

실시간 다중이동물체 추적에 의한 이동로봇의 위치개선

Position Improvement of a Mobile Robot by Real Time Tracking of Multiple Moving Objects

진태석* · 이민중** · 탁한호*** · 이인용**** · 이준탁*****

TaeSeok Jin, MinJung Lee, HanHo Tack, InYong Lee and JoonTark Lee

* 동서대학교 메카트로닉스공학과

** 동서대학교 RIC

*** 진주산업대학교 전자공학과

**** (주)삼진기술

***** 동아대학교 전기공학과

요 약

본 논문은 실내외 공간에서 인간을 포함한 이동물체의 영상정보를 이용하여 이동로봇의 자기위치를 인식하기 위한 방법을 제시하고 있다. 제시한 방법은 로봇자체의 DR센서 정보와 카메라에서 얻은 영상정보로부터 로봇의 위치추정방법을 결합한 것이다. 그리고 이동물체의 이전 위치정보와 관측 카메라의 모델을 사용하여 이동물체에 대한 영상프레임 좌표와 추정된 로봇위치간의 관계를 표현할 수 있는 식을 제시하고 있다. 또한 이동하는 인간과 로봇의 위치와 방향을 추정하기 위한 제어방법을 제시하고 이동로봇의 위치를 추정하기위해서 칼만필터 방법을 적용하였다. 그리고 시뮬레이션 및 실험을 통하여 제시한 방법을 검증하였다.

키워드 : 퍼지 모델링, TSK 퍼지 모델, 비선형 시스템.

Abstract

The Intelligent Space(ISpace) provides challenging research fields for surveillance, human-computer interfacing, networked camera conferencing, industrial monitoring or service and training applications. ISpace is the space where many intelligent devices, such as computers and sensors, are distributed. According to the cooperation of many intelligent devices, the environment, it is very important that the system knows the location information to offer the useful services. In order to achieve these goals, we present a method for representing, tracking and human following by fusing distributed multiple vision systems in ISpace, with application to pedestrian tracking in a crowd. This paper describes appearance based unknown object tracking with the distributed vision system in intelligent space. First, we discuss how object color information is obtained and how the color appearance based model is constructed from this data. Then, we discuss the global color model based on the local color information. The process of learning within global model and the experimental results are also presented.

Key Words : Intelligent Space, Mobile robot, Multi-object tracking, CCD camera, Uncertainty

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 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 위치를 추정하는 방법이 있고, 일정한 패턴이나 도형 등을 이용하는 방법이 있다. 혹은 자연적으로 존재하는 건물의 벽, 모서리 등과 같은 특정 점을 추출하여 로봇의 위치 추정을 위한 표식 점으로 이용하는 방법이 있다[2][3][4].

접수일자 : 2007년 10월 20일

완료일자 : 2008년 1월 24일

위치추정에 사용되는 센서는 크게 거리센서와 비전센서로 나눌 수 있다. 거리센서에 기반한 대표적인 위치추정 방법은 칼만필터(Kalman filter; KF)를 이용한 방법[1]과 마코프 위치추정(Markov localization) [2] 그리고 몬테카를로 위치추정(Monte Carlo localization; MCL) [3] 등이 있다. 하지만 거리센서에 기반한 위치추정은 동적 장애물이나 책상처럼 감지하기 어려운 물체가 환경에 많을 수록 오차가 커지고, 단순한 환경인 복도 같은 곳에서도 위치추정이 어렵다. 또한, 사용하는 거리센서도 많은 경우에 고가의 레이저센서를 사용하기 때문에 실용화하기 힘든 단점도 있다.

비전센서는 거리센서보다 가격도 저렴하고 획득할 수 있는 정보량도 많기 때문에 비전센서에 기반한 위치추정에 대한 연구가 많이 진행 중이다. Kosecka이 제시한 방법은 각 노드에 대한 영상의 특징을 저장하고, 이를 입력영상과 비교하여 마코프 위치추정으로 어느 노드에 있는지 추정한다[4]. 그러나 이 방법은 로봇의 위치가 어느 노드 부근에 있는지는 알 수 있지만, 정확한 로봇의 위치는 알 수 없다. Thrun이 Minerva에 적용한 위치추정 방법[5]은 천장의 조명정보를 바탕으로 마코프 위치추정으로 로봇의 위치를 찾는다. 이렇듯 천장의 정보를 이용하여 위치추정을 수행하기 때문에 사람이 로봇을 둘러싸도 위치추정을 할 수 있지만, 천장의 높이가 낮은 일반 실내환경에서는 천장의 일부만 보이기 때문에 박물관 같은 천장의 높이가 높은 건물에서만 가능하다. Lowe 가 제시한 V-SLAM (Vision based Simultaneous Localization And Mapping)[6]은 스테레오 카메라를 사용하여 SIFT(Scale Invariant Feature Transform) [7]특징점으로 지도를 작성하고 입력 영상에 대한 특징점을 지도에 정합하여 위치추정을 수행한다. 그러나 환경 전체에 대한 SIFT 특징점을 데이터베이스에 저장해야 하기 때문에 많은 메모리가 필요하고 한번 작성된 지도의 수정이 어렵다. 또한, 스테레오 카메라는 가격도 비싸고, 거리센서에 비해 정확도가 낮다.

본 논문에서는 기존의 연구 대상이었던 고정된 물체가 아닌 걸어 다니는 인간을 이용한 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 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, V장에서 각각 시뮬레이션 및 실험을 통해 제안한 방법의 타당성을 검증하고, VI장에서 결론 및 향후과제를 기술한다.

2. 위치추정의 불확실성과 모델링

2.1 위치추정의 오차

실내 환경에서 시각적 표식을 이용하여 자기 위치추정을 수행할 경우 로봇의 위치를 결정하기 위해서는 표식 발견,

표식 확인, 자기 위치 추정의 세 단계의 과정이 필요하다. 여기서 자기 위치 추정은 다양한 주위환경의 특징적 정보를 이용하여 기존에 작성된 기하학적 혹은 위상학적 지도 정보와의 비교를 통해 지도상에서의 자신의 위치를 인식하는 것이다. 표식을 이용하여 자기 위치 추정을 수행하는 경우 일반적으로 2 차원 위치 정보만으로도 충분하므로 표식의 수직 위치가 로봇 시야의 수준에 맞추어져 있다고 가정 하에 로봇의 지도상 위치와 방향만을 추정한다.

