

이동물체 포획을 위한 최적 경로 계획

Optimal Trajectory Planning for Capturing a Mobile Object

황 철 호, 이 상 현, 조 방 현, 이 장 명*
(Cheol-Ho Hwang, Sang-Hun Lee, and Gil-Dong Hong)

Abstract : An optimal trajectory generation algorithm for capturing a moving object by a mobile robot in real-time is proposed in this paper. The linear and rotational velocities of the moving object are estimated using the Kalman filter, as a state estimator. For the estimation, the moving object is tracked by a 2-DOF active camera mounted on the mobile robot, which enables a mobile manipulator to track the mobile robot until the capturing moment. The optimal trajectory for capturing the moving object is dependent on the initial conditions of the mobile robot as well as the moving object. Therefore, real-time trajectory planning for the mobile robot is definitely required for the successful capturing of the moving object. The performance of proposed algorithm is verified through the real experiments and the superiority is demonstrated by comparing to other algorithms.

Keywords : trajectory planning, kalman filter, mobile robot, capturing

I. 서론

로봇에 대한 관심은 1970년대에 싹트기 시작하여 1980년대는 산업용 로봇으로 이어졌다. 특히, 조립로봇이나 검사로봇으로써 적용되어 비약적인 생산성 향상과 비용의 절감 효과를 가져왔다. 하지만, 1990년대에는 이미 포화현상이 나타나 21세기가 시작된 지금 새로운 응용 분야가 모색되었다. 그러한 이유는 1980년대에 들어 산업용 로봇 기술이 상당한 진척을 이루었고, 이와 더불어 센서 기술과 마이크로프로세서 기술의 발달이 뒷받침되면서 로봇 연구자들이 기존의 산업용 로봇 기술 연구를 통해 얻은 결과물을 바탕으로 이동성을 가진 로봇 분야로 확대하기 위해 노력을 기울였기 때문이다. 따라서, 어떤 한정된 공간에 고정된 로봇이 아닌 여러 공간을 자유롭게 이동할 수 있는 자율이동로봇(autonomous mobile robot)의 형태로 발전하게 되었다.

최근 지능형 이동로봇에 많은 관심이 쏠리고 있다. 그 주된 이유는 이동로봇이 사람이 운반하기 어려운 현장이나 많은 다른 실제의 산업에서 영향력을 미치는 요소이기 때문이다. 따라서, 산업 현장에서의 사람이 작업하기에 어려운 작업 환경이나 극한 상황에서 로봇이 사람을 대신하는 경우가 늘어나게 되었다. 또, 공장 자동화 및 유연한 생산 체계의 도입이 증가함에 따라, 작업반경이 넓으며, 산업환경의 변화에 능동적으로 대처할 수 있는 이동로봇에 대한 필요성이 높아지고 있다. 따라서, 이동로봇을 실용화하기 위해서 이동로봇의 위치 추정 및 이동 물체의 포획을 위한 경로 계획, 그리고 센서를 이용한 제어 기술이 요구 된다[1]. 그 가운데 이동로봇의 경로 계획은 작업현장에서 로봇의 위치로부터 목표물까지 최적의 경로로 이동하는 것을 목적으로 하는데, 이러한 목적을 이루기 위해서는 작업 명령을 입력 받고, 그 입력 받은 주위 환경을 인식하며, 최적의 작업 경로를 설정하여 작업을 수행해야 한다. 이동로봇이 공장과 같은 산업현장에서

사용되기 위해서는 보다 지능적인 동작을 위한 경로계획이 필요하다. 다시 말해서, 이동로봇의 상태에 따라 로봇의 경로가 달라지므로 로봇의 상태에 따른 경로가 정의되어야 한다.

따라서 본 논문에서는 이동로봇의 상태 즉, 로봇의 초기 위치와 방향에 따라 이동하는 작업대상에 대해서 지능적인 포획을 할 수 있도록 이동로봇의 최적의 경로를 제시한다. 이동로봇에 장착된 능동카메라를 이용해 이동물체의 위치를 구하고, 상태추정기인 칼만필터를 이용해 물체의 선형속도와 회전각속도를 추정한다[2][3]. 칼만필터로 추정한 이동물체의 선형속도와 회전각속도로부터 이동물체의 궤적을 추정하여, 이동로봇의 최적 경로를 계획한다.

구현된 최적 경로 계획은 기존의 이동물체의 예측 위치로 물체를 추적하는 방식과 달리, 물체가 진행방향의 반대방향으로 움직이게 될 경우까지 대비하여 증가하는 오차를 고려한다. 즉 물체의 예측위치와 로봇의 다음위치와의 거리가 최소인 곡률로 회전하게 하여 기존의 방식보다 거리오차를 줄임으로서 추적시간을 최소화 할 수 있게 한다.

또, 로봇이 이동물체를 안정적으로 추적하고 포획하기 위하여, 물체방향으로 진행한 후 예측위치 앞에서 속도를 줄여 정지한 후에 물체를 포획하도록 하였다. 이동물체를 최종적으로 포획할 수 있는 방법에는 여러 가지가 있겠지만, 이 논문에서는 이동물체의 진행방향과 로봇의 각도가 수직이고, 정지상태에서 로봇이 물체를 포획하도록 하였다. 이동물체를 뒤나 혹은 앞에서 포획하면 불안정할 수도 있고 물체를 놓칠 수도 있기 때문에, 여기에서는 이동물체를 수직으로 포획하여 보다 안정적이고 정확하게 포획하도록 하였다.

