

장애물 출현 시 얇은 막대 배치작업에 대한 EKF 방법을 이용한 로봇 비전제어기법 평가

Evaluation of Robot Vision Control Scheme Based on EKF Method for Slender Bar Placement in the Appearance of Obstacles

홍성문¹, 장완식^{1,✉}, 김재명¹
Sung-Mun Hong¹, Wan-Shik Jang^{1,✉}, and Jae-Meung Kim¹

¹ 조선대학교 기계공학과 (Department of Mechanical Engineering, Chosun University)
✉ Corresponding author: wsjang@Chosun.ac.kr, Tel: +82-62-230-7212

Manuscript received: 2015.1.22. / Revised: 2015.4.28. / Accepted: 2015.4.28.

This paper presents the robot vision control schemes using Extended Kalman Filter (EKF) method for the slender bar placement in the appearance of obstacles during robot movement. The vision system model used for this study involves the six camera parameters ($C_1 \sim C_6$). In order to develop the robot vision control scheme, first, the six parameters are estimated. Then, based on the estimated parameters, the robot's joint angles are estimated for the slender bar placement. Especially, robot trajectory caused by obstacles is divided into three obstacle regions, which are beginning region, middle region and near target region. Finally, the effects of number of obstacles using the proposed robot's vision control schemes are investigated in each obstacle region by performing experiments of the slender bar placement.

KEYWORDS: EKF method (확장칼만필터링 방법), Vision control scheme (비전제어기법), Obstacles (장애물), Slender bar (얇은막대)

1. 서론

산업현장에서 산업용 로봇의 등장은 효율성과 경제성 등을 고려하면 로봇이 활용될 수 있는 환경은 제한될 수밖에 없음에도 불구하고 로봇에 대한 연구는 활발히 진행되고 있다. 최근 들어 인간과 일상생활을 함께 할 수 있는 지능형 로봇에 대한 관심이 고조되고 있다.

지능형 로봇을 구현하기 위한 핵심기술로는 영상, 음성, 주위 환경 등 다양한 정보를 종합하여

판단하고 상황에 맞게 대처할 수 있도록 하는 기술로, 이러한 기술은 지능형 로봇 개발에서 가장 어려운 부분으로 향후 지속적인 연구가 필요하다. 현재 산업현장에서는 주로 비전 센서의 정보를 통해 로봇 스스로 외부환경을 인식하고 상황을 판단할 수 있도록 하는 로봇을 적용하고 있는데,¹ 이에 대한 비전 연구는 지능형 로봇 분야의 핵심적인 기술로써 그 중요성이 강조되면서 많은 연구가 활발히 진행되고 있다.

인간의 시각기능을 로봇분야에 적용하기 위해

서 사용되는 비전시스템은 로봇에게 시각 지능을 부여하여 다양하고 복잡한 작업조건을 판단하고 정확하게 처리하도록 하는 기술로서 실제 산업현장에 적용하는데 있어 크게 2가지의 문제점이 대두되고 있다.

첫 번째로는, 3차원 공간에서 움직이는 로봇의 위치를 2차원 카메라 좌표계로 매핑하기 위한 로봇 좌표계와 카메라 좌표계 상호간의 관계에 대한 정보가 정확해야 한다는 것이다. 이 문제해결을 위한 대표적인 연구는 Tsai²는 정확하게 알려진 물리적인 공간의 점들에 대해 매니플레이션을 하기 전에 카메라에 대한 보정과 이러한 점들의 3차원 직교좌표계를 2차원 영상평면좌표계로 일치시키기 위한 모델에서 매개변수들을 추정하는 방법을 제시하였으며, Beardsley³등은 보정된 카메라와 3차원 기하학적 구조를 기본으로 하는 기존의 연구방법과 달리 카메라에 대한 보정이 필요하지 않고 초점거리와 같은 카메라의 내부 매개변수가 도중에 자유로이 변경될 수 있는 연구 방법을 제시하였다.

두 번째로는, CCD카메라에 의해서 획득된 많은 양의 데이터로 인한 메모리의 확보와 처리속도의 저하이다. Microprocessor의 발달은 많은 양의 데이터와 복잡한 알고리즘에 의한 처리속도 저하에 대한 문제를 상당부분 해결하였다. 또한 이치화 기법이나 큐(queue)를 사용하여 데이터의 양을 최소화하여 작업의 조건과 특성을 명확히 함으로써 비전 시스템을 특정 작업에만 적합하도록 적용하여 데이터 처리시간을 줄이는 방법들이^{4,5} 연구되었다. 최근 들어 데이터 양을 최소화 할 수 있는 EKF방법의 순환기법에 대한 연구가 비전 분야에 활발히 진행되고 있다.

순환기법인 EKF방법을 사용한 대표적인 연구들을 살펴보면, Lippiello⁶등은 이동물체의 위치와 방위에 대한 비전시스템을 이용한 실시간 추정값을 향상시키기 위해 적응EKF(Adaptive EKF)방법을 사용하였으며, Chen⁷은 EKF를 이용하여 휴머노이드 로봇비전 시스템에서 사용할 수 있는 카메라 교정방법을 제시하였다. Ling Chen⁸등은 EKF를 이용하여 이동로봇의 위치를 연구하고 위치인식을 위한 레이저 범위 정보와 주행거리 측정법을 융합시키기 위해 EKF를 사용하였고, Hamzah Ahmad⁹등은 이동로봇 위치측정에서 몇몇 특정 값들을 잃어버림에도 불구하고 좋은 추정을 유지하기 위해 EKF의 이론적인 분석을 제안하였다. 또한, Neda Parnian¹⁰등은 다중 카메라 비전시스템과 관성항법

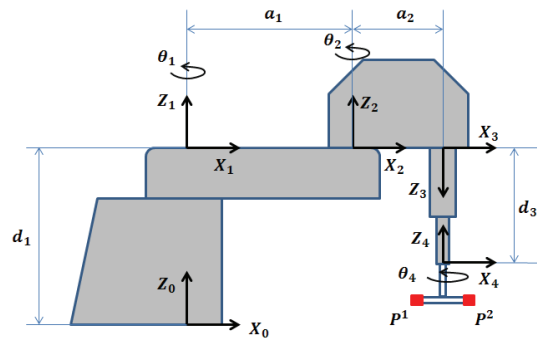


Fig. 1 Link parameters and link frame assignments of 4 axis robot

장치의 통합을 위해 개선된 EKF에 대해 연구하였으며, Shengli Zhou¹¹등은 관성센서와 비전센서의 융합을 통해 Hand-Writing 모션추적에서 자체운동의 정확도를 향상시키기 위해 EKF를 사용하였다.

