

단일 카메라를 이용한 이동 로봇의 위치 추정과 주행 제어

Position Estimation and Navigation Control of Mobile Robot using Mono Vision

이 기 철, 김 현 태, 고 재 원, 이 성 렬, 박 민 용
(Kichul Lee, Hyuntai Kim, Jaewon Kho, Sungryul Lee, and Mignon Park)

Abstract : This paper suggests a new image analysis method and indoor navigation control algorithm of mobile robots using a mono vision system. In order to reduce the positional uncertainty which is generated as the robot travels around the workspace, we propose a new visual landmark recognition algorithm with 2-D graph world model which describes the workspace as only a rough plane figure. The suggested algorithm is implemented to our mobile robot and experimented in a real corridor using extended Kalman filter. The validity and performance of the proposed algorithm was verified by showing that the trajectory deviation error was maintained under 0.075m and the position estimation error was sustained under 0.05m in the resultant trajectory of the navigation.

Keywords : position estimation, navigation control, mobile robot, mono vision, Kalman filter

I. 서론

이동 로봇의 자동화가 요구됨에 따라 국지적인 정보만을 제공하는 초음파 센서[1][2]나 레이저 거리 센서[3][4]들의 한계를 극복할 수 있는 시각 센서[5][6]를 이용한 환경의 종합적인 판단과 위치 인식이 필요하게 되었다. 시각 센서는 비디오 카메라와 영상 그래버(grabber)를 이용하여 획득되는 컴퓨터 화상 데이터를 제공하는 센서이다. 시각 센서로 이용되고 있는 대표적인 장치는 소형 CCD 카메라인데, 이 카메라는 작고 가벼우며 로봇의 각종 작업에 응용하기에 충분한 해상도를 제공하기 때문에 가장 널리 사용되고 있다. 시각 센서는 기존의 모든 센서들 중 가장 많은 정보를 제공하는 센서지만 장비가 고가이고, 획득된 컴퓨터 영상을 처리하는데 복잡한 알고리즘이 요구될 뿐만 아니라 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 그러나 시각 센서는 환경에 대한 3차원 정보를 종합적으로 제공하는 가장 진보적인 센서이기 때문에 처리속도가 빠른 고성능 컴퓨터의 개발에 힘입어 시각 센서를 응용한 이동 로봇 시스템을 개발하기 위한 많은 연구가 진행되어 왔다[7]-[18].

본 논문에서는 카메라 기구의 비용을 최소화하기 위해 단일 영상 시스템[7]-[12]을 사용하며 영상 데이터의 처리 속도를 향상시키기 위하여 모델기반의 영상 해석[8][10][12][13]을 사용한다. 모델 기반의 영상 해석을 이용하는 것은 또한, 본 논문에서 채택하고 있는 이동 로봇의 작동 환경이 건물의 복도라는 점에 기인한다. 건물의 복도는 정적이고 직교하는 선 성분으로 구성되어 있으므로 환경 모델을 구성하기가 쉽다. 따라서 모델 기반의 영상 해석을 적용하기가 매우 용이하다는 장점이 있다. 그러나 모델 기반의 인식을 적용하여 3차원적인 복

도 구조를 인식하고 이동 로봇의 위치를 추정하기 위해서는 이동 로봇과 카메라의 정확한 위치를 알고 있어야 한다. 일반적으로 이동 로봇의 위치는 바퀴의 회전수나 속도 변화를 이용하여 추정하게 되는데, 이 방법은 주행 거리가 증가함에 따라 큰 오차를 유발하게 된다[2][12]. 본 논문에서 사용하는 이동 로봇도 바퀴의 속도 변위를 이용한 위치 추정 시스템을 이용하므로 로봇의 정확한 위치 값을 보장하지 못한다. 따라서 이동 로봇의 위치 추정치에 오차가 존재할 때, 불확실성이 존재하는 영상 안에서 정확한 정보를 추출할 수 있는 방법이 요구된다.

본 논문에서는 기존의 복잡한 3차원 모델을 사용하지 않는다. 대신 복도의 구조를 간단한 2차원 평면 데이터로 모델링하여 모델의 구성과 데이터 예측에 필요한 연산량을 대폭적으로 감소시키고 있다. 이 방법은 복도의 구조를 그래프 구조로 표현할 수 있어 전역 경로 계획 알고리즘에도 쉽게 확장될 수 있는 장점을 갖는다. 또한 영상데이터의 해석에 있어 이동 로봇의 위치에 대한 불확실성에 영향받지 않는 복도 구조의 고유한 기하학적 관계를 이용하여 단일 카메라로 획득된 영상으로부터 정확한 복도의 평행선과 수직선을 검출할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 최종적으로 확정된 영상 안의 데이터에는 칼만 필터[19]를 적용함으로써 현재의 위치 추정치를 기준으로 예측된 정보와 영상으로 획득된 정보 사이의 오차를 이용하여 정확한 이동 로봇의 위치를 추정하는 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 확률적인 검출 방법에 비해 검색해야 할 데이터의 수가 적어 속도가 빠르며, 투사 기하학적 구속 조건을 적용함으로써 단일 카메라로 획득된 영상만으로도 복도 구조의 3차원 정보를 쉽게 추출할 수 있는 장점을 갖는다.

II. 이동 로봇의 위치 추정 알고리즘 분석

본 장에서는 이동 로봇이 주행함에 따라 발생하는 위치 추정의 불확실성이 카메라 화상 좌표계로 전파되는 과정을 분석한다. 이동 로봇은 바퀴의 슬립, 주행 노면의

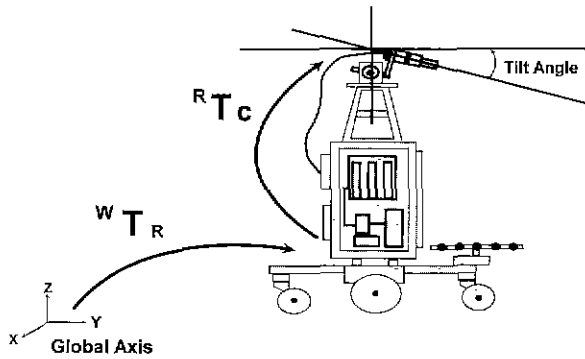


그림 1. 이동로봇의 좌표 시스템.
Fig. 1. Coordinate system of the mobile robot.

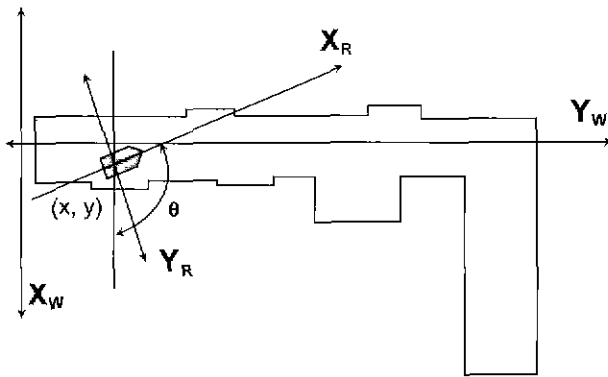


그림 2. 이동로봇이 주행하는 복도 환경.
Fig. 2. Navigation environment of the mobile robot.

상태, 휠의 반경 등에 기인하여 주행시 위치 추정에 오차를 유발한다. 이러한 위치 추정의 오차가 화상 좌표계상의 불확실성에 미치는 영향을 분석하고 이를 이용하여 III장에서 기술하는 영상처리 알고리즘의 적용시 영상처리 영역을 설정하는데 사용한다.

1. 이동 로봇과 카메라 시스템의 구성

본 논문에서 사용하는 이동 로봇은 그림 1에서처럼 로봇의 상단에 하나의 CCD 카메라를 장착하고 있다. 이 카메라는 스텝모터에 의해 상하로 구동되어 틸트각의 조절이 가능하도록 설계하였다. 이동 로봇이 전역 좌표계에서 (P_x, P_y, P_θ) 의 위치에 있고, 전역좌표계와 로봇좌표계사이의 변환 행렬을 ${}^W T_R$, 로봇의 중심점과 카메라 좌표계사이의 변환 행렬을 ${}^R T_C$ 라고 하면 카메라 좌표계에서의 한 점 P_c 가 전역 좌표계의 한 점 P_w 로 대응되는 변환은 다음과 같은 동차 변환 행렬로 표현된다.

$$P_w = {}^W T_R {}^R T_C P_c \tag{1}$$

2. 이동 로봇의 위치 추정의 불확실성

먼저 이동 로봇은 그림 2에서와 같이 전역좌표계 (X_w, Y_w) 평면상에서 움직인다고 가정한다.