논문의 구성으로는 2장에서는 이동물체에 대한 위치추정과 칼만필터에 대해 설명하고, 3장에서는 로봇의 상태에 따라 물체의 포획을 위한 최적의 경로 계획 알고리즘을 제시한다. 4장과 5장에서는 실험을 통하여 제시한 방법을 증명하며, 6장에서 결론을 맺는다.

II. 이동물체의 상태추정

본 절에서는 능동카메라를 이용한 이동물체 추적을 위한 이동물체의 움직임 분석 및 위치를 추정하는 내용을 다루었

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2003. 12. 28., 채택확정 : 2004. 6. 2.

황철호, 이상현, 이장명 : 부산대학교 전자공학과

(chhwang@pusan.ac.kr/hhayasy@pusan.ac.kr/jmlee@pusan.ac.kr)

* 본 연구는 대학 IT 연구센터 육성 지원사업의 연구결과로 수행되었음.

다. x, y, z 좌표공간상에 이동물체의 상태를 추정하기 위해 이동물체의 움직임을 진행속도와 각속도 성분으로 분해한다. 그리고 상태추정기인 칼만 필터를 이용하여 이동물체의 상태를 추정하게 된다[4][5].

1. 이동물체에 대한 위치추정

직교좌표 공간상에서 이동하는 물체에 대해서 각 방향의 속도, 가속도를 추정할 수 있으면 δt 이후의 공간상에서 예측되는 이동물체의 각 x, y, z 방향의 위치는 (1)-(3)과 같이 나타낼 수 있다[6].

$$\hat{P}_{x+\delta} = \hat{P}_x + \hat{V}_x \delta + \frac{1}{2} \hat{A}_x \delta^2 \tag{1}$$

$$\hat{P}_{y+\delta} = \hat{P}_y + \hat{V}_y \delta + \frac{1}{2} \hat{A}_y \delta^2 \tag{2}$$

$$\hat{P}_{z+\delta} = \hat{P}_z + \hat{V}_z \delta + \frac{1}{2} \hat{A}_z \delta^2 \tag{3}$$

여기서, δt 는 샘플링 시간이며, $(P_x P_y P_z)$, $(V_x V_y V_z)$, $(A_x A_y A_z)$ 는 이동물체의 위치, 속도 및 가속도의 추정치를 나타낸다. XY-평면상에서 이동하는 물체의 움직임은 진행속도 성분 v_k 와 각속도 성분 w_k 로 분해하면, (4)-(8)의 이산형 시변 방정식으로 나타낼 수 있다. 이동물체의 운동을 일으키는 v_k 와 w_k 의 변화는 (7)-(8)과 같이 랜덤한 운동으로 정의한다. 여기서 ξ_v, ξ_w 는 가우시안 랜덤 변수이다.

$$\delta x_{k+\delta} = v_k \delta \cos(\theta_k + \frac{1}{2} \omega_k \delta) \approx v_k \cos(\theta_k) \delta - \frac{1}{2} \omega_k v_k \sin(\theta_k) \delta^2 \tag{4}$$

$$\delta y_{k+\delta} = v_k \delta \sin(\theta_k + \frac{1}{2} \omega_k \delta) \approx v_k \sin(\theta_k) \delta + \frac{1}{2} \omega_k v_k \cos(\theta_k) \delta^2 \tag{5}$$

$$\delta \theta_{k+\delta} = \omega_k \delta \tag{6}$$

$$\delta v_{k+\delta} = \xi_v \tag{7}$$

$$\delta \omega_{k+\delta} = \xi_w \tag{8}$$

2. 칼만필터에 의한 상태추정 및 오차보정

이동물체의 상태추정을 칼만필터에 적용하기 위해서는 (9), (10)의 이산시간 상태천이 모델이 필요하다. 여기에서는 상태를 강인하게 추정하는 관측기로 칼만필터를 사용한다. 추정값과 측정값의 오차에 필터이득을 곱하여 상태천이 모델을 수정함으로써 추정오차를 최소화하게 된다. 이동물체의 상태 추정 문제에서 칼만필터의 측정벡터는 이미지에서 구한 이동물체의 X, Y 평면공간상 위치로부터 상태변수로 설정한 이동물체의 x, y 위치, 방향, 진행방향 속도, 회전각속도를 추정한다.

$$x_k = \Phi_k x_{k-1} + w_{k-1} \tag{9}$$

$$z_k = H_k x_k + v_k \tag{10}$$

칼만필터는 선형 동적 시스템에서 상태 벡터 x_k 의 최적의 추정치 \hat{x}_k 를 구하기 위한 순환적인 알고리즘이다. 여기서 k 는 시간을 의미한다. 칼만필터링은 크게 예측, 측정, 수정의 세 가지 단계로 나누어진다[7][8].

