

보행자의 영상정보를 이용한 인간추종 이동로봇의 위치 개선

Position Improvement of a Human-Following Mobile Robot Using Image Information of Walking Human

진 태 석, 이 동 회, 이 장 명*
(Tae-Seok Jin, Dong-Heui Lee, and Jang-Myung Lee)

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 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. Also, the control method is proposed to estimate position and direction between the walking human and the mobile robot, and the Kalman filter scheme is used for the estimation of the mobile robot localization. And its performance is verified by the computer simulation and the experiment.

Keywords : mobile robot, self-localization, CCD camera, estimation, 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 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 위치를추정하는 방법이 있고, 일정한 패턴이나 도형 등을 이용하는 방법이 있다. 혹은 자연적으로 존재하는 건물의 벽, 모서리 등과 같은 특징 점을 추출하여 로봇의 위치 추정을 위한 표식 점으로 이용하는 방법이 있다[2,3,4].

본 논문에서는 기존의 연구 대상이었던 고정된 물체가

아닌 걸어 다니는 인간을 이용한 이동로봇의 절대 위치를 추정하는 방법을 제시하였다. 이는 이동로봇이 헤쳐나 혹은 적지에서 이동할 때 이동로봇의 절대위치를 인식할 수 있는 방법이 없을 경우 이동로봇 주변에서 움직이는 물체의 정보를 활용하여 이동로봇의 절대위치를 보정하는 방법으로 매우 유용하다. 연구를 위해서 물체에 대한 영상모델을 알고 있는 것으로 가정하나 실제적인 상황 속에서는 영상매칭을 통하여 그 정보를 수신하는 것으로 해석한다. 본 연구를 위하여 로봇의 위치 추정 불확실성을 정량적으로 나타내었으며, 좌표계 변환을 통한 영상기반의 기하학적 구속 식을 유도하였고 칼만 필터를 적용하여 로봇의 위치를 보정하여 위치 추정 불확실성을 줄일 수 있음을 보였다.

본 논문의 II장에서는 이동로봇의 위치추정의 불확실성 모델링을 다루고 있으며, III장에서는 영상 변환 관계, 칼만 필터에 의한 로봇위치 추정기법을 설명한다. 그리고 IV, V 장에서 각각 시뮬레이션 및 실험을 통해 제안한 방법의 타당성을 검증하고, VI장에서 결론 및 향후과제를 기술한다.

II. 위치추정의 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. 이러한 위치 추정의 불확실성을 모델링하기 위해 그림 2와 같이 좌표계를 설정하고 2차원 평면으로 구성된 기준 좌표계에서 이동로봇의 상태를 위치와 방향을 갖는 벡터 $[x, y, \theta]^T$ 로 정의한다. 이동로봇은 이류구동 타입으

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2004. 8. 30., 채택확정 : 2004. 12. 29.

진태석 : Univ.of Tokyo, IIS(jints@hlab.iis.u-tokyo.ac.jp)

이동회 : Univ.of Tokyo, Dept. of Mechano-Infomatics

(dhlee@ynl.t.u-tokyo.ac.jp)

이장명 : 부산대학교 전자공학과(jmlee@pusan.ac.kr)

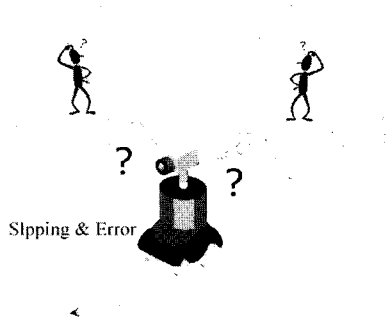


그림 1. 이동로봇의 주행오차에 따른 위치 불확실성.
Fig. 1. Position uncertainty by errors of a mobile robot.

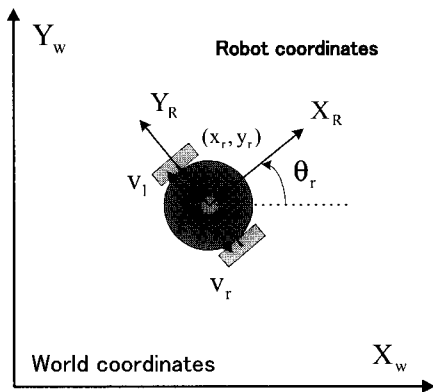


그림 2. 이동로봇 모델.
Fig. 2. Model of a mobile robot.

