

이동물체의 기하학적 위치정보를 이용한 자율이동로봇의 위치추정

Position Estimation of Autonomous Mobile Robot Using Geometric Information of a Moving Object

진태석* · 이장명**

Tae-Seok Jin and Jang-Myung Lee

* 동경대학 생산기술연구소

** 부산대학교 전자공학과

요 약

가까운 미래에 필요로 하게 될 지능형로봇은 인간과 공존하고 효과적으로 인간을 도울 수 있는 인간 친화적인 로봇이다. 이러한 목적을 실현하기 위해서 무엇보다 로봇은 주어진 환경에서만 아니라 미지의 환경에서도 주행중인 자신의 위치와 자세를 인식할 수 있어야 한다. 더욱이, 자신의 위치가 자연스럽게 인식될 수 있어야 할 것이다. 그래서 이동로봇의 주행에서 발생하는 불확실을 해결함으로써 로봇의 위치를 추정할 수 있어야 할 것이다. 본 논문에서는 이동물체의 영상정보를 이용하여 이동로봇의 자기위치추정을 위한 방법을 제시하고 있다. 이것은 엔코더의 관측 위치정보와 이동로봇의 위치정보를 추정하기 위한 카메라영상에서의 추정된 위치정보를 결합하는 방법이다. 기준좌표계상에 이동물체의 사전 경로정보와 투영된 카메라 모델, 기하학적 구속식을 이용함으로써 이동물체에 대한 영상 좌표와 추정된 이동로봇의 위치 정보간의 관계를 표현 할 수 있다. 제시된 식은 추정된 위치에 근거하기 때문에 측정오차를 항상 가지게 된다. 제안된 방법은 관측되고 추정된 영상좌표간의 오차정보를 이용하여 이동로봇의 위치를 추정할 수 있었다. 이러한 추정을 위해서 칼만필터를 적용하였으며 제안된 방법의 성능은 시뮬레이션과 실험을 통하여 제시하고 있다.

Abstract

The intelligent robots that will be needed in the near future are human-friendly robots that are able to coexist with humans and support humans effectively. To realize this, robots need to recognize their position and posture in known environment as well as unknown environment. Moreover, it is necessary for their localization to occur naturally. It is desirable for a robot to estimate of his position by solving uncertainty for mobile robot navigation, as one of the best important problems. In this paper, we describe a method for the localization of a mobile robot using image information 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 for this method. its performance is verified by the computer simulation and the experiment.

Key words : 이동로봇, 자기위치추정, 카메라센서, 이동물체, 칼만필터

1. 서 론

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 로

봇의 이동 바퀴에 회전수를 측정할 수 있는 encoder를 장착하여 초기 위치로부터 이동거리를 더해 나감으로써 자신의 위치를 추정하거나 가속도 센서와 자이로 센서 등의 가속도 정보를 2차 적분하여 초기 위치로부터 변화된 자신의 위치를 알아내는 방법 등이 사용되어 왔다. 그러나, 이러한 방법들은 그 방법이 단순하고 손쉽게 구현이 가능함에도 불구하고 결정적으로 오차를 누적시키기 때문에 장시간 주행 시 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 도형 등을 이용하는 방법이 있

접수일자 : 2004년 5월 20일

완료일자 : 2004년 6월 21일

다. 혹은 자연적으로 존재하는 건물의 벽, 모서리 등과 같은 특정 점을 추출하여 로봇의 위치 추정을 위한 표식 점으로 이용하는 방법이 있다[2][3][4].

본 논문에서는 기존의 연구 대상이었던 고정된 물체가 아닌 움직이는 물체를 이용하여 이동로봇의 절대 위치를 추정하는 방법을 제시하였다. 이는 이동로봇이 해저나 혹은 적지에서 이동할 때 이동로봇의 절대 위치를 인식할 수 있는 방법이 없을 경우 이동로봇 주변에서 움직이는 물체의 정보를 활용하여 이동로봇의 절대 위치를 보정하는 방법으로 매우 유용하다. 연구를 위해서 이동물체의 이동 궤적을 알고 있는 것으로 가정하나 실제적인 상황 속에서는 통신을 통하여 그 정보를 수신하는 것으로 해석한다. 본 연구를 위하여 로봇의 위치 추정 불확실성을 정량적으로 나타내었으며, 좌표계 변환을 통한 영상기반의 기하학적 구속 식을 유도하여, 칼만 필터를 적용하여 로봇의 위치를 보정하여 위치 추정 불확실성을 줄일 수 있음을 보였다.

