

실시간 로봇 위치 제어를 위한 확장 칼만 필터링의 비전 제어 기법 개발

Development of Vision Control Scheme of Extended Kalman Filtering for Robot's Position Control

장완식^{*†}, 김경석^{*}, 박성일^{**}, 김기영^{**}

W. S. Jang^{*†}, K. S. Kim^{*}, S. I. Park^{**} and K. Y. Kim^{**}

초 록 실시간 로봇 위치 제어를 위해 비전시스템을 사용할 때 이 모델에 포함된 매개변수를 추정하는데 있어 계산시간을 줄이는 것은 매우 중요하다. 불행히도 흔히 사용되고 있는 일괄 처리 기법은 반복적으로 계산이 수행되기 때문에 많은 계산 시간을 필요로 하여 실시간 로봇 위치 제어를 어렵게 한다. 반면에 본 연구에서 사용하고 자 하는 확장 칼만 필터링은 사용하기 편리하고, 또한 순환적 방법으로 계산되기 때문에 비전시스템의 매개변수를 계산하는데 있어 시간을 줄이는 커다란 장점을 가지고 있다. 따라서 본 연구에서는 실시간 로봇 위치 제어를 위해 사용하는 비전 제어 기법에 확장 칼만 필터링을 적용되었다. 여기서 사용된 비전시스템 모델은 카메라 내부 매개변수(방향, 초점거리 등) 및 외부 매개변수(카메라와 로봇 사이의 상대적 위치)를 설명하기 위해 6개 매개변수를 포함하고 있다. 이러한 매개변수를 추정하기 위해 확장 칼만 필터링 기법이 적용되었다. 또한 이렇게 추정된 6개 매개변수를 사용하여 로봇을 구동시키기 위해 필요한 로봇 회전각 추정에도 확장 칼만 필터링 기법이 적용되었다. 최종적으로 확장 칼만 필터링을 사용하여 개발된 비전 제어 기법의 타당성을 로봇 위치 제어 실험을 수행하여 확인하였다.

주요용어: 비전 제어, 로봇 위치 제어, 일괄 처리 기법, 확장 칼만 필터링, 비전시스템 모델, 회전각

Abstract It is very important to reduce the computational time in estimating the parameters of vision control algorithm for robot's position control in real time. Unfortunately, the batch estimation commonly used requires too much computational time because it is iteration method. So, the batch estimation has difficulty for robot's position control in real time. On the other hand, the Extended Kalman Filtering(EKF) has many advantages to calculate the parameters of vision system in that it is a simple and efficient recursive procedures. Thus, this study is to develop the EKF algorithm for the robot's vision control in real time. The vision system model used in this study involves six parameters to account for the inner(orientation, focal length etc) and outer (the relative location between robot and camera) parameters of camera. Then, EKF has been first applied to estimate these parameters, and then with these estimated parameters, also to estimate the robot's joint angles used for robot's operation. Finally, the practicality of vision control scheme based on the EKF has been experimentally verified by performing the robot's position control.

Keywords: vision control, robot's position control, batch estimation, Extended Kalman Filtering, vision system model, joint angle

1. 서 론

비전시스템은 비접촉 센서인 CCD카메라를 이용하므로 처리할 데이터의 양이 방대하며 제어기법의 개발이 어려워 단지 제품의 검사, 주변의 감시 등에 사용되었으나, 최근 제어하고자 하는 대상을 중심으로 주변환경을 통합적으로 인지함과 동시에 작업환경의 변화에 따른 상황을 예측하여 처리할 수 있다는 장점들과 여러 제어 알고리즘의 개발로 인하여 다양한 연구가 이루어지고 있다[1-4]. 비전센서를 이용한 로봇 시스템을 실제 산업현장에 적용하기까지는 해결해야할 많은 문제들이 있는데, 해결해야할 주요 문제점들은 첫째로 많은 데이터를 저장하기 위한 메모리의 확보와 메모리 손실에 따른 처리 속도의 저하이며 두 번째로는 로봇과 비전시스템 간의 효과적인 보정을 위해서 3차원 공간에서 움직이는 로봇의 위치를 2차원 카메라 좌표계로 매핑하기 위한 로봇 좌표계와 카메라 좌표계 상호간의 관계에 대한 정보가 정확해야 한다는 것이다 [5-8].