위에서 언급된 대부분의 연구는 로봇의 위치와 카메라의 위치 변화에 따라 카메라 보정 계수를 다시 계산해야 하는 번거로움이 있는 반면 본 연구는 카메라 및 로봇의 위치 변화에 따라 자동적으로 카메라 매개변수를 조정하는 장점을 가지고 있다. 또한, 데이터 양을 최소화 시킬 수 있는 EKF방법을 사용하여 로봇 비전제어기법을 개발하여, 장애물 출현 등으로 인한 불확실한 작업 환경에서 얇은 막대 배치 작업에 적용하여 장애물이 없는 경우와 비교하여 제시된 제어기법의 효율성을 평가하고자 한다.

2. 비전시스템 모델

2.1 기구학 모델

Fig. 1은 본 연구에서 사용한 4축 스카라 타입 로봇의 링크 인자와 관절 좌표계의 설정을 보여준다.

로봇의 링크인자를 사용하여 계산된 로봇기구학모델의 성분 별 위치는 식(1)과 같이 계산된다.¹²

$$\begin{aligned}
 F_x^{i,j} &= \cos(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_x^j - \sin(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_y^j \\
 &\quad + 250\cos(\theta_1^i + \theta_2^i) + 400\cos\theta_1^i \\
 F_y^{i,j} &= \sin(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_x^j + \cos(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_y^j \\
 &\quad + 250\sin(\theta_1^i + \theta_2^i) + 400\sin\theta_1^i \\
 F_z^{i,j} &= P_z^j - d_3^i + 387
 \end{aligned} \tag{1}$$

여기서, i는 로봇이 이동하는 동안 이동 지점 수이

며, $\theta_1^i, \theta_2^i, d_3^i, \theta_4^i$ 는 i 번째 이동 지점에서의 로봇 관절각, j 는 큐의 수를 나타낸다. 또한, 마지막 관절 좌표계의 원점에 부착된 시험모형의 끝에 부착된 2개 큐의 위치벡터(P_x^i, P_y^i, P_z^i)는 다음과 같다.

$$P^1 = (P_x^1, P_y^1, P_z^1) = (15, -18.5, -96) \quad (2)$$

$$P^2 = (P_x^2, P_y^2, P_z^2) = (-15, 18.5, -96)$$

2.2 비전시스템 모델

본 연구에서 제안된 비전시스템 모델은 식(3)에서 보여준 것 같이 6개의 카메라 매개변수(C_1 - C_6)를 포함하고 있다.¹² 여기서, C_1 - C_4 는 카메라의 초점거리 및 방향의 불확실성을 설명하는 카메라 내부 매개변수이며, C_5 과 C_6 은 카메라와 로봇사이의 상대위치에 대한 불확실성을 설명하는 카메라 외부 매개변수이다.

$$\begin{bmatrix} X_m^{i,j} \\ Y_m^{i,j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_x^{i,j} \\ F_y^{i,j} \\ F_z^{i,j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C_5 \\ C_6 \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서,

$$X_m^{i,j} = (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2)F_x^{i,j} + 2(C_2C_3 + C_1C_4)F_y^{i,j} + 2(C_2C_4 - C_1C_3)F_z^{i,j} + C_5$$

$$Y_m^{i,j} = 2(C_2C_3 - C_1C_4)F_x^{i,j} + C_1^2 - C_2^2 + C_3^2 - C_4^2 F_y^{i,j} + 2(C_3C_4 + C_1C_2)F_z^{i,j} + C_6$$

$X_m^{i,j}$ 과 $Y_m^{i,j}$ 는 로봇 이동 중 i 번째 이동지점에서 로봇 끝점 P^i 에 대한 2차원 카메라 좌표 값을 나타내며, $F_x^{i,j}$ 와 $F_y^{i,j}$ 는 로봇이 이동하는 동안 i 번째 지점에서 j 번째 큐에 대한 알려진 관절각 θ_i 에 대한 기구학적 값을 나타낸다.

3. 로봇 비전알고리즘의 수학적 모델링

EKF방법을 사용하여 비전시스템 모델에 포함된 각 카메라에 대한 6개의 카메라 매개변수를 추정하고, 추정된 매개변수를 이용하여 로봇의 관절각을 추정하기 위한 수학적 모델링을 개발하고자 한다.

Fig. 2는 본 연구에 사용된 EKF방법의 전체적인 흐름을 보여주며, EKF방법의 측정모델과 예측모델을 사용하여 각 카메라에 대한 매개변수와 타겟에 대한 로봇 관절각을 추정한다. 특히 EKF방법

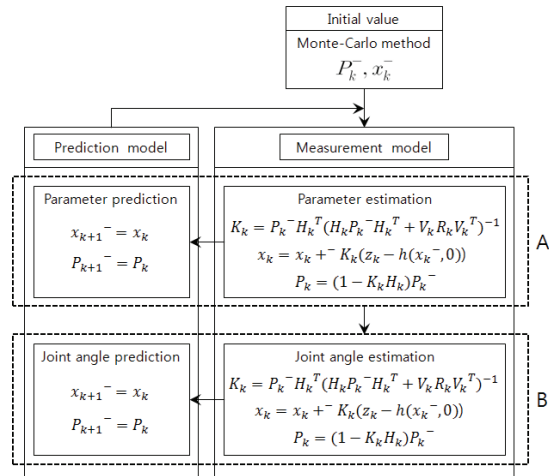


Fig. 2 Schematic diagram of EKF Method

을 카메라 매개변수 및 로봇 관절각 추정기법에 적용하고자 할 때, 초기 상태 변수 x_k^- 와 초기 오차 공분산 P_k^- 을 효과적으로 계산하는 것이 매우 중요하다. 이리하여 본 연구에서는 EKF방법에 필요한 초기값의 정확한 계산을 위해 Monte-Carlo 방법을 사용한 Hong의 연구결과¹²를 인용하였다.

3.1 카메라 매개변수 모델

사용된 각 카메라에 대해 비전시스템 모델에 포함된 불확실한 6개 카메라 매개변수를 EKF방법을 이용하여 추정하기 위해서는 Fig. 2의 A에서 보여준 비선형 함수 h 를 정의하는 것이 필요하다.

측정 모델에 대한 함수 h 는 앞에서 주어진 비전시스템 모델을 사용하여 다음과 같이 정의한다.

$$h(x_k^-, 0) = \begin{bmatrix} h_x^{i,j} \\ h_y^{i,j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_m^{i,j} \\ Y_m^{i,j} \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서,

$$X_m^{i,j} = (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2)F_x^{i,j} + 2(C_2C_3 + C_1C_4)F_y^{i,j} + 2(C_2C_4 - C_1C_3)F_z^{i,j} + C_5$$

$$Y_m^{i,j} = 2(C_2C_3 - C_1C_4)F_x^{i,j} + C_1^2 - C_2^2 + C_3^2 - C_4^2 F_y^{i,j} + 2(C_3C_4 + C_1C_2)F_z^{i,j} + C_6$$

또한, X_k^- 는 식(5)과 같이 정의한다.

$$x_k^- = [C_1 \ C_2 \ C_3 \ C_4 \ C_5 \ C_6]^T \quad (5)$$

① 측정모델의 보정

측정모델의 칼만 이득값 K_k , 각각의 카메라에 대한 매개변수 x_k 및 오차 공분산 P_k 로 크게 3개로 구성된다.