예측 단계에서는 다음 상태의 상태 벡터 $x_{k+1(-)}$ 와 상태 추정 오차의 공분산 행렬 $P_{k+1(-)}$ 을 예측하는 단계이다. (-) 는 아직 측정을 통한 수정 단계가 이루어지지 않음을 나타낸다. 상태 추정 오차의 공분산 행렬을 수식으로 표현하면 (11)과 같다.

$$P_{k+1(-)} = E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T] \tag{11}$$

예측 단계에서 이루어지는 상태 벡터와 상태 추정 오차의 공분산 행렬의 예측을 나타내는 식은 각각 (12)와 (13)으로 주어진다.

$$\hat{x}_{k+1(-)} = \Phi_k \hat{x}_{k(+)} + \omega_k \tag{12}$$

$$P_{k+1(-)} = P_{k(+)} + Q_k \tag{13}$$

여기서 Φ_k 는 주어진 $\hat{x}_{k(+)}$ 의 상태천이 행렬이고, ω_k 는 시스템의 모델 잡음, Q_k 는 ω_k 의 공분산 행렬이다. 측정 단계는 (14)의 수식으로 표현된다.

$$z_k = H_k \hat{x}_k + v_k \tag{14}$$

z_k 는 측정 벡터, H_k 는 상태 벡터와 측정 벡터 사이의 관계를 나타내는 관측행렬, v_k 는 측정 오차를 나타낸다. 마지막으로 수정 단계에서는 측정 단계에서 구해진 측정값을 바탕으로 상태 벡터와 상태 추정 오차를 새로운 값으로 수정한다. 수식으로 표현하면 (15)-(17)과 같다.

$$K_k = P_{k(-)} H_k^T [H_k P_{k(-)} H_k^T + R_k]^{-1} \tag{15}$$

$$\hat{x}_{k(+)} = \hat{x}_{k(-)} + K_k [z_k - H_k \hat{x}_{k(-)}] \tag{16}$$

$$P_{k(+)} = [I - K_k H_k] P_{k(-)} \tag{17}$$

여기서 R_k 는 측정 오차 v_k 의 공분산 행렬을 나타내고, K_k 는 칼만이득(kalman gain)을 나타낸다. 추정오차의 공분산 행렬 $P_{k(-)}$ 와 관측행렬 H_k , 측정잡음의 공분산 행렬 R_k 로 추정오차를 최소로 하는 최적의 필터이득 K_k 를 구하며 수식으로 나타내면 (15)와 같다. 다음으로 측정벡터 z_k 로부터 상태벡터 $\hat{x}_{k(+)}$ 의 추정은 (16)에서와 같이 나타낸다. 칼만이득의 역할은 상태 벡터 x_k 를 수정할 때, 측정값과 추정값 사이의 차이에 적절한 가중치를 주는 역할을 한다. 마지막으로 (17)에서와 같이 추정오차의 공분산 행렬을 수정하는 과정을 거치게 된다.

III. 물체의 포획을 위한 이동로봇의 최적 경로 계획

1. 이동 물체에 대한 위치 추정

이동로봇의 초기 상태인 위치와 방향에 따라 로봇의 경로는 달라진다. 이동로봇의 위치는 2개의 수직좌표로 정의되고 방향은 로봇이 향하는 방향각으로 정의된다. 즉, 위치는 x, y 의 좌표로 정의되고 방향은 θ 로 정의된다. 이동로봇의 기구학을 이용해서 로봇의 위치와 방향을 정의하면 (18)-(20) 와 같다.

$$x_r(k+1) = x_r(k) + T \frac{u_r(k) + u_l(k)}{2} \cos \theta_r(k) \quad (18)$$

$$y_r(k+1) = y_r(k) + T \frac{u_r(k) + u_l(k)}{2} \sin \theta_r(k) \quad (19)$$

$$\theta_r(k+1) = \theta_r(k) + T \frac{u_r(k) - u_l(k)}{l} \quad (20)$$

여기서, u_r 과 u_l 은 오른쪽, 왼쪽 바퀴의 선형속도이고, l 은 두 바퀴 사이의 거리이며, T 는 샘플링 시간이다. 이동로봇의 초기상태에 따라 이동물체를 추적하는 경로는 달라지고 이 달라진 경로의 실시간 계획은 이동물체의 성공적 포획을 위하여 절대적으로 요구되어진다. 만약 이동물체가 이동로봇의 초기방향과 같은 방향이면 직선주행으로 바로 추적할 수 있지만, 로봇의 초기방향과 반대방향이면 로봇이 물체 방향으로 회전한 후 추적해야 하므로 로봇의 초기상태에 따라 경로는 달라지게 된다. 다시 말해서, 이동로봇의 초기상태에 따라 로봇의 추적경로가 달라지므로, 이동물체에 대한 이동로봇의 유연한 추적을 위해서는 초기상태를 고려해야 한다.