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.

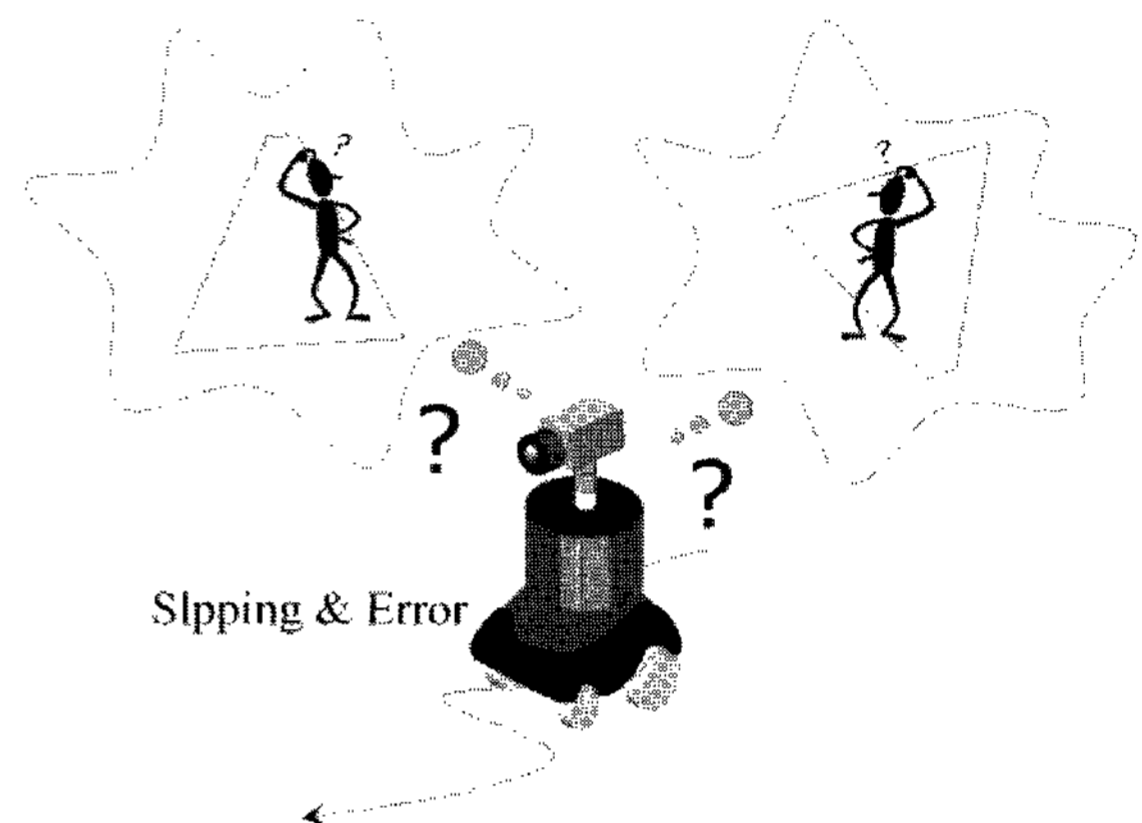


그림 1. 주행오차에 따른 위치 불확실성.

Fig. 1. Position uncertainty by errors bo a robot.

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 2에서 보는 바와 같이 로봇이 이동함에 따라 불확실성이 계속 커지는 것을 정량적으로 또한 기하학적으로 볼 수 있다.

