

운동물체의 정보를 이용한 이동로봇의 자기 위치 추정

Localization of a Mobile Robot Using the Information of a Moving Object

노 동 규, 김 일 명, 김 병 화, 이 장 명

(Dong Kyu Roh, Il Myung Kim, Byung Hwa Kim, and Jang Myung Lee)

Abstract : In this paper, we describe a method for the localization of a mobile robot using images of a moving object. This method combines the observed position from dead-reckoning sensors and the estimated position from the images captured by a fixed camera to localize a mobile robot. Using the a priori known path of a moving object in the world coordinates and a perspective camera model, we derive the geometric constraint equations which represent the relation between image frame coordinates for a moving object and the estimated robot's position. Since the equations are based on the estimated position, the measurement error may exist all the time. The proposed method utilizes the error between the observed and estimated image coordinates to localize the mobile robot. The Kalman filter scheme is applied to this method. Effectiveness of the proposed method is demonstrated by the simulation.

Keywords : mobile robot, localization, vision, moving object, Kalman filter

I. 서론

이동로봇이 자율적인 행동을 하기 위해서는 환경인식, 경로 계획 및 주행제어, 그리고, 위치 인식 및 보정 등의 기본적인 능력을 갖추어야 한다[1]. 특히, 원활한 작업 수행을 위하여 임의의 경로로 자율적으로 이동하는 이동로봇의 경우에는 로봇 자신의 현재 위치를 추정하는 기능이 필수적으로 요구된다. 로봇이 자신의 위치를 추정하기 위한 방법으로는 로봇의 이동 바퀴에 회전수를 측정할 수 있는 encoder를 장착하여 초기 위치로부터 이동거리를 더해 나감으로써 자신의 위치를 추정하거나 가속도 센서와 자이로 센서 등을 이용하여 가속도 정보로부터 초기 위치로부터 자신의 위치를 알아내는 방법 등이 사용되어 왔다. 그러나, 이러한 방법들은 그 방법이 단순하고 손쉽게 구현이 가능함에도 불구하고 결정적으로 오차를 누적시키기 때문에 장시간 주행시 누적오차가 발생되어 위치 추정에 심각한 오류를 유발하게 된다.

이러한 누적된 오차를 보정할 수 있는 방법으로 많이 활용되는 것이 landmark를 사용하는 것이다. 전파, 초음파 등을 발사하여 이것을 기준으로 로봇이 자신의 위치를 추정하는 방법이 있고, 일정한 패턴이나 도형을 등을 이용하는 방법이 있다. 혹은 자연적으로 존재하는 건물의 벽, 모서리 등과 같은 특징점을 추출하여 로봇의 위치 추정을 위한 표식점으로 이용하는 방법이 있다[2]-[4].

본 논문에서는 기존의 연구 대상이었던 고정된 물체가 아닌 움직이는 물체를 이용하여 이동로봇의 절대 위치를 추정하는 방법을 제시하였다. 이를 위한 로봇의 위치 추정 불확실성 분석과 좌표계 변환을 통한 영상기반의 기하학적 구속식을 유도하였으며, 칼만 필터를 적용하여 로봇의 위치를 보정할 수 있음을 보였다.

본 논문의 II장에서는 이동로봇의 주행 모델과 그에 따른 위치 추정의 불확실성 분석을 하고, III장에서는 영상 변환 관계, 운동물체 경로의 영상 투영, 그리고 칼만 필터에 의한 위치 보정을 설명한다. 그리고, IV장에서 모의 실험을 통해 제안한 방법의 타당성을 검증하고, V장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 위치 추정의 불확실성

이동로봇의 초기 위치를 정확히 알고 있다고 해도 로봇이 주행함에 따라 측정 오차와 미끄러짐 등에 의해 위치 추정치는 불확실성을 포함하게 된다. 이러한 불확실성은 주행거리가 길어짐에 따라 증가하게 된다. 이러한 현상을 모델링하기 위해 그림 1과 같이 좌표계를 설정하고 2차원 평면으로 구성된 전역좌표계에서 이동로봇의 상태를 위치와 방향을 갖는 벡터 $[x_r, y_r, \theta_r]^T$ 로 표현한다. 이동로봇은 2구동륜 타입이라고 가정하면 샘플링 시간당 작은 위치변화와 방향변화는 아래와 같다[5].