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + V_k R_k V_k^T)^{-1} \quad (6)$$

$$x_k = x_k^- + K_k (z_k - h(x_k^-, 0)) \quad (7)$$

$$P_k = (1 - K_k H_k) P_k^- \quad (8)$$

여기서, $(2 \times i \times j) \times 6$ 의 크기를 가진 행렬 H_k 와 $(2 \times i \times j) \times 1$ 의 크기를 가진 행렬 Z_k 는 식(9)과 식(10)에서 보여 주고 있다.

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} = \frac{\partial h^{i,j}}{\partial C_{1-6}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_x^{i,j}}{\partial C_1} & \frac{\partial h_x^{i,j}}{\partial C_2} & \frac{\partial h_x^{i,j}}{\partial C_3} & \frac{\partial h_x^{i,j}}{\partial C_4} & \frac{\partial h_x^{i,j}}{\partial C_5} & \frac{\partial h_x^{i,j}}{\partial C_6} \\ \frac{\partial h_y^{i,j}}{\partial C_1} & \frac{\partial h_y^{i,j}}{\partial C_2} & \frac{\partial h_y^{i,j}}{\partial C_3} & \frac{\partial h_y^{i,j}}{\partial C_4} & \frac{\partial h_y^{i,j}}{\partial C_5} & \frac{\partial h_y^{i,j}}{\partial C_6} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$Z_k = [X_c^{i,j} \quad Y_c^{i,j}]^T \quad (10)$$

또한, 식(6)의 측정모델의 잡음에 의한 영향 성분 $V_k R_k V_k^T$ 는 단위행렬을 사용하였으며, 식(10)의 X_c^{ij} 와 Y_c^{ij} 는 로봇이 이동하는 동안 각 i 번째 이동 지점에서 j 번째 큐에 대한 카메라에서 측정된 비전 데이터 x 성분과 y 성분을 나타낸다.

② 예측 모델

공정모델의 예측 방정식은 잡음에 의한 영향성분을 모두 단위행렬을 사용하였으므로 매개변수 예측 $x_{k+1}^- = x_k$ 와 오차 공분산값 $P_{k+1}^- = P_k$ 로 정의되어 다음 단계의 초기값으로 정의된다.

3.2 로봇 관절각 모델

앞에서 추정된 각 카메라에 대한 매개변수($C_1 - C_6$)를 사용하여 로봇의 4개 관절각($\theta_1, \theta_2, d_3, \theta_4$)을 Fig. 2의 B에서 보여준 EKF방법으로 추정한다.

EKF방법의 카메라 매개변수 추정 방법과 같이 관절각을 추정하기 위해서는 Fig. 2 B의 측정모델에 포함된 함수 h 를 비전 시스템 모델식 (3)을 변형하여 식(11)과 같이 새로이 정의한다.

$$h(x_k, 0) = \begin{bmatrix} h_x^{q,j} \\ x \\ h_y^{q,j} \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_c^{q,j} \\ c \\ Y_c^{q,j} \\ c \end{bmatrix} \quad (11)$$

여기서,

$$X_c^{q,j} = (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2) F_x^{q,j}(\theta_i) + 2(C_2 C_3 + C_1 C_4) F_y^{q,j}(\theta_i) + 2(C_2 C_4 - C_1 C_3) F_z^{q,j}(\theta_i) + C_5^q$$

$$Y_c^{q,j} = 2(C_2 C_3 - C_1 C_4) F_x^{q,j}(\theta_i) + (C_1^2 - C_2^2 + C_3^2 - C_4^2) F_y^{q,j}(\theta_i) + 2(C_3 C_4 - C_1 C_2) F_z^{q,j}(\theta_i) + C_6$$

$q(=1 \sim 3)$ 는 사용된 카메라 개수이고, X_c^{qj} 와 Y_c^{qj} 는 로봇이 이동하는 동안 타겟에 대한 q 번째 카메라에서 j 번째 큐에 대한 측정된 비전 시스템의 x 성분과 y 성분을 나타내며, F_x^{qj} 와 F_y^{qj} 는 타겟에 대해 추정하고자 하는 알려지지 않은 로봇 관절각 θ_i 로봇 기구학 모델 값이다.

또한, x_k^- 는 식(12)과 같이 정의한다.

$$x_k^- = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad d_3 \quad \theta_4]^T \quad (12)$$

① 측정모델

측정모델의 보강 방정식은 칼만 이득값 K_k , 각각의 카메라에 대한 매개변수 x_k 및 오차 공분산 P_k 로 크게 3개로 구성된다.

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + V_k R_k V_k^T)^{-1} \quad (13)$$

$$x_k = x_k^- + K_k (z_k - h(x_k^-, 0)) \quad (14)$$

$$P_k = (1 - K_k H_k) P_k^- \quad (15)$$

여기서, $(2 \times q \times j) \times 4$ 의 크기를 가진 행렬 H_k 와 $(2 \times q \times j) \times 1$ 의 크기를 가진 행렬 Z_k 는 식(16)과 식(17)에서 보여 주고 있다.

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} = \frac{\partial h^{q,j}}{\partial \theta_i} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_x^{q,j}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial h_x^{q,j}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial h_x^{q,j}}{\partial \theta_3} & \frac{\partial h_x^{q,j}}{\partial \theta_4} \\ \frac{\partial h_y^{q,j}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial h_y^{q,j}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial h_y^{q,j}}{\partial \theta_3} & \frac{\partial h_y^{q,j}}{\partial \theta_4} \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$Z_k = [X_i^{q,j} \quad Y_i^{q,j}]^T \quad (17)$$

또한, 식(13)의 측정모델의 잡음에 의한 영향 성분 $V_k R_k V_k^T$ 는 동등한 가중치를 주는 단위행렬로 정의하였다.

② 예측 모델

공정모델의 예측 방정식은 잡음에 의한 영향성분을 모두 단위행렬을 사용하였으므로 매개변수 예측 $x_{k+1}^- = x_k$ 와 오차 공분산값 $P_{k+1}^- = P_k$ 로 정의되어 다음 단계의 초기값으로 정의된다.

4. 로봇 비전 제어기법

방위와 위치를 고려하는 2개 큐를 이용한 얇은 막대 배치작업을 위해 앞 절에서 제시된 수학적 모델링을 이용하여 로봇이 이동하는 동안 장애물이 발생하지 않는 경우와 로봇 이동 도중에 장애물이 발생하는 경우에 대해 EKF방법의 제어기법을 개발하고자 한다.