로봇제어에 실시간 비전시스템을 적용하기 위해서는 비전시스템에 사용되는 CCD카메라의 내부 및 외부 매개변수추정을 위한 비전시스템 모델개발이 필수적이다. 비전 시스템을 실시간에 효과적으로 적용하기 위해 반복적인 계산을 필요로 하는 일괄 처리 기법(batch method) 대신에 칼만 필터링을 사용하여 시스템에 존재하는 매개변수(상태변수)들을 추정하는 방법이 개발되었다[9,10]. 칼만 필터(Kalman filter)는 선형시스템의 상태변수를 추정하는 방법으로서 구조가 선형적이며 수렴성과 강인성이 상당부분 보장되어 특히 시간영역에서 다루어지는 기법으로 컴퓨터에 의한 실시간 처리가 가능한 특성을 지니고 있다. 또 시스템이 선형이기는 하지만 그 시스템 변수들을 모를 때, 시스템변수와 상태변수를 동시에 추정할 수 있다는 장점을 지니고 있다. 그런데 적용시키는 선형화 칼만 필터가 선형화 모델을 잘못 선형화했을 경우에는 전혀 다른 값을 추정하게 되므로 이러한 단점을 해결하기 위해, 초기치에 대하여 선형화 된 모델에서 다음의 추정치를 구하고, 새로운 추정치를 사용하여 다시 선형화 모델을 구하여 다음 값을 추정하는 방법을 사용하게 되는데, 이 방법을 확장 칼만 필터(extended Kalman filtering; EKF)라고 한다[12]. 이리하여 본 연구는 로봇 위치

제어시 사용되는 비전 센서(CCD카메라)의 많은 데이터로 인한 처리속도의 저하로 실시간 로봇 제어의 어려움을 해결하기 위하여 Skarr 등[4,11]이 사용한 일괄처리기법 대신에 실시간 처리가 가능한 확장 칼만 필터링을 이용하여 비전제어기법을 개발하고자 한다. 비전제어기법에 사용되는 비전시스템 모델은 카메라의 내부 및 외부 매개변수를 설명할 수 있는 6개 시각 매개변수를 포함하고 있으며, 이러한 매개변수 추정과 이를 이용한 로봇회전각을 추정하는데 확장 칼만 필터링을 적용하고자 한다. 또한 개발된 비전제어기법의 실시간 적용에 대한 타당성을 실험을 통하여 보이고자 한다.

2. 비전시스템 모델 개발

본 연구에서 사용되는 비전시스템 모델은 6개의 매개변수를 포함하는데 처음 4개 매개변수 ($C_1 \sim C_4$)는 카메라의 초점거리 및 방향의 변화성을 설명하는 카메라 내부 매개변수를 나타내고 마지막 2개 매개변수 ($C_5 \sim C_6$)는 카메라에 대한 로봇의 위치와 방향의 불확실성을 설명하는 카메라 외부 매개변수를 나타낸다. 이에 대한 비전시스템 모델은 다음과 같다 [11].

$$\begin{aligned} X_m &= (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2)f_x + 2(C_2C_3 + C_1C_4)f_y \\ &\quad + 2(C_2C_4 - C_1C_3)f_z + C_5 \\ Y_m &= 2(C_2C_3 - C_1C_4)f_x + (C_1^2 - C_2^2 + C_3^2 - C_4^2)f_y \\ &\quad + 2(C_3C_4 + C_1C_2)f_z + C_6 \\ &\dots\dots\dots (1) \end{aligned}$$

여기서, f_x , f_y 와 f_z 는 로봇의 기구학 방정식이며 본 연구에 사용된 SCARA 형태 4축 삼성로봇의 방정식은 다음과 같이 주어진다[11].

$$\begin{aligned} f_x &= \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_4)x - \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_4)y \\ &\quad + a_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) + a_1 \cos \theta_1 \\ f_y &= \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_4)x + \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_4)y \\ &\quad + a_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) + a_1 + \sin \theta_1 \\ f_z &= z + d_1 - d_3 \\ &\dots\dots\dots (2) \end{aligned}$$

3. 확장 칼만 필터링을 이용한 비전제어기법 개발

Fig. 1은 비전 제어 기법 개발에 사용된 확장 칼만 필터링의 전체적인 작동방법을 보여준다.

확장 칼만 필터링의 칼만 이득값 K_k 를 구하기 위해 사용된 방정식의 자코비안 H_k 는 측정데이터를 정확히 전달하거나 확대하기 위하여 사용된다. 확장 칼만 필터링의 측정모델과 공정모델을 사용하여 비전제어기법의 매개변수 및 회전각 추정 모델을 각각 개발한다.