이때 이동 로봇을 중심으로 한 좌표축을 (X_R, Y_R, Z_R) 이라고 하면, 이 좌표축의 (X_R, Y_R) 은 전역 좌표축 (X_w, Y_w) 와 같은 평면에 놓이며 Z_w 축과 Z_r 축은 항상

서로 평행을 유지한다 기준 좌표축에 대한 이동 로봇의 상태벡터 P_R 을 $(x, y, \theta)^T$ 이라고 정의하자. 이동 로봇의 초기위치를 정확히 알고 있었다고 해도 로봇이 이동함에 따라 측정 오차와 슬립 등에 의해 사산법(dead reckoning)에 의한 위치 추정치는 불확실성을 포함하게 되며, 이러한 불확실성은 주행거리가 길어짐에 따라 점차적으로 증가하게 된다. 이러한 현상을 모델링하기 위하여 이동 로봇 시스템의 상태 방정식을 기술하면 다음과 같다

$$P_R(k+1) = P_R(k) + R(\theta) \delta\chi(k) \tag{2}$$

$$R(\theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},$$

$$\delta\chi(k) = \begin{pmatrix} \frac{V(k)}{\omega(k)} (\cos(\omega(k)T) - 1) \\ \frac{V(k)}{\omega(k)} \sin(\omega(k)T) \\ \omega(k)T \end{pmatrix}$$

$$V(k) = \frac{v_l(k) + v_r(k)}{2}, \omega(k) = \frac{v_r(k) - v_l(k)}{d}$$

위 식에서 $V(k)$ 는 로봇의 직진 속도, $\omega(k)$ 는 회전 속도, $v_l(k)$, $v_r(k)$ 는 각각 이동 로봇의 좌우 바퀴속도 그리고 d 는 두 구동륜 사이의 거리이다. $V(k)$ 와 $\omega(k)$ 는 이동로봇에 부착된 모터의 엔코더 변위로 측정되는 좌, 우 모터의 속도 값을 이용해 계산되는 값인데, 이것은 이동 로봇 상태 벡터의 추정 오차를 유발하는 주된 원인이 된다. 이를 분석해 보기 위하여 시스템의 상태 방정식이 다음과 같은 현재 상태 벡터와 입력 벡터의 함수로 주어진다과 하자.

$$P(k+1) = f(P(k), U(k)) \tag{3}$$

상태 벡터 $P(k)$ 와 입력 벡터 $U(k)$ 의 불확실성이 다음과 같은 평균과 오차 공분산으로 정의될 때,

$$(\overline{P(k)}, \Sigma_P(k)), (\overline{U(k)}, \Sigma_U(k)) \tag{4}$$

시간 k 에서의 입력 $U(k)$ 에 의한 다음 상태 벡터 $P(k+1)$ 의 평균과 오차 공분산은 다음과 같은 관계식으로 주어진다.

$$\overline{P(k+1)} = f(\overline{P(k)}, \overline{U(k)}) \tag{5}$$

$$\Sigma_P(k+1) = \Sigma_P(k) + \left(\frac{\partial f}{\partial U} \right) \Sigma_U(k) \left(\frac{\partial f}{\partial U} \right)^T$$

여기서 $\partial f / \partial U$ 는 이동 로봇의 입력 벡터 U 에 대한 상태 방정식 f 의 자코비안이며 이는 이동 로봇의 상태벡터가 갖는 불확실성이 로봇의 위치가 변함에 따라 어떻게 전파되는 지를 보여준다. (5)의 시스템 모델에서 위치 추정의 불확실성은 대부분의 경우 로봇의 속도에 대한 추정 값이 실제값과 다르기 때문에 발생하게 된다. 따라서 이러한 좌우 바퀴의 속도값은 아래와 같이 근사적으로 가

우스 정규 분포를 갖는 랜덤 변수로 모델링 한다.

$$\begin{aligned} v_r(k) &\approx N(\overline{v_r}(k), \sigma_{v_r}^2(k)) \\ v_l(k) &\approx N(\overline{v_l}(k), \sigma_{v_l}^2(k)) \end{aligned} \quad (6)$$

이때 (2)에 의해 V 와 ω 는 두 랜덤변수의 함수이므로 다음과 같이 평균과 오차 공분산을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \overline{V}(k) &= \frac{\overline{v_r}(k) + \overline{v_l}(k)}{2} \\ \overline{\omega}(k) &= \frac{\overline{v_r}(k) - \overline{v_l}(k)}{d} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\Sigma u(k) = \begin{bmatrix} \sigma_v^2(k) & \sigma_{v\omega}(k) \\ \sigma_{v\omega}(k) & \sigma_\omega^2(k) \end{bmatrix}$$

여기서,

$$\begin{aligned} \sigma_v^2(k) &= \sigma_\omega^2(k) = \frac{\sigma_r^2(k) + \sigma_l^2(k)}{4} \\ \sigma_{v\omega}(k) &= \sigma_{\omega v}(k) = \frac{\sigma_r^2(k) - \sigma_l^2(k)}{2d} \end{aligned}$$

(6)의 평균과 분산은 실제 실험을 통하여 측정할 수 있는 값이므로 이를 이용하면 (5)로부터 이동 로봇의 다음 상태의 평균과 오차 공분산을 구할 수 있다.

3. 화상 좌표계에서의 불확실성

그림 1과 같이 피치(pitch)각을 조절할 수 있는 형태로 이동 로봇에 부착된 카메라의 정상 위치에서 구한 캘리브레이션 행렬을 알고 있다면 이동 로봇을 중심으로한 좌표계와 카메라 화상 좌표계사이에는 불확실성이 존재하지 않는다. 그러나 이동 로봇이 주행함에 따라 이동 로봇의 위치 정보에 불확실성이 발생하게 되며 따라서 외부의 물체가 카메라 화상 좌표계에 투사되는 위치에도 불확실성이 발생하게 된다. 이동 로봇이 전역 좌표계에서 P_R 의 추정된 상태를 가지고 있다면 전역 좌표계의 한 점 $(x, y, z)^T$ 가 로봇의 중심을 기준으로 하는 지역 좌표계의 한 점으로 대응되는 변환은 그림 1로부터 다음과 같이 표현된다.

$$P_f = {}^R T_w P_w \quad (8)$$

여기서 ${}^R T_w$ 는 로봇 좌표축이 전역 좌표축으로 변환되는 변환 행렬이다. 이 행렬에 캘리브레이션 행렬을 적용하여 (x, y, z) 가 화상 좌표계로 대응되는 변환식을 구하면 다음과 같다

$$P_n = T_{cal} {}^C T_R {}^R T_w P_w \quad (9)$$

이제 전역 좌표계의 한 점이 카메라 화상 좌표계로 투사될 때의 화상 좌표계의 불확실성을 구하기 위하여 (9)에 투사변환을 적용하고 P_R 에 대해 미분한 자료비안은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{pmatrix} \delta X_f \\ \delta Y_f \end{pmatrix} = J_f(\overline{X_f}, \overline{Y_f}, \overline{P_R}) \delta P_R \quad (10)$$

(10)을 이용하여 로봇의 위치 추정의 불확실성에 기인

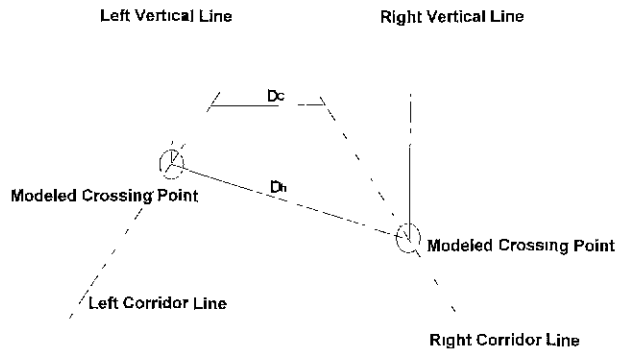


그림 3. 복도환경에 대한 이정표의 예.
Fig. 3. Example of the landmark template.

한 카메라 화상 좌표계에서의 화소 위치가 갖는 공분산은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\Sigma f = J_f(\overline{X_f}, \overline{Y_f}, \overline{P_R}) \Sigma p J_f(\overline{X_f}, \overline{Y_f}, \overline{P_R})^T \quad (11)$$

여기서 Σp 는 (5)에서 정의된 이동 로봇의 상태 벡터에 대한 오차 공분산 행렬이다. 이러한 화소 위치에 대한 불확실성 정보는 미리 주어지는 환경 모델로부터 필요한 정보를 추출하기 위한 영상처리 영역을 제한하여 처리 시간을 단축시키는데 활용된다. 이러한 불확실성 영역만을 처리하는 방법은 Akio Kosaka et. al [12]에 의해 처음으로 제안되었으며 본 논문에서도 이와 유사한 방법을 사용하며 이에 관한 자세한 설명은 III장에서 다룬다.