로 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.

u_r 과 u_l 는 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 상태 변수, u_r 과 u_l 을 시스템 입력변수로 사용하여 일반적인 상태 방정식으로 표현하면 (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 (5), (6)으로 표시된다[5].

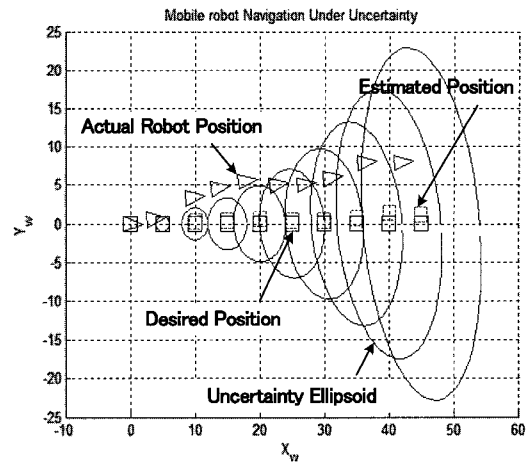


그림 3. 로봇 위치추정의 불확실성.
Fig. 3. Uncertainty of robot position estimation.

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

$$P(k+1) = A(k)P(k)A(k)^T + F(k)V(k)F(k)^T + W(k) \quad (6)$$

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

III. 영상에 의한 로봇 위치 추정

1. 물체 추출

이동중인 물체를 추출하기 위한 영상분할은 컴퓨터에 의한 영상분석에서 중요한 부분이다. 물체인식에 대한 데이터를 추출하기 위해 영상모델과 입력영상의 차(difference)를 이용하여 이동 물체를 분리 해내고, 잡음제거와 영상의 처리속도 개선을 위해서 몇 가지 전처리를 이용한다. 물체에 대한 정보는 미리 영상모델로서 시스템에 주어지게 되어 이러한 모델과 입력영상을 비교하게 된다. 예를 들어, 3차원 타원모델은 보행자(walking human) 추적을 위해 이용되고 있

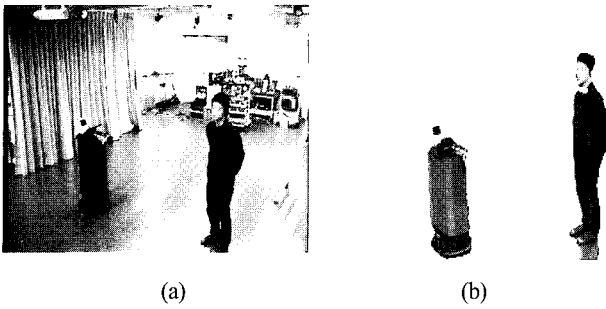


그림 4. 캡처된 원영상과 추출물체.
Fig. 4. Captured original image and extracted objects.

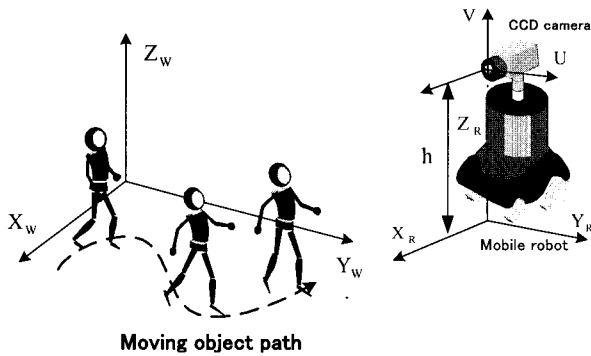


그림 5. 보행경로, 로봇좌표계, 영상좌표계.
Fig. 5. Coordinate systems for a walking path and a mobile robot.