본 논문의 2장에서는 이동로봇의 주행 모델과 그에 따른 위치 추정의 불확실성을 정량적으로 표시하였으며, 3장에서는 영상 변환 관계, 운동물체 경로의 영상 투영, 그리고 칼만 필터에 의한 위치 보정기법을 설명한다. 그리고, 4장에서 시뮬레이션을 통해 제안한 방법의 타당성을 검증하고, 5장 및 6장에서 실제 실험과 결론 및 향후과제를 각각 기술한다.

2. 위치 추정의 불확실성과 모델링

주행하고자 하는 이동로봇의 초기 위치는 정확히 주어질 수 있다. 그러나, 그림 1에서와 같이 로봇이 주행함에 따라 측정 오차와 미끄러짐 등에 의해 위치 추정치에 불확실성이 증대하게 된다. 이러한 불확실성은 주행 거리가 길어짐에 따라 증가하게 되어 마침내 자신의 위치를 잃어버리게 된다.

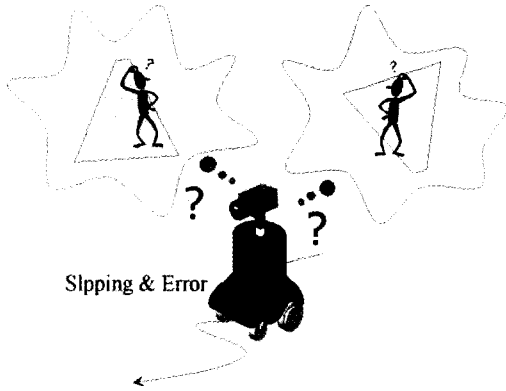


그림 1. 이동로봇의 주행오차에 따른 위치 불확실성.
Fig. 1. Position uncertainty by errors of a mobile robot.

이러한 위치 추정의 불확실성을 모델링하기 위해 그림 2와 같이 좌표계를 설정하고 2차원 평면으로 구성된 기준 좌표계에서 이동로봇의 상태를 위치와 방향을 갖는 벡터 $[x_r, y_r, \theta_r]^T$ 로 정의한다. 이동로봇은 2 구동륜 타입으로 가정하면 상태 변화는 현재상태와 입력에 따라 아래의 식으로 표시되어 진다[5].

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

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

$$\theta_r(k+1) = \theta_r(k) + T \frac{u_r(k) - u_l(k)}{l} \quad (3)$$

여기서, u_r 과 u_l 은 오른쪽, 왼쪽 바퀴의 선형속도이고, l 은 두 바퀴사이의 거리이며, T 는 샘플링 시간을 나타낸다.

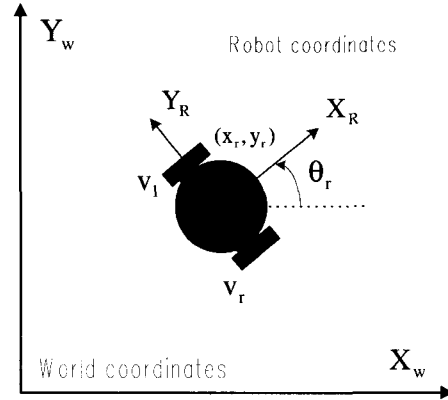


그림 2. 이동로봇 모델.
Fig. 2. Model of a mobile robot.

u_r 과 u_l 은 이동로봇에 부착된 모터의 엔코더(encoder)의 변위 값으로 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 입력변수로 사용하여 일반적인 상태 방정식으로 표현하면 식(4)와 같다.

$$x(k+1) = f(x(k), u(k) + v(k) + w(k) \quad (4)$$

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 상태오차를 나타낸다. 따라서, 로봇의 위치 추정치와 오차의 공분산 행렬은 아래의 식 (5), (6)으로 표시된다[5].