III. 영상기반의 위치 추정 및 주행 제어 알고리즘

본 장에서는 이동 로봇의 주행시 발생하는 위치 정보의 불확실성을 보정하기 위한 영상처리 알고리즘과 이를 응용한 주행 제어 알고리즘을 설명한다. 먼저 본 논문에서 제안하는 2차원 환경모델을 설명하고 영상 정보에 의한 이정표 추출 알고리즘 및 획득된 영상 정보로부터 칼만 필터를 적용하여 로봇의 위치를 보정하는 주행제어 알고리즘에 대해서 기술한다.

1. 위치 인식을 위한 이정표와 2차원 환경모델

그림 3은 복도 환경에 대한 전형적인 이정표의 형태를 보여주고 있다. 복도 환경에 대한 주요한 이정표로 선정할 수 있는 것은 우선 2개의 복도선과 출입문이나 코너점에 발생하는 수직선을 들 수 있다. 대개의 경우 이러한 복도선과 수직선은 그림 3과 같이 복도선 위에서 교차하는 형태로 주어진다. 이와 같이 복도선과 수직선이 만나는 교차점은 이동 로봇이 주행하는 평면상에 위치하게 되고 이러한 점은 단일 카메라를 사용할 경우에도 3차원 위치를 이끌어 낼 수 있는 장점이 있다. 따라서 복도 환경의 경우라면 환경모델을 그림 4와 같이 2차원 평면상의 복도선과 복도상에 존재하는 객체들의 연결로 구성할 수 있다. 이러한 형태로 모델을 구성할 복도선과 객체들이 만나는 연결부위에서는 수직선이 하나 존재하게 되며 영상처리시 복도선과 수직선을 검출함으로써 환경 모델상의 객체 연결부의 위치를 찾을 수 있고 이 이정표의 위치로부터 로봇의 위치 정보를 보정할 수 있다.

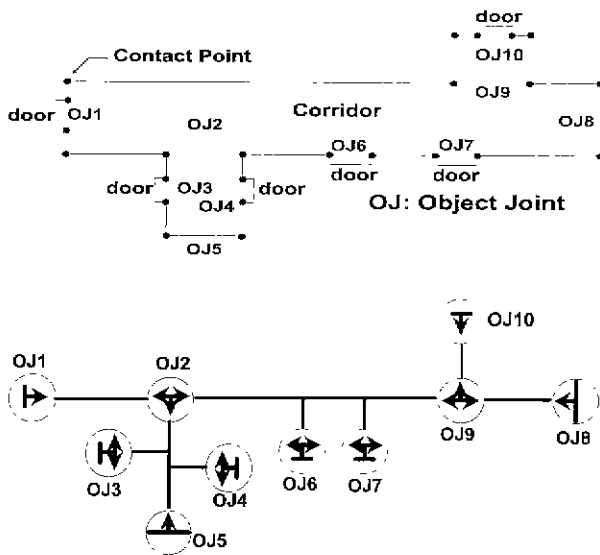


그림 4. 객체 연결 그래프를 이용한 2차원 환경 모델.
Fig. 4. 2D environment model by tree structure.

2. 영상 처리 영역의 선정

III.1 절에서 기술한 이정표로부터 이동 로봇의 위치를 추정하기 위해서는 영상 정보로부터 평행한 두개의 복도선, 즉 지면 위에 존재하는 두 평행선이나, 종단벽, 문, 승강기 등에서 나타나는 평행한 두 수직선들을 검출해야 한다. 이러한 직선들을 검출하기 위해서는, 제일 먼저 해당 직선들이 화상 안에서 어느 부분에 투사되는지를 알아야 한다. 이동 로봇의 추정 위치는 불확실성을 내포하므로 직선이 투사될 위치에도 불확실성이 포함된다. 따라서 불확실성의 크기를 고려한 화상 안의 위치 선정이 필요하다. 먼저 화상처리 영역의 선정방법을 설명한다.

전역 좌표계에서 알고 있는 직선 이정표가 두 점 $P_1: (x_1, y_1, z_1), P_2: (x_2, y_2, z_2)$ 을 지나는 직선이라고 가정하자. 이 두 점에 대한 화상 좌표계에서의 대응점을 $P_1(X_1, Y_1), P_2(X_2, Y_2)$ 라고 할 때 이 두 점은 투사 변환과 (9)를 이용하여 구할 수 있다. 이때, 투사된 점 P_1 과 P_2 는 이동 로봇의 위치가 갖는 불확실성에 의해 (11)로 표현되는 불확실성을 포함하게 되고, 이러한 불확실성은 확장된 화상 평면상에서 그림 5에서와 같은 타원의 형태로 표현되는 불확실성 영역을 형성하게 된다. 이동 로봇의 현재 추정 위치를 \bar{P}_R 라고 할 때, 두 점 P_1, P_2 의 투사점을 각각 $\bar{P}_1: (\bar{X}_1, \bar{Y}_1), \bar{P}_2: (\bar{X}_2, \bar{Y}_2)$ 라고 정의하자. 이러한 두 투사점은 위치오차의 불확실성에 기인하여 영상 평면상에 타원형 모양의 가우시안 분포를 하게 되며 그 표준편차를 Mahalanobis 거리라고 한다. 두 투사점을 검출하기 위해서 다음과 같은 Mahalanobis 거리가 1이 되는 타원식을 이용한다.

$$[(P - \bar{P}_i) \sum f^{-1} (P - \bar{P}_i)^T]^{1/2} = 1, \quad i=1,2 \quad (12)$$

여기서 P 는 화상 평면상의 임의의 점이고 \bar{P}_i 는 전역 좌표계상의 점 P_i 에 대한 화상 좌표계상의 대응점이며

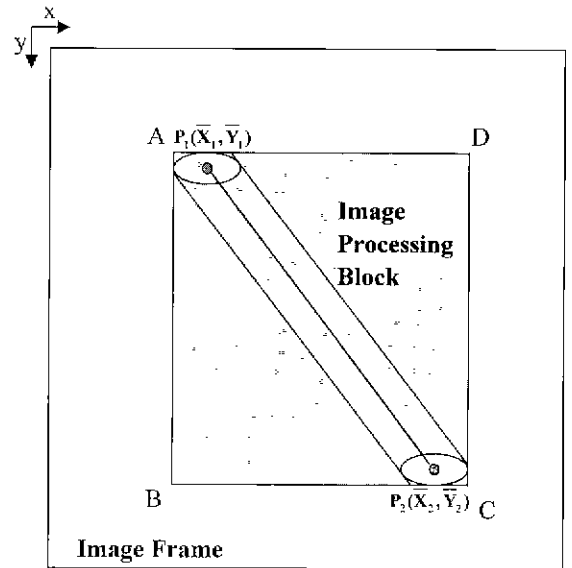


그림 5. 영상 처리 영역(IPB)의 설정.
Fig. 5. Setting an image processing block.

$\sum f$ 는 (11)에 의해 구해지는 오차 공분산 행렬이다.

이때 영상 처리상의 편의를 위해서 본 논문에서는 영상처리 영역 IPB(Image Processing Block)를 그림 5에서와 같이 두 타원의 최외곽 점을 모두 포함하는 가장 큰 직사각형으로 정의한다.

3. 이정표 추출 알고리즘

영상처리 영역이 결정되면 이 영역을 전 처리에 의해 이진화된 영상으로 만든 뒤 휴-변환을 적용하여 검출하고자 하는 이정표를 찾는다. 일반적으로 휴-변환에 의해 직선을 검출하게 되면 다수개의 유사한 직선이 발생하게 되므로 어떤 직선이 우리가 찾고자 하는 직선인지를 선별하는 방법이 요구된다. 본 절에서는 2차원 환경모델에서 주어지는 정보를 이용하여 복도선과 객체 연결부에서 주어지는 수직선을 선별하는 방법을 설명한다. 복도선은 지면위에 존재하는 직선이며 수직선과 만나 지면위의 교차점을 형성한다.