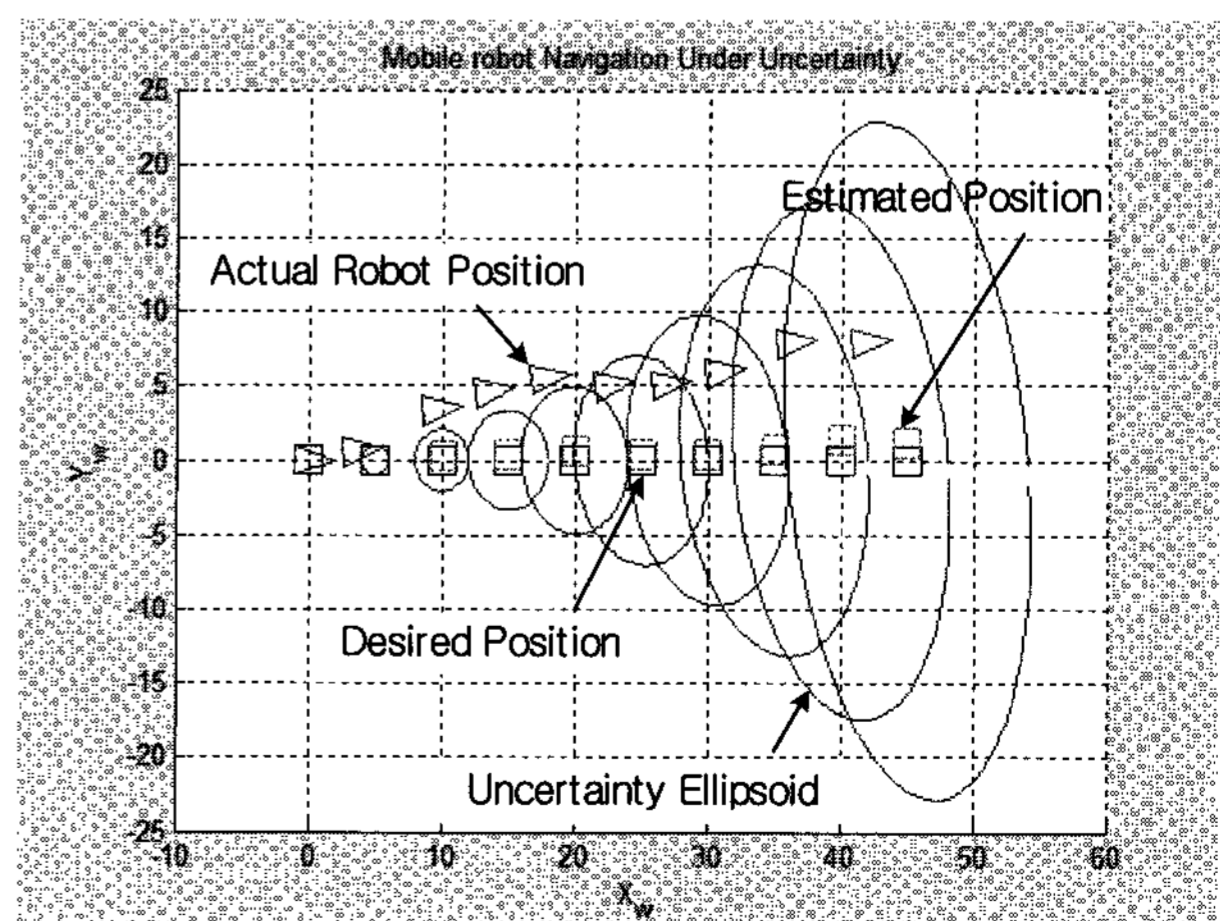


그림 2. 로봇 위치추정의 불확실성.

Fig. 2. Uncertainty of robot position estimation.

2.2 영상정보의 오차 및 불확실성 분석

영상정보로부터 거리정보를 추정하는 문제에 있어서 입력 정보에 존재하는 오차와 불확실성이 추정한 거리정보에 어떻게 반영되는지에 대한 문제를 다루었다. 영상정보로부터 공간상 거리를 추정할 때 능동카메라 기구부의 링크 길이와 Pan/Tilt 관절 각도 α, β 의 정보와 영상에서의 처리에 의한 정보 j, k 가 필요하다. 실제 이들의 정보는 측정되거나 처리에 의해 얻게 되는 정보로서 내부에 오차와 불확실성이 존재하게 된다. 이러한 파라미터의 오차와 영상정보의 잡음이 영상처리 정보 j_m, k_m 에 식 (1)과 같이 $\Delta j, \Delta k$ 의 불확실 항으로 인가된다고 정의한다.

$$j = j_m + \Delta j, \quad k = k_m + \Delta k \quad (1)$$

여기서 $\Delta j, \Delta k$ 는 $\sigma_{\Delta j} = \sigma_{\Delta k} = \sigma, m_{\Delta j} = m_{\Delta k} = 0, \rho_{\Delta j \Delta k} = 0$ 인 2 결합 가우시안 랜덤변수로서 식 (2)의 확률밀도함수를 가진다고 가정한다.

$$f_{\Delta j, \Delta k} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(\Delta j^2 + \Delta k^2)\right\} \quad (2)$$

영상정보 j, k 가 실제공간 x, y 에 맵핑되는 관계를 식 (3)과 같이 함수로 정의하면 x, y 공간의 불확실성에 대한 확률밀도함수는 식 (4)의 비선형변환에 대한 확률밀도함수로서 나타난다[8].

$$x = f_x(j, k), \quad y = f_y(j, k) \quad (3)$$

$$f_{x, y} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(f_j(x, y) - j_m)^2 + (f_k(x, y) - k_m)^2\right] \cdot |J_{JK}(x, y)| \quad (4)$$

여기서 $f_j(x, y), f_k(x, y)$ 는 x, y 공간정보와 영상정보의 맵핑관계를 나타내는 비선형 함수이며 $J_{JK}(x, y)$ 는 식 (5)의 $f_j(x, y), f_k(x, y)$ 의 x, y 변수에 대한 Jacobian 행렬이다. $|J_{JK}(x, y)|$ 는 $J_{JK}(x, y)$ 의 행렬식(determinant)으로서 식 (6)과 같이 나타난다.

$$J_{JK}(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_j(x, y)}{\partial x} & \frac{\partial f_j(x, y)}{\partial y} \\ \frac{\partial f_k(x, y)}{\partial x} & \frac{\partial f_k(x, y)}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$|J_{JK}(x, y)| = \frac{\partial f_j(x, y)}{\partial x} \cdot \frac{\partial f_k(x, y)}{\partial y} - \frac{\partial f_k(x, y)}{\partial x} \cdot \frac{\partial f_j(x, y)}{\partial y} = \frac{P_x P_y}{\theta_{ry} \theta_{rx}} \cdot \left(\frac{(l_1 + l_2)^2}{(l_1 + l_2)^2 + x^2 + y^2} \right) \cdot \sqrt{x^2 + y^2} \quad (6)$$

그림 3은 $\alpha=150, \beta=00$ 의 카메라 자세에서 영상정보 $j=160, k=180$ 상에 존재하는 불확실성의 확률밀도함수를 나타내며 그림 4는 여기서 추정한 공간상 거리정보의 불확실성의 확률밀도함수를 나타낸다. 결과에서 영상의 k 방향의 오차는 거리추정정보에서 y 방향에 대한 큰 오차를 발생시키고 j 방향의 오차는 x 방향에 대하여 크게 오차를 발생시키지 않음을 알 수 있다. 그리고 같은 능동카메라 자세에서 추정하는 정보에 대해서도 가까운 곳의 정보를 나타내는 영상

위치에서는 좁은 영역에 대해서 불확실성이 발생되며 먼곳의 정보를 나타내는 위치정보는 넓은 영역에 걸쳐서 불확실성이 존재한다. 이는 Jacobian 행렬식에서도 알 수 있으며, 또한 영상정보에서 먼 곳의 정보는 압축되어 획득됨을 감안하면 타당한 결과이다. 불확실성의 분석에 대한 결과는 영상센서의 측정잡음에 대한 기준제시와 영상정보에서 얻은 거리 정보로부터 물체의 존재여부에 대한 확률적 접근을 가능케한다.