다는 것을 알 수 있다. 영상모델과 입력영상과의 단순한 영상 비교만을 요구하므로 이동물체의 추적은 실영상과 영상모델을 비교함으로써 이루어지게 되고 계산양도 적게 든다[7].

본 시스템에서는 물체인식성능을 향상시키기 위해서 칼라 CCD카메라를 장착하였다. 영상정보 획득 및 영상처리를 위한 비디오 캡처보드를 PC에 장착하였다. 영상매칭 과정을 간략화 하기위해 이동물체에 대한 대략적인 추출을 필요로 하게 된다. 배경영상의 차를 이용하여 카메라 영상에 이동물체를 인식하도록 하였다. 그리고 색정보에 대한 추출로서 영상처리 및 물체의 색상정보 추출을 위해서 RGB 모델을 사용하였다.

그림 4는 위에서 언급한 물체추출에 대한 결과의 예시로서 보여주고 있다. 그림 4(a)는 CCD카메라가 캡처한 원영상이고 그림 4(b)는 추출된 사람과 로봇의 영상의 결과를 보여주고 있다.

2. 보행자의 영상투영

보행자의 위치정보는 사전에 이동로봇에게 주어지고, 이동로봇은 자기 위치를 보정하고자 할 때, 위치 추정의 정도를 높이고 주행의 기동성을 높이기 위하여 주행하면서 보행자 관측하게 된다. 주어진 보행자의 경로는 영상 좌표계에서 선형 식으로 표시되며 현재 이동로봇의 추정 위치를 이용하여 좌표계 변환을 통해 기하학적 구속식(geometric constraint equation)을 유도한다. 그림 5에서 보는 바와 같이 이동로봇은 CCD 카메라를 장착하고 있고, 카메라는 로봇 상단에 광축(optical axis)이 로봇의 X_R 축과 일직선에 놓이

도록 설치되어 있다. 카메라의 기하학적인 모델은 흔히 사용하는 핀-홀(pin-hole) 모델을 사용하였다[7]. 여기서, (x_w, y_w, z_w) 는 기준좌표계, (x_r, y_r, z_r) 는 로봇좌표계, (u, v) 는 영상좌표계를 각각 나타낸다.

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

$$f(x_w, y_w) = 0 \tag{7}$$

단, $z_w = z_0 (\neq h)$ 이다.

보행자의 경로는 기준 좌표계로부터 로봇좌표계로 (8)로 변환되어 진다.

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_r & \sin \theta_r & 0 \\ -\sin \theta_r & \cos \theta_r & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w - \hat{x}_r \\ y_w - \hat{y}_r \\ z_w \end{bmatrix} \tag{8}$$

여기서, $(\hat{x}_r, \hat{y}_r, \theta_r)$ 는 현재 로봇의 추정 위치이다. 이 점은 다시 로봇 좌표계에서 (9)와 같이 원근투영(Perspective projection) 변환에 의해 영상 좌표계로 변환되어 진다[7,11].

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda \frac{y_r}{x_r} \\ \lambda \frac{z_r - h}{x_r} \end{bmatrix} \tag{9}$$

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

위와 같은 변환을 통하면 현재의 로봇위치에서 보행자를 관측했을 때 (10)과 같은 기하학적인 구속식을 얻을 수 있다.

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

여기서, $\hat{x} = [\hat{x}_r, \hat{y}_r, \theta_r]^T$ 는 현재 로봇의 추정 위치이다[12].

3. 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, 보행자의 영상좌표, \hat{z}_i 는 다음과 같은 평균과 분산을 가지는 잡음을 포함한다고 가정한다.

$$\hat{z}_i = z_i + \nu_i \tag{11}$$

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

비선형인 구속식을 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 (12)와 같이 얻어진다.

$$f(z_i, x) = 0 \tag{12}$$

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

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

$$y_i = M_i x + u_i \tag{13}$$

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].

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

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

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. 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. 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 보행자의 화상좌표에 대하여 반복적으로 계산한 최종적인 로봇 위치의 추정치와 분산은 \hat{x}_n 과 P_n 이 된다.