3.1 복도선 이정표의 선별 알고리즘

먼저 영상정보에 대하여 전처리 작업을 수행하여 그림 6과 같이 두 복도선에 대한 후보가 각각 N개와 M개가 존재한다고 할 때 이 직선들은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$L_{k1} \begin{bmatrix} g_{k1} \\ h_{k1} \end{bmatrix} + \eta_{k1} \begin{bmatrix} a_{k1} \\ \beta_{k1} \end{bmatrix}, \quad k1=1 \sim N \quad (13)$$

$$L_{k2} \begin{bmatrix} g_{k2} \\ h_{k2} \end{bmatrix} + \eta_{k2} \begin{bmatrix} a_{k2} \\ \beta_{k2} \end{bmatrix}, \quad k2=1 \sim M$$

여기서 $[g_{k1}, h_{k1}]^T, [g_{k2}, h_{k2}]^T$ 는 각 직선상에 놓인 한 점을 $[a_{k1}, \beta_{k1}]^T, [a_{k2}, \beta_{k2}]^T$ 는 그 방향벡터를 나타낸다. 그리고 이동 로봇의 실제 위치가 (P_x, P_y, P_θ) 이고 현재 위치 추정치가 $(\bar{P}_x, \bar{P}_y, \bar{P}_\theta)$ 라고 가정하자. 이때 이동 로봇의 추정 위치에 대한 오차 공분산은 $\sum p$ 로 주어진다. (13)의 직선들은 자연광 상태에서 선 추출의 강

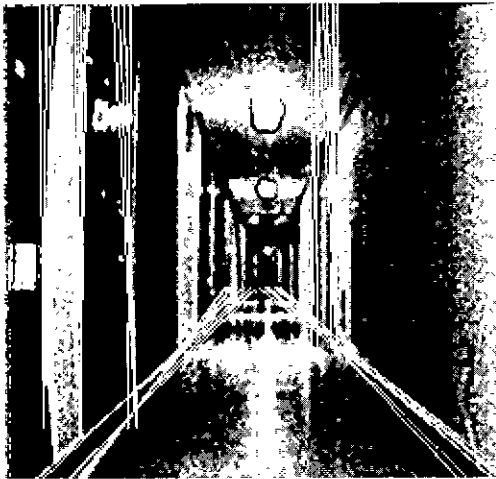


그림 6 휴-변환에 의해 검출된 다수의 후보 직선들
Fig. 6. Lines detected by hue transform.

인성을 향상시킬 목적으로 휴-변환을 이용하여 얻어지는 직선들이다. 위와 같은 다양한 가능성을 갖는 직선 후보들 중에서 실제 이점표 직선을 추출하는 것은 매우 어렵다. 본 논문에서는 이동 로봇의 위치에 대한 불확실성에 영향받지 않는 기하학적 특성을 이용하여 복도선을 검출하는 방법을 제안한다. 복도선은 기하학적으로 지면 위에 있는 두 평행선이며 두 직선간의 수직 거리는 상수이다. 두 복도선이 카메라 좌표계로 변환되면 이동 로봇의 위치에 대한 변환을 거치게 되므로 벡터의 성분과 지나가는 점의 좌표값들은 이동 로봇의 위치에 대한 불확실성에 영향을 받아 실제와 다른 값을 갖게 된다. 그러나 두 직선이 평행한 성질과 두 직선간의 수직 거리는 벡터의 성분에 관계없이 유지된다. 이것은 직선의 평행성과 직선거리가 좌표계 변환과 무관하게 유지되는 기하학적 특성이기 때문이다. 따라서 본 논문에서는 이 두 가지 특성을 이용하여 복도선을 검출하는 알고리즘을 제안한다. 먼저 (13)에서 얻어진 직선들이 모두 평면상에 존재한다고 가정하고 카메라 좌표계에서의 직선의 방향벡터를 구한다.

$$(i_{k1}, j_{k1}, k_{k1}), \quad 1 \leq k_1 \leq N$$

$$(i_{k2}, j_{k2}, k_{k2}), \quad 1 \leq k_2 \leq M$$

이들 직선의 방향벡터의 평행한 정도에 따라 배열하고 두 직선사이의 거리를 구하여 복도의 폭 D_c 와 오차가 허용범위 내에 들어간다면 이 두 직선을 복도선으로 간주한다. 검출된 직선들 사이의 수직 거리를 구하기 위해서 그림 7에서의 같이 정의되는 기하학적 관계를 이용한다. 이 관계를 적용하기 위해서는 두 직선의 방향 벡터와 두 직선이 각각 지나가는 두 점의 좌표를 알아야 하는데, 이것은 환경 모델에서 주어지는 복도 객체의 조인트점이 복도선 상에 있으므로 III장 3.2절에 설명하는 수직선 선별 알고리즘으로부터 얻어진 객체 조인트 점에 대한 컴퓨터 화상 좌표값으로부터 그림 7에서 보이는 P_1 과 P_2 점에 대한 카메라 좌표계에서의 표현을 계산해

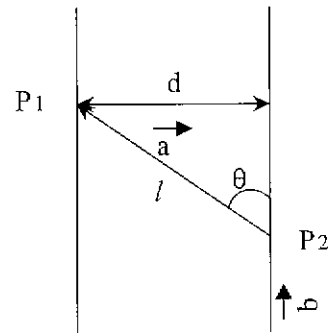


그림 7. 평행한 두 직선과 직선 위의 점이 갖는 기하학적 관계.

Fig. 7. Geometrical relation between two parallel lines and two points on them.

낼 수 있다.

(9)에서 지면 방정식의 카메라 좌표계에서의 성분들은 wT_c 변환에 의해 이동 로봇의 위치에 대한 불확실성에 영향을 받게 되지만 두 점사이의 거리는 기하학적으로 유지된다. 그림 7의 관계를 이용하여 카메라 좌표계에서의 두 직선의 거리를 구하면 다음과 같다.

$$d = \ell \sqrt{1 - \cos^2 \theta} \quad (14)$$

여기서,

$$\ell = \sqrt{(a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2 + (c_1 - c_2)^2}$$

$$\cos \theta = \frac{(i_{k1}i_{k2} + j_{k1}j_{k2} + k_{k1}k_{k2})}{(\sqrt{i_{k1}^2 + j_{k1}^2 + k_{k1}^2} \sqrt{i_{k2}^2 + j_{k2}^2 + k_{k2}^2})}$$

3.2 수직선 이점표의 선별 알고리즘

이점표로 활용되는 수직선은 복도와 복도가 만나는 곳, 출입문, 승강기 등에서 발생한다. 본 논문에서는 두 개의 수직선쌍을 동시에 검출하여 수직선 이점표로 이용한다. 이 직선들에 대해서도 영상 처리 영역을 3.2절의 방법으로 설정한 뒤 영상처리를 행하면, 휴-변환에 의해 다수개의 유사한 직선들이 발생하게 된다. 이때 두 개의 수직선 이점표에 대하여 (13)과 마찬가지로 각각 N개와 M개의 후보가 존재하고 이 직선들 중에서 두 개의 직선이 전역 좌표계에 있는 이점표가 되는 두 수직선의 투사라고 가정하자. 전역 좌표계에서 수직선의 방향 벡터는 지면의 법선 벡터와 같으며 카메라 좌표계에서의 값은 (15)로 주어진다.

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = {}^cT_R {}^R T_w \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

여기서 ${}^R T_w$ 를 구해보면,

$$\begin{bmatrix} \cos(\overline{P_\theta}) & \sin(\overline{P_\theta}) & 0 & -\overline{P_x} \cos(\overline{P_\theta}) - \overline{P_y} \sin(\overline{P_\theta}) \\ -\sin(\overline{P_\theta}) & \cos(\overline{P_\theta}) & 0 & \overline{P_x} \sin(\overline{P_\theta}) - \overline{P_y} \cos(\overline{P_\theta}) \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

로 주어지므로 벡터 $[0 \ 0 \ 1]^T$ 는 이동 로봇의 위치의 불

확실성에 영향을 받지 않음을 알 수 있다. 따라서 수직선 후보 직선들의 방향 벡터는 (15)의 방향 벡터와 일치해야 한다 그러나 방향 벡터만으로는 원하는 이정표를 정확히 검출할 수가 없다. 따라서 정확한 수직선을 검출하기 위해서는 이동 로봇의 위치에 영향받지 않는 기하학적 특성을 이용해야 한다. 수직선 이정표는 복도선과 지면에서 교차하게 되며 이 교차점은 3.2절에서 제안한 복도의 환경 지도로부터 구할 수 있다. 따라서 두 개의 수직선 이정표가 각각의 복도선과 만나는 서로 다른 두 교점사이의 거리는 좌표계의 변환과 무관하게 유지된다. 이 거리를 D_h 라고 정의하자. 수직선 이정표가 되기 위해서는 먼저 다음의 관계를 만족해야 한다.