$$x_r(k+1) = x_r(k) + T \frac{u_r(k) + u_l(k)}{2} \cos \theta_r(k) \quad (1-a)$$

$$y_r(k+1) = y_r(k) + T \frac{u_r(k) + u_l(k)}{2} \sin \theta_r(k) \quad (1-b)$$

$$\theta_r(k+1) = \theta_r(k) + T \frac{u_r(k) - u_l(k)}{1} \quad (1-c)$$

여기서, u_r 과 u_l 은 오른쪽, 왼쪽 바퀴의 선형속도이고, 1은 두 바퀴 사이의 거리이며, T는 샘플링 시간이다.

u_r 과 u_l 는 이동로봇에 부착된 모터의 엔코더(encoder)변위로 측정되는 좌우 모터의 선형속도 값을 읽어 들여 계산되는 값인데, 이것은 이동로봇 상태 벡터의 추정 오차를 유발하는 주된 원인이 된다. 로봇의 위치 x 를 상태변수, u_r 과 u_l 를 시스템 입력으로 상태 방정식형태로 표현하면 (2)와 같다.

접수일자 : 2001. 1. 15., 수정완료 : 2001. 7. 2.

노동규, 김일명, 김병화, 이장명 : 부산대학교 전자공학과 졸업
(dkroh@hyowon.pusan.ac.kr/ilmyoung@hyowon.pusan.ac.kr/bhkim@hyowon.pusan.ac.kr/jmlee@hyowon.pusan.ac.kr)

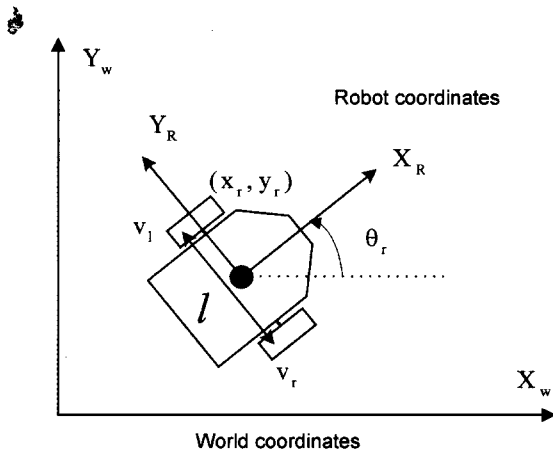


그림 1. 이동로봇 모델.
Fig. 1. Model of a mobile robot.

$$x(k+1) = f(x(k), u(k) + v(k)) + w(k) \quad (2)$$

여기서,

$$x(k) = [x_r(k) \ y_r(k) \ \theta_r(k)]^T, \ u(k) = [u_r(k) \ u_l(k)]^T$$

$v(k)$ 는 바퀴속도의 오차, $w(k)$ 는 그 외의 오차이다.

따라서, 로봇의 위치 추정치와 오차의 공분산 행렬은 (3), (4)와 같다[5].

$$\hat{x}(k+1) = f(\hat{x}(k), u(k)) \quad (3)$$

$$P(k+1) = A(k)P(k)A(k)^T + F(k)V(k)F(k)^T + W(k) \quad (4)$$

여기서,

$$A(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -T \frac{u_r(k) + u_l(k)}{2} \sin \hat{\theta}_r(k) \\ 0 & 1 & T \frac{u_r(k) + u_l(k)}{2} \cos \hat{\theta}_r(k) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$F(k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} T \cos \hat{\theta}_r(k) & \frac{1}{2} T \cos \hat{\theta}_r(k) \\ \frac{1}{2} T \sin \hat{\theta}_r(k) & \frac{1}{2} T \sin \hat{\theta}_r(k) \\ \frac{T}{1} & -\frac{T}{1} \end{bmatrix}$$