4. 가우시안 분포에 의한 방향 보정

다음은 그림 6과 같이 2차원의 가우시안 분포로써 물체에 대한 단일 관측에 대해서 알아보기로 한다. 중심부분인 분포의 평균은 보행자의 추정된 위치가 되며 해당 축은 관측

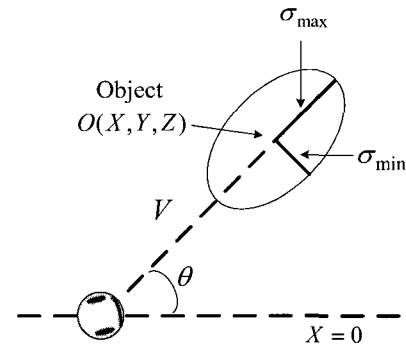


그림 6. 가우시안 분포 파라미터: 평균(X, Y), 타원의 최대, 최소 축의 표준편차(σ_{max} , σ_{min}), 물체와의 거리 V.
 Fig. 6. Gaussian distribution parameter definition: mean (X, Y), standard deviations along maximum and minimum axes σ_{max} and σ_{min} , and distance to the object, V.

시 불확실성의 추정에 해당하는 분포의 최대, 최소축을 따라 표준편차 정도를 나타내게 된다[13,14]. 특정위치에서의 분포 값이 실제 물체가 위치하는 가능성을 일치하게 된다.

이동로봇이 주행하면서 캡처된 보행자의 관측에 대해서 평균, 표준 편차, 융합된 분포의 각도를 계산하여 물체의 위치와 추정 특징점을 특성화해야 할 필요가 있다. 따라서 인식된 물체에 대한 평균, 표준편차, 센서로부터 받아진 측정 분포의 각도 그리고 센서에러의 모델을 계산하게 된다. 그러므로 개개의 분포에 대해 결합된 파라미터를 결정해야 할 방법이 필요하게 되는데 일반적으로 다음과 같이 사용되고 있다.

Smith와 Cheeseman이 채택한 칼만필터의 행렬형태는 다소 간단한 계산 방법을 제시해 주고 있다. 이것은 평균과 표준편차 그리고 최대축의 방향은 변환에 대해서는 독립적이며 변환요소를 고려하지 않고도 융합된 공분산 행렬형태로 표현된다[14].

2차원 형태의 가우시안 분포의 정규형태는 표준편차, σ , 공분산 행렬, C , 그리고 평균에 따라 결정되는데 관측에 대한 공분산 행렬, C 은 (19)와 같이 표준편차의 최대, 최소 축으로 표현된다.

$$C = \begin{bmatrix} \sigma_{max}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{min}^2 \end{bmatrix}. \tag{19}$$

관측은 전역 좌표계에 대해서 임의의 방향을 가지고 있으므로 물체가 인식된 영상과 나란히 회전을 하게 된다. 이 때 공분산 행렬은 (20)과 같이 표현된다.

$$C = R(-\theta)^T C R(-\theta) \tag{20}$$

여기서 θ 는 전역 좌표계의 x 축에 대한 불확실 타원의 주축에 대한 각도를 나타낸다.

주축과의 편차에 의한 로봇의 회전은 관측 파라미터를 정규형태로 변환을 하게 된다. 일단 물체에 대한 관측은 정규형태를 가지게 되면 다음 단계로 관측을 하여 정규형태로

변환을 다시 하게 된다. 두개의 분포, C1 과 C2 의 공분산 행렬은 단일 공분산 행렬, C와 분포평균, X는 (21),(22)로 각각 표현가능하다.

$$C = C_1 - C_1[C_1 + C_2]^{-1}C_1 \quad (21)$$

$$\hat{X} = \hat{X}_1 + C_1[C_1 + C_2]^{-1}(\hat{X}_2 - \hat{X}_1) \quad (22)$$

주축에 대한 이동로봇의 각도는 융합된 공분산 행렬로부터 구할 수 있다. 회전각은 (23)과 같다.