$$\text{if } L_{kn} \perp \text{Floor then } |\alpha_{kn}G_x + \beta_{kn}G_y| = 1$$

여기서 $n = 1 \text{ and } 2$

α_{kn} 과 β_{kn} 는 수직선 후보 직선의 방향벡터에서 그리고 G_x, G_y 는 (15)와 캘리브레이션 행렬 및 투사변환을 이용해 구할 수 있다. 이제 III장 3.1절에서 구한 복도선 후보와 본 절에서 검출한 수직선 후보들과의 교점을 P_{k1} 과 P_{k2} 를 다음과 같이 구한다.

$$P_{k1} = (x_{k1}, y_{k1}), P_{k2} = (x_{k2}, y_{k2})$$

이 두 교점은 화상 좌표계 상에서의 교점이며 복도선과의 교점이므로 지면 위의 점과 1대1 대응되는 점이 된다. 따라서 이 두 점에 대한 카메라 좌표계에서의 거리는 2차원 환경모델로부터 구해지는 D_h 와 일치해야 한다. 두 점에 대한 카메라 좌표계에서의 좌표값은 평면상에 존재하는 점이라고 가정하고 역투사변환을 적용하여 구할 수 있다. 이제 카메라 좌표계에서의 두 점사이의 거리 D_{k1k2} 는 다음과 같이 구해진다.

$$D_{k1k2} = \sqrt{(a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2 + (c_1 - c_2)^2} \quad (16)$$

이상의 결과를 종합하여 이정표 선정 알고리즘에 대한 흐름도를 나타내면 그림 8과 같다.

4. 칼만 필터링에 의한 위치 추정

3절에서 복도선 이정표와 수직선 이정표들을 이동 로봇의 위치추정 오차에 영향받지 않도록 투사 기하학적 관계를 이용하여 구하는 방법을 제안하였다. 이 방법을 이용하여 원하는 이정표가 구해지면 이 이정표는 현재 이동 로봇의 위치 추정치를 기준으로 계산한 예측 이정표와 오차를 보이게 된다. 이 오차를 이용하면 이동 로봇의 실제 위치를 역으로 계산할 수 있다. 본 논문에서는 다음에 설명하는 확장 칼만 필터를 이용하여 이동 로봇의 위치를 추정하게 된다. 관측벡터 x 가 파라미터 a 에 의존하는 비선형 관계식이 다음과 같이 주어진다고 가정하자.

$$f(x, a) = 0 \quad (17)$$

관측 벡터 x 와 파라미터 a 가 랜덤 변수라면 x 와 a 의 평균 \bar{x}, \bar{a} 를 이용하여 다음과 같이 (17)을 선형화할 수 있다.

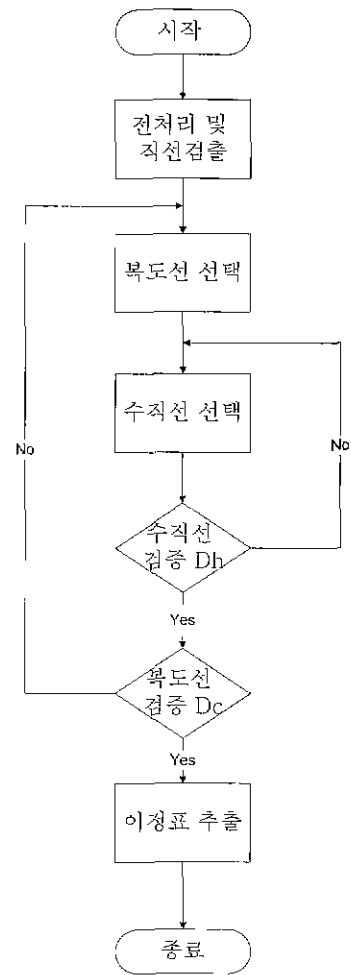


그림 8. 이정표 추출 알고리즘 흐름도.
Fig. 8. Flowchart of landmark extraction algorithm.

$$f(x, a) \approx f(\bar{x}, \bar{a}) + \frac{\partial f}{\partial x}(x, \bar{a})(x - \bar{x}) + \frac{\partial f}{\partial a}(\bar{x}, a)(a - \bar{a}) \quad (18)$$

이제 관측벡터의 관점에서 아래와 같이 다시 쓰면

$$-f(\bar{x}, \bar{a}) + \frac{\partial f}{\partial a}(\bar{x}, a)\bar{a} = \frac{\partial f}{\partial a}(\bar{x}, a)a + \frac{\partial f}{\partial x}(x, \bar{a})(x - \bar{x}) \quad (19)$$

이고 이 식은 다음과 같은 선형 방정식의 형태를 갖는다.

$$y = Ma + u \quad (20)$$

여기서 y 는 실측된 벡터 x 의 함수이고, M 은 측정된 벡터와 파라미터 벡터 a 와의 선형 관계를 규정하며, u 는 측정 벡터의 선형화된 에러이다 여기서 y 와 M 은 아는 값이며 u 의 평균과 공분산을 알고 있다면 측정 벡터 x 가 주어질 때 칼만 필터를 적용하여 파라미터 a 의 최적 추정치와 갱신된 분산을 구할 수 있다. 이제 위 식을 n 개의 측정 벡터가 주어지는 경우에 대해서 아래와 같이 다시 쓰자.

$$y_1 = M_1 a + u_1 \quad (21)$$

확장 칼만 필터를 (20)에 적용하면 새로운 추정치와 분산을 다음의 식에 의해 계산할 수 있다.

$$\bar{a}_i = \bar{a}_{i-1} + K_i(y_i - M_i \bar{a}_{i-1}) \quad (22)$$

$$K_i = P_{i-1} M_i^T (Q_i + M_i P_{i-1} M_i^T)^{-1} \quad (23)$$

$$P_i = (I - K_i M_i) P_{i-1} \quad (24)$$

$$Q_i = E(u_i u_i^T) \quad (25)$$

여기서 K_i 는 칼만 이득이고 P_i 는 i 번째 검출 벡터에 의해 갱신된 오차 공분산, \bar{a}_i 는 i 번째 검출 벡터에 의해 갱신된 파라미터의 추정치이다. n 개의 측정 벡터에 대하여 반복 계산한 최종적인 파라미터의 추정치와 분산은 \bar{a}_n 과 P_n 이 된다. 지금까지 설명한 칼만 필터를 이동 로봇의 카메라 시스템에 적용하기 위해서 화상 안의 직선과 카메라 좌표계의 직선 사이의 관계를 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} a & i \\ b & j \\ c & k \\ 1 & 0 \end{bmatrix} T_{cal} \begin{bmatrix} -\beta & \alpha & (g\beta - ha) & 0 \end{bmatrix} = 0 \quad (26)$$

여기서 $(a, b, c)^T$ 와 $(i, j, k)^T$ 는 카메라 좌표계에서 직선상의 한점과 방향벡터를 나타낸다 이제 전역 좌표계에서 점 $p(x, y, z)$ 를 지나고 방향벡터가 (l, m, n) 인 직선이 위의 직선과 대응된다고 하자. 전역 좌표계의 직선이 카메라 좌표계의 직선으로 변환되는 행렬은 ${}^C T_R \cdot {}^R T_W$ 이고 이를 이용하여 (26)을 다시쓰면

$$\begin{bmatrix} x & l \\ y & m \\ z & n \\ 1 & 0 \end{bmatrix} T_{cal} {}^C T_R {}^R T_W \begin{bmatrix} -\beta & \alpha & (g\beta - ha) & 0 \end{bmatrix} = 0 \quad (27)$$

로 된다. (27)은 다음과 같이 간단한 형태로 고쳐 쓸 수 있다.

$$f(z, P_R) = 0 \quad (28)$$

여기서

$$z = (g, h, \alpha, \beta), P_R = (P_x, P_y, P_\theta)$$

(28)은 검출 벡터 z 와 추정하고자 하는 파라미터 P_R 의 비선형 함수이므로 앞에서 유도한 확장 칼만 필터를 적용하면 다음과 같은 식을 유도할 수 있다.