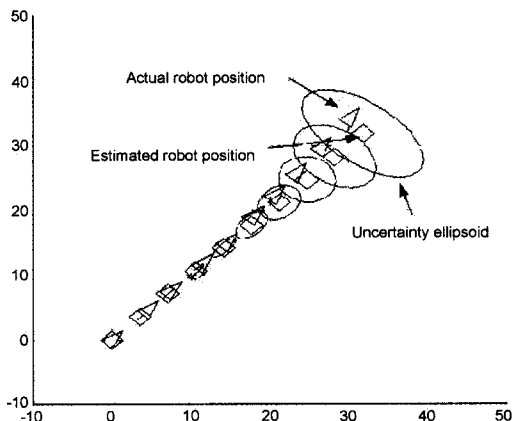


그림 2. 위치 추정의 불확실성 전파.
Fig. 2. Propagation of uncertainty of position estimation.

위치 추정 오차의 공분산은 로봇 위치 추정의 정확성에 대해 중요한 정보를 제공한다. 공분산 행렬의 원소들을 직접 분석하기보다는 불확실성 타원(Uncertainty ellipsoid)을 이용하면 불확실 정도를 기하학적으로 살펴볼 수 있다[6]. 그림 2에서 보는 바와 같이 로봇이 이동함에 따라 불확실성이 계속 커지는 것을 볼 수 있다.

III. 영상기반의 위치 추정

1. 운동물체 경로의 영상투영

운동물체의 움직이는 경로는 사전에 이동로봇에게 주어지고, 이동로봇은 자기 위치를 보정하고자 할 때, 정지해서 운동물체를 관측하게 된다. 주어진 물체의 경로를 바탕으로 현재 로봇의 추정 위치를 이용하여 좌표계 변환을 통해 기하학적 구속식(geometric constraint equation)을 유도한다. 그림 3에서 보는 바와 같이 이동로봇은 CCD카메라를 장착하고 있고, 카메라는 로봇 상단에 광축(optical axis)이 로봇의 X_R 축과 일직선에 놓여 있다. 카메라의 기하학적인 모델은 흔히 사용하는 핀홀(pin-hole) 모델[7]을 사용하였다.

여기서, (x_w, y_w, z_w) 는 전역좌표계, (x_r, y_r, z_r) 는 로봇좌표계, (u, v) 는 영상좌표계이다.

운동물체는 전역좌표계의 $X_w Y_w$ 평면에서 로봇의 카메라 높이와 같지 않은 일정한 높이로 (5)과 같은 경로를 가진다고 가정한다.

$$f(x_w, y_w) = 0 \quad \text{단, } z_w = z_0 (\neq h) \text{이다.} \quad (5)$$

운동물체의 경로는 (6)에 의해 로봇좌표계로 변환되어진다.

$$\begin{bmatrix} x_R \\ y_R \\ z_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \hat{\theta}_r & \sin \hat{\theta}_r & 0 \\ -\sin \hat{\theta}_r & \cos \hat{\theta}_r & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w - \hat{x}_r \\ y_w - \hat{y}_r \\ z_w \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서, $(\hat{x}_r, \hat{y}_r, \hat{\theta}_r)$ 는 현재 로봇의 추정 위치이다.

다시 로봇좌표계에서 (7)과 같은 원근투영(Perspective projection) 변환에 의해 영상좌표계로 변환되어진다[7].

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda \frac{y_R}{x_R} \\ \lambda \frac{z_R - h}{x_R} \end{bmatrix} \quad (7)$$

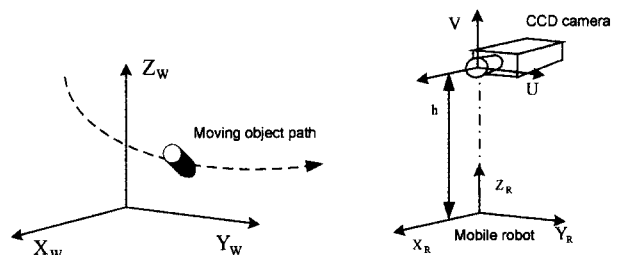


그림 3. 운동물체, 로봇좌표계, 영상좌표계.
Fig. 3. Coordinate systems for a moving object and a mobile robot, image.