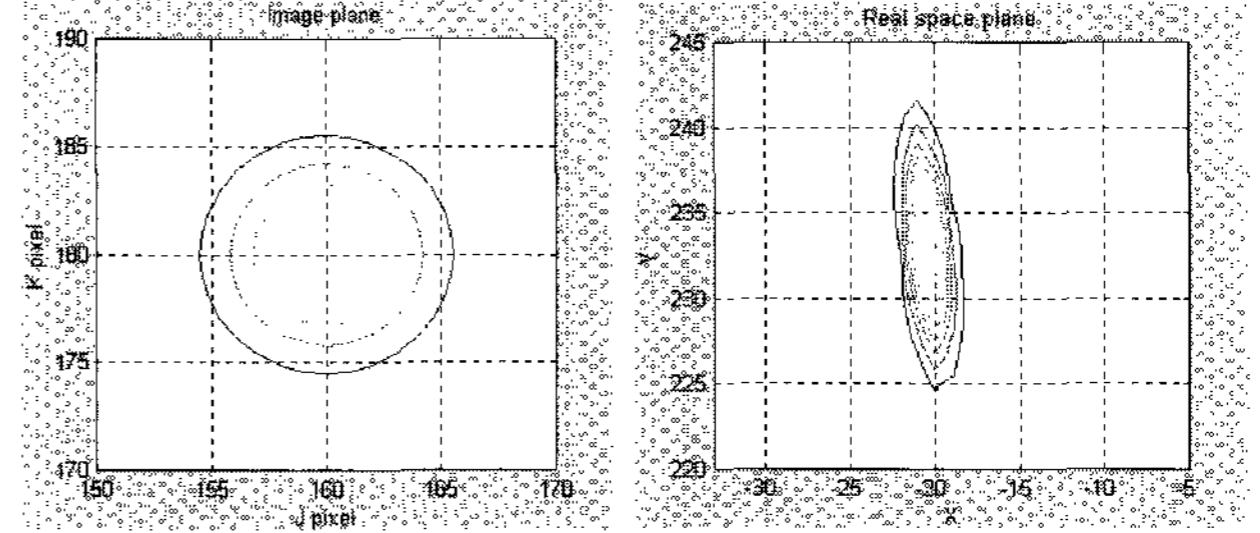


그림 3. 영상정보의 불확실성. 그림 4. 실제공간의 불확실성. Fig. 3. Uncertainty of Image. Fig. 4. Uncertainty of Real.

3. 이동물체의 궤적예측

본 절에서는 능동카메라의 이동물체 추적을 위한 이동물체의 운동을 분석 및 모델화하여 운동성분을 추정하여 물체의 거동 및 궤적을 예측하는 내용에 대하여 다루었다. 본 연구에서는 이동물체의 운동모델로부터 칼만필터를 사용하여 이동물체의 상태를 추정하였으며 이로부터 최소제곱 추정법(LSE: Least-Squares Estimator)을 사용하여 이동물체의 선형속도와 회전각속도를 추정하여 물체의 궤적을 예측하는 방법을 사용하였다.

3.1 이동물체의 운동모델

직교좌표 공간상에서 운동하는 일반적인 물체에 대하여 각 방향의 속도 및 가속도를 추정할 수 있으면 δt 이후의 공간상에서 예측되는 물체의 X, Y, Z 각 방향의 위치는 식 (7)~(9)와 같다[9].

$$\hat{P}_{x+\delta t} = \hat{P}_x + \hat{V}_x \delta t + \frac{1}{2} \hat{A}_x \delta t^2 \quad (7)$$

$$\hat{P}_{y+\delta t} = \hat{P}_y + \hat{V}_y \delta t + \frac{1}{2} \hat{A}_y \delta t^2 \quad (8)$$

$$\hat{P}_{z+\delta t} = \hat{P}_z + \hat{V}_z \delta t + \frac{1}{2} \hat{A}_z \delta t^2 \quad (9)$$

xy -평면상에서 이동하는 물체의 움직임은 진행속도 성분 v_k 과 각속도 성분 w_k 로 분해하여 식 (10)~(12)의 이산형 시변 방정식으로 나타낼 수 있다[9]. 이동물체의 운동을 일으키는 v_k 와 w_k 의 변화는 식 (13)과 같이 랜덤한 운동으로 정의한다. 여기서 ξ_v, ξ_w 는 가우시안 랜덤변수이다.

$$\delta x_{k+\delta t, k} = v_k \cos(\theta_k) \delta t - \frac{1}{2} \omega_k v_k \sin(\theta_k) \delta t^2 \quad (10)$$

$$\delta y_{k+\delta t, k} = v_k \sin(\theta_k) \delta t + \frac{1}{2} \omega_k v_k \cos(\theta_k) \delta t^2 \quad (11)$$

$$\delta\theta_{k+\delta t,k} = \omega_k \delta t \quad (12)$$

$$\delta v_{k+\delta t,k} = \xi_v, \quad \delta\omega_{k+\delta t,k} = \xi_\omega \quad (13)$$

이동물체의 모델을 칼만필터에 적용하기 위해서는 식 (14)의 이산시간 상태천이 모델이 필요하다. 이동물체의 이산형 시변 방정식으로 부터 이동물체 상태 천이 모델과 관측 모델을 얻는다. 여기서 z 는 측정벡터, H 는 상태벡터와 측정벡터 사이의 관측행렬이며 w 는 상태천이 자체의 불규칙 성분이며 v 는 측정잡음, T 는 샘플링 시간을 의미한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \Phi_{k,k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{z}_k &= \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (14)$$

3.2 칼만필터에 의한 이동물체의 상태 추정

입력정보, 즉 영상정보는 처리과정 가운데 불확실성 및 잡음을 포함하고 있으며 상태천이 자체도 불규칙한 성분이 존재하므로 이에 대해 강인하게 상태를 추정하는 관측기로는 칼만필터가 적합하다. 칼만필터는 추정값과 측정값의 오차에 필터이득을 곱하여 상태천이 모델에 수정함으로써 추정오차를 최소화하는 처리과정이다. 이동물체의 상태추정 문제에서 칼만필터의 측정벡터는 이미지에서 구한 이동물체의 X,Y 평면공간상 위치이며, 이로부터 상태변수로 설정한 이동물체의 x,y 위치, 방향, 진행방향 속도, 회전각속도를 추정한다.