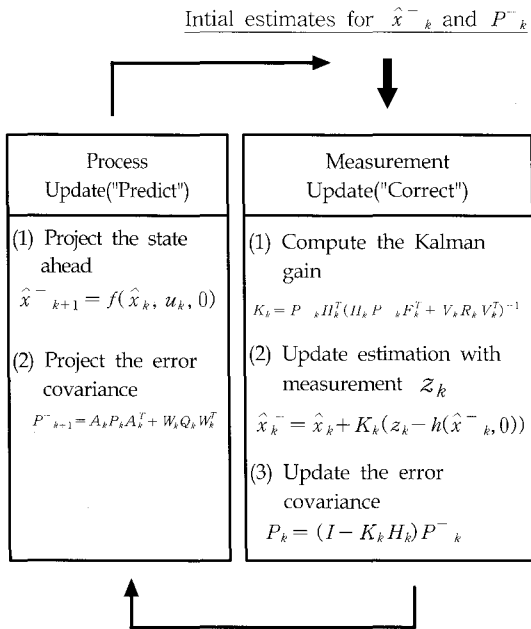


Fig. 1 The procedure of the operation of the Extended Kalman Filter

3.1. 비전시스템 모델의 매개변수 추정기법

비전 시스템 모델에 포함된 6개 시각매개변수를 Fig. 1에서 보여주는 확장 칼만 필터링을 이용하여 추정하기 위해서는 비선형 함수인 f 와 h 를 정의하는 것이 필요하다. 매개변수 C 를 추정하기 위해 정의된 공정 및 측정모델에 대한 방정식은 다음과 같다.

· 공정모델 $x_{k+1} = f(x_k, u_k) \dots (3)$
 · 측정모델 $z_k = h(x_k, V_k) \dots (4)$

Eq. (3)에 주어진 공정 모델에 대한 함수 f 를 다음과 같이 정의한다.

$$f(x_k, u_k) = [C_1 C_2 C_3 C_4 C_5 C_6]^T \dots (5)$$

또한, Eq. (4)에 주어진 측정 모델에 대한 함수 h 는 Eq. (1)에 주어진 비전시스템 모델을 사용하여 다음과 같이 정의한다.

$$h(x_k, 0) = \begin{bmatrix} h_x^i \\ h_y^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_m^i \\ Y_m^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2)f_x^i + 2(C_2 C_3 + C_1 C_4)f_y^i + 2(C_2 C_4 - C_1 C_3)f_z^i + C_5 \\ 2(C_2 C_3 - C_1 C_4)f_x^i + (C_1^2 - C_2^2 + C_3^2 - C_4^2)f_y^i + 2(C_3 C_4 + C_1 C_2)f_z^i + C_6 \end{bmatrix} \dots (6)$$

여기서, i 는 로봇이 이동하는 단계를 나타낸다. Fig. 2는 함수 f 와 h 를 이용하여 6개의 매개변수를 추정하는 과정을 보여준다.

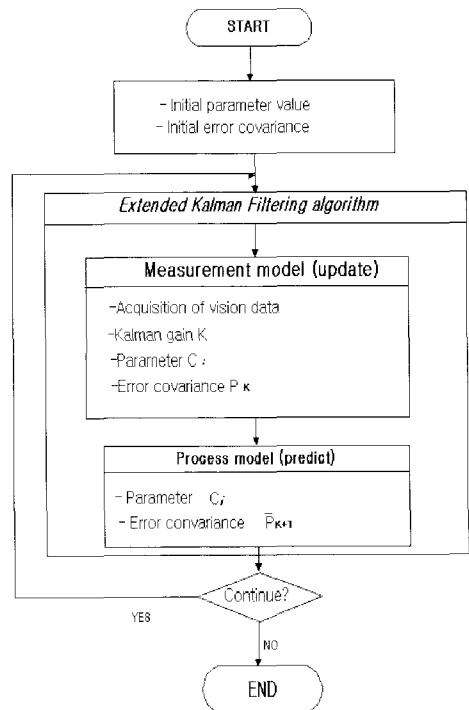


Fig. 2 General procedure of C-estimation for EKF

3.1.1. 측정모델의 보강 방정식

Fig. 2 측정모델의 보강 방정식은 칼만 이득값 K_k 사용한 카메라의 매개변수 \hat{x}_k 및 오차 공분산 P_k 등 크게 3가지로 구성되어진다.