여기서, h 는 카메라의 높이이고, λ 는 초점거리(focal length), $z=[u \ v]^T$ 는 운동물체의 영상좌표이다.

위와 같은 변환을 통하면 현재의 로봇위치에서 운동물체를 관측했을 때 (8)과 같은 기하학적인 구속식(geometric constraint equation)이 생긴다.

$$f(z, \hat{x})=0 \tag{8}$$

여기서, $\hat{x}=[\hat{x}_r \ \hat{y}_r \ \hat{\theta}_r]^T$ 는 현재 로봇의 추정 위치이다.

2. 칼만 필터에 의한 위치 보정

현재 이동로봇의 위치 추정치를 기준으로 계산한 운동물체의 예측 영상좌표들은 실제 관측되는 것과는 차이를 보인다. 이 오차를 이용하면 이동로봇의 실제 위치를 역으로 구할 수 있다. 입력 정보, 즉 물체의 영상좌표는 처리과정 가운데 잡음을 포함하고 있으며, 로봇의 위치 추정 자체에도 불확실한 성분이 존재하므로 이에 대해 강인하게 상태를 추정하는 관측기로 칼만 필터를 사용하였다. 물체의 영상좌표와 로봇의 위치사이에 생기는 구속식을 선형화하고 칼만 필터링을 적용하여 로봇의 위치를 추정하였다.

i 번째 측정벡터, 즉 운동물체의 영상좌표, \hat{z}_i 는 다음과 같은 평균과 분산을 가지는 노이즈가 포함된다고 가정하자.

$$\hat{z}_i = z_i + \nu_i \tag{9}$$

여기서, $E[\nu_i]=0$ 그리고 $E[\nu_i \nu_j^T]=S$

비선형인 구속식은 측정벡터 \hat{z}_i 와 로봇의 위치 추정치 \hat{x}_{i-1} 근처에서 Taylor 급수 전개를 하고 비선형 항인 2차 이상의 고차항을 무시한 선형 근사식은 (10)와 같다.

$$f(z_i, x) = 0 \tag{10}$$

$$\approx f(\hat{z}_i, \hat{x}_{i-1}) + \frac{\partial f}{\partial z}(z_i - \hat{z}_i) + \frac{\partial f}{\partial x}(x - \hat{x}_{i-1})$$

여기서, $\frac{\partial f}{\partial z}$ 와 $\frac{\partial f}{\partial x}$ 는 $(\hat{z}_i, \hat{x}_{i-1})$ 에서 추정된 미분치다.

이 식은 (11)와 같이 새로운 선형 관측식으로 쓸 수 있다[8].

$$y_i = M_i x + u_i \tag{11}$$

여기서,

$$y_i = -f(\hat{z}_i, \hat{x}_{i-1}) + \frac{\partial f}{\partial x} \hat{x}_{i-1}$$

$$M_i = \frac{\partial f}{\partial x}, \text{ 그리고}$$

$$u_i = \frac{\partial f}{\partial z}(z_i - \hat{z}_i)$$

y_i 는 새로운 측정벡터가 되며, M_i 는 관측벡터와 로봇 위치를 선형적으로 결합시켜 주며 u_i 는 측정벡터의 선형화된 오차가 되며 (12)와 같은 평균과 분산을 가진다[6].

$$E[u_i]=0 \tag{12-a}$$

$$E[u_i u_j^T] = W_i = \frac{\partial f}{\partial z} S_i \frac{\partial f^T}{\partial z} \tag{12-b}$$

y_i 와 M_i 는 아는 값이며 u_i 의 평균과 공분산을 알고 있다면 측정벡터가 주어질 때 칼만 필터를 적용하여 x 의 최적 추정치와 갱신된 분산을 구할 수 있다. 칼만 필터는 새로운 측정벡터 $\{y_i\}$ 의 선형결합으로 expected error squared norm, $E[(\hat{x}-x)^T(\hat{x}-x)]$ 를 최소화하는 추정치 \hat{x} 를 제공해 준다. 이때 새로운 추정치와 오차의 공분산 행렬은 다음과 같이 반복적으로 구할 수 있다[9][10].