$$-f(z_i, \overline{P_R^{i-1}}) + \frac{\partial f}{\partial P_R}(z_i, \overline{P_R^{i-1}}) \overline{P_R^{i-1}} \quad (29)$$

$$= \frac{\partial f}{\partial P_R}(z_i, \overline{P_R^{i-1}}) P_R + \frac{\partial f}{\partial z}(z_i, \overline{P_R^{i-1}})(z_i - \bar{z}_i)$$

$$y_i = M_i P_R + u_i \quad (30)$$

여기서,

$$y = -f(z_i, \overline{P_R^{i-1}}) + \frac{\partial f}{\partial P_R}(z_i, \overline{P_R^{i-1}}) \overline{P_R^{i-1}}$$

$$M_i = \frac{\partial f}{\partial P_R}(z_i, \overline{P_R^{i-1}})$$

$$u_i = \frac{\partial f}{\partial z}(z_i, \overline{P_R^{i-1}})(z_i - \bar{z}_i)$$

이때 파라미터와 오차 공분산을 추정하는 수식들은 아래와 같다.

$$\overline{P_{R,i}} = \overline{P_{R,i-1}} + K_i(y_i - M_i \overline{P_{R,i-1}}) \quad (31)$$

$$K_i = \sum_{D_{i-1}} M_i^T (Q_i + M_i \sum_{D_{i-1}} M_i^T)^{-1} \quad (32)$$

$$\sum_{D_i} = (I - K_i M_i) \sum_{D_{i-1}} \quad (33)$$

$$Q_i = E(u_i u_i^T) = \frac{\partial f}{\partial z} V_i \frac{\partial f}{\partial z}^T \quad (34)$$

또한 V_i 는 화상 좌표계에서 직선의 방향 벡터와 지나 는 점의 값을 계산할 때 발생하는 랜덤한 오차에 대한 일반화된 분산 행렬이며 이 값은 실험적으로 구하는 값 이다.

IV. 실험 및 결과고찰

1. 이동 로봇 시스템 구성

그림 4.1은 실험에 사용된 시스템의 구성을 보이고 있 다. 이동 로봇은 68030보드를 주제어기로 탑재하고 있으 며 모터 제어 보드, 초음파 센서 보드 및 카메라와 어래 이 센서 구동 보드를 포함하여 총 4장의 보드로 구성되 어 있다. 또한 머리 부분에는 Panasonic사의 소형 카메 라와 카메라 지지부 및 구동부가 설치되어 있다. 현재 이 이동 로봇에는 VME버스용 영상 처리보드가 구비되 지 않아 영상 처리는 별도의 PC를 이용하여 수행하도록 시스템을 구성하였다. 따라서 이동 로봇과 PC사이에 데 이터의 교환이 필요하며 이것은 RS-232C를 이용한 직 렬 통신을 사용하여 이루어진다. 이동 로봇은 주행과 추 측항법에 의한 위치 추정, 위치 추정의 오차 계산, 카메 라 및 초음파 센서 조정, 초음파 센서 측정 등의 작업을 수행하고 작업의 결과를 PC에 전송한다. PC에는 복도 환경 모델의 데이터 베이스가 저장되어 있으며, 카메라 로 획득된 영상 데이터와 이동 로봇으로부터 전송 받은 위치 추정치 및 오차의 공분산을 이용한 이동 로봇의 위 치 추정과 경로 계획이 수행된다. 수정된 이동 로봇의 위치 추정치와 오차 공분산, 그리고 새로이 계획된 경로 가 다시 이동 로봇으로 전송되면 이동 로봇은 주행을 개 시한다. 이러한 이동 로봇과 PC의 협동 작업은 주어진 임무가 완결될 때까지 반복된다.

2. 복도 화상을 이용한 이정표의 추출

복도 화상으로부터 이정표를 추출하기 위해서는 획득 된 화상을 몇 단계의 필터링을 통해 잡음을 제거하고 경 계선성분을 강조한 뒤 이치화하는 전처리 과정이 필요하 다. 먼저 획득된 영상을 라플라시안(Laplacian)필터를 통 해 화소의 농도 변화가 발생하는 부분을 강조한 뒤, 메 디안 필터링을 행하여 영상안의 고주파 잡음을 제거한 다 다음 샤프닝(sharpening) 필터를 적용하여 경계선 (edge)성분을 강조시킨다. 이렇게 처리된 결과를 적당한 임계치(threshold)에 의해 이치화한 뒤 소벨 연산에 의해 경계선을 추출하면 전 처리가 완결된다. 전처리는 실험 적으로 결정된 조합이며 다른 필터들의 조합에 의한 전 처리도 얼마든지 가능하다. 화상의 전 처리가 끝나면 이

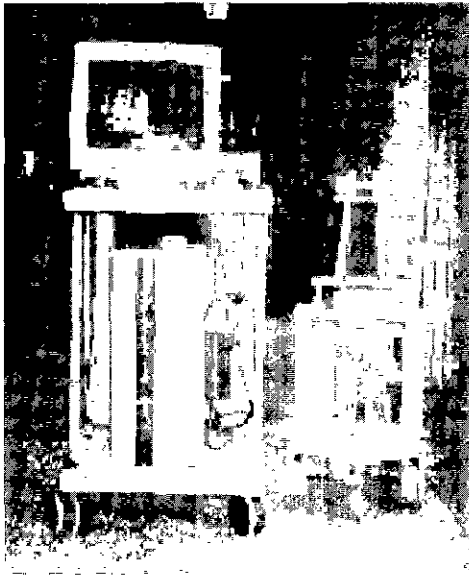
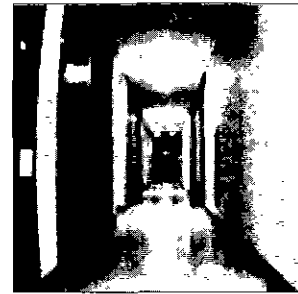


그림 9 이동 로봇 시스템의 구성.
Fig. 9. Figure of the mobile robot.

정표의 추출 과정을 수행한다. 본 실험에서는 두 복도선과 진행 방향에 대해서 좌, 우의 첫 번째 객체 조인트를 이정표로 선택하도록 설정하였다. 이동 로봇의 위치 추정치와 오차 공분산이 주어지면 복도 데이터 베이스로부터 추출해야 할 이정표에 대한 영상 처리 영역인 IPB (Image Processing Block)를 III장 2절에서 설명한 방법을 사용하여 결정하게 된다. IPB가 결정되면 해당 영역에 대하여 휴-변환과 역변환을 행하여 각각의 이정표에 대한 후보 직선들을 추출하게 된다. 휴-역변환에서는 모든 공간을 역 변환하지 않고 이정표가 존재할 가능성이 높은 영역만을 역 변환하여 처리 시간을 단축시킨다. 이정표의 후보 직선들이 추출되면 다음은 이정표의 인식 단계로 넘어간다. 이정표를 인식하기 위해서는 III장에서 설명한 추출 알고리즘을 각각의 후보들에 적용하게 된다. 이때 복도선을 먼저 추출한 뒤 이 복도선을 이용하여 수직선 이정표를 추출하게 된다. 이렇게 추출된 두 복도선과 두 수직선의 교차점은 환경 데이터 베이스에 모델링된 접촉점이 되므로 추출된 직선들의 교차점을 구함으로써 이정표 추출이 완료되고 원하는 객체 조인트를 인식할 수 있게 된다. 그림 10은 이동 로봇의 위치 추정치가 (-1.2, 0.0, 90°)라고 가정하고 오차의 공분산이 (4.1)로 주어질 때 이정표 추출 결과이다. 여기서 각도 오차에 대한 공분산의 단위는 degree이다.

$$\Sigma p = \begin{bmatrix} 0.1^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1^2 & 0 \\ 0 & 0 & 5^2 \end{bmatrix} \quad (35)$$

그림 10의 (b)는 오차 공분산을 이용하여 설정된 IPB와 이 영역만을 영상 처리하여 검출한 후보 직선들을 보이고 있다. (c)는 최종적으로 추출된 이정표들과 이들을 이용해 인식된 객체 조인트를 표시하고 있다. 그림의 하단에 보이는 두 원은 복도선과 수직선의 교차점으로서 인식하고자 하는 객체 조인트와 거의 일치하는 결과를



(a) 원 영상



(b) IPB와 추출된 후보직선들 (c) 추출된 최종 이정표

그림 10. 복도 영상의 처리의 예.
Fig. 10. An example of corridor image processing.