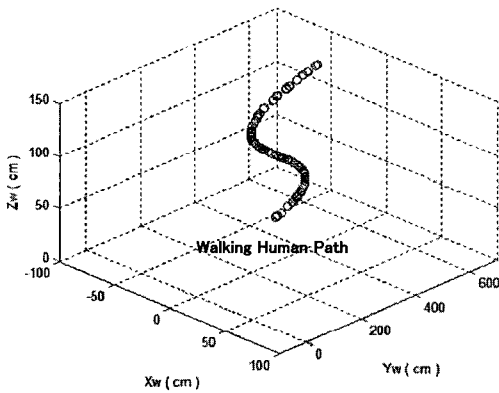
$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{2B}{A-C} \right) \quad (23)$$

여기서 A, B, 그리고 C는 공분산 행렬의 각 성분은 각각 1행1열 성분, 1행 2열과 2행 1열 성분, 그리고 2행 2열 성분을 나타내게 된다. 끝으로, 최대, 최소축의 표준편차 값은 각 축에 대해서 일치되게 공분산 행렬을 회전시킴으로써 구할 수 있게 된다.

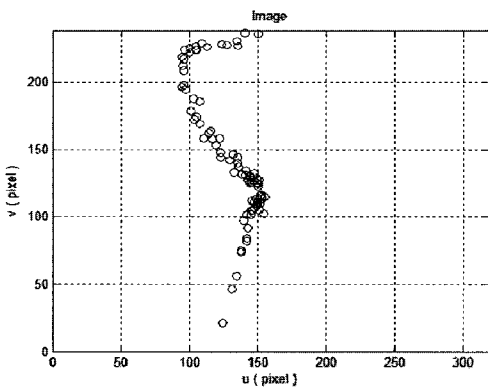
$$C = R(\theta)^T \underline{C} R(\theta) \quad (24)$$

그리고 최대, 최소축의 표준편차 값은 (19)에 역을 취하여 공분산 행렬로부터 직접 구할 수 있게 된다.

IV. 위치추정 시뮬레이션



(a) moving path of walking human



(b) image coordination of estimated walking human

그림 7. 영상에서의 보행자 움직임.

Fig. 7. Moving object on the image frame.

시뮬레이션에서는 보행자의 움직임을 복잡한 형태의 움직임으로 표현하기 위해 포물선과 같은 곡선 경로를 가지는 경우로 수행하였다. 실제 파라미터를 고려한 시뮬레이션 조건은 아래와 같다.

카메라높이 h=150cm

초점거리 λ = 1.25cm

CCD 크기 0.66cm(H)×0.48cm(V)

측정벡터의 공분산은 서로 독립적이고, 3픽셀 정도의 표준편차를 고려하여 (25)와 같은 실험적으로 얻어진 데이터를 활용한다.

$$S = \begin{bmatrix} 0.005^2 & 0 \\ 0 & 0.005^2 \end{bmatrix} \quad (25)$$

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. 보행자는 (26)과 같은 경로로 포물선 보행을 한다고 가정했다.

$$\begin{aligned} Y_w &= -0.01(X_w - 500)^3 + 300, \\ X_w &= 400 - 600, \\ Z_w &= 100 \end{aligned} \quad (26)$$

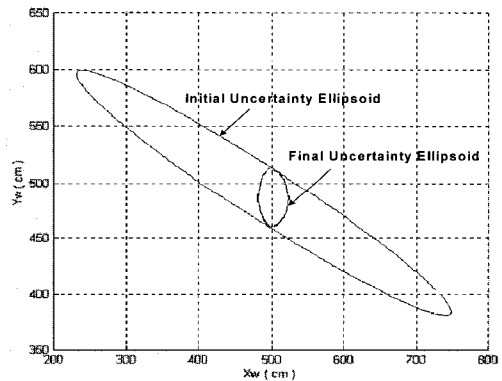


그림 8. 위치 추정의 불확실성.

Fig. 8. Uncertainty of position estimation.