$$\hat{x}(k+1) = f(\hat{x}(k), u(k)) \quad (5)$$

$$= A(k)P(k)A(k)^T + F(k)V(k)F(k)^T + W(k) \quad (6)$$

여기서,

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

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

위치 추정 오차의 공분산은 로봇 위치 추정의 정확도에 결정적인 요소로 작용한다. 이 공분산 행렬을 사용하여 위치 추정의 불확실성을 나타낼 수 있으며 정량적으로 또한 기하학적으로 나타내기 위하여 이 공분산 행렬에 의해 정의되는 불확실성 타원(Uncertainty ellipsoid)을 활용한다[6]. 다음의

그림 3에서 보는 바와 같이 로봇이 이동함에 따라 불확실성이 계속 커지는 것을 정량적으로 또한 기하학적으로 볼 수 있다.

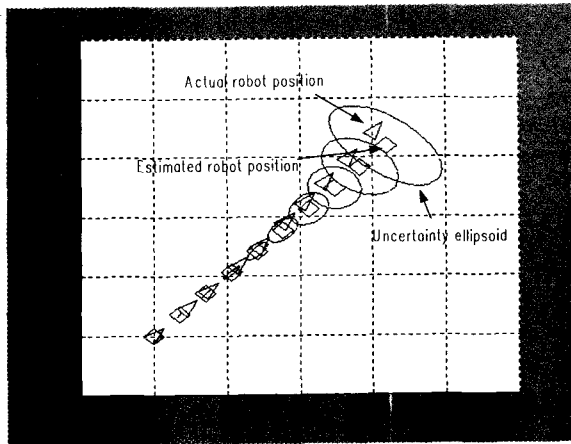


그림 3. 위치추정의 불확실성 전파.
Fig. 3. Propagation of position estimation uncertainty.

3. 영상기반의 위치 추정

3.1 운동물체 경로의 영상투영

운동물체의 움직이는 경로는 사전에 이동로봇에게 주어지고, 이동로봇은 자기 위치를 보정하고자 할 때, 위치 추정의 정도를 높이기 위하여 정지해서 운동물체를 관측하게 된다. 주어진 물체의 경로는 영상 좌표계에서 선형의 식으로 표시되며 현재 이동로봇의 추정 위치를 이용하여 좌표계 변환을 통해 기하학적 구속식(geometric constraint equation)을 유도한다. 아래 그림4에서 보는 바와 같이 이동로봇은 CCD 카메라를 장착하고 있고, 카메라는 로봇 상단에 광축(optical axis)이 로봇의 X_R 축과 일직선에 놓이도록 설치되어 있다. 카메라의 기하학적인 모델은 흔히 사용하는 핀-홀(pin-hole) 모델[7]을 사용하였다. 여기서, (x_w, y_w, z_w) 는 기준좌표계, (x_R, y_R, z_R) 는 로봇좌표계, (u, v) 는 영상좌표계를 각각 나타낸다.

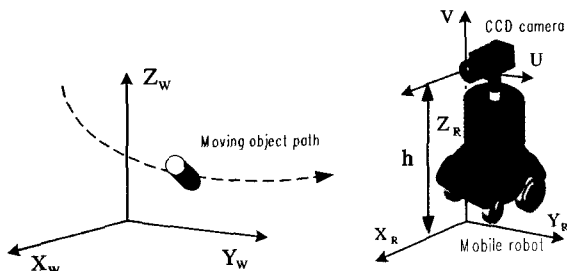


그림 4. 운동물체, 로봇좌표계, 영상좌표계
Fig. 4. Coordinate systems for a moving object and a mobile robot.

운동물체는 기준좌표계의 $X_w - Y_w$ 평면에서 로봇의 카메라 높이와 같지 않은 일정한 높이로 식 (7)과 같은 경로를 가진다고 가정한다.

$$f(x_w, y_w) = 0 \quad (7)$$

단, $z_w = z_0 (\neq h)$ 이다.

운동물체의 경로는 기준 좌표계로부터 로봇좌표계로 식 (8)로 변환되어 진다.

$$\begin{bmatrix} x_R \\ y_R \\ z_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_r & \sin \theta_r & 0 \\ -\sin \theta_r & \cos \theta_r & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w - \hat{x}_r \\ y_w - \hat{y}_r \\ z_w \end{bmatrix} \quad (8)$$

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

이 점은 다시 로봇 좌표계에서 식 (9)와 같이 원근투영(Perspective projection) 변환에 의해 영상 좌표계로 변환되어 진다[7][11-12].