그림 5는 칼만필터의 처리과정을 나타낸 것이다. 필터이득을 구하기 위하여 추정오차의 공분산 행렬이 필요하며 이는 식 (15)로 이전과정의 공분산행렬의 상태천이에 시스템잡음의 공분산 행렬 Q_{k-1} 이 추가된 형태로 추정된다.

$$P'_k = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + Q_{k-1} \quad (15)$$

추정오차의 공분산 행렬 P'_k 와 관측 행렬 H_k , 측정잡음의 공분산 행렬 R_k 로 추정오차를 최소화하는 최적의 필터이득을 구하며 이는 식 (16)의 형태이다.

$$K_k = P'_k H_k^T [H_k P'_k H_k^T + R_k]^{-1} \quad (16)$$

다음은 상태를 추정하는 과정으로 식 (17)와 같이 추정벡터의 상태천이 모델에 이전단계의 추정벡터와 측정벡터 z_k 간의 오차에 필터이득을 곱한 innovation항이 추가되어 최적의 상태를 추정한다.

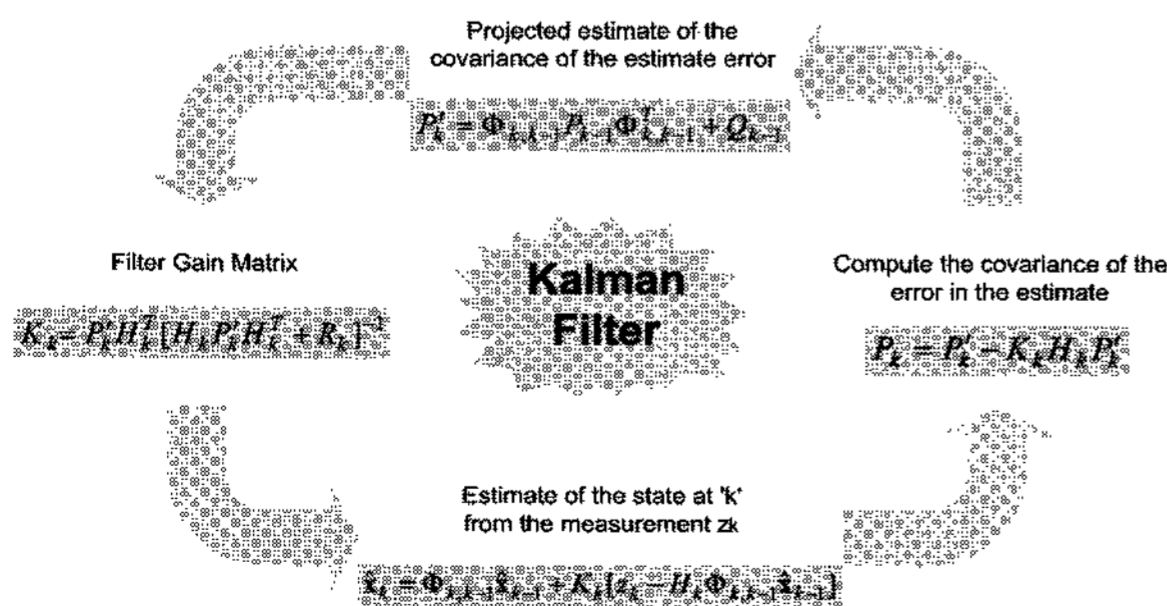


그림 5. 칼만필터 처리과정.
Fig. 5. Kalman filter process.

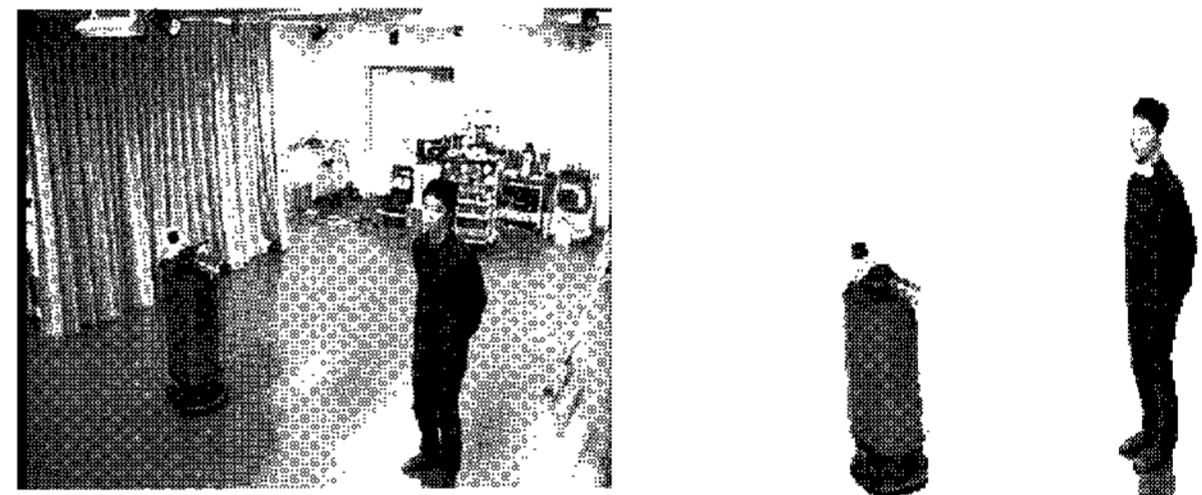
$$\hat{\mathbf{x}}_k = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + K_k [z_k - H_k \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1}] \quad (17)$$

최종적으로 식 (18)의 추정오차의 공분산 행렬을 수정하는 과정을 거치고 다시 식 (15)의 과정으로 순환한다.