4.1 장애물이 없는 경우

4.1.1 비전데이터 획득 및 처리

순환적 기법을 사용하는 EKF방법은 Fig. 3에서 보여주는 것과 같이 로봇의 초기화 단계에서 계산된 초기값을 이용하여 첫 번째 로봇 이동 지점의 비전데이터를 이용하여 고정된 타겟을 추정한다. 다음 두 번째 지점에서는 이전지점의 추정된 값을 초기값으로 사용하여 고정된 타겟을 추정하고, 타겟 이전의 마지막 데이터까지 위 과정을 되풀이하며 위치를 보정해 나간다.

4.1.2 제어기법

Fig. 4는 장애물이 없는 경우 EKF방법의 순환 기법을 이용한 얇은 막대 배치 작업에 대한 제어기법 흐름을 보여준다.

① 단계 1: 로봇운동의 초기화 단계에서 Monte-carlo 방법을 통하여 각각의 카메라에 대한 매개변수 오차공분산 및 관절각 오차 공분산 행렬과 초기 매개변수 및 관절각 값을 구한다.¹²

② 단계 2: 구해진 초기 값들을 EKF방법을 적용시킨 매개변수 추정모델에 대입하여 로봇의 첫 번째 이동지점에 대한 카메라 매개변수 및 오차공분산을 추정한다.

③ 단계 3: 추정된 매개변수와 타겟의 비전데이터를 로봇 관절각 추정모델에 대입하여 타겟에 대한 로봇 관절각 및 오차공분산을 추정한다.

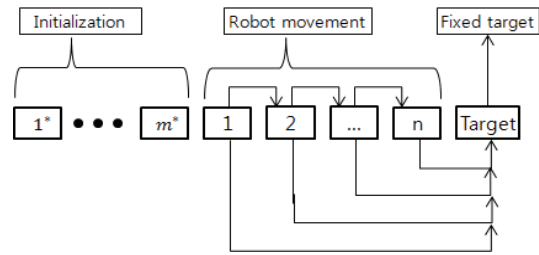


Fig. 3 Data processing procedures of EKF method for the slender bar placement without obstacles

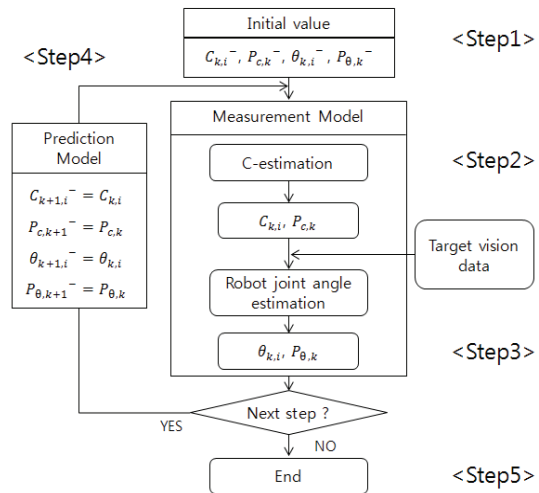


Fig. 4 Recursive control scheme of EKF method for the slender bar placement without obstacles

④ 단계 4: 단계 4와 단계 5에서 추정된 값들은 예측모델을 통해 로봇 이동 다음 지점의 초기값으로 사용된다. 다만, 본 논문에서는 예측모델에 단위행렬을 사용하였기 때문에 추정된 값들 그대로 초기 값으로 사용된다.

⑤ 단계 5: 단계 4-6을 반복하여 최종 로봇 이동지점 관절각을 추정하고, 실제 관절각 값과 비교하여 오차를 나타낸다.

4.2 장애물 출현하는 경우

4.2.1 비전데이터 획득 및 처리

Fig. 5에서 보여주는 것처럼 로봇이 이동하는 동안 장애물 구간을 크게 타겟 근처(Case 1), 운동 궤적의 중간 영역(Case 2), 운동궤적 시작 영역(Case 3) 3개의 영역으로 구분하였다. 각 영역에서 장애물이 오른쪽에서 왼쪽 방향으로 하나씩 증가하여 10개 장애물이 출현하도록 설정하였다.

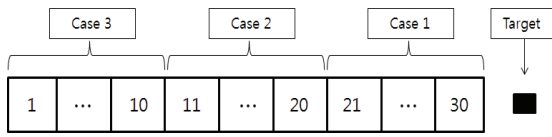


Fig. 5 Obstacle regions

4.2.2 제어기법

Fig. 6에서는 장애물 출현 시 EKF방법의 순환 제어기법을 이용한 얇은 막대 배치 작업에 대한 흐름도를 보여준다.

① 단계 1: 로봇운동의 초기화 단계에서 Monte-carlo 방법을 통하여 각각의 카메라에 대한 매개변수의 오차공분산 및 관절각 오차 공분산 행렬과 초기 매개변수 및 관절각 값을 구한다.¹²

② 단계 2: 장애물 영역과 장애물 개수를 설정하는 단계로 1개 영역당 장애물 개수가 1개씩 증가하면서 최대 10개의 장애물 개수가 될 경우 다음 영역으로 진행한다.

③ 단계 3: 조건문을 사용하여 장애물이 발생하였을 경우에는 계산하지 않고 단계 5로 넘어간다. 단, 장애물이 발생하지 않는 경우에는 단계 4로 넘어간다.

④ 단계 4: 단계 1에서 계산한 초기값과 단계 3에서 출현한 장애물을 제외하고 얻어진 비전데이터를 매개변수 추정 모델과 관절각 추정모델을 통하여 장애물이 발생하지 않은 구간에 한하여 카메라 매개변수 및 오차공분산을 추정하고, 추정되어진 값과 타겟 비전데이터를 사용하여 로봇 관절각 및 오차공분산을 추정한다.

⑤ 단계 5: 어떤 장애물 영역에서 장애물 개수가 10개 이하인 경우에 계산되어진 매개변수와 로봇 관절각은 로봇의 다음 이동 지점에서 타겟의 위치 추정을 위해 초기값으로 지정되어 사용한다. 단, 어떤 영역에서 장애물이 10개 출현된 이후에는 단계 6으로 넘어간다.

⑥ 단계 6: 앞 절에서 설명된 장애물 출현 구간에 따라 다음 영역에서 순차적으로 계산하기 위해 단계 2-5를 실행한다.