2. 최소시간을 위한 가격함수

$$J = \min \sqrt{\left(x_r(k+1) - \hat{x}_o(k+1)\right)^2 + \left(y_r(k+1) - \hat{y}_o(k+1)\right)^2} \quad (21)$$

이동물체 예측위치를 $\hat{x}_o(k+1), \hat{y}_o(k+1)$, T 시간 후 이동로봇의 다음위치를 $x_r(k+1), y_r(k+1)$ 라고 했을 때, (22)-(23)의 식들에 의해서 로봇의 다음위치를 구할 수 있다.

$$x_r(k+1) = x_r(k) + T \frac{u_r(k) + u_l(k)}{2} \cos \theta_r(k) \quad (22)$$

$$y_r(k+1) = y_r(k) + T \frac{u_r(k) + u_l(k)}{2} \sin \theta_r(k) \quad (23)$$

이동로봇이 회전하는 각도 $\theta_o(k) < \theta_o < \hat{\theta}_o(k+1)$ 사이의 곡률들 중에서 로봇의 다음 위치와 이동물의 예측위치 사이의 거리가 최소가 되는 곡률 K 를 구한다. K 에 따라 로봇의 다음위치가 달라지므로, 물체와 로봇의 다음위치와의 거리가 최소가 되는 K 를 구해서 가격함수를 최소화한다. 이 논문에서는 기존의 방식인 이동물체의 예측위치로만 움직이는 것에 비해 각 구간에서의 거리를 줄이므로 결론적으로 전체구간에서 물체와의 거리를 줄일 수 있게 되어, 가격함수를 최소화하게 된다.

3. 이동로봇의 제한조건

이동물체를 추적하는데 있어서, 이동로봇이 갈 수 있는 주행 경로들은 여러가지 이다. 하지만 물체 추적의 최소시간 측면에서는 그 경로들은 한정되어 있다. 그리고, 이동로봇의 주행시간을 최소화하기 위해서는 각 주행구간에서의 시간 최소화가 필요하다. 먼저 경로 계획을 위해, 이동로봇의 속도를 α , 가속도를 β 라고 정의하고 그 최대값이 (24), (25)와 같이 제한된다고 가정한다.

$$|\alpha| \leq \alpha_{\max} \quad (24)$$

$$|\beta| \leq \beta_{\max} \quad (25)$$

이동 로봇의 속도 α 와 로봇의 선속도 $\frac{u_r(k) + u_l(k)}{2}$ 와 각속도 $\frac{u_r(k) + u_l(k)}{l}$ 의 합성으로 이루어지며, 가속도 β 는 선형 가속도 $\left(\frac{u_r(k) + u_l(k)}{2}\right)'$ 와 각 가속도 $\left(\frac{u_r(k) + u_l(k)}{l}\right)'$ 의 합성으로 이루어진다.

여기서 α_{\max} 는 이동 로봇의 설계상 최대허용속도이고 β_{\max} 는 최대허용가속도이다. 따라서 물체의 포획을 위해서는 이동하는 물체의 속도와 가속도는 이동 로봇의 속도와 가속도보다는 크지 않다고 가정한다.

초기에 움직이는 이동물체인 목표점이 주어질 때, 이동로봇이 주어진 제한조건인 최대속도와 최대가속도로 주행하면서 최소 시간 내에 추적해서 물체를 포획하기 위한 문제를 고려한다[9][10].

4. 최적의 경로 계획

4.1 카메라 각도를 이용한 회전곡률 정의

이동로봇이 이동물체를 추적하는데 있어서, 초기에 물체가 로봇의 어느 방향에 위치하느냐에 따라서 이동로봇의 경로는 달라진다. 따라서, 이동물체가 로봇의 어느 방향에 있는지를 먼저 인식해야 한다. 여기에서는 이동물체의 위치를 카메라의 각도를 이용해서 인식하였다. 즉, 카메라의 중심에서의 각도를 이용해서 이동물체의 위치를 인식하고, 카메라의 방향을 이용해서 그 방향의 경로쪽으로 로봇이 회전해서 물체를 추적하도록 하였다. 기존의 방식에서는 물체의 예측 위치로만 가는데 비해 이 방식은 로봇이 회전하는 경로방향을 카메라를 이용해서 결정하여 보다 물체와 가까운 방향으로 로봇이 움직이도록 하였다.

로봇이 이동물체를 추적할 때, 직선구간에서는 최대속도, 최대가속도로 주행하므로 시간을 줄일 수 있는 경우가 드물다. 하지만, 곡선구간에서는 회전곡률에 따라서 물체와의 거리가 달라지므로 곡선구간에서의 경로계획에 대해서 고려하였다.

또, 여기에서는 로봇이 회전하는 구간에서의 경로계획에 대해 고려하는데 곡률의 개념을 생각했다. 왜냐하면, 이동로봇이 물체를 추적하는데 있어서 얼마만큼의 곡률로 회전하느냐에 따라서 로봇의 경로가 달라지고 물체를 추적하는 시

간도 달라지기 때문이다.

곡률을 정의하기 위해 카메라의 각도를 이용하였다. 카메라의 각도 90도를 기준으로 각도가 90도 보다 크면 로봇을 기준으로 물체가 좌측에 있고, 90도 보다 작으면 오른쪽에 있다는 것을 알 수 있다. 카메라 각도를 ϕ 라고 했을 때, 카메라 중심에서의 차이각을 $\delta\phi$ 라고 정의한다. 차이각 $\delta\phi$ 에 의해서 이동로봇이 회전해야 하는 곡률을 다음과 같이 정의하였다.