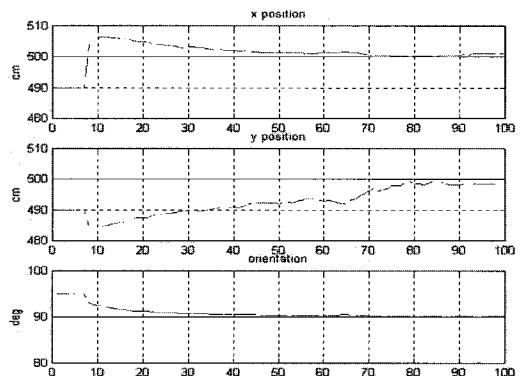


그림 9. 위치 및 방향 추정.

Fig. 9. Position and direction estimation.

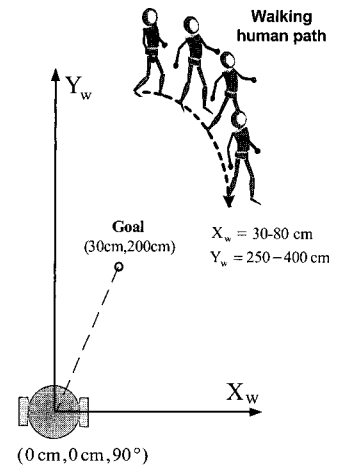


그림 10. 실험 환경 및 초기설정.

Fig. 10. Experimental environment and initial setting.

그림 7, 그림 8, 그림 9는 각각 인간이 포물선으로 움직일 때 물체의 영상 좌표계 상의 궤적, 로봇 위치 추정의 불확실성의 정량적 개선, 로봇의 위치 추정치를 나타낸다. 그림 8을 보면 직선경로와는 달리 모든 방향의 불확실성이 감소함을 알 수 있다. 따라서 그림 9에서 보듯이 로봇의 x, y 위치도 수렴하고 있다. 보정 전후의 위치 추정치와 공분산은 다음과 같았다.

$$\hat{x}_0 = [490 \ 490 \ 95^0] \quad (27)$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 242.9162 & -89.7719 & -0.5576 \\ -89.7719 & 62.3118 & 0.1829 \\ -0.5576 & 0.1829 & 0.0015 \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$\hat{x}_0 = [500.4434 \ 501.0192 \ 90.1606^0] \quad (29)$$

$$P_{100} = \begin{bmatrix} 3.6294 & -2.1574 & 0.0080 \\ -2.1574 & 15.4273 & -0.0044 \\ 0.0080 & -0.0044 & 0 \end{bmatrix} \quad (30)$$

V. 실험

본 논문에서 제시한 방법을 검증하기 위한 실험은 아래 그림 10과 같은 환경에서 수행하였다. 이동 로봇은 초기위치 (0cm, 0cm, 90°)에서 출발하게 하였고, 목적지는 (10cm, 500cm)로 하였다. 보행자의 움직임은 $X_w = 80cm$, $Y_w = 750 - 850cm$, $Z_w = 100cm$ 의 경로를 가지게 했다.

실험에 쓰인 파라미터들은 시뮬레이션과 같이 두었고, 목적지에 도착한 로봇은 멈춰 서서 총 25 프레임의 이동물체 영상을 관측함으로써 자신의 절대 위치를 추정하게 하였다. 목적지에 도착한 이동로봇의 실제 위치는 (13cm, 475cm, 90°)이었고, 추정 위치와 추정 오차의 공분산은 (31), (32)와 같았다.

$$\hat{x}_0 = [9.63, 485.10, 88.88]^T \quad (31)$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 49.951 & -1.021 & -0.154 \\ -1.021 & 0.183 & 0.003 \\ -0.154 & 0.003 & 0.001 \end{bmatrix} \quad (32)$$

보행자를 관측 후 추정된 로봇 위치와 공분산은 (33), (34)와 같았다.