$$P_k = P'_k - K_k H_k P'_k \quad (18)$$

4. 영상에 의한 물체 추출

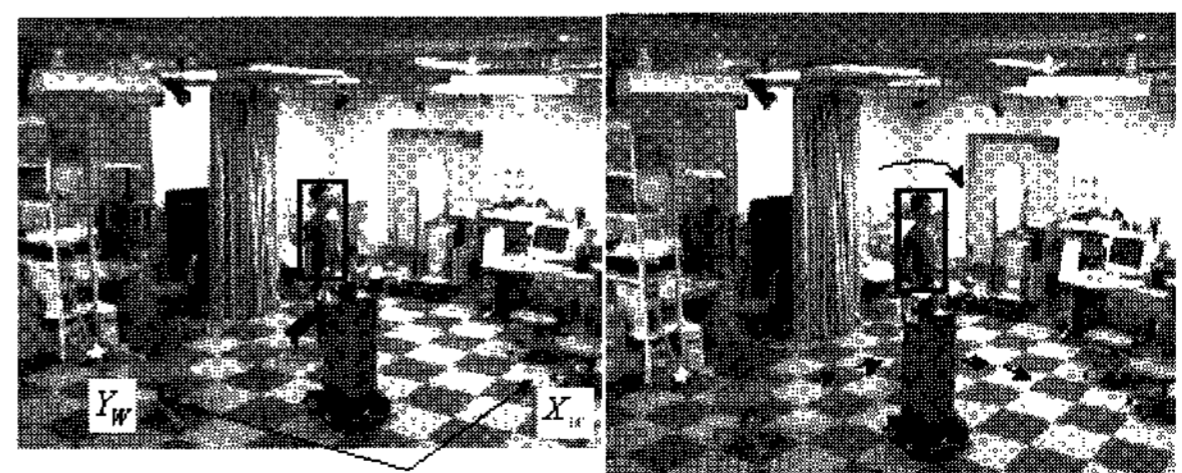
본 시스템에서는 물체인식성능을 향상시키기 위해서 칼라 CCD카메라를 장착하였다. 영상정보 획득 및 영상처리를 위한 비디오 캡처보드를 PC에 장착하였다. 영상매칭 과정을 간략화 하기위해 이동물체에 대한 대략적인 추출을 필요로 하게 된다. 배경영상의 차를 이용하여 카메라 영상에 이동물체를 인식하도록 하였다. 그리고 색정보에 대한 추출로서 영상처리 및 물체의 색상정보 추출을 위해서 RGB 모델을 사용하였다. 그림 6은 위에서 언급한 물체추출에 대한 결과의 예시로서 보여주고 있다. 그림 6(a)는 CCD카메라가 캡처한 원영상이고 그림 6(b)는 추출된 사람과 로봇의 영상의 결과를 보여주고 있다.



(a) (b)
그림 6. 캡처된 원영상과 추출물체.
Fig. 6. Captured Image and extracted objects.

5. 실험

본 논문에서 제시한 방법을 검증하기 위한 실험은 아래 그림 7와 같은 환경을 설정하고 그림 8과 같 초기설정을 하였다. 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.



(a) (b)
그림 7. 실험 환경.
Fig. 7. Experimental Environment.