A. 물체가 로봇의 좌측에 있을 때

$$K = -\frac{\delta\phi}{90^\circ} \quad (26)$$

B. 물체가 로봇의 우측에 있을 때

$$K = \frac{\delta\phi}{90^\circ} \quad (27)$$

이동로봇의 회전곡률을 구하기 위해 로봇에 장착된 카메라의 각도를 이용하였다. 카메라 각도의 범위가 로봇을 기준으로 0도에서 180도 사이를 움직이므로, 위 (26), (27)에 의해서 곡률 K 의 범위는 $-1 < K < 1$ 이다. 이동물체가 카메라의 중심에서 좌측에 있는지 우측에 있는지를 파악하여 물체의 위치를 확인하고, 카메라 중심에서의 차이각 $\delta\phi$ 가 크면 클수록 큰 곡률로 회전을 하여 추적하도록 한다.

4.2 회전구간에서의 경로계획

이동로봇이 이동물체를 추적하는데 있어서 최적의 개념을 생각할 때, 시간이 최적이거나 거리가 최적이거나 하는 몇 가지 경우가 있는데, 여기에서는 시간이 최적인 경우를 고려한다.

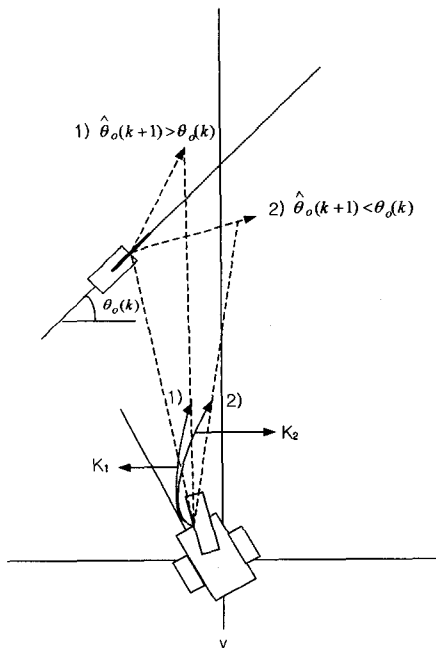


그림 1. 회전구간에서의 최적경로계획.
Fig. 1. Optimal path planning of the rotation section.

물체를 추적하는 시간이 최소가 되기 위해서는 각 구간에서의 시간이 최소가 되면 최종적으로 전체의 시간이 최소가 되는 것으로 가정한다. 이 논문에서는 그 구간 중 회전구간에서 시간이 최소가 되는 경우의 경로계획에 대해서 말하고자 한다.

주어진 로봇의 초기조건에서 이동물체를 포획하기 위해 이동로봇이 최대속도와 최대가속도로 이동하므로, 일정한 샘플링주기 t 시간 뒤에 이동물체와 로봇과의 거리가 최소가 되면 로봇이 물체를 추적하는 시간이 최소가 되게 된다. 따라서, 이동로봇이 회전하는데 있어서, 샘플링주기 t 시간 뒤에 물체와 로봇과의 거리가 최소가 되는 곡률로 회전함으로써 로봇이 물체를 추적하는 시간을 최소화할 수 있다.

경로계획을 위하여, 먼저 이동로봇이 회전할 수 있는 곡률에 대해서 제한을 두었다. 이동물체의 현재의 각도 $\theta_o(k)$ 와 다음예측 각도 $\hat{\theta}_o(k+1)$ 사이의 곡률을 구해서, 이 사이의 곡률 가운데 회전 후 이동물체와 로봇과의 거리가 최소가 되는 곡률 K 를 구한다. 결론적으로 이동물체와 로봇과의 거리가 최소가 되는 곡률을 구해서 물체를 추적하는 시간을 최소화하도록 한다.

그림 1은 이동로봇이 회전할 때, 시간이 최적이 되는 경로계획을 나타낸다. 이동로봇이 물체를 추적시 회전하는 경우를 나타내는데, 1) $\hat{\theta}_o(k+1) > \theta_o(k)$ 의 경우는 이동물체의 예측방향각이 현재의 방향각보다 클 경우를 나타낸다. 그리고, 2) $\hat{\theta}_o(k+1) < \theta_o(k)$ 의 경우는 1)과 반대의 경우로 예측방향각이 현재의 방향각보다 작은 경우를 나타낸다. 1), 2)의 경우 모두에 있어서, 샘플링 시간 t 뒤에 이동물체와 로봇과의 거리가 최소가 되는 곡률 $K(K_1, K_2)$ 를 구해서 시간을 최소화하게 된다.

IV. 실험 과정

그림 2는 이 논문에서의 최적 K 를 구하는 과정을 나타낸다. 먼저 이동물체에 대해서 비전을 이용해서 상태를 추정하고 칼만필터를 이용해서 이동물체의 다음위치를 예측한다.

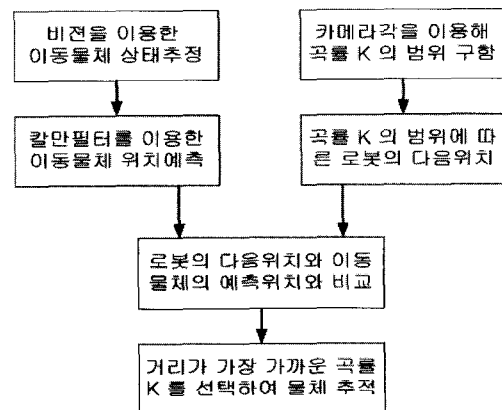


그림 2. 최적 K 설정.
Fig. 2. Decision of an optimal K.