$$K_k = P_k H_k^T (H_k P_k H_k^T + V_k R_k V_k^T)^{-1} \dots\dots\dots (7)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - h(\hat{x}_k^-, 0)) \dots\dots\dots (8)$$

$$P_k = (1 - K_k H_k) P_k^- \dots\dots\dots (9)$$

여기서,

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} = \frac{\partial h}{\partial C_i} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_x}{\partial C_1} & \frac{\partial h_x}{\partial C_2} & \frac{\partial h_x}{\partial C_3} & \frac{\partial h_x}{\partial C_4} & \frac{\partial h_x}{\partial C_5} & \frac{\partial h_x}{\partial C_6} \\ \frac{\partial h_y}{\partial C_1} & \frac{\partial h_y}{\partial C_2} & \frac{\partial h_y}{\partial C_3} & \frac{\partial h_y}{\partial C_4} & \frac{\partial h_y}{\partial C_5} & \frac{\partial h_y}{\partial C_6} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (10)$$

$$z_k = \begin{bmatrix} X_c^i \\ X_c^i \end{bmatrix} \dots\dots\dots (11)$$

또한, Eq. (7)의 측정치 모델의 잡음에 의한 영향 성분 $V_k R_k V_k^T$ 는 2×2의 단위행렬을 사용하였으며 Eq. (11)의 X_c^i 와 Y_c^i 는 로봇이 이동하는 동안 각 단계에서의 측정된 비전데이터 x 성분과 y 성분을 나타낸다.

3.1.2. 공정 모델의 예측 방정식

Fig. 2 공정모델의 예측 방정식은 매개변수 예측 \hat{x}_{k+1} 과 오차 공분산값 P_{k+1} 등 크게 2개로 구성 된다.

$$\hat{x}_{k+1}^- = f(\hat{x}_k, u_k) \dots\dots\dots (12)$$

$$P_{k+1}^- = A_k P_k A_k^T + W_k Q_k W_k^T \dots\dots\dots (13)$$

여기서, 행렬 A_k 는 6×6 행렬의 크기를 갖는 단위행렬로 정행렬 A_k 는 6×6 행렬의 크기를 갖는 단위행렬로 정의하였으며, 공정모델의 잡음에

의한 영향성분 $W_k Q_k W_k^T$ 는 동등한 가중치를 주는 단위행렬로 정의하였다.

또한, Eq. (12)는 다음과 같이 정의하였다.

$$\hat{x}_{k+1}^- = [C_1 C_2 C_3 C_4 C_5 C_6] \dots\dots\dots (14)$$

3.2. 로봇의 회전각 추정모델 개발

로봇기구학 모델에 포함된 4개 회전각($\theta_1, \theta_2, d_3, \theta_4$)을 Fig. 1에 보여준 확장 칼만 필터링을 이용하여 추정하기 위해서는 3.1절에서 각 카메라에 대한 매개변수($C_1 \sim C_6$)가 계산되었다는 가정하에서 추정 기법이 개발된다. 이를 위해 Eq. (1)의 비전시스템 모델 방정식을 변형하면 다음과 같다.

$$X_{C_i}^q = C_{11}^q f_x(\theta_i) + C_{12}^q f_y(\theta_i) + C_{13}^q f_z(\theta_i) + C_3^q \dots\dots\dots (15)$$

$$Y_{C_i}^q = C_{21}^q f_x(\theta_i) + C_{22}^q f_y(\theta_i) + C_{23}^q f_z(\theta_i) + C_6^q \dots\dots\dots (16)$$

여기서, C_i^q 는 사용된 q 개 카메라에 대해 3.2절에서 계산되어 알려진 매개변수 값이고, X_i^q 와 Y_i^q 는 각 카메라의 목표지점에 대한 비전시스템 모델의 x 성분과 y 성분을 나타내며, θ_i 는 목표지점으로 로봇을 구동하기 위해 추정되어야 할 로봇 회전각이다.

3.1절에서 확장 칼만 필터링의 매개변수 추정과 같이된 공정 및 측정모델에 대한 방정식 Eq. (3)~(4)의 함수 f 와 h 를 정의하는 것이 필요하다. Eq. (3)에 주어진 공정 모델에 대한 함수 f 를 다음과 같이 정의한다.

$$f(x_k, u_k) = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \theta_3 \\ \theta_4 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (17)$$

또한, Eq. (4)에 주어진 측정 모델에 대한 함수 h 는 Eq. (15)~(16)에 주어진 식을 이용하여 다음과 같이 정의한다.

$$h^a(x_k, 0) = \begin{bmatrix} h_x^a \\ h_y^a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{C_i}^a \\ Y_{C_i}^a \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (18)$$

위에서 정의된 f 함수와 h 함수를 이용하여 4개의 회전각을 추정하는 절차 Fig. 3에 나타내었다.