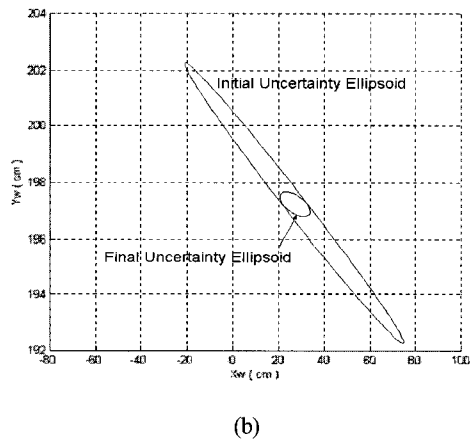
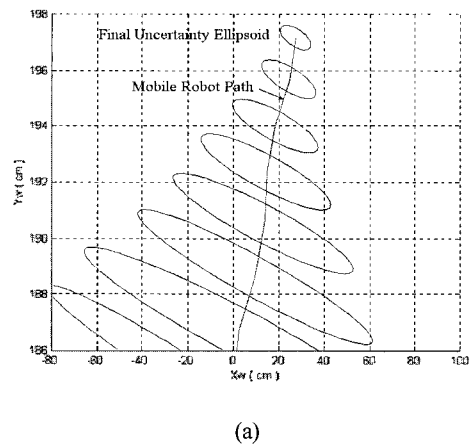


그림 11. 실험에 의한 위치 추정의 불확실성.

Fig. 11. Uncertainty of position estimation by experiments.

$$\hat{x}_{20} = [12.4470, 485.0358, 89.7366]^T \quad (33)$$

$$P_{20} = \begin{bmatrix} 8.0406 & -0.1784 & 0.0252 \\ -0.1784 & 0.1660 & -0.0006 \\ 0.0252 & -0.0006 & 0.0001 \end{bmatrix} \quad (34)$$

측정된 보행자의 영상처리 좌표는 표 1과 같았고, 그림 11(a), (b)는 매 샘플링 시간에 대한 이동로봇 위치 추정의 불확실성과 위치 추정치를 나타낸다.

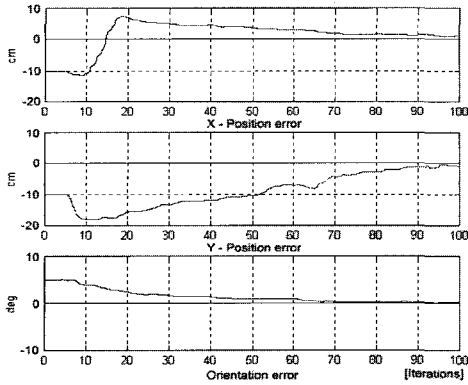


그림 12. 위치 추정 오차.
Fig. 12. Errors of position estimation.

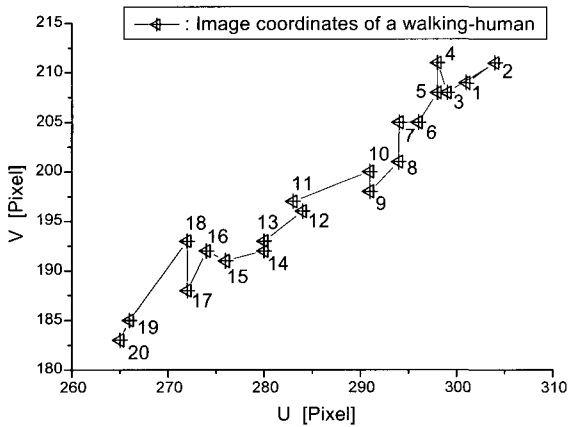


그림 13. 보행자의 영상좌표 이동.
Fig. 13. Image coordinates of a walking-human.

시물레이션과 같이 작은 ellipsoid로 표시되어 줄어듦을 확인할 수 있다. 그림 12를 보면 X_w 의 수직 방향 즉, 로봇의 x방향의 불확실성이 줄어드는 것을 볼 수 있고, 따라서 로봇의 x위치도 수렴하는 것을 알 수 있었다.