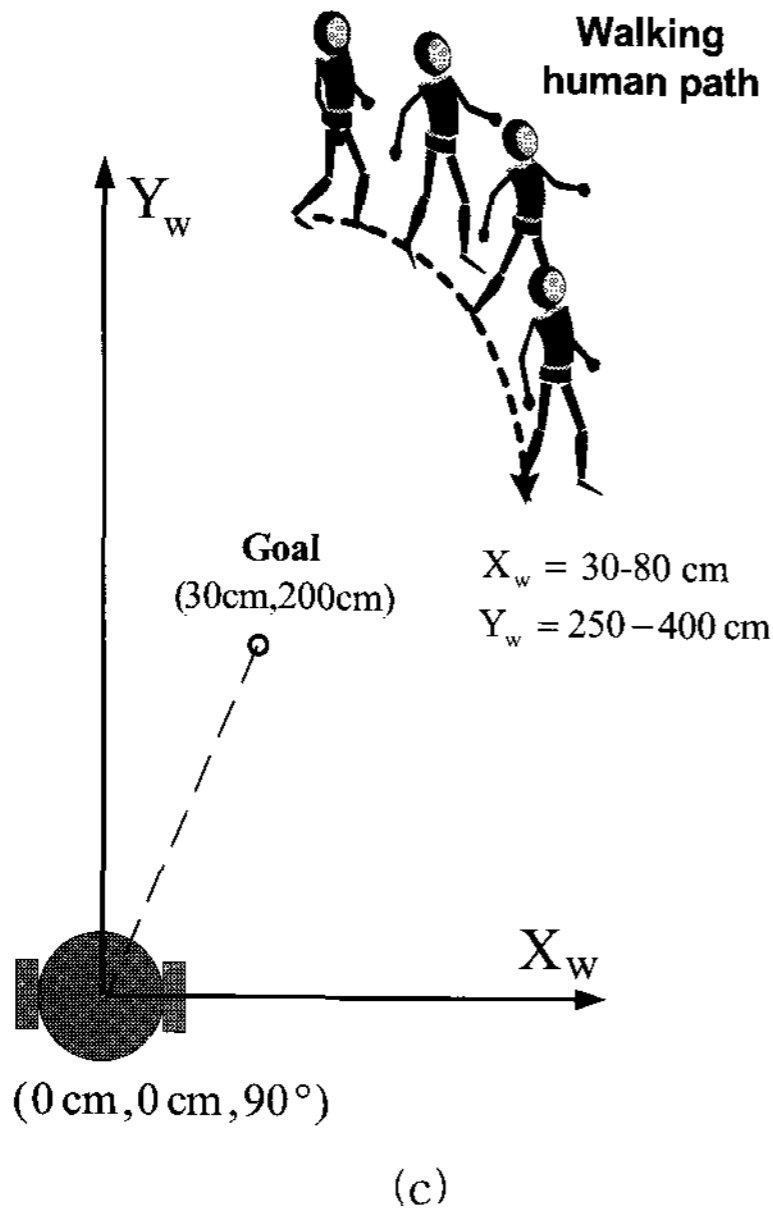
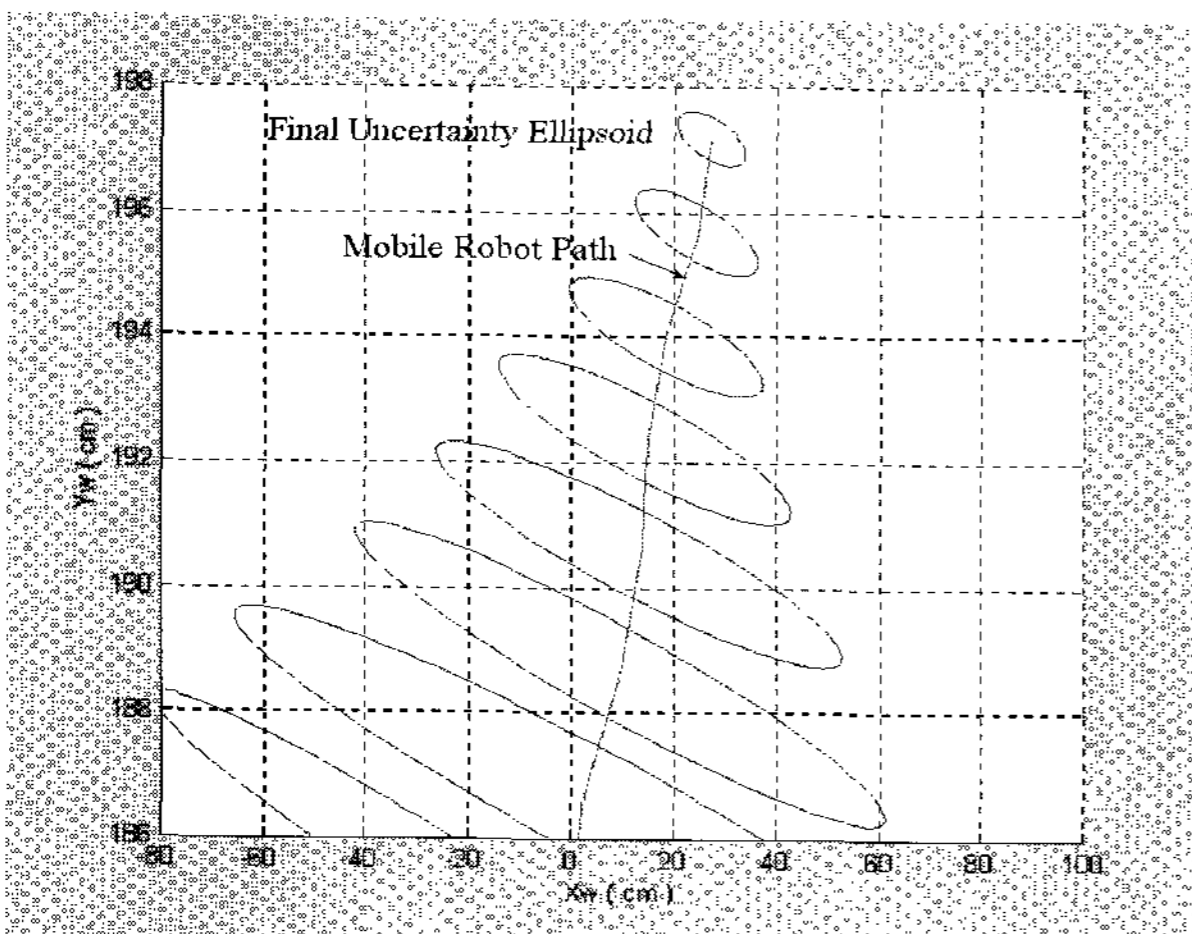
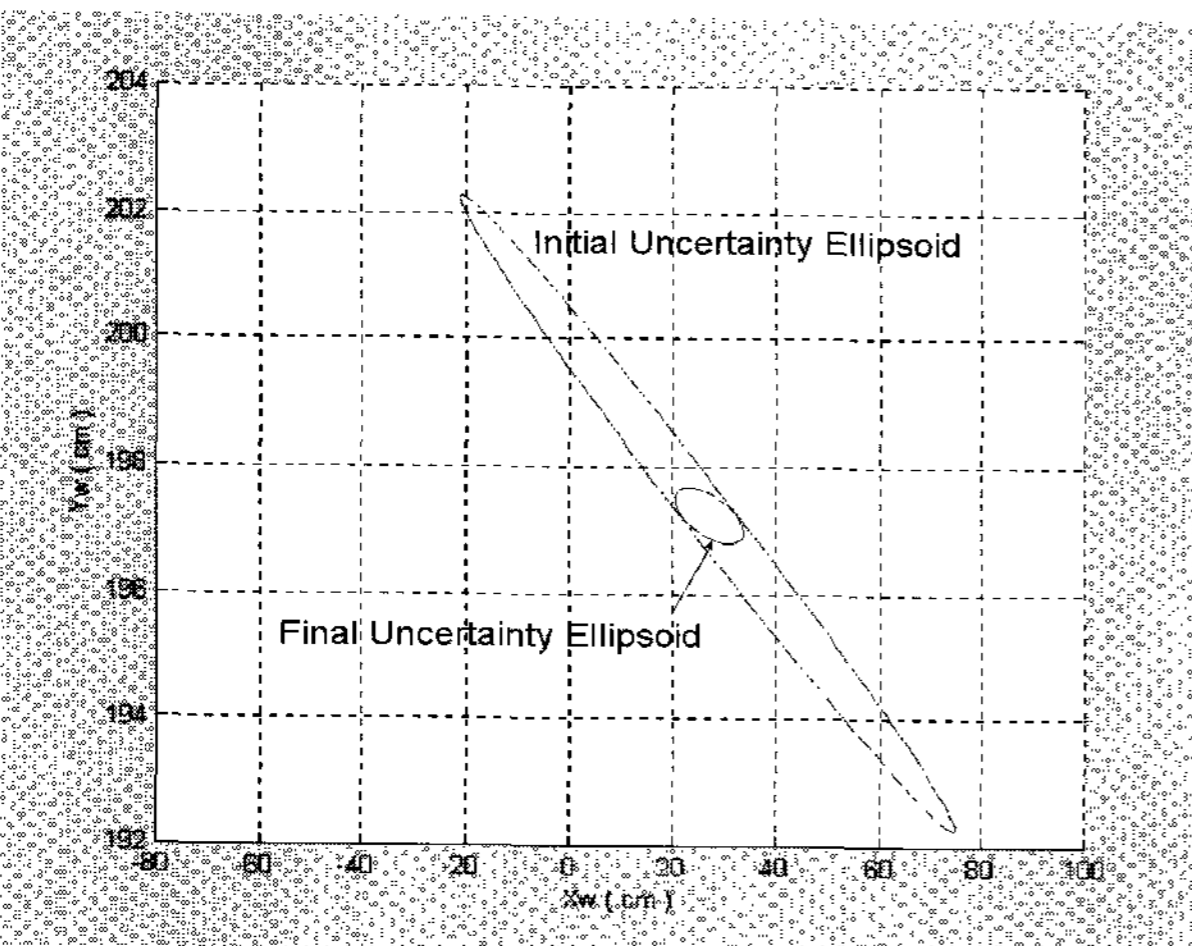


그림 8. 이동로봇의 초기설정 및 이동방향
Fig. 8. Initial set and direction of mobile robot.