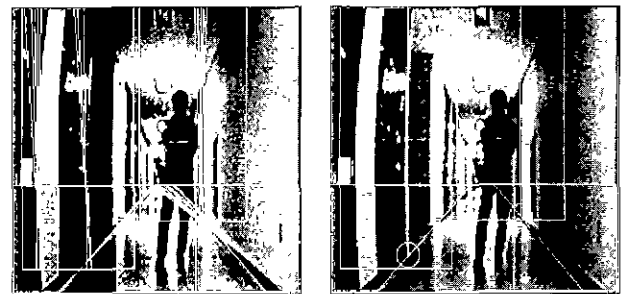


그림 11. 사람이 있는 상황에서의 이정표 인식.
Fig. 11. Landmark recognition in case an obstacle lies in the environment.

보여주고 있다. 이 결과로부터 본 논문에서 제안한 환경 모델과 이정표 추출 및 인식 알고리즘이 실제 상황에 잘 적용됨을 알 수 있다

그림 11은 이동 로봇의 진행 방향으로 복도의 중간에 사람이 서 있는 상황에서 획득된 영상에 대한 인식 결과이다. 그림에서 복도에 서 있는 사람이 복도선의 일부를 가리고 있고 이정표가 되는 수직선은 가리지 않고 있음을 알 수 있다 본 논문에서 제안한 인식 방법은 물론이나 사람이 이정표가 되는 직선들을 일부 가리고 있어도 완전히 가리고 있지 않는 한, 대상으로 추출되는 후보 직선의 수가 변화될 뿐 인식의 결과에는 크게 영향을 미치지 않게 된다

그림 12는 두 개의 상자를 두 수직선이 지면과 교차하는 접촉점을 가리도록 배치하고 획득한 영상에 대한 인식 결과이다.

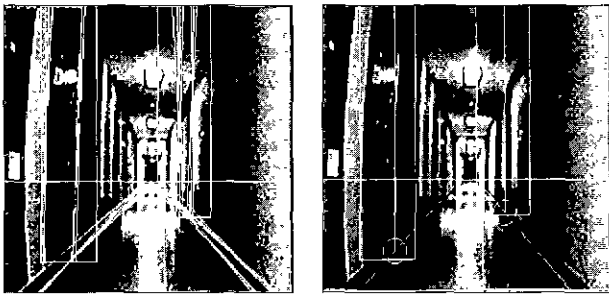


그림 12. 장애물이 이정표를 가리고 있는 상황.
Fig. 12 Landmark recognition when it's invisible.

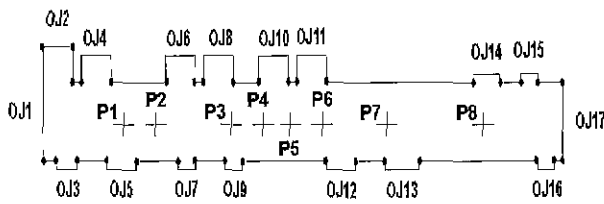


그림 13. 이동 로봇의 복도 주행 경로.
Fig. 13. Navigation path of the mobile robot.

앞서 언급한 바와 같이 두 개의 장애물들이 이정표가 되는 직선들을 완전히 가리고 있지 않으므로 후보가 되는 직선의 수만 변화될 뿐 인식의 결과에는 큰 영향을 미치지 않고 있음을 결과로부터 확인할 수 있다. 위의 두 그림 12 실험은 본 논문에서 제안된 알고리즘의 환경에 대한 강인성(robustness)을 잘 보여주고 있다.

3. 복도 주행 실험

본 논문에서 제안한 이정표 추출 및 위치 추정 알고리즘과 환경 모델링, 그리고 주행 제어 시스템의 성능을 검증하기 위하여 실제 복도에서 주행 실험을 행하였다. 이동 로봇은 초기 위치 (-1.3, -7.032, 90°)에 놓여 있고 복도의 중앙을 따라 (-1.3, 18.0, 90°)까지 직진 주행을 하도록 하였다.

그림 13은 실험에 사용된 이동 로봇의 주행 환경이며 P1은 초기 위치이고 P2-P7은 이동 로봇이 멈추어 영상을 획득하고 이정표를 검출하며 위치를 추정하는 중간 경유 지점이다. P8은 이동 로봇의 최종 목표 지점이다. P1-P8은 미리 설계되어 이동 로봇에 주어진다. 이동 로봇은 주행시 모터의 속도 변화에 의해 추정된 위치 및 오차 공분산과 각 지점에서 획득된 영상에서 검출된 이정표를 이용하여 추정된 위치에 의존하여 주행하게 된다. 이동 로봇이 추측항법, 즉 모터의 속도 변화만을 이용하여 주행하는 경우에는 15m를 주행한 경우 복도의 중앙으로부터 60cm 이상을 이탈하고 있음을 확인하였다. 본 논문에서 사용된 주행제어는 실시간으로 처리되는 것이 아니라 "look and move" 방식에 의해 처리된다. 즉 이동 로봇이 설계된 중간 경유점에 도착했다고 판단하면 주행을 멈추고 현재의 추정 위치에서 복도 영상을 획득한다. 획득된 복도 영상은 주행의 중간에 모터의 속도 데이터로부터 계산된 오차 공분산과 현재의 추정 위치를 이용하여 II장에서 제안된 알고리즘에 의하여 처리되어

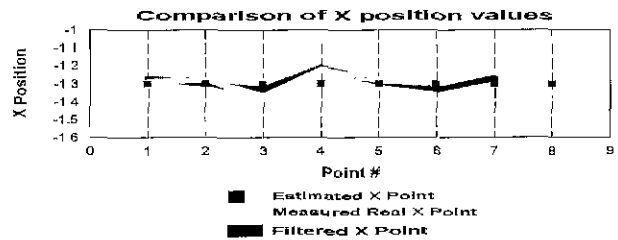


그림 14. 실제 주행시 칼만 필터링에 의한 위치추정.
Fig. 14. Position estimation by Kalman filter during the mobile robot navigation.

현재의 추정 위치로부터 획득 가능한 이정표를 추출한다. 이정표가 추출되면 칼만 필터를 통해 이동 로봇의 새로운 위치와 오차 공분산을 계산한다. 이 위치와 오차 공분산은 다시 이동 로봇의 이동 제어기에 전달되고, 이동 로봇은 갱신된 위치 정보를 기반으로 다음 중간 경유 지점에서의 주행을 개시한다. 이동 로봇이 목표지점까지 주행하기 위해서는 7번의 영상 처리와 8번의 위치 이동이 요구되었고 전체 주행거리는 24.9m였으며 이 과정에는 대략 2분이 소요되었다. 그림 4.6은 이동 로봇이 각 중간 경유점에서 추측 항법으로 추정된 x좌표와 실제로 측정된 x 좌표, 그리고 칼만 필터링에 의해 추정된 x좌표를 보이고 있다.

이동 로봇은 +y축 방향으로 진행하고 있으므로 x좌표의 편차는 곧 이동 로봇이 복도의 중앙으로부터 이탈한 정도를 의미한다. 본 실험에서 이동 로봇이 보여준 최대 편차는 경유 지점 P4에서 발생한 7.5cm였다. 위의 그림에서 이동 로봇의 내부 추정치는 검은 사각형으로 표시되어 있는데 이 값은 이동 로봇이 복도의 중앙을 이탈하지 않고 주행하고 있는 것처럼 보인다. 이동 로봇은 추측 항법으로 추정된 위치 값을 이용하여 이동 로봇의 위치이동을 제한 제어하기 때문에 내부적인 계산으로는 항상 목표점으로 정확히 이동하는 것으로 계산하게 된다. 그러나 이동 로봇의 실제 위치는 그림 4.6에서처럼 복도의 중앙으로부터 위치와 방향이 벗어나게 되고 이러한 오차는 외부 환경을 센서를 통해 검출하여 보상해줘야 한다. 본 논문에서는 영상으로부터 검출된 이정표에 칼만 필터링을 적용하여 위의 그림에서와 같이 실제 이동 로봇의 위치와 방향을 큰 오차 없이 잘 추정하고 있다. 실험을 통하여 이동 로봇의 위치 오차 공분산이 이동 거리에 따라 크게 증가되었음을 확인할 수 있으며 이 오차는 칼만 필터링을 통해 적절하게 제거되어 이동 로봇의 정확한 위치와 새로운 오차 공분산을 계산할 수 있음을 확인하였다. 이상의 실험 결과를 종합하면, 본 논문에서 제안한 복도 환경 모델, 이정표 추출 알고리즘 및 주행 제어 시스템이 실제 환경에 잘 적용되며 이동 거리에 따라 크게 증가하는 위치 추정의 오차를 정확하게 보정하여 목표지점까지의 주행을 잘 제어함을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 하나의 카메라를 이용하여 복도환경에서 발생하는 직선을 이정표로 추출하고, 인식된 직선과