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda \frac{y_R}{x_R} \\ \lambda \frac{z_R - h}{x_R} \end{bmatrix} \quad (9)$$

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 식 (10)과 같은 기하학적인 구속식(geometric constraint equation)을 얻을 수 있다.

$$f(z, \hat{x}) = 0 \quad (10)$$

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

3.2 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 구속 식을 선형화하고 칼만 필터링 기법을 적용하여 로봇의 위치를 추정하였다.

i 번째 측정벡터 즉, 운동물체의 영상좌표, \hat{z}_i 는 다음과 같은 평균과 분산을 가지는 잡음을 포함한다고 가정한다.

$$\hat{z}_i = z_i + \nu_i \quad (11)$$

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

비선형인 구속 식을 측정벡터 \hat{z}_i 와 로봇의 위치 추정치 \hat{x}_{i-1} 근처에서 Taylor 급수 전개를 하고 비선형 항인 2차 이상의 고차 항들을 무시하면 선형 근사식이 식 (12)와 같이 얻어진다.

$$f(z_i, x) = 0 \quad (12)$$

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

여기서, $\frac{\partial f}{\partial z}$ 와 $\frac{\partial f}{\partial x}$ 는 $(\hat{z}_i, \hat{x}_{i-1})$ 에서 추정된 미분치이다. 식 (12)는 다시 표현하면 식 (13)과 같이 행렬식으로 정리되어 진다[8].

$$y_i = M_i x + u_i \quad (13)$$

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 선형화 된 오차가 되며 다음과 같은 평균과 분산을 가진다[6].

$$E[u_i] = 0 \tag{14}$$

$$E[u_i u_i^T] = W_i = \frac{\partial f}{\partial z} S_i \frac{\partial f}{\partial z}^T \tag{15}$$

y_i 와 M_i 는 이미 주어진 값이며 u_i 의 평균과 공분산을 알고 있다면 측정벡터가 주어질 때 칼만필터를 적용하여 x 의 최적 추정치와 갱신된 분산을 구할 수 있다. 칼만필터는 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. 이 때 새로운 추정치와 오차의 공분산 행렬은 다음과 같이 반복적으로 구할 수 있다[9][10].

$$\hat{x}_i = \hat{x}_{i-1} + K_i(y_i - M_i \hat{x}_{i-1}) \tag{16}$$

$$K_i = P_{i-1} M_i^T (M_i P_{i-1} M_i^T + W_i)^{-1} \tag{17}$$

$$P_i = (I - K_i M_i) P_{i-1} \tag{18}$$

여기서, K_i 는 칼만 이득이고 P_i 는 i 번째 측정벡터에 의해 갱신된 추정 오차의 공분산 행렬이며, \hat{x}_i 는 i 번째 측정벡터에 의해 갱신된 로봇의 위치 추정치이다. 초기 로봇 위치의 추정치와 분산, \hat{x}_0 와 P_0 는 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.

4. 시뮬레이션

4.1 시뮬레이션 파라미터

시뮬레이션에서는 운동물체가 직선 경로를 가지는 경우와 포물선 경로를 가지는 경우로 수행하였다. 실제 파라미터를 고려한 시뮬레이션 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, 3픽셀정도의 표준편차를 고려하여 식 (19)와 같은 실험적으로 얻어진 데이터를 활용한다.

$$S = \begin{bmatrix} 0.005^2 & 0 \\ 0 & 0.005^2 \end{bmatrix} \tag{19}$$

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 실험 결과를 바탕으로 한 값이다.