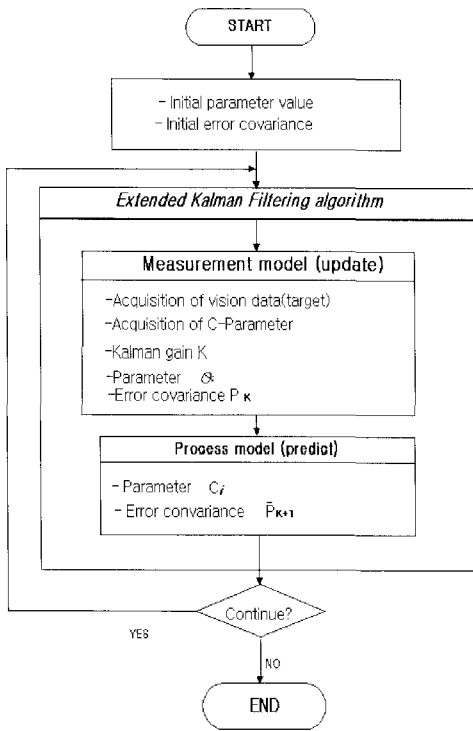


Fig. 3 General procedure of θ -estimation for EKF

3.2.1. 측정모델의 보강 방정식

Fig. 3의 측정모델 보강 방정식은 칼만 이득값 K_k , 매개변수 \hat{x}_k 및 오차 공분산 P_k 등 크게 3가지로 구성되어진다.

$$K_k = P_k H_k^T (H_k P_k H_k^T + V_k R_k V_k^T)^{-1} \quad \dots\dots\dots (19)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - h(\hat{x}_k, 0)) \quad \dots\dots\dots (20)$$

$$P_k = (1 - K_k H_k) P_k^- \quad \dots\dots\dots (21)$$

여기서,

$$H_k = \frac{\partial h^a}{\partial x} = \frac{\partial h^a}{\partial \theta_i} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_x^a}{\partial \theta_1} & \frac{\partial h_x^a}{\partial \theta_2} & \frac{\partial h_x^a}{\partial \theta_3} & \frac{\partial h_x^a}{\partial \theta_4} \\ \frac{\partial h_y^a}{\partial \theta_1} & \frac{\partial h_y^a}{\partial \theta_2} & \frac{\partial h_y^a}{\partial \theta_3} & \frac{\partial h_y^a}{\partial \theta_4} \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (22)$$

$$z_k = \begin{bmatrix} X_{C_i}^a \\ Y_{C_i}^a \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (23)$$

또한, q 는 사용한 카메라 개수를 나타내며, 측정치 모델의 잡음에 의한 영향 성분 $V_k R_k V_k^T$ 는 동등한 가중치를 주는 2×2 단위행렬로 정의하였다.

3.2.2. 공정 모델의 예측 방정식

Fig. 3의 공정모델 예측 방정식은 매개변수 예측 \hat{x}_{k+1}^- 과 오차 공분산 행렬 P_{k+1} 등 크게 2개로 구성되어진다.

$$\hat{x}_{k+1}^- = f(\hat{x}_k, u_k, 0) \quad \dots\dots\dots (24)$$

$$P_{k+1}^- = A_k P_k A_k^T + W_k Q_k W_k^T \quad \dots\dots\dots (25)$$

여기서, 행렬 A_k 는 4×4 행렬의 크기를 갖는 단위행렬로 정의하였으며, 공정모델의 잡음에 의한 영향 성분 $W_k Q_k W_k^T$ 는 동등한 가중치를 갖는 4×4 단위 행렬로 정의하였다.

또한, Eq. (24)은 다음과 같이 정의하였다.

$$\hat{x}_{k+1}^- = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \theta_3 \\ \theta_4 \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (26)$$

4. 실험 및 결과

4.1. 실험장치

Fig. 4는 실험장치에 대한 전체적인 구성을 보여주며, 삼성 스카라형 4축 로봇, 비전시스템, 호스트 컴퓨터 등 크게 3가지로 구성된다.

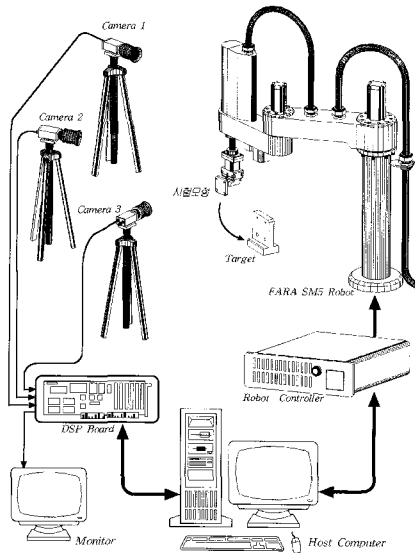


Fig. 4 Overall view of experimental setup

4.2. 실험절차

본 연구는 개발된 확장 칼만 필터링 비전 제어 기법의 타당성을 보이기 위하여 로봇 위치 제어 실험을 행하였다. 2차원 카메라 이미지 평면을 3차원 공간좌표계로 변환하기 위해서는 최소한 2대 이상의 카메라가 필요로 하므로 본 실험에서는 3대의 카메라를 사용하였다. Fig. 5는 실험절차를 보여주며, 이에 대한 설명을 순차적으로 설명하면 다음과 같다.