$$\hat{x}_i = \hat{x}_{i-1} + K_i(y_i - M_i \hat{x}_{i-1})$$

$$K_i = P_{i-1} M_i^T (M_i P_{i-1} M_i^T + W_i)^{-1} \tag{13}$$

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

여기서, K_i 는 칼만이득이고 P_i 는 i 번째 측정벡터에 의해 갱신된 추정 오차의 공분산 행렬이며, \hat{x}_i 는 i 번째 측정벡터에 의해 갱신된 로봇의 위치 추정치다. 초기 로봇 위치의 추정치와 분산, \hat{x}_0 와 P_0 은 이동로봇 주행모델로부터 구할 수 있으며, 영상에 잡힌 n 개의 운동물체의 화상좌표에 대하여 반복적으로 계산한 최종적인 로봇 위치의 추정치와 분산은 \hat{x}_n 와 P_n 이 된다.

IV. 모의 실험 및 고찰

모의 실험에서는 운동물체가 직선 경로를 가지는 경우와 포물선 경로를 가지는 경우로 수행하였다. 실제 파라미터를 고려한 모의 실험 조건은 아래와 같다.

카메라높이 $h = 60 \text{ cm}$

초점거리 $\lambda = 1.25 \text{ cm}$

CCD 크기 $0.66 \text{ cm(H)} \times 0.48 \text{ cm(V)}$

측정벡터의 공분산은 서로 독립적이고, 3픽셀 정도의 표준편차를 고려하여 (14)과 같이 정의하였다.

$$S = \begin{bmatrix} 0.005^2 & 0 \\ 0 & 0.005^2 \end{bmatrix} \tag{14}$$

칼만 필터의 초기 위치 추정치와 오차의 공분산은 로봇의 제어주기를 100msec로 두고 양쪽 바퀴의 입력 속도 오차를 실제 입력의 2%로 두었을 때, 이동로봇 주행 모델의 모의 실험 결과를 바탕으로 한 값이다.

1. 직선운동인 경우

먼저 이동물체는 아래와 같은 경로로 직선 운동을 한다고 가정하였다.

$$X_w = 100[\text{cm}], Y_w = 900 - 1600[\text{cm}], Z_w = 100[\text{cm}]$$

그림 4, 그림 5, 그림 6, 그림 7은 각각 물체가 직선으로 움직일 때 로봇과 물체의 관계, 로봇 위치 추정의 불확실성, 운동물체의 영상좌표, 로봇의 x, y, θ 추정치를 나타내고 있다. 그림 6에서 보면, 운동물체의 직선 경로는 직선과 평행한 위치, 즉 로봇의 y 방향에 대해 정보를 주지 못하므로 y 방향의 불확실성이 감소하지 않고, 따라서 그림 7에서 보는 바와 같이 로봇의 y 위치도 수렴하지 않은 것을 볼 수 있다. 보정전 후의 위치 추정치와 공분산은 다음과 같았다.

$$\hat{x}_0 = [10 \ 505 \ 88^\circ]$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 57.5757 & 0 & -0.1763 \\ 0 & 0.1848 & 0 \\ -0.1763 & 0 & 0.0007 \end{bmatrix}$$

$$\hat{x}_{100} = [1.8849 \ 505.0 \ 90.0518^\circ]$$

$$P_{100} = \begin{bmatrix} 3.2764 & 0 & 0.0042 \\ 0 & 0.1848 & 0 \\ 0.0042 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

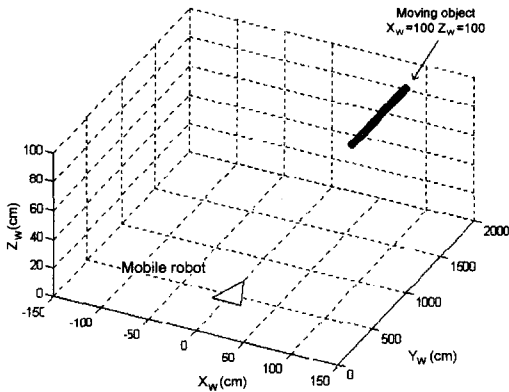


그림 4. 이동로봇과 운동물체 : 직선운동
Fig. 4. Mobile robot and moving object : linear motion.

