학과(공학박사). 1990년~2001년 인하대학교 자동차 공학과 조교수. 2001년~현재 인하대학교 정보통신 공학과 교수. 2001년~현재 한국바이오인식포럼 부의장 역임, 현 의장. 2001년~현재 정보보호학회 바이오인증연구회 회장. 2003년~현재 ISO/IEC JTC1/SC37 (Biometrics) 국내 및 국제 전문위원. 2004년~2008년 Elsevier Pattern Recognition Letters Associate Editor. 2005년~현재 ITU-T/SG17/WP2/Q.9 (Telebiometrics) Rapporteur. 관심분야는 패턴인식, 컴퓨터비전, 바이오인식, 초분광영상처리, 로봇비전, 의료영상처리.