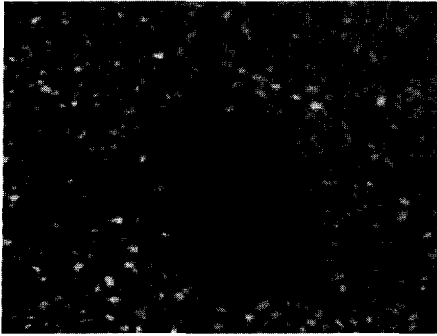


그림 3. 실제 이동물체 그림.
Fig. 3. A moving object in reality.

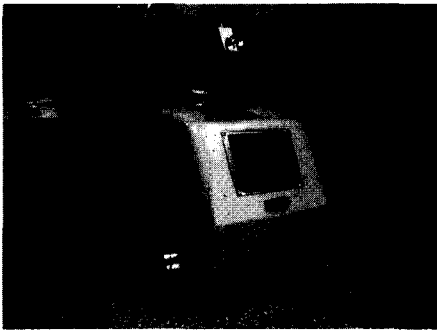


그림 4. 실제 이동로봇.
Fig. 4. A mobile robot in reality.

그리고, 이동로봇은 카메라 각을 이용해 곡률 K 의 범위를 구하고, 그 범위에 따른 로봇의 다음위치를 구한다. 이렇게 구한 로봇의 다음위치와 이동물체의 예측위치를 비교하여, 거리가 가장 가까운 최적의 K 를 구해서 이동물체를 추적하게 된다.

초기에 로봇은 이동물체의 칼라정보를 인식한다. 그리고, 이 칼라정보에 의해서 물체의 위치를 추정하고 칼만필터를 사용해서 관측한다. 관측된 정보인 물체의 선형속도, 회전각속도를 이용해서 이동물체의 궤적을 예측하게 된다. 예측된 물체의 궤적을 추적하는데 있어서 로봇의 유연한 추적을 위해서, 로봇의 초기조건과 회전곡률을 이용해서 최소시간에 로봇이 물체를 포획하도록 하였다.

1. 이동 물체

그림 3은 실제 실험에 사용된 이동물체를 나타낸다. 실험에 사용한 이동물체는 2개의 DC 모터로 구동되는 $10 \times 13[cm]$ 크기의 미니 로봇이며, 제어입력은 양 바퀴 DC 모터로 불규칙한 입력으로 최대속도 15 cm/s 을 주었다.

2. 이동 로봇

그림 4는 실제 이동물체를 추적하고 포획하는 이동로봇을 보여준다. 이동로봇의 이동부는 wheeled vehicle의 구조로 설계되어 2 구동륜의 차동 속도에 의해 진행방향 속도와 회전각속도가 제어된다. 로봇은 두 개의 DC 모터로 각 바퀴가 구동되며 한 개의 볼 캐스터를 보조바퀴로 사용하였다. 모터의 감속비로 인하여 큰 토크출력을 얻을 수 있으므로 로봇의 운동에 의한 동역학적 특성을 외란으로 처리하는 독립관절

제어를 사용하고 있다. 또한, 각 모터에는 엔코더가 부착되어 있다. 이동물체와 환경인식을 위하여 CCD 카메라를 사용하였으며 자유로운 시각영역의 제어와 능동적인 물체인식을 위하여 2-자유도의 능동카메라 구조로 설계하였다.

이동로봇에 장착된 능동 카메라에서의 이동물체 검출은 특정물체의 칼라정보를 추출하여 능동 카메라의 기구학을 통해 물체의 거리 정보를 계산한다.

V. 실험결과 및 검토

이동로봇이 이동물체를 실제 추적하여 포획하는 실험을 하기 위해서 물체와 로봇에 대해서 제한을 두었다.

먼저 이동물체에 대해서, 이동물체의 최대속도는 15 cm/s , 최대각속도는 $15^\circ/s$ 라고 제한을 하였다. 다음 이동로봇에 대해서는 2-자유도의 카메라가 이동로봇을 기준으로 $0 \sim 180$ 도로 회전하고, 로봇은 초기에 이동물체를 주시하고 로봇은 초기에 정지해 있도록 하였다. 그리고, 이동로봇의 최대속도는 $\alpha = 20 \text{ cm/s}$, 최대가속도는 $\beta = 5 \text{ cm/s}^2$ 라고 제한을 두었다.

그림 5와 그림 6은 실험결과인데 그림 5는 기존의 방식으로 칼만필터로 예측한 방향으로 추적하는 것을 나타내고, 그림 6은 여기에서 제시한 방식으로 로봇 회전 시 물체와의 거리가 최소가 되는 곡률로 회전했을 때의 경우를 나타낸다. 초기에 이동로봇의 좌표는 점 $(0, 0, 120)$ 이고 이동물체의 좌표는 점 $(0,100)$ 이다. 각 그림에서 왼쪽편의 '+'로 표시되는

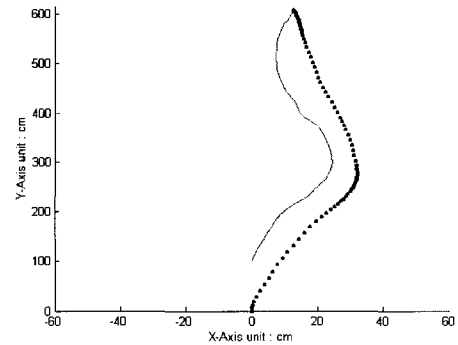


그림 5. 실험결과 1.
Fig. 5. Experiment result 1.