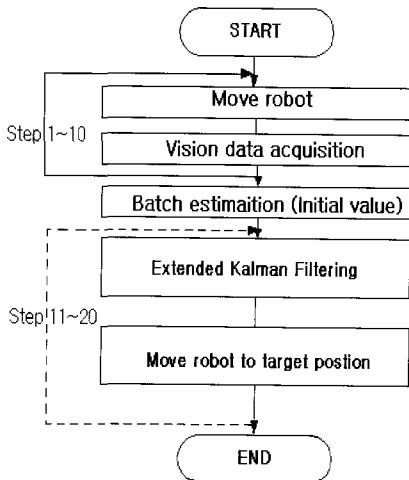


Fig. 5 The experimental procedure of robot's position control

- (a) 로봇을 초기 구동단계인 임의의 1~10단계까지 구동시킨다.
- (b) 3대의 카메라와 비전 보드에 의해서 각각의 카메라에 대한 비전데이터를 획득한다.
- (c) 로봇의 초기구동 동안 각각의 단계에 대한 매개변수와 회전각을 일괄처리기법을 통하여 추정하여 확장 칼만 필터링의 초기값으로 사용한다.
- (d) (c)에서 구해진 초기값을 확장 칼만 필터링에 적용시켜 Fig. 7에서 주어진 robot의 이동체적의 target 1에 대한 매개변수와 회전각을 추정한다.
- (e) (d)에서 추정된 회전각을 가지고 목표점으로 로봇을 구동하고 각각의 카메라에 대한 비전 데이터를 획득한다. 이리하여 (d)~(e)를 각각의 target에 적용하여 실행한다.

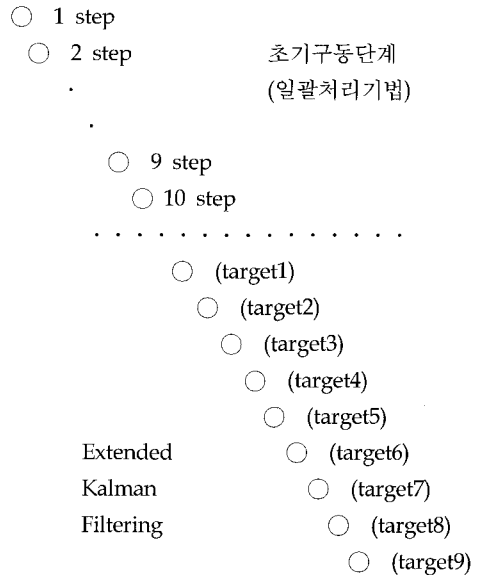


Fig. 6 Robot's trajectory for position control

4.3 실험결과

4.3.1. 매개변수 추정 결과

Fig. 6은 로봇이 구동되는 각 target에 대해 확장 칼만 필터링을 사용하여 카메라 1에 대해 비전시스템 모델의 매개변수($C_1 \sim C_6$)를 구해 그 매개변수를 Eq. (1)에 적용하여 각 target에 대한 비전시스템 모델값과 실제 얻어진 데이터를 비교하여 나타낸 것

이다. 로봇이 target 1~9에 대해 이동하는 동안 위치를 표시한 것인데, 실제 카메라로부터 얻어진 데이터 값 Δ 와 확장 칼만 필터링의 추정된 비전 시스템 값 \times 는 target 1을 제외하고는 거의 일치함을 알 수가 있다. Fig. 8, 9에서 보듯이 카메라 2와 3에 대해서도 카메라 1과 같이 target 1을 제외하고는 거의 일치함을 보여준다.

4.3.2. 회전각 추정 결과

Fig. 10~12은 4.3.1절에서 추정된 매개변수 C를 이용하여 각 target에 대한 로봇 회전각 추정값과 실제 회전각을 각 비교하여 보여주고 있으며, 확장 칼만 필터링을 이용하여 추정된 회전값이 각 target을 따라 큰 오차 없이 추정되고 있음을 알 수 있다.