VI. 결론

본 논문에서는 인간을 보조하기 위한 이동로봇이 주행하면서 위치 추정을 위한 방법으로 보행자를 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 인간이 카메라의 영상에 원근 투영되어, 물체의 영상좌표와 현재 로봇의 추정 위치 사이에 생기는 구속 식을 유도하였다. 이는 로봇의 추정 위치를 기준으로 계산하였기 때문에 보행자의 예측 영상좌표들은 실제 관측되는 것들과는 차이를 보인다. 이 오차를 이용하여 이동로봇

의 실제 위치를 역으로 구해 냈다. 보행자의 영상좌표는 처리과정에 잡음을 포함하고 있으며, 로봇의 위치 추정 자체에도 불확실한 성분이 존재하므로 이에 대해 강인하게 상태를 추정하는 칼만 필터를 사용하였다. 제시한 방법은 시물레이션과 실험을 통하여 보행자의 곡선 이동경로에 대한 로봇의 위치추정에 대한 타당성을 검증할 수 있었다. 향후, 실제 적용에 따른 영상정보의 실시간 처리 문제 및 장애물이 존재하는 공간상에서 발생하는 위치 불확실성과 보행자의 복잡한 움직임에 따른 로봇의 위치추정에 관한 연구가 계속되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] A. Georgiev, P. K. Allen, "Vision for mobile robot localization in urban environments," *Intelligent Robots and System, IEEE/RSJ International Conference on*, vol. 1, pp. 472-477, Sept. 2002.
- [2] S. I. Roumeliotis, G. A. Bekey, "Bayesian estimation and kalman filtering: a unified framework for mobile robot localization," *Robotics and Automation, Proc. ICRA. IEEE International Conference on*, vol. 3, pp. 2985-2992, April 2000.
- [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] D. Murray, C. Jennings, "Stereo vision based mapping and navigation for mobile robots," *Proc. of IEEE International Conference on*, vol. 2, pp. 1694-1699, April 1997.
- [5] C. Becker, J. Salas, K. Tokusei, J. C. Latombe, "Reliable navigation using landmarks," *Proc. of IEEE International Conference on*, vol. 1, pp. 401-406, May 1995.
- [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] R. Ramakrishnan, S. Zein-Sabatto, "Multiple path planning for a group of mobile robot in a 2-D environment using genetic algorithms," *Proc. of IEEE International Conference on*, pp. 65-71, March 2001.
- [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, Proc. of IEEE International Symposium on, vol. 2, pp. 447-452, 2002.

- [13] M. Montemerlo, S. Thrun, W. Whittaker, "Conditional particle filters for simultaneous mobile robot localization and people-tracking," *Proc. of ICRA, IEEE International Conference on*, vol. 1, pp. 695-701, May 2002.
- [14] A. Clerentin, L. Delahoche, E. Brassart, C. Cauchois,

"Mobile robot localization based on multi target tracking," *Proc. of ICRA, IEEE International Conference on*, vol. 1, pp. 13-18, May 2002.

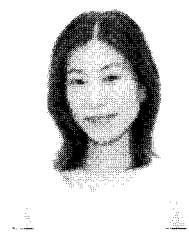
- [15] R. C. Smith and P. Cheeseman, "On the Representation and Estimation of Spatial Uncertainty," in *The International Journal of Robotics and Research*, vol. 5, no. 4, pp. 56-68, 1986.



진태석

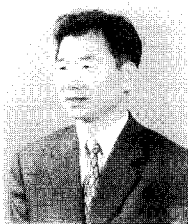
1998년 진주산업대학교 전자공학과 졸업. 2000년 부산대학교 대학원 전자공학과 석사. 2003년 8월 동 대학원 공학박사. 2004년~현재 동경대학 생산기술연구소 Post-doctor 연구원. 관심분야는 다중센서융합, 이동로봇 주행제어, 다

관절로봇, 지능제어.



이동희

2001년 경희대학교 공과대학 기계공학과 졸업. 2003년 동 대학원 석사. 2004년~현재 동경대학 기계정보공학과 박사과정. 관심분야는 이동로봇 위치추정 및 지도작성, 인체의 동역학적 근골격 모델링.



이장명

1980년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업. 1982년 동대학원 석사. 1990년 USC (남가주대학교) 공학박사. 1992년~현재 부산대학교 전자공학과 교수. 대한전자공학회 이사. 제어·지동화·시스템공학회 이사. 관심분야는 다관절 로봇, 시

스템설계 및 제어, 마이크로 프로세서 응용시스템 설계 및 제어 등.