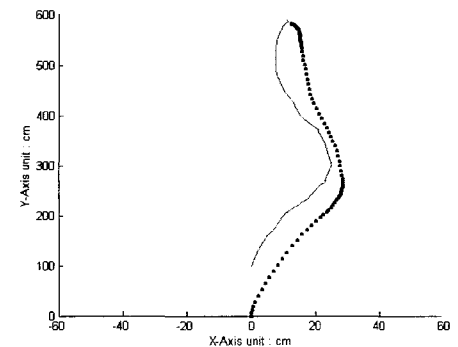


그림 6. 실험결과 2.
Fig. 6. Experiment result 2.

점들이 이동물체의 궤적을 나타내고, 오른쪽편의 ‘ * ’ 로 표시되는 점들은 이동로봇의 궤적을 나타낸다.

먼저 그림 5에서 보면, 처음에 로봇과 물체의 방향이 다르므로 오른쪽으로 회전을 하면서 추적을 한다. 그리고, 물체가 약 (23,300)인 지점에서 물체가 왼쪽으로 방향을 바꾸게 되는데 이때 로봇은 진행하던 반대방향으로 추적해야 하므로 거리는 오차가 생기게 된다. 최종적으로 이동물체를 포획할 때는 거의 뒤에서 물체를 포획하였는데 이 방식은 물체를 놓치는 경우를 확인할 수 있었고 포획하는데 걸리는 시간은 약 $t=13.6s$ 가 걸렸다.

그림 6에서 보면, 초기에 로봇은 물체를 추적하기 위한 물체의 예측각도가 $\phi=44.3$ 이기 때문에 그 사이의 각도 중 $K=0.48(=43.2/90)$ 의 곡률로 회전을 하였고 거리는 $D=106.7$ cm 였다. 결국 $K=0.480$ 로 회전했을 때, 로봇의 다음 위치와 물체와의 거리가 가장 가까워지는 경우가 된다. 계속해서 물체의 예측 방향으로 추적하다가 (28,246)인 지점에서 마찬가지로 회전을 하지만 이동물체가 로봇의 왼쪽에 있으므로, 곡률이 음수인 $K=-0.530$ 의 곡률로 회전을 하고 거리는 $D=86.3$ cm 이었다. 최종적으로 로봇과 물체와의 거리가 가까워져 로봇이 물체를 포획할 수 있는 지점인 (12,592)에서 로봇은 이동물체를 수직으로 포획을 하는데 로봇이 약 151도의 각도로 포획을 하였고, 시간은 약 $t=11.9s$ 가 걸렸다. 로봇이 이동물체를 포획하는 방법에는 여러 가지가 있었지만, 다른 방법보다 물체를 수직으로 잡는 것이 가장 안정적이고 정확하게 포획할 수 있는 방법이므로 여기에서는 이동물체를 수직으로 잡도록 하였다.

그림 7과 그림 8은 2가지 실험에서 이동물체의 속도를 나타낸 그림이다. 그림에서 알 수 있듯이 기존의 방식은 포획하기까지 $t=13.6s$ 가 걸렸고, 이 논문에서의 방식으로는 $t=11.9s$ 가 걸려서 시간을 단축됨을 확인할 수 있다.

실험 1과 실험 2를 비교하면, 이동물체가 오른쪽으로 진행하다가 왼쪽으로 방향을 바꾸는 부분에서 비교를 할 수 있다. 실험 1은 물체의 예측위치로만 추적하기 때문에, 로봇이 물체를 추적하다가 방향이 바뀌게 되면 거리의 오차가 벌어지게 된다. 하지만, 이 논문에서 제시한 방법으로 추적을 하면, 회전구간에서 물체와 가까운 곡률로 회전을 하므로 기존의 방식에 비해서 보다 빨리 물체를 추적할 수 있었는데 약 1.7

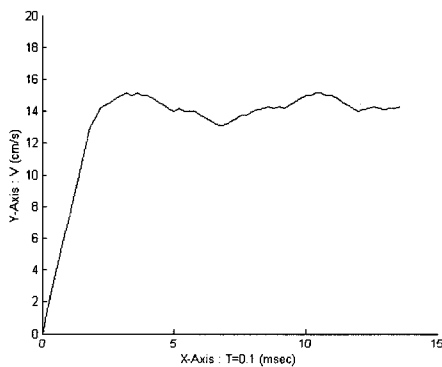


그림 7. 실험 1에서의 이동물체($t=13.6s$ 에서 포획).
Fig. 7. The moving object of the Experiment result 1 ($t=13.6s$).

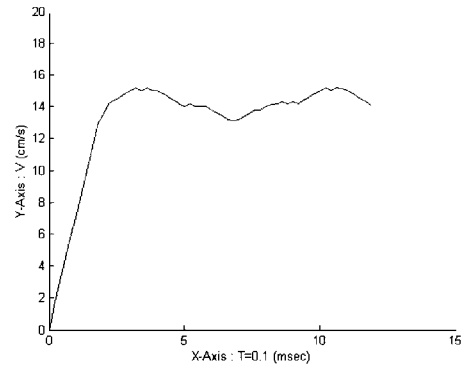


그림 8. 실험 2에서의 이동물체($t=11.9s$ 에서 포획).
Fig. 8. The moving object of the Experiment result 2 ($t=11.9s$).