교차점에 칼만 필터링을 적용하여 로봇의 위치와 오차 범위를 계산하는 방법을 제안하였다. 일반적으로 하나의 카메라만으로는 3차원 정보를 얻을 수 없으므로 투사 기하학적 정리에 근거한 모델 기반의 영상 해석 방법을 도입하여 3차원 정보를 정확히 추출하는 방법을 제안하였다. 또한 3차원으로 모델링 되던 건물의 복도 환경을 2차원의 그래프 구조로 모델링 하는 방법을 제안하여 복도 구조의 데이터 베이스를 쉽게 구축하고 빠르게 원하는 정보를 추출할 수 있도록 하였다. 제안된 인식 방법은 이동 로봇의 위치 추정치가 항상 오차를 포함한다고 전제하고 이동 로봇의 위치 오차에 영향받지 않는 지면의 법선 벡터와 복도 구조를 형성하는 직선 및 점 이점표들의 고유한 기하학적 관계를 매칭 문제(matching problem)에 적용함으로써 확실적인 매칭 방법보다 쉽고 간편하게 정확한 이점표를 인식할 수 있었다. 또한 오차의 범위를 영상 처리 영역을 한정하는데 활용함으로써 계산 속도를 향상시켰다. 또한 제안된 방법을 실제 복도 영상에 적용하여 이점표를 추출하는 실험을 행한 결과 오차 공분산이 실제 오차에 근사하도록 추정된다는 것이 보장되면 원하는 이점표를 추출하는 것이 국지적인 장애물이나 오차 공분산의 범위 내에 존재하는 로봇의 위치 추정 오차에 영향받지 않는다는 강점을 보여주었다. 또한 인식된 이점표에 칼만 필터링을 반복 적용함으로써 이동 로봇의 실제 위치에 매우 근사한 위치를 계산해 낼 수 있음을 보여주었다.

본 논문에서 제안된 방법은 복도 구조를 직선 구조로 한정하고 있으므로 대부분의 건물에 적용될 수 있지만 큰 방(room)이나 로비(lobby)와 같은 환경이나 곡선이 많이 포함된 환경에는 적용될 수가 없다. 또한 건물의 내부 조명상태에서만 실험하였기 때문에 자연 조명 상태의 환경에 대한 영상 전 처리의 방식을 추가 해야 할 필요가 있다. 또한 장애물이 주행 경로를 막고 있는 상황을 다루지 않고 있다. 따라서 추후 과제로 조명 상태가 변하는 상황을 자동으로 인식하여 영상의 전 처리를 재구성하는 주행 제어 시스템의 구현과 장애물을 인식하고 회피하는 장애물 회피 및 회피 경로 계획 알고리즘에 관한 연구가 수행되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] H. P. Moravec, A. Elfes, "High resolution maps from wide angle sonar." *Proc. of IEEE International Conf Robotics and Automation*, St. Louis, pp. 161-121, 1985.
- [2] J. J. Leonard, F. Hugh, Durrant-Whyte, *Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation*. Kluwer Academic Publishers, Massachusetts, USA, 1992.
- [3] L. Juneau, G. Chevrette, "Using laser range data to model tunnel curvature for the automatic guidance of a mining vehicle." *Proc. of the 2nd IEEE Conf. Control Application*, Vancouver, B.C., pp. 643-648, 1993.
- [4] J. Forsberg, W. Ake, "The hough transform inside the feedback loop of a mobile robot." *Proc. of IEEE International Conf. Robotics and Automation*, Atlanta, USA, vol. 1, pp. 791-798, 1993.
- [5] K. S. Fu, R. C. Gonzalez, C. S. G. Lee, *Robotics: Control, Sensing, Vision and Intelligence*. McGraw-Hill Book Company, New York, USA, 1987.
- [6] R. M. Haralick, L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision vol. II*. Addison-Wesley Publishing Company, 1993.
- [7] I. J. Cox, G. T. Wilfong, *Autonomous Robot Vehicles: the Stanford Cart and the CMU Rover*. Springer-Verlag, New York. pp. 407-419, 1990.
- [8] C. Fennema, A. Hanson et. al., "Model-directed mobile robot navigation." *IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetic*, vol. 20, no. 6, pp. 1352-1369, 1990.
- [9] M. W. William. III. "Visual Estimation of 3-D line segments from motion-A mobile robot system." *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 5, no. 6, pp. 820-825, 1989.
- [10] S. Takeshi. "3-D corridor scene modeling from a single view under natural lighting conditions." *IEEE Trans. PAMI*, vol. 14, no. 2, pp. 293-298, 1992.
- [11] M. Straforini, C. Coelho, et al., "The recovery and understanding of a line drawing from indoor scenes." *IEEE Trans. PAMI*, vol. 14, no. 2, pp. 298-303, 1992.
- [12] A. Kosaka, A. C. Kak, "Fast visionguided mobile robot navigation using modelbased reasoning and prediction of uncertainties." *Journal of Computer Vision, Graphics, and Image Processing-Image Understanding*, vol. 56, no. 3, pp. 271-329, 1992.
- [13] J. David, Kreigman et. al., "Stereo vision and navigation in buildings for mobile robots." *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 5, no. 6, pp. 792-803, 1989.
- [14] N. Ayache. O. D. Faugeras, "Building, resistrating, and fusing noisy visual maps." *International Journal of Robotics Research*, vol. 7, no. 6, pp. 45-65, 1988
- [15] F. Wallner, R. Graf, R. Dillman, "Real-time map refinement by fusing sonar and active stereo-vision." *IEEE International Conf. Robotics and Automation*, pp. 2968-2973, 1995.
- [16] A. Nicolas, *Artificial Vision for Mobile Robots: Stereo Vision and Multisensory Perception*. The MIT Press, Cambridge, USA. chap.6, pp. 85-100, 1991.
- [17] 김성호, 김병국, "Stereo vision을 이용한 이동 로봇의 실내 주행을 위한 environment map의 작성".

한국자동제어학술회의 논문집, pp. 944-949, 1994.

[18] A. Nicolas, *Artificial Vision for Mobile Robots: Stereo Vision and Multisensory Perception*. The MIT Press, Cambridge, USA, chap. 8, pp. 129-

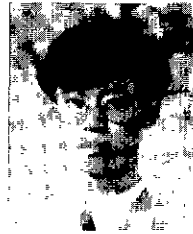
150, 1991.

[19] M. S. Grewal, A. P. Andrews, *Kalman Filtering Theory and Practice*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, USA, 1993.



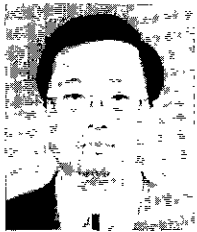
이 기 철

1991년 연세대학교 전자공학과 졸업. 동대학 석사(1993). 고등기술연구원 연구원(1993-1995). 1995-현재 연세대학교 전자공학과 박사과정. 관심분야는 로보틱스, 지능제어 및 비선형 제어 이론.



김 현 태

1991년 연세대학교 전자공학과 졸업. 동대학 석사(1993). 동대학원 박사(1997). 1997-현재 현대전자 전장사업부 선임연구원. 주관심 분야는 에어백 제어, 이동로봇, 머신비전, 지능제어 등.



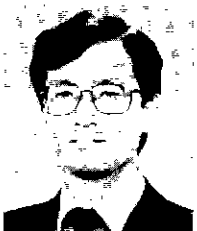
고 재 원

연세대학교 전기공학과 졸업(1981). 동대학 석사(1983). 동대학 박사(1992). 삼성전자 자동화 연구소 선임 연구원(1986-1992). 고등기술연구원 책임연구원(1993-1996). 1996-현재 유한대학 제어계측과 교수. 주관심 분야는 로봇 제어, 로봇 비전 및 지능제어.



이 성 렬

연세대학교 전자공학과 졸업(1996). 동대학 석사(1998). 1998-현재 동대학 전자공학과 박사과정. 주관심 분야는 이동로봇 및 비선형 제어 이론과 응용.



박 민 용

연세대학교 전자공학과 졸업(1973). 동대학 석사(1977). 일본 동경대학교 박사(1982). 1982-현재 연세대학교 전자공학과 교수. MIT 연구원(1982). 일본 기계연구원 연구원(1986). 대한 전자공학회 이사. 한국퍼지 및 지능

시스템 학회 이사, 제어 자동화 시스템 공학회 이사, 한국정신과학회 이사. 주요 관심 분야는 퍼지제어, 퍼지 모델링, 로봇 제어 및 응용, 의용전자, 신과학.