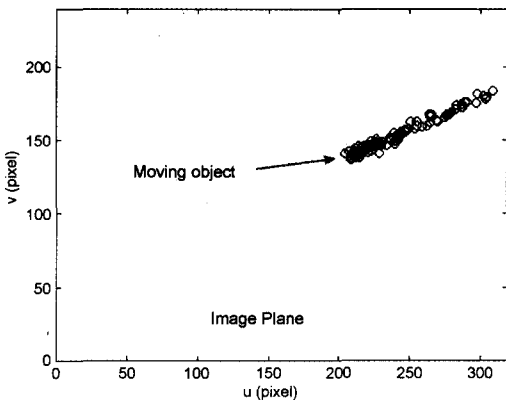


그림 5. 운동물체의 영상좌표.
Fig. 5. Image coordinates of a moving object.

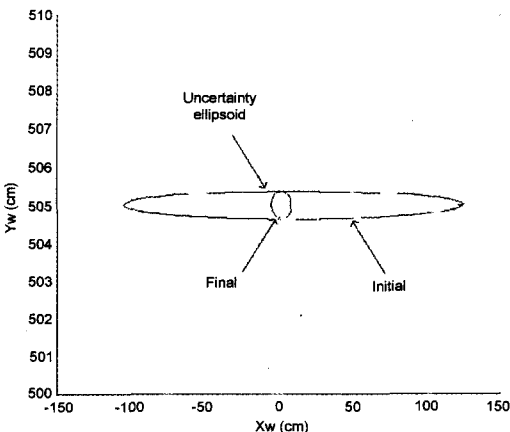


그림 6. 위치 추정의 불확실성.
Fig. 6. Uncertainty of position estimation.

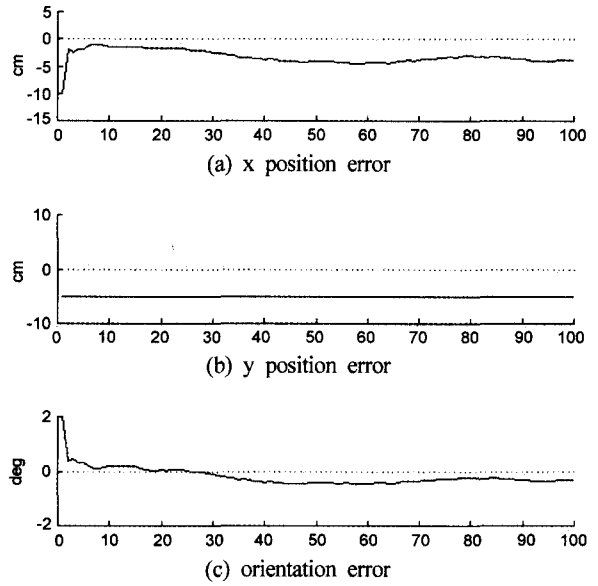


그림 7. 위치 추정.
Fig. 7. Position estimation.

2. 포물선운동인 경우

운동물체는 다음과 같은 경로로 포물선 운동을 한다고 가정했다.

$$Y_w = -0.1(X_w - 500)^2 + 1200, X_w = 400 - 600, Z_w = 100$$

그림 8, 그림 9, 그림 10, 그림 11는 운동물체가 포물선으로 움직일 때 로봇과 물체의 관계, 로봇 위치 추정의 불확실성, 운동물체의 영상좌표, 로봇의 위치 추정치를 나타낸다. 그림 10을 보면 직선경로와 달리 모든 방향의 불확실성이 감소함을 알 수 있고, 따라서 로봇의 x, y 위치도 수렴함을 알 수 있다. 보정전후의 위치 추정치와 공분산은 다음과 같았다.