4.2 직선운동인 경우

먼저 이동물체는 식 (20)과 같은 경로로 직선 운동을 한다고 가정하였다.

$$X_w = 100[\text{cm}], Y_w = 900 - 1600[\text{cm}], Z_w = 100[\text{cm}] \tag{20}$$

그림 5, 그림 6, 그림 7은 각각 물체가 직선으로 움직일 때 영상 좌표계 상의 움직이는 경로, 로봇 위치 추정의 불확실성의 정량적 개선, 로봇의 x, y, θ 추정치를 나타내고 있다. 그림 5에서 보면, 운동물체의 직선 경로는 직선과 평행한 위치, 즉 로봇의 y 방향에 대해 정보를 주지 못하므로 y 방향의 불확실성이 감소하지 않고 있다. 따라서 그림 6에서 보는 바와 같이 로봇의 y 위치도 수렴하지 않는 것을 볼 수 있다. 보정 전후의 위치 추정치와 공분산은 다음과 같았다.

$$\hat{x}_0 = [10 \quad 505 \quad 88^\circ] \tag{21}$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 57.5757 & 0 & -0.1763 \\ 0 & 0.1848 & 0 \\ -0.1763 & 0 & 0.0007 \end{bmatrix} \tag{22}$$

$$\hat{x}_{100} = [1.8849 \quad 505.0 \quad 90.0518^\circ] \tag{23}$$

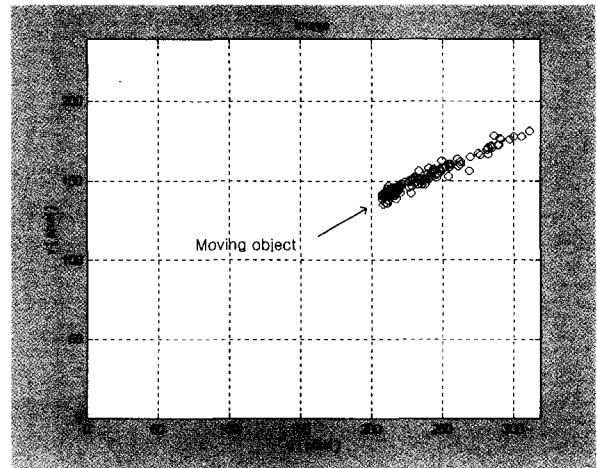


그림 5. 영상 좌표계 상의 운동물체.
Fig. 5. Moving object on the image frame.

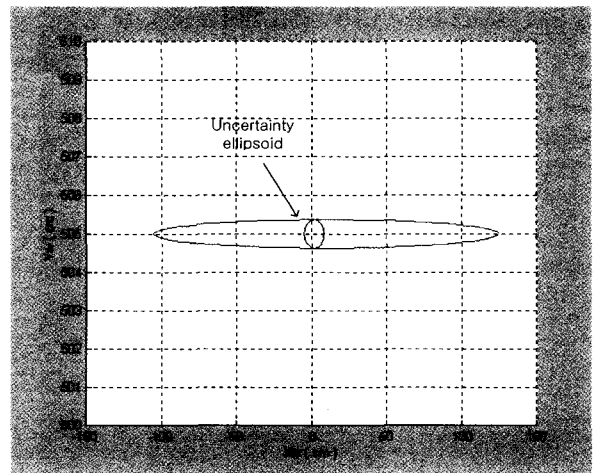


그림 6. 위치 추정의 불확실성.
Fig. 6. Uncertainty of position estimation.

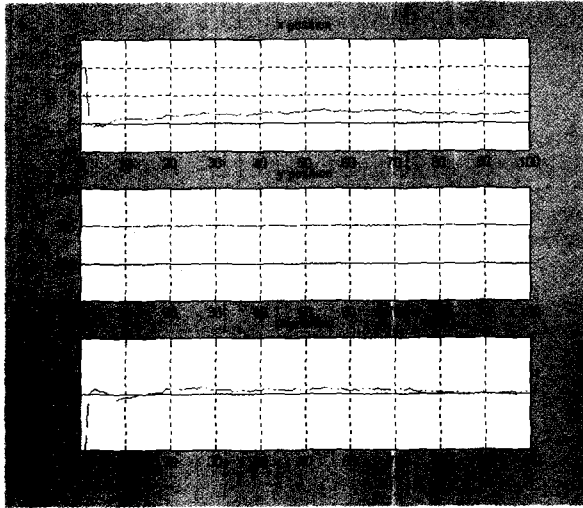


그림 7. 위치 및 방향 추정.
Fig. 7. Position and direction estimation.

$$P_{100} = \begin{bmatrix} 3.2764 & 0 & 0.0042 \\ 0 & 0.1848 & 0 \\ 0.0042 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (24)$$