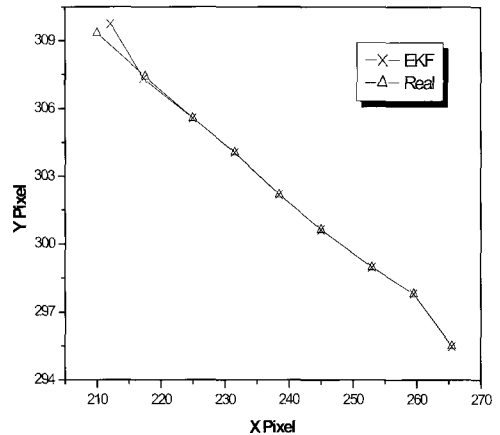


Fig. 9 Comparison of the actual vision data and the model's value based on EKF in camera No.3

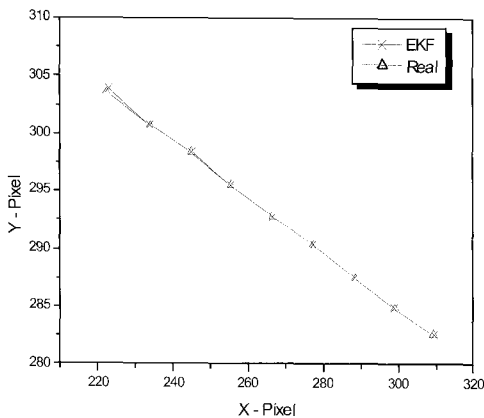


Fig. 7 Comparison of the actual vision data and the model's value based on EKF in camera No.1

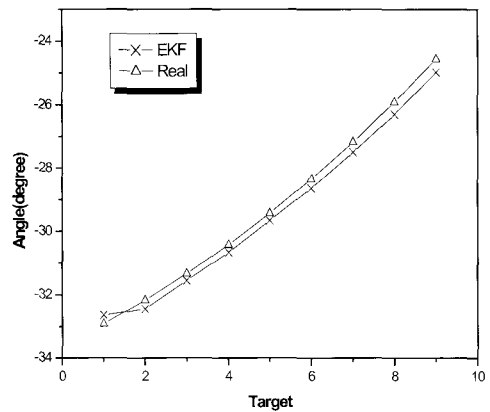


Fig. 10 Comparison of the real values and the estimated θ_1 based on EKF for sequential targets

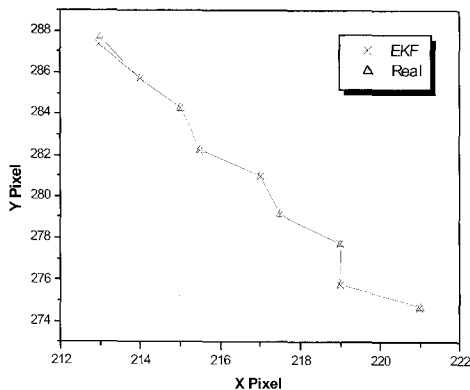


Fig. 8 Comparison of the actual vision data and the model's value based on EKF in camera No.2

Fig. 10은 θ_1 에 대한 추정된 로봇 회전각 결과를 표시하는데 각 target에 대해 실제 회전각과 비교하면 평균 절대 오차값이 +0.3(degree)를 보여준다. 또한, Fig. 11은 θ_2 에 대한 로봇 회전각 추정 결과인데 첫번째 target1을 제외하고는 실제회전각과 비교하면 평균 절대오차 ± 0.3 (degree)이다. target 1의 절대오차 3(degree)는 확장 칼만 필터링의 수렴성 때문에 매개변수 C 추정 시 발생한 오차 때문이라 생각된다. 미끄럼관절 d_3 에 대한 추정 결과는 Fig. 12에서 보여주는데 θ_2 와 마찬가지로 target 1에 대한 절대오차 2(mm)를 제외하고는 모든 target에서 평균 절대오차는 0.4mm정도로 정확하게 추정되었다.

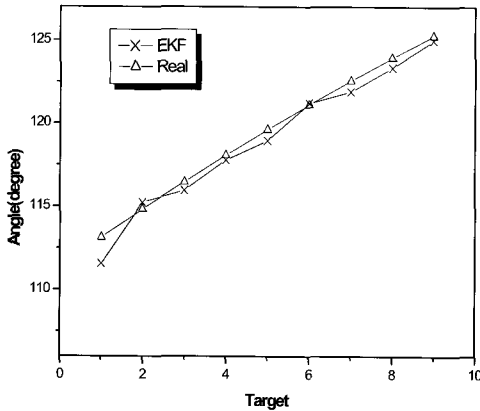


Fig. 11 Comparison of the real values and the estimated θ_2 based on EKF for sequential targets