$$\hat{x}_0 = [490 \ 490 \ 95^\circ]$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 242.9162 & -89.7719 & -0.5576 \\ -89.7719 & 62.3118 & 0.1829 \\ -0.5576 & 0.1829 & 0.0015 \end{bmatrix}$$

$$\hat{x}_{100} = [500.4434 \ 501.0192 \ 90.1606^\circ]$$

$$P_{100} = \begin{bmatrix} 3.6294 & -2.1574 & 0.0080 \\ -2.1574 & 15.4273 & -0.0044 \\ 0.0080 & -0.0044 & 0 \end{bmatrix}$$

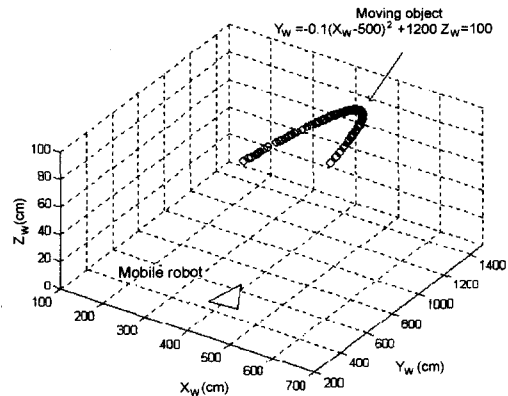


그림 8. 이동로봇과 운동물체 : 포물선운동.
Fig. 8. Mobile robot and moving object : parabolic motion.

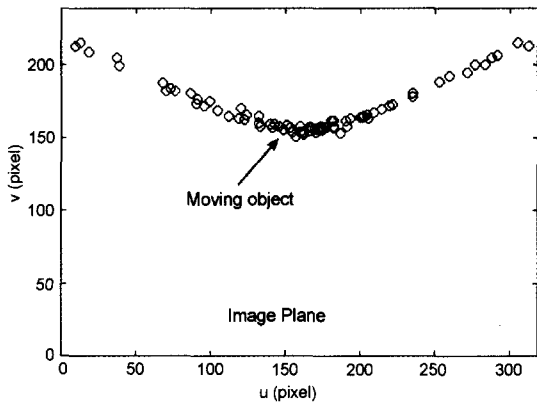


그림 9. 운동물체의 영상좌표.
Fig. 9. Image coordinates of a moving object.

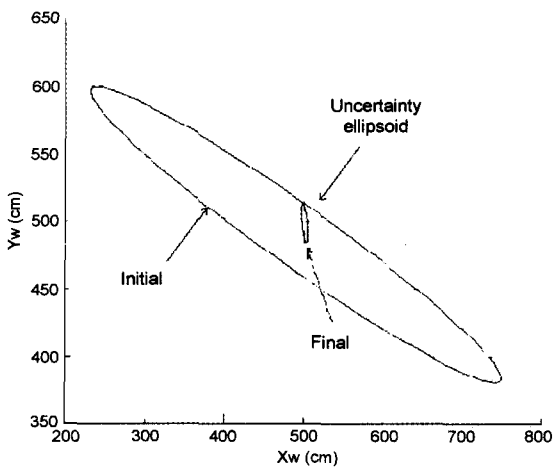


그림 10. 위치 추정의 불확실성.
Fig. 10. Uncertainty of position estimation.

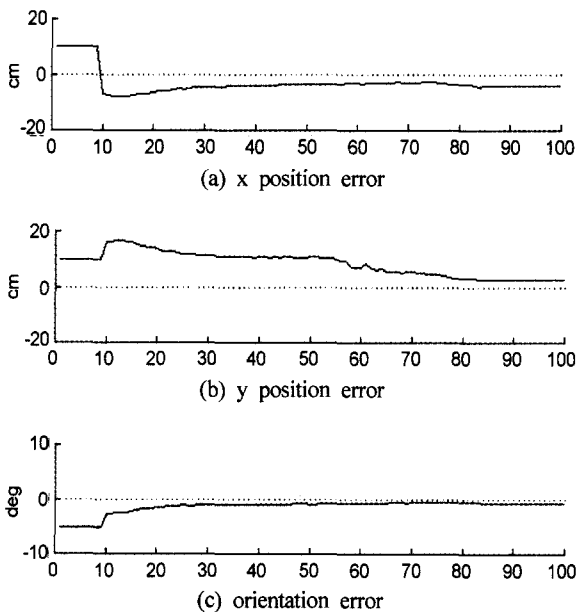


그림 11. 위치 추정.
Fig. 11. Position estimation.