4.3 포물선운동인 경우

운동물체는 식 (25)와 같은 경로로 포물선 운동을 한다고 가정했다.

$$\begin{aligned} Y_w &= -0.1(X_w - 500)^2 + 1200, \\ X_w &= 400 - 600, \\ Z_w &= 100 \end{aligned} \quad (25)$$

그림 8, 그림 9, 그림 10은 각각 운동물체가 포물선으로 움직일 때 물체의 영상 좌표계 상의 궤적, 로봇 위치 추정의 불확실성의 정량적 개선, 로봇의 위치 추정치를 나타낸다. 그림 9를 보면 직선경로와는 달리 모든 방향의 불확실성이 감소함을 알 수 있다. 따라서 그림 10에서 보듯이 로봇의 x, y 위치도 수렴하고 있다. 보정 전후의 위치 추정치와 공분산은 다음과 같았다.

$$\hat{x}_0 = [490 \ 490 \ 95^\circ] \quad (26)$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 242.9162 & -89.7719 & -0.5576 \\ -89.7719 & 62.3118 & 0.1829 \\ -0.5576 & 0.1829 & 0.0015 \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\hat{x}_0 = [500.4434 \ 501.0192 \ 90.1606^\circ] \quad (28)$$

$$P_{100} = \begin{bmatrix} 3.6294 & -2.1574 & 0.0080 \\ -2.1574 & 15.4273 & -0.0044 \\ 0.0080 & -0.0044 & 0 \end{bmatrix} \quad (29)$$

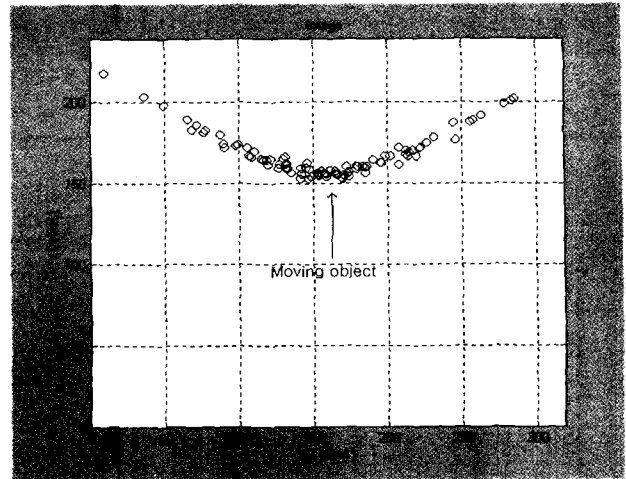


그림 8. 영상 좌표계상의 운동물체.
Fig. 8. Moving object on the image frame.

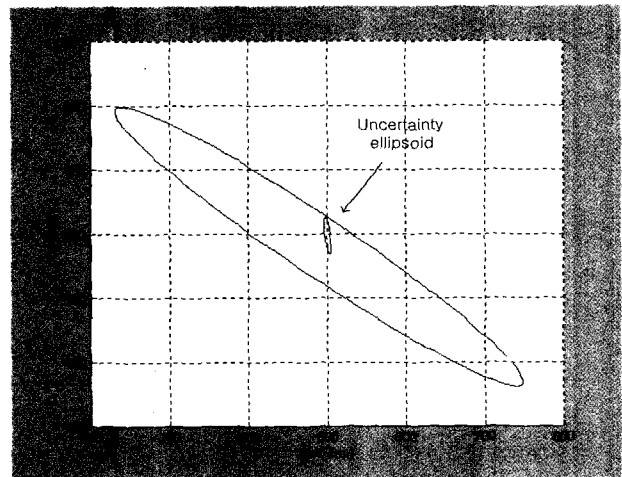


그림 9. 위치 추정의 불확실성.
Fig. 9. Uncertainty of position estimation.