5. 실험장치 및 실험방법

5.1 실험장치 구성

실험장치의 구성은 Fig. 7과 Fig. 8과 같이, 3대의 Sony 카메라와 640×480 해상도를 갖는 Matrox 비전보드를 포함한 비전시스템, 삼성 4축 스카라

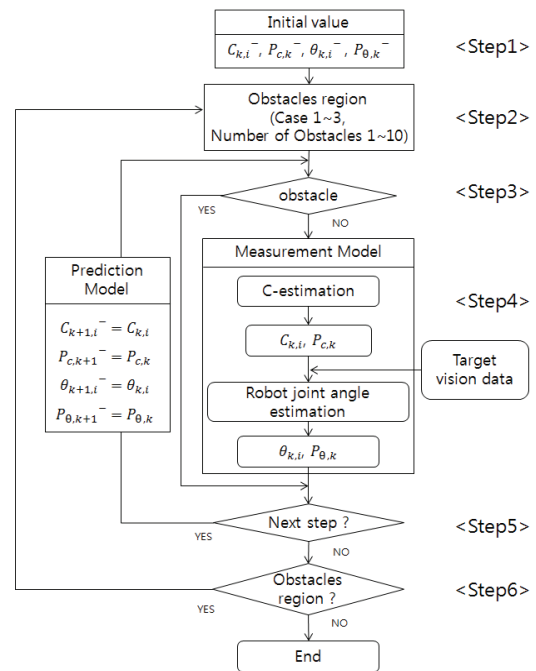


Fig. 6 Recursive control scheme of EKF method for the slender bar placement with obstacles



Fig. 7 Experimental apparatus

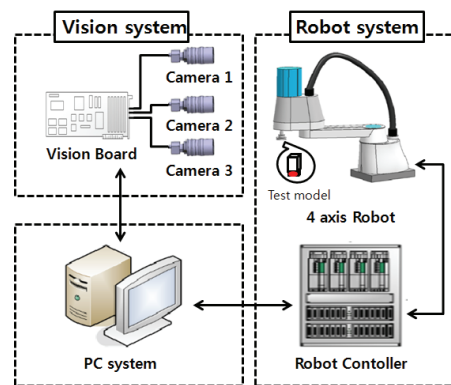


Fig. 8 Experimental set-up

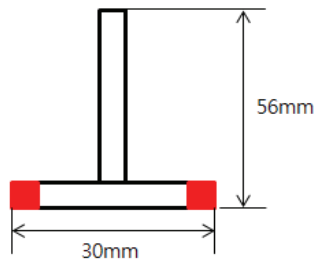


Fig. 9 Test model of the slender bar

타입 로봇과 시험모형을 포함하는 로봇 시스템, PC 시스템 등 3개로 구성되었다.

5.2 시험모형

Fig. 9에서 보여준 것과 같이 방위와 위치를 고려한 얇은 막대 배치 실험을 위해 2큐를 부착한 시험 모형을 제작하였다. 2개의 LED를 플라스틱 봉 양 끝에 부착하여 만든 얇은 막대 시험모형은 물체 형상 전체를 사용하지 않고 큐를 이용하는 것은 비전데이터의 양을 최소화시킴으로써 데이터 처리 속도를 향상 시키기 위함이다.

5.3 실험방법

장애물 출현 시 위치와 방위를 모두 고려해야 하는 얇은 막대 배치 실험을 최적의 3대 카메라를 사용하여¹³ 진행하였다.

Fig. 10은 장애물 출현 시 2개 큐를 이용한 얇은 막대 배치 실험을 위해 임의로 설정한 30개 지점을 갖는 로봇 운동 궤적을 보여 주고 있다.

장애물 출현 시 장애물 영역을 타겟 근처 영역, 운동궤적의 중간 영역, 운동궤적의 시작 영역 등 3개 영역으로 구분하고, 각 영역에서 장애물이 1개에서 10개까지 출현하도록 배치하여 실험을 총 30번 행하였다.

6. 실험 결과

얇은 막대 배치작업은 EKF방법의 순환기법을 사용하여 장애물이 없는 경우와 장애물이 출현하는 경우로 구분하였다. 실험의 주요 관점은 3개의 장애물 영역에서 장애물 개수의 증가에 따라 제시된 제어기법의 효율성을 판단하는데 두고 있다.

6.1 비전 시스템 모델의 적합성 비교

EKF방법을 사용하여 장애물 출현 시 2개 큐를

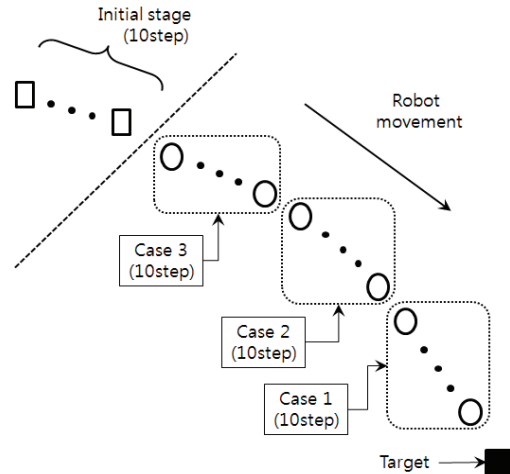


Fig. 10 Robot trajectory for the slender bar placement

이용한 얇은 막대 배치 작업을 위해 로봇이 이동하는 각 지점에서 추정된 카메라 매개변수를 이용한 비전 시스템 모델 값과 각 지점에서 실제 획득된 비전 데이터를 비교하여 제안된 비전 시스템 모델의 적합성을 보이고자 한다. 3대 카메라 각각에 대한 실제 비전 데이터와 비전 시스템 모델의 추정 값 사이의 오차는 식(18)와 같이 r.m.s.¹⁴를 정의하여 평균오차 e_{avg} 를 사용하였다.

$$e_{r.m.s}^j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \{(e_x^{i,j})^2 + (e_y^{i,j})^2\}}{n}}, \quad e_{avg} = \frac{e_{r.m.s}^1 + e_{r.m.s}^2}{2} \quad (18)$$

여기서, $e_x^{i,j}$, $e_y^{i,j}$ ($i=1,2,\dots,n$)는 큐($j=1,2$)에 대한 실제 비전 데이터와 비전 시스템 모델의 추정 값 사이의 x 및 y 축 오차값, n 은 로봇이 이동하는 동안 비전 데이터가 얻어진 각 지점 수이다.

6.1.1 장애물이 없는 경우

장애물이 존재하지 않는 경우 EKF 기법을 이용한 얇은 막대 고정 타겟에 대한 실험을 수행하였다.