V. 결론

본 논문에서는 움직이는 물체를 이용하여 이동로봇의 절대 위치를 추정해내는 방법을 연구하였다. 불확실성 타원 (uncertainty ellipsoid)을 이용한 로봇의 위치 추정 불확실성 분석과 좌표계 변환을 통한 영상기반의 기하학적 구속식 (geometric constraint equation)을 유도하였으며, 칼만 필터를 적용하여 로봇의 위치를 보정할 수 있음을 보였다.

먼저 일정한 경로로 움직이는 물체가 카메라의 영상에 원근 투영되어, 물체의 영상좌표와 현재 로봇의 추정 위치 사이에 생기는 구속식을 유도하였다. 이는 로봇의 추정 위치를 기준으로 계산하였기 때문에 물체의 예측 영상좌표들은 실제 관측되는 것들과는 차이를 보인다. 이 오차를 이용하여 이동로봇의 실제 위치를 역으로 구해 냈다. 물체의 영상좌표는 처리과정 가운데 잡음을 포함하고 있으며, 로봇의 위치 추정 자체에도 불확실한 성분이 존재하므로 이에 대해 강인하게 상태를 추정하는 칼만 필터를 사용하였다.

모의실험 결과 로봇의 위치 추정의 정확성은 운동물체의 이동 경로에 영향을 받는 것을 알 수 있었다.

앞으로의 연구과제로는 실제 적용에 따른 영상정보의 실시간 처리 문제, 그리고 카메라 기구부의 불확실성에 대한 연구가 계속되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] R. A. Brooks, "A robust layered control system for a mobile robot," *IEEE J. of Robotics and Automation*, vol. RA-2, no. 1, pp. 14-23, April, 1986.
- [2] John J. Leonard and Hugh F. Durrant-Whyte, "Mobile robot localization by tracking geometric beacons," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 7, no. 3, pp. 376-382, June 1991.
- [3] M. Betke et al., "Mobile robot localization using landmarks," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 135-142, 1994.
- [4] 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.
- [5] K. Komoriya, E. Oyama and K. Tani, "Planning of landmark measurement for the navigation of a mobile robot," *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, July 7-10, 1992
- [6] Y. Nakamura, *Advanced Robotics : Redundancy and Optimization*, Addison-Wesley, 1991
- [7] Robert M. Haralick and Linda G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison-Wesley, 1993.
- [8] N. Ayache and O. D. Faugeras, "Maintaining representations of the environment of a mobile robot," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 5, no. 6, Dec, 1989.
- [9] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," *Trans. ASME, J. Basic Eng, Series 82D*, pp. 35-45, Mar. 1960.
- [10] H. W. Sorenson, "Kalman filtering techniques," *Advances in Control Systems Theory and Applications*, vol. 3, pp. 219-292. 1966.



노 동 규

1999년 부산대 전자공학과 졸업. 부산대 전자공학과 석사 졸업(2001). 주 관심분야는 vision 정보를 이용한 이동로봇의 제어.



김 일 명

2000년 동서대 전자공학과 졸업. 부산대 전자공학과 석사 재학중(2001). 주 관심분야는 computer-vision and navigation.



김 병 화

1997년 부산대 전자공학과 졸업. 부산대 전자공학과 석사 졸업(1999). 주 관심분야는 digital vision processing.

이 장 명

현재 부산대학교 공과대학 전자공학과 교수. 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신 연구소 소장. 제어 자동화 제어·자동화·시스템 공학회 논문지, 제5권, 제1호(1999.1) 참조.