(a)



(b)

그림 9. 실험에 의한 위치 추정의 불확실성.
Fig. 9. Uncertainty of position estimation by experiments.

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 $(13\text{ cm}, 475\text{ cm}, 90^\circ)$ 이었고, 추정 위치와 추정 오차의 공분산은 식 (19), (20)과 같았다.

$$\hat{x}_0 = [9.63, 485.10, 88.88]^T \quad (19)$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 49.951 & -1.021 & -0.154 \\ -1.021 & 0.183 & 0.003 \\ -0.154 & 0.003 & 0.001 \end{bmatrix} \quad (20)$$

보행자를 관측 후 추정된 로봇 위치와 공분산은 식 (21), (22)와 같았다.

$$\hat{x}_{20} = [12.4470, 485.0358, 89.7366]^T \quad (21)$$

$$P_{20} = \begin{bmatrix} 8.0406 & -0.1784 & 0.0252 \\ -0.1784 & 0.1660 & -0.0006 \\ 0.0252 & -0.0006 & 0.0001 \end{bmatrix} \quad (22)$$

수행된 실험의 결과로서 그림 9(a)는 매 샘플링 시간에 대한 이동로봇 위치 추정의 불확실성과 위치 추정치를 나타낸다. 시뮬레이션과 같이 작은 ellipsoid로 표시되어 줄어듦을 확인할 수 있다. 그림 9(b)에서 보여주는 것과 같이 X_w 의 수직 방향 즉, 로봇의 x 방향의 불확실성이 줄어드는 것을 볼 수 있고, 따라서 로봇의 x 위치도 수렴하는 것을 알 수 있었다.

6. 결 론

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)과 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 구속식을 유도하였다. 이는 로봇의 추정 위치를 기준으로 계산하였기 때문에 보행자의 예측 영상좌표들은 실제 관측되는 것들과 차이를 보인다. 이 오차를 이용하여 이동로봇의 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 실험을 통하여 보행자의 곡선 이동경로에 대한 로봇의 위치추정에 대한 타당성을 검증할 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] A. Georgiev, P. K. Allen, "Vision for mobile robot

localization in urban environments," *Intelligent Robots and System, IEEE/RSJ Int. Conference on*, vol.1, pp. 472-477, Sept. 2002.

- [1] A. Georgiev, P. K. Allen, "Vision for mobile robot localization in urban environments," *Intelligent Robots and System, IEEE/RSJ Int. 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] Robert M. Haralick and Linda G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison-Wesley, 1993.
- [4] H. W. Sorenson, "Kalman Filtering Techniques," *Advances in Control Systems Theory and Applications*, vol. 3, pp. 219-292, 1966.
- [5] B. Jung and G. S. Sukhatme, "Tracking targets using multiple robots: The effect of environment occlusion," *Autonomous Robots*, vol. 13, no. 3, pp. 191-205, 2002.
- [6] M. Mazo, A. Speranzon, K. Johansson, and X. Hu, "Multi-robot tracking of a moving object using directional sensors," in *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, New Orleans, LA, April 2004, pp. 1103-1108.
- [7] A. Georgiev and P. K. Allen, "Localization methods for a mobile robot in urban environments," *IEEE Trans. on Robotics*, vol. 20, no. 5, pp. 851 - 864, October 2004.
- [8] S. Pfister, S. Roumeliotis, and J. Burdick, "Weighted line fitting algorithms for mobile robot map building and efficient data representation," in *Proceedings of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Taipei, Taiwan, Sep. 14-19 2003, pp. 1304 - 1311.
- [9] A. I. Mourikis and S. I. Roumeliotis, "Performance bounds for cooperative simultaneous localization and mapping (C-SLAM)," in *Proc. of Robotics: Science and Systems*, Cambridge, MA, June 2005, pp. 73 - 80.
- [10] F. M. Mirzaei, A. I. Mourikis, and S. I. Roumeliotis, "Analysis of positioning uncertainty in cooperative localization and target tracking (CLATT)," Dept. of Comp. Sci., Univ. of Minnesota, Tech. Rep., 2005.

저 자 소 개

진태석(Jin TaeSeok)

한국지능시스템학회 논문지 2007, Vol. 17, No. 3 참조

이민중(Lee MinJung)

한국지능시스템학회 논문지 2007, Vol. 17, No. 3 참조



탁한호(Tack Han-Ho)

1987년 : 부경대학교 전자공학과(공학사)
 1992년 : 동아대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
 1998년 : 한국해양대학교 대학원 전자통신공학과(공학박사)
 1987년 1월~1989년 2월 : (주)홍창 부설연구소 연구원

2005년 2월~2006년 2월 : UBC(캐나다 밴쿠버) 교환교수
 1989년 3월~현재 : 진주산업대학교 전자공학과 교수

관심분야 : 멀티미디어시스템, 신경회로망, 퍼지시스템, 로봇틱스, 공장자동화, 기계진동 및 동역학 등

Phone : +82-55-751-3332

Fax : +82-55-751-3339

E-mail : fmtack@jinju.ac.kr

이인용(Lee In Yong)

한국지능시스템학회 논문지 2001년 Vol. 11, No. 1 참조



이준탁(Lee Joon-Tark)

1979년 : 동아대학교 전기공학과(공학사)
 1981년 : 동 대학원 전기공학과(공학석사)
 1988년 : 중앙대학교 전기공학과(공학박사)
 1990년~현재 : 동아대학교 전기공학과 교수
 1983년~1985년 : LG전자
 1997년, 2002년 : 일본 츠크바대학 객원연구원

Phone : +82-51-200-7740

Fax : +82-51-200-7743

E-mail : jtlee@dau.ac.kr