로봇이 타겟을 향해 이동하는 동안 각 지점에서 3대 카메라에 대해 추정된 매개변수를 식(3)에 적용하여 계산된 비전 시스템 모델 값과 3대의 카메라에서 획득된 실제 비전 데이터를 비교하였다. Fig. 11은 3대 카메라 중 카메라 2의 결과를 보여 주고 있는데, □는 타겟 추정을 위해 로봇이 이동하는 동안 획득한 실제 비전데이터, ×는 추정된 비전 시스템 모델, ●는 타겟 비전데이터 값을 나타낸

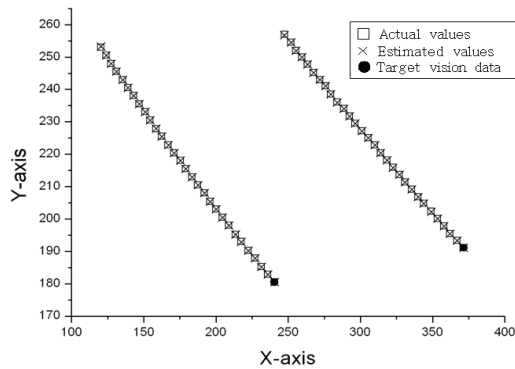


Fig. 11 For the slender bar placement, comparison of the actual and estimated values of the vision system model in camera 2 without obstacle

다. 식(18)을 통해 전체 이동 타겟에 대한 평균오차는 $\pm 0.1378\text{pixel}$ 정도로 비전시스템 모델에 적합함을 알 수 있다. Fig. 11은 카메라 2의 결과만 보여주고 있으나 카메라 1의 평균오차는 $\pm 0.0678\text{pixel}$, 카메라 3의 평균오차는 $\pm 0.0782\text{pixel}$ 로 카메라 2와 근사한 결과를 얻었다.

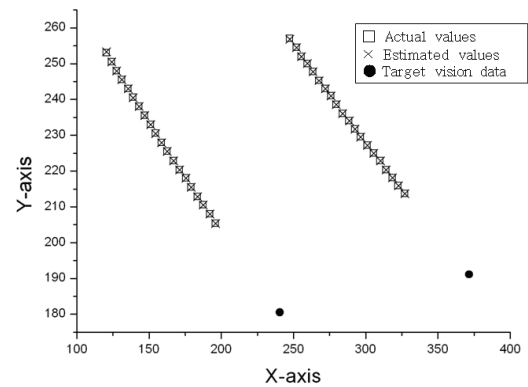
6.1.2 장애물이 출현하는 경우

장애물 출현 시 3개 장애물 영역에서 EKF방법의 순환기법을 이용한 얇은 막대 배치실험을 수행하였다.

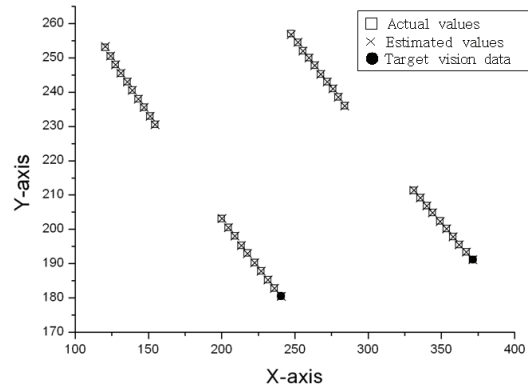
로봇이 이동하는 각 지점에서 3대의 카메라에 대해 추정된 매개변수를 식(3)에 적용한 비전 시스템 모델 값과 로봇이 이동하는 동안 각 지점에서 3대의 카메라에서 획득된 실제 비전 데이터를 비교하였다. Fig. 12에는 3개 장애물 영역에서 최대 장애물 10개 출현 시 카메라 2에 대해서만 보여주고 있으며, □는 타겟 추정을 위해 이동하는 동안 카메라에 대한 실제 비전데이터, ×는 추정된 비전 시스템 모델, ●는 타겟 비전데이터값을 나타낸다. Fig. 12(a)의 평균오차는 $\pm 0.1677\text{pixel}$, (b)의 평균오차는 $\pm 0.1698\text{pixel}$, (c)의 평균오차는 $\pm 0.1664\text{pixel}$ 로 3개 장애물 영역에서 장애물이 없는 경우와 비교하면 약간 높은 오차값을 보여주지만 만족할 만한 결과를 얻었다. 카메라 1,3도 카메라 2와 비슷하게 평균오차는 $\pm 1\text{pixel}$ 이하로 결과를 얻어 비전 시스템 모델이 적합함을 알 수 있다.

6.2 얇은 막대 배치 결과

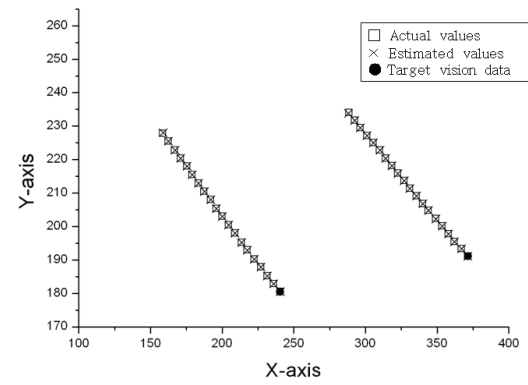
EKF방법에 의한 장애물 출현 시 2개 큐를 이용



(a) Case 1; Obstacles region near target



(b) Case 2; Intermediate obstacles region



(c) Case 3; Beginning obstacles region

Fig. 12 For the slender bar placement, comparison of the actual and estimated values of the vision system model in camera 2 with obstacles

한 얇은 막대 배치 실험 결과 추정된 타겟 위치 값과 실제 타겟 위치 값을 비교한 오차 값은 식(19)와 같이 r.m.s.¹⁴를 사용하여 평균오차 e_{avg} 로 정의하였다. 특히, 타겟에 대한 추정된 위치값은 관절각 추정

기법에 의해 계산된 관절각을 식(1)과 식(2)의 로봇의 정기구학 모델에 적용하여 계산하였다.

$$e_{r.m.s}^j = \sqrt{\frac{\{(e_x^j)^2 + (e_y^j)^2 + (e_z^j)^2\}}{3}}, e_{avg} = \frac{e_{r.m.s}^1 + e_{r.m.s}^2}{2} \quad (19)$$

여기서, e_x^j, e_y^j, e_z^j 는 각 큐($j=1,2$)에 대한 x성분, y성분, z성분 오차를 나타낸다.

6.2.1 장애물이 없는 경우

장애물이 없는 경우 EKF방법을 적용한 얇은 막대 배치 실험 결과는 Table 1과 2에서 보여준다. Table 1은 로봇 관절각 추정기법에 의해서 계산된 관절각과 실제 관절각을 보여주며, 오차 값은 $\theta_1 = -0.01$ (degree), $\theta_2 = -0.021$ (degree), $d_3 = -0.112$ (mm), $\theta_4 = -0.079$ (degree)로, 각 관절각은 아주 적은 오차범위 내에 존재한다. 또한 데이터처리시간은 359(ms)가 소요되었다.

Table 2는 앞서 추정된 로봇 관절각을 로봇 기구학식(1)에 적용하여 계산된 공간상 타겟 위치 값과 실제 위치 값을 보여준다. Table 2에서 보여준 것 같이, 식(19)에서 정의된 평균오차 e_{avg} 는 ± 0.137 mm로 매우 만족할만한 결과를 얻었다.