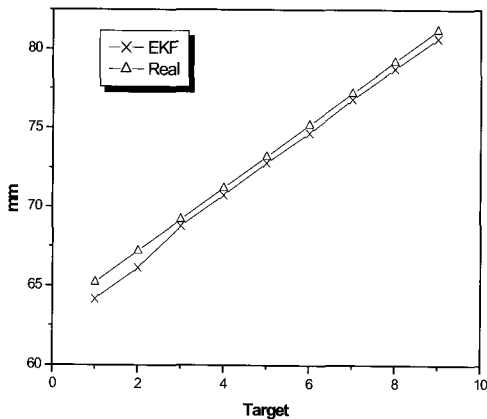


Fig. 12 Comparison of the real values and the estimated d_3 based on EKF for sequential targets

5. 결 론

본 연구에서 개발된 확장 칼만 필터링의 비전 제어 기법을 이용하여 얻어진 결론은 다음과 같다.

- (1) Newton-Raphson 방법을 사용하는 일괄처리기법은 매개변수 및 회전각을 추정하는데 최소한 5번 정도의 반복 계산이 필요로 하나, 확장 칼만 필터링은 순환 처리 방법에 의해 한번의 계산으로 매개변수 및 회전각을 추정하므로 5배 이상의 처리속도 향상을 기대할 수 있다.
- (2) 로봇 위치 제어를 위해 측정된 매개변수 C값을

이용한 비전시스템 모델값과 실제 비전데이터를 비교하면 ± 0.1 픽셀의 정밀도를 보여주었다.

- (3) 로봇을 각각의 목표점으로 구동하기 위하여 사용되는 추정된 회전각과 실제회전각을 비교하면 $\pm 0.3(\text{degree}) \sim 0.4(\text{mm})$ 의 정밀도를 얻었다.
- (4) 확장 칼만 필터링 방법은 실시간 연산처리를 하는데 있어 뚜렷한 시간감축효과를 가져오므로 산업현장에서 부품검사 및 계측의 응용 분야에 효과적으로 적용될 것으로 생각된다.

후 기

이 논문은 2000년도 조선대학교 학술연구비의 지원을 받아 연구되었음. (본 연구에 사용된 일부 연구기자재는 한국과학재단 목적 기초 연구(R02-2000-000320-0) 지원으로 구입한 장비를 사용하였음).

참고문헌

- [1] K. P. H. Berhord, "Robot Vision," Cambridge, Massachusetts, The MIT press, pp. 46-48, (1986)
- [2] C. H. Hong, S. H. Chun, J. S. Lee and K. S. Hong, "A Vision-Guided object tracking and prediction Algorithm for Soccer Robots," Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 346-351, April (1997)
- [3] W. Li and L. Grier, "An application of on-line calibration of machine vision for object position determination," Robotics and Vision (ICARCU '96), Singapore. pp. 105-109, 3-6 December, (1996)
- [4] S. B. Skaar, H. W. Brockman and R. Hanson, "Camera-Space Manipulation," The International Journal of Robotics Research, Vol. 6, No. 4, pp. 20-32, (1987)
- [5] M. A. Abidi and R. C. Gonzalez, "The use of multisensor data for robotic applications," IEEE Trans. Robot, Automation, Vol. 6, pp. 159-177, (1990)

- [6] J. Bales and L. Barker, *Marking Parts to Aid Robot Vision*: NASA Technical Paper 1819, April, (1981)
- [7] I. Masaki, *Method and Apparatus for Manipulator Welding Apparatus with Vision Correction for Workpiece Sensing*: United States Patent 4,380,696, April, (1983)
- [8] K. Tani, M. Abe and T. Ohno, *High Precision Manipulator with Visual Sense*: Tokyo, Japan, Proceedings 7th International Symposium on Industrial Robots, pp. 19-21, October, (1977)
- [9] R. E. Kalman, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, " *J. basic Eng. Trans. ASEM*. Vol. 82D, pp. 35-45, (1960)
- [10] R. E. Kalman, "New Method In Wiener Filtering Theory," Proceedings of the First Symposium on Engineering Applications of Random Function Theory and Probability, J. L. Bogdanoff & F. Kosin. Eds., New York : Wiley, (1963)
- [11] 장완식, 유창규, "비전시스템을 이용한 로봇 시스템의 점배치 실험에 관한 연구", *한국정밀공학회지*, Vol. 13, No. 8, pp. 175-183, (1996)
- [12] H. Weiss and J. B. Moore, "Dither in Extended Kalman Filters," *Optimization Days*, Montreal, May (1977)