초가 단축되었다. 또, 이동물체를 포획할 때에도, 물체를 수직으로 포획하여 기존에 방식에 비해 안정적으로 포획하였다.

VI. 결론

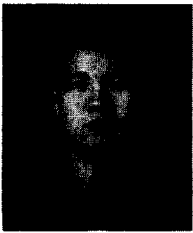
본 논문에서는 이동로봇이 이동물체를 실시간으로 포획하기 위한 최적의 경로를 계획하는 알고리즘을 제시하였다. 상태추정기인 칼만필터를 이용해서 이동물체의 선형속도와 회전각속도를 추정하고, 2-자유도의 능동카메라를 장착한 이동로봇을 이용해서 물체를 추적하여 포획을 하도록 하였다. 최적의 경로계획을 위하여 로봇의 초기상태를 정의하였고, 회전하는 곡률 K 에 따라서 이동물체를 추적하는 시간을 최소로 하는 알고리즘을 제시하였다.

이동물체에 대해서 이동로봇이 보다 유연하게 반응하기 위해서, 로봇의 초기 위치와 방향을 설정하였고 그에 따라서 최소시간에 물체를 추적하도록 하였다. 이동로봇이 물체를 포획하기 위해서 주어진 최대의 속도와 가속도로 이동하므로, 샘플링주기 t 시간 뒤에 이동 물체와의 거리가 최소가 되면 시간이 최소가 되는 것을 적용하여 실험을 통하여 그 결과를 검증하였다. 차후에는 이동로봇의 회전곡률을 구하는데 있어서 시간을 단축시키는 알고리즘이 필요하겠고, 실제 산업현장에서 이동로봇에 적용함으로써, 그 실효성을 한층 높이는 과정이 필요하다.

참고문헌

- [1] E. T. Baumgartner and S. B. Skaar, "An Autonomous Vision-Based Mobile Robot," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 39, no. 3, pp. 493-502, 1994.
- [2] B. H. Kim, D. K. Roh, J. M. Lee, M. H. Lee, K. Son, M. C. Lee, J. W. Choi, and S. H. Han, "Localization of a Mobile Robot using Image of a Moving Target," *Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Robotics & Automation*, pp. 253-258, 2001.
- [3] M. W. Spong, M. Vidyasagar, *Robot Dynamics and Control*, John Wiley & Sons, Inc. 1989.
- [4] Y. Zhao and S. L. Bement, "Kinematics, Dynamics and Control of Wheeled Mobile Robots," *IEEE Conf. Robotics and Automation*, pp. 91-96, 1992.
- [5] D. J. Kreigman, E. Triendl and T. O. Binford, "Stereo vision and navigation in building for mobile robots," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. Ra-2, pp. 14-23, 1986.

- [6] J. W. Park, J. H. Park, K. S. Yun, and J. M. Lee, "Tracking and Capturing a Moving Object using Active Camera Mounted on a Mobile Robot," *Journal of Control, Automation and System Engineering*, vol. 7, no. 9, pp. 741-748, 2001.
- [7] M. S. Grewal and A. P. Andrews, *Kalman Filtering Theory and Practice Using MATLAB*, Wiley Interscience, 2001.
- [8] H. W. Sorenson, "Kalman filtering techniques," *Advances in Control Systems Theory and Applications*, vol. 3, pp. 219-292, 1966.
- [9] W. Wu, H. Chen, and P. Y. Woo, "Optimal Motion Planning for a Wheeled Mobile Robot," *Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Robotics & Automation*, vol. 1, pp. 41-46, 1999.
- [10] Y. Kanayama and B. I. Hartman, "Smooth Local Path Planning for Autonomous Vehicle," *Proceedings of the 1989 IEEE International Conference on Robotics & Automation*, vol. 3, pp. 1265-1270, 1989.



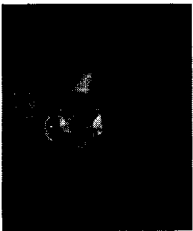
황철호

1976년 6월 10일생. 2002년 부산외국어대학교 전자공학과 졸업. 2004년 부산대학교 전자공학과 석사과정 졸업. 관심분야는 물체추적, 영상인식.



이상현

1975년 12월 12일생. 2002년 동아대학교 전자공학과 졸업. 2003년~현재 부산대학교 전자공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 영상인식, 물체추적.



조방현

1976년 1월 1일생. 2002년 부산대학교 전자컴퓨터 공학부 졸업. 2002년~현재 부산대학교 전자공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 잉여 다관절 로봇의 역기구학, 영상인식, 물체추적.



이장명

1957년 11월 22일생. 1980년 2월 서울대 전자공학과 졸업(공학사). 1982년 서울대학교 전자공학과 대학원 졸업(공학석사). 1990년 2월 남가주대(USC) 박사학위 취득. 2000년 4월~현재 부산대 교수. 관심분야는 로봇제어, 지능제어.