6.2.2 장애물이 출현한 경우

장애물 출현 시 3개 장애물영역에서 장애물이 1개부터 10개 출현 할 때까지 EKF방법을 사용하여 로봇을 이용한 얇은 막대 배치 실험을 수행하였다. EKF방법을 이용한 로봇 관절각 추정 기법에 대입하여 장애물 개수 증가에 따른 추정된 로봇 관절각과 이 관절각을 로봇 기구학식(1)에 대입하여 타겟에 대한 공간상 위치 평균 오차 값을 계산하였다. 이에 대한 각 장애물 영역에서 결과 값은 Table 3-5와 Fig. 13-15에서 보여준다.

로봇 이동 중 장애물이 타겟 근처에서 발생한 경우(Case 1)의 타겟에 대한 추정된 관절각 및 공간상 위치 평균 오차 값을 Table 3과 Fig. 13에서 각각 보여준다. 추정된 관절각은 Table 3에서 보여준 것과 같이 장애물 개수가 증가하면서 오차 값은 $\theta_1 = -0.032 \sim -0.541$ (degree), $\theta_2 = 0.009 \sim 1.033$ (degree), $d_3 = -0.196 \sim 0.38$ (mm), $\theta_4 = -0.518 \sim -2.288$ (degree)로 증가하는 것을 볼 수 있다. 이로 인해서 타겟에 대한 공간상의 위치 평균오차 값 e_{avg} 는 $\pm 0.252 \sim 1.222$ (mm)로 장애물이 없는 경우와 비교하여 커짐을 Fig. 13에서 보여준다. 사용자가 결정

Table 1 For the slender bar placement, the estimated joint angles without obstacle

	θ_1	θ_2	d_3	θ_4	Time(ms)
Estimated	15.567	19.613	128.612	3.267	359
Actual	15.557	19.592	128.500	3.188	

Table 2 For the slender bar placement, comparison of the actual and estimated values in x-y-z coordinate without obstacle

Cue No.	x-y-z value	Actual	Estimate	Error (mm)	r.m.s (mm)	eavg (mm)
1	F _x	613.001	612.913	-0.088	0.154	0.137
	F _y	245.998	246.224	0.226		
	F _z	160.000	159.888	-0.112		
2	F _x	566.519	566.411	-0.108	0.119	
	F _y	256.412	256.548	0.136		
	F _z	160.000	159.888	-0.112		

Table 3 For case 1, the estimated values of joint angles and processing time according to the increase of obstacles

	Number of obstacles	θ_1	θ_2	d_3	θ_4	Time (ms)
Estimated	1	15.589	19.583	128.696	3.706	344
	2	15.564	19.702	128.806	3.663	328
	3	15.727	19.269	128.847	3.949	312
	4	15.866	18.995	128.840	4.340	313
	5	15.863	19.059	128.962	4.071	281
	6	15.716	19.394	129.115	4.207	281
	7	15.931	18.934	129.02	4.841	282
	8	15.854	19.103	129.141	4.666	250
	9	15.917	19.005	129.139	5.052	250
	10	16.098	18.559	129.12	5.476	234
Actual		15.557	19.592	128.5	3.188	

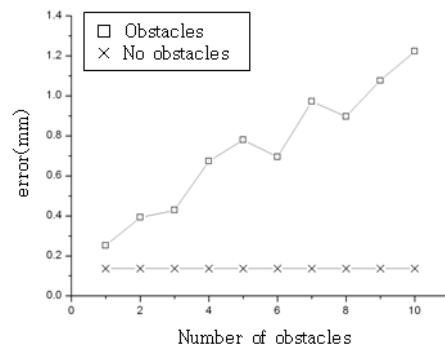


Fig. 13 For case 1, comparison of the estimated e_{avg} between no obstacle and increase of obstacles

Table 4 For case 2, the estimated values of joint angles and processing time according to the increase of obstacles

	Number of obstacles	θ_1	θ_2	d_3	θ_4	Time (ms)
Estimated	1	15.536	19.677	128.619	3.238	344
	2	15.561	19.644	128.614	3.214	328
	3	15.587	19.588	128.606	3.233	312
	4	15.576	19.608	128.609	3.112	313
	5	15.582	19.591	128.606	3.310	297
	6	15.579	19.589	128.612	3.298	281
	7	15.555	19.641	128.614	3.225	266
	8	15.566	19.629	128.614	3.298	265
	9	15.570	19.619	128.611	3.255	250
	10	15.585	19.588	128.607	3.279	235
Actual		15.557	19.592	128.5	3.188	

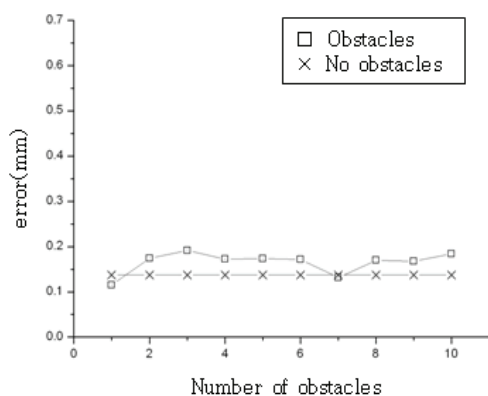


Fig. 14 For case 2, comparison of the estimated e_{avg} between no obstacle and increase of obstacles

할 수 있는 허용 오차 범위를 $\pm 1\text{mm}$ 미만을 기준으로 하면, 8개의 장애물이 발생하였을 때까지 상대적으로 안정적인 결과를 얻었다.

로봇 이동 중 장애물이 중간 영역에서 발생한 경우(Case 2)에 추정된 관절각과 공간상 위치 평균 오차 값을 Table 4와 Fig. 14에서 각각 보여준다. Table 4에서 보여준 것 같이 추정된 관절각 오차값은 $\theta_1 = 0.021 \sim -0.028$ (degree), $\theta_2 = -0.085 \sim 0.004$ (degree), $d_3 = -0.119 \sim -0.107$ (mm), $\theta_4 = -0.05 \sim -0.091$ (degree)로 거의 변화하지 않으며, 또한, 관절각을 이용하여 계산된 타겟에 대한 공간상 위치 평균 오차 값 e_{avg} 는 $\pm 0.116 \sim 0.184(\text{mm})$ 로 Fig. 14에서 장애물이 없는 경우와 비교하여 거의 일정함을 보여준다.