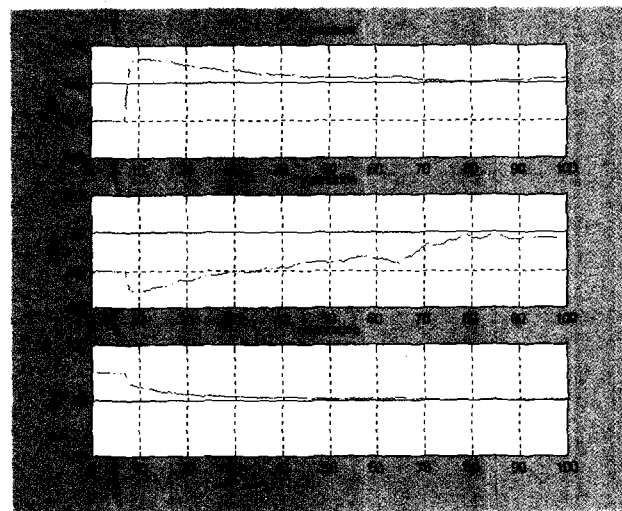
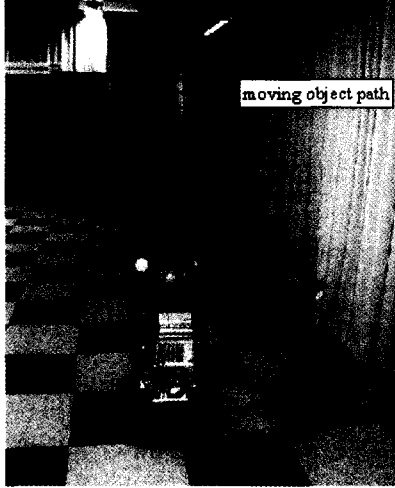


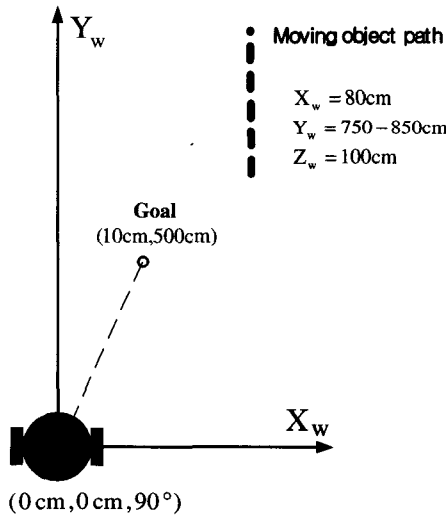
그림 10. 위치 및 방향 추정.
Fig. 10. Position and direction estimation.

5. 실험

실제 실험은 아래 그림 11(a)와 같은 실내환경과 그림 11(b)의 실험 초기화를 설정하여 수행하였다. 이동로봇은 초기 위치 (0cm, 0cm, 90°)에 놓여 있고, 목적지는 (10cm, 500cm)로 하였다. 운동물체는 $X_w = 80cm$, $Y_w = 750 - 850cm$, $Z_w = 100cm$ 의 경로를 가지게 했다.



(a)



(b)

그림 11. 실험 환경 및 설정.

Fig. 11. Experimental environment and initial setting.

실험에 쓰인 파라미터들은 시뮬레이션과 같이 두었고, 목적지에 도착한 로봇은 멈춰 서서 총 20 프레임의 이동물체 영상을 관측함으로써 자신의 절대 위치를 추정하게 하였다. 목적지에 도착한 로봇의 실제 위치는 (13cm, 475cm, 90°)이었고, 추정 위치와 추정 오차의 공분산은 식 (30), (31)과 같았다.

$$\hat{x}_0 = [9.63, 485.10, 88.88]^T \quad (30)$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 49.951 & -1.021 & -0.154 \\ -1.021 & 0.183 & 0.003 \\ -0.154 & 0.003 & 0.001 \end{bmatrix} \quad (31)$$

운동물체 관측 후 추정된 로봇 위치와 공분산은 식 (32), (33)과 같았다.

$$\hat{x}_{20} = [12.4470, 485.0358, 89.7366]^T \quad (32)$$

$$P_{20} = \begin{bmatrix} 8.0406 & -0.1784 & 0.0252 \\ -0.1784 & 0.1660 & -0.0006 \\ 0.0252 & -0.0006 & 0.0001 \end{bmatrix} \quad (33)$$

그림 12에서 이동로봇 위치 추정의 불확실성이 시뮬레이션과 같이 최종위치에서 작은 ellipsoid로 표시되어 줄어들음을 확인할 수 있다.