Table 5 For case 3, the estimated values of joint angles and processing time according to the increase of obstacles

	Number of obstacles	θ_1	θ_2	d_3	θ_4	Time (ms)
Estimated	1	15.5549	19.678	128.621	3.219	328
	2	15.569	19.618	128.611	3.240	328
	3	15.575	19.592	128.608	3.329	328
	4	15.618	19.513	128.594	3.317	297
	5	15.576	19.599	128.608	3.244	297
	6	15.547	19.645	128.615	3.264	281
	7	15.555	19.656	128.617	3.256	266
	8	15.582	19.581	128.606	3.316	265
	9	15.566	19.642	128.613	3.257	250
	10	15.548	19.673	128.619	3.258	235
Actual		15.557	19.592	128.5	3.188	

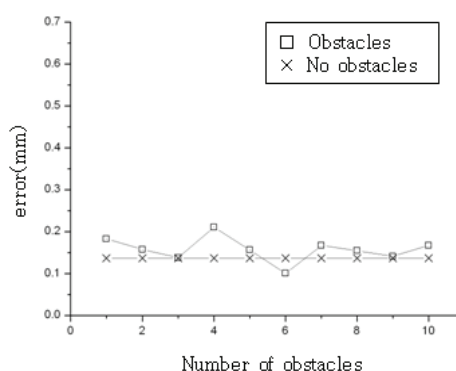


Fig. 15 For case 3, comparison of the estimated e_{avg} between no obstacle and increase of obstacles

로봇 이동 중 장애물이 시작 영역에서 발생한 경우(Case 3)에 타겟에 대한 추정된 관절각 및 공간상 위치 평균 오차 값을 Table 5와 Fig. 15에서 보여준다. Case 2와 유사하게, 추정된 관절각 오차값은 $\theta_1 = 0.002 \sim 0.009$ (degree), $\theta_2 = -0.086 \sim -0.081$ (degree), $d_3 = -0.121 \sim -0.119$ (mm), $\theta_4 = -0.031 \sim -0.07$ (degree)로 변화가 없이 일정함을 Table 5에서 보여준다. 또한, Fig. 15는 이 영역에서 타겟에 대한 공간상 위치 평균 오차 값 e_{avg} 가 $\pm 0.183 \sim 0.167(\text{mm})$ 로 장애물이 없는 경우와 비교하여 거의 영향을 받고 있지 않음을 보여준다.

데이터 처리시간은 3개의 장애물 영역 모두에서 장애물개수가 증가할수록 처리하는 데이터 개수의 감소로 인해 대략 344ms에서 234ms까지 시간이 빨라지고 있는 것을 볼 수 있다.

7. 결론

장애물 출현 시 제시된 EKF방법의 로봇 비전 제어기법을 이용한 얇은 막대 배치 실험을 통해 얻은 결론은 다음과 같다.

- 1) 비전시스템 모델은 3개 장애물 영역의 3대 카메라에서 평균 오차 e_{avg} 가 ± 1 pixel 이하로 적합함을 보여주었다.
- 2) 운동궤적의 시작영역(전체 평균 오차: ± 0.158 mm)과 중간영역(전체 평균 오차: ± 0.165 mm)에서는 얇은 막대 배치 실험 결과 장애물이 없는 경우(오차: ± 0.137 mm)와 거의 유사한 결과를 얻었다. 그 이유는 로봇이 타겟으로 이동하는 동안 새로운 비전데이터를 획득하여 위치를 보정해주기 때문이다.
- 3) 타겟 근처 영역에서 장애물이 발생하였을 경우는 보정해 나갈 수 있는 새로운 비전데이터를 획득할 수 없으므로 운동궤적의 시작영역 및 중간영역의 경우와 다르게 장애물 증가에 따라 ± 0.252 mm에서 ± 1.222 mm로 상승하였으나, 허용오차를 ± 1 mm 이내로 할 경우 EKF방법의 제어기법은 장애물이 8개(영역의 80%)가 존재할지라도 이 기법을 효율적으로 적용할 수 있다. 이리하여 제시된 제어기법을 사용시 카메라를 타겟 근처에서 가능하면 장애물이 나타나지 않도록 설치 하는 것이 중요하다.
- 4) 순환적 기법인 EKF방법의 경우 3개 장애물 영역에서 장애물이 많아질수록 처리하는 데이터 개수가 감소하므로 데이터 처리 시간이 짧아졌다.

후 기

이 논문은 2014학년도 조선대학교 학술연구비의 지원을 받아 연구되었음.

REFERENCES

1. Kim, K. K., Kang, S. S., Kim, J. B., Lee, J. Y., Do, H. M., et al., "Object Recognition Method for Industrial Intelligent Robot," J. Korean Soc. Precis. Eng., Vol. 30, No. 9, pp. 901-908, 2013.
2. Tsai, R. Y., "Synopsis of Recent Progress on Camera Calibration for 3D Machine Vision," MIT Press, pp. 146-159, 1989.
3. Beardsley, P. A., Zisserman, A., and Murray, D. W., "Sequential Updating of Projective and Affine Structure from Motion," International Journal of Computer Vision, Vol. 23, No. 3, pp. 235-259, 1997.
4. Berthold, K. P. H., "Robot Vision," MIT Press, pp. 46-48, 1986.
5. Sandon, P. A., "Control of Eye and Arm Movements Using Active, Attentional Vision," International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol. 8, No. 6, pp. 1471-1491, 1994.
6. Lippiello, V., Siciliano, B., and Villani, L., "Adaptive Extended Kalman Filtering for Visual Motion Estimation of 3D Objects," Control Engineering Practice, Vol. 15, No. 1, pp. 123-134, 2007.
7. Chen, G., Xia, Z., Ming, X., Lining, S., Ji, J., et al., "Camera Calibration based on Extended Kalman Filter using Robot's Arm Motion," Proc. of the IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, pp. 1839-1844, 2009.
8. Chen, L., Hu, H., and McDonald-Maier, K., "EKF Based Mobile Robot Localization," Proc. of the IEEE 3rd International Conference on Emerging Security Technologies, pp. 149-154, 2013.
9. Ahmad, H. and Namerikawa, T., "Extended Kalman Filter-Based Mobile Robot Localization with Intermittent Measurements," Systems Science & Control Engineering: An Open Access Journal, Vol. 1, No. 1, pp. 113-126, 2013.
10. Parnian, N. and Golnaraghi, F., "Integration of a Multi-Camera Vision System and Strapdown Inertial Navigation System (SDINS) with a Modified Kalman Filter," Sensors, Vol. 10, No. 6, pp. 5378-5394, 2010.
11. Zhou, S., Fei, F., Zhang, G., Liu, Y., and Li, W. J., "Hand-Writing Motion Tracking with Vision-Inertial Sensor Fusion: Calibration and Error Correction," Sensors, Vol. 14, No. 9, pp. 15641-15657, 2014.
12. Hong, S. M., "Development of Robot Vision Control Schemes using the N-R and EKF Methods for the Moving Target Tracking and Slender Bar Placement Tasks," M.Sc. Thesis, Engineering, School of Mechanical Engineering, Chosun University, 2015.
13. Jang, W., Kim, K., Kim, K., and Ahn, H., "An Experimental Study on the Optimal Number of Cameras used for Vision Control System," Journal of the Korean Society of Manufacturing Technology Engineers, Vol. 13, No. 2, pp. 94-103, 2004.
14. David, F., Robert, P., and Roger, P., "Statistic," W. W. Norton, pp.58-59, 1978.