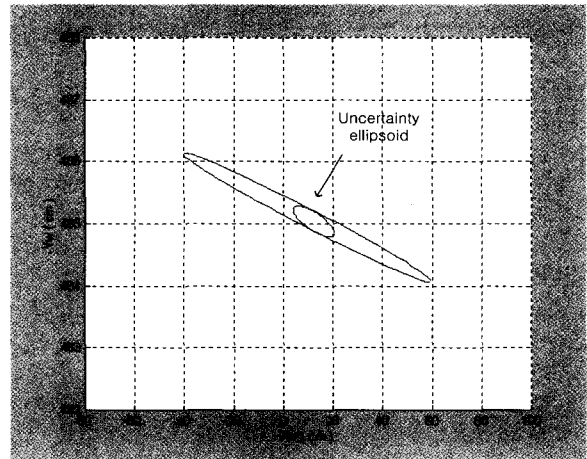


그림 12. 위치 추정의 불확실성.

Fig. 12. Uncertainty of position estimation.

6. 결론

본 논문에서는 이동로봇이 주행하면서 위치 추정을 위한 방법으로 이동물체를 이용한 절대 위치를 추정해 내는 방법을 제시하였다. 불확실성 타원(uncertainty ellipsoid)을 이용하여 로봇의 위치 추정 불확실성을 정량적으로 나타내었으며, 좌표계 변환을 통한 영상기반의 기하학적 구속식 (geometric constraint equation)을 유도하여, 칼만 필터를 적용하여 로봇의 위치를 보정할 수 있음을 보였다. 제시한 방법을 검증하기 위한 방법으로 먼저 일정한 경로로 움직이는 물체가 카메라의 영상에 원근 투영되어, 물체의 영상좌표와 현재 로봇의 추정 위치 사이에 생기는 구속 식을 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 처리과정에 잡음을 포함하고 있으며, 로봇의 위치 추정 자체에도 불확실한 성분이 존재하므로 이에 대해 강인하게 상태를 추정하는 칼만 필터를 사용하였다. 시뮬레이션 결과 로봇의 위치 추정의 정확성은 운동물체의 이동 경로에 영향을 받는 것을 알 수 있었다. 본 제안의 타당성을 실제 실험을 통하여 확인하였다. 향후, 실제 적용에 따른 영상정보의 실시간 처리 문제 및 장애물이 존재하는 공간상에서 발생하는 위치 불확실성에 관한 연구가 계속되어야 할 것이다.

참고 문헌

[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, 1991.

[3] M. Betke et al., "Mobile Robot Localization Using Landmarks," *Proc. of the IEEE/ RSJ/GI 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*, pp. 1476 - 1481, 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.

[11] R. Talluri, J. K. Aggarwal, "Position estimation for an autonomous mobile robot in an outdoor environment," *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, vol. 8, no.5, pp. 573-584, 1992.

[12] T. S. Jin, J. M. Lee, "Pose determination of a mobile-task robot using an active calibration scheme," *Industrial Electronics, Proceedings of the 2002 IEEE International Symposium on*, vol. 2, pp. 447-452, 2002.

저자 소개



진태석(Jin TaeSeok)

1998년 2월 : 진주산업대학교 전자공학과 (공학사)
 2000년 2월 : 부산대학교 대학원 전자공학과(석사)
 2003년 8월 : 동대학원 공학박사
 2004년 3월-현재 동경대학 생산기술연구소 Post-doctor 연구원.

관심분야 : 다중센서 데이터융합, 이동로봇, 다관절로봇, 지능제어.

Phone : +81-3-5452-6258

Fax : +81-3-5452-6259

E-mail : jints@hlab.iis.u-tokyo.ac.jp



이장명(Lee JangMyung)

1980년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업
 1982년 : 동대학원 석사
 1990년 : USC(남가주대학교) 공학박사
 1992년-현재 부산대학교 전자공학과 교수.
 대한전자공학회 이사, 제어·자동화·시스템공학회 정회원.

관심분야 : 다관절 로봇, 시스템설계 및 제어, 마이크로 프로세서 응용시스템 설계 및 제어 등.

Phone : 051-510-2378

Fax : 051-515-5190

E-mail : jmlee@pusan.ac.kr