

## 얇은막대 배치작업에 대한 N-R 과 EKF 방법을 이용하여 개발한 로봇 비전 제어알고리즘의 평가

손재경\* · 장완식\*† · 홍성문\*

\* 조선대학교 기계공학과

### Evaluation of Two Robot Vision Control Algorithms Developed Based on N-R and EKF Methods for Slender Bar Placement

Jae Kyung Son\*, Wan Shik Jang\*† and Sung Mun Hong\*

\* Dept. of Mechanical Engineering, Chosun Univ.

(Received July 11, 2012 ; Revised December 29, 2012 ; Accepted January 2, 2013)

**Key Words:** Robot Vision Control Algorithm(로봇 비전 제어 알고리즘), Newton-Raphson(N-R:뉴턴-랩슨), Extended Kalman Filtering(EKF:확장 칼만 필터링), Slender-Bar Placement (얇은 막대 배치)

**초록:** 실제 산업현장에서 비전 시스템을 적용하기에는 로봇 비전 제어알고리즘의 기구학모델의 정확도, 로봇이 움직이는 동안 카메라 초점거리와 방위에 대한 보정, 3 차원 물리적 좌표에서 2 차원 카메라 좌표로의 매핑에 대한 이해 등 해결해야 할 많은 문제점들이 있다. 본 논문에 제안된 비전 시스템 모델은 카메라와 로봇 사이의 상대적인 위치가 알려지지 않아도 제어가 가능하고, 카메라 보정 문제를 해결하기 위해 6 개의 카메라 매개변수를 가지는 비전 시스템 모델을 제시하였으며, 이를 이용하여 로봇 비전 제어알고리즘 개발에 N-R 방법과 EKF 방법을 적용하였다. 최종적으로 N-R 과 EKF 방법에 의하여 개발된 로봇 비전 제어 알고리즘의 위치 정밀도와 데이터 처리 시간을 얇은 막대 배치작업을 수행하여 비교하였다.

**Abstract:** Many problems need to be solved before vision systems can actually be applied in industry, such as the precision of the kinematics model of the robot control algorithm based on visual information, active compensation of the camera's focal length and orientation during the movement of the robot, and understanding the mapping of the physical 3-D space into 2-D camera coordinates. An algorithm is proposed to enable robot to move actively even if the relative positions between the camera and the robot is unknown. To solve the correction problem, this study proposes vision system model with six camera parameters. To develop the robot vision control algorithm, the N-R and EKF methods are applied to the vision system model. Finally, the position accuracy and processing time of the two algorithms developed based based on the EKF and the N-R methods are compared experimentally by making the robot perform slender bar placement task.

## 1. 서 론

일반적으로 카메라를 이용한 물체 인식의 대표적인 예로써 인간의 눈과 뇌를 구현하는 장치인 머신 비전을 들 수가 있으며, 카메라는 인간의 눈 역할을 하는 하드웨어이고, 목표물 인식은 뇌 역할을 하는 프로그램이다. 지능 로봇 개발에는 여

러 가지 센서 기술이 필요하며 다양한 주위 환경에 지능적으로 행동할 수 있는 정보를 제공하는 비전 센서는 중추적인 역할을 한다. 비전 센서를 이용한 물체 인식(Object Recognition) 분야는 로봇 비전 시스템, 감시 카메라, 자동 항법 시스템 등의 다양한 분야에서 사용되지만 많은 데이터 처리가 요구되기 때문에 실시간 처리가 요구되는 작업에 결합하기에는 어려움이 따른다.

하지만, 최근 로봇 시장이 확대 됨에 따라 로봇의 다양한 역할을 위해 머신 비전을 적용하여 로봇을 제어하는 연구와 여러 제어 알고리즘 개발에

† Corresponding Author, wsjang@chosun.ac.kr

© 2013 The Korean Society of Mechanical Engineers

대한 연구가 활성화 되고 있다.

Papp<sup>(5)</sup>은 카메라를 통한 형상 인식을 통한 기계적인 시각이 부여된 로봇에 의해 복잡한 조립 작업을 할 수 있는 제어기법을 연구하였으며, Tsai<sup>(6)</sup>는 위치가 알려진 큐를 이용하여 카메라를 보정하여 3 차원 좌표를 2 차원 카메라 좌표로 매핑하는 매개변수를 추정하는 연구를 하였다. Huang 등<sup>(7)</sup>은 로봇의 3 차원 위치제어를 위해 두 개의 카메라와 2 링크 로봇을 사용하였으며, 퍼지 위치 오차 보상기를 사용하여 목표점의 위치를 보상하는 방법을 연구하였다. 또한, Yoon 등<sup>(8)</sup>은 계산속도 문제와 현 위치 파악의 정확도 문제를 해결하기 위해 전방위 영상을 이용한 서비스 이동 로봇의 전역 위치 인식을 수행하는 방법을 제안하였다. 이렇게 연구된 다양한 제어 방법 중 각각의 장단점을 지닌 Newton-Raphson(N-R)방법과 Extended Kalman Filtering(EKF)방법이 크게 이용되고 있다.

첫 번째, 데이터를 한번에 처리할 수 있지만, 반복기법으로서 처리해야 될 데이터가 많아지면 그만큼 데이터를 처리하는데 많은 시간이 요구되는 N-R 방법은 Skaar 등<sup>(9)</sup>이 여러 대의 카메라를 이용하여 로봇의 작동에 사용하였으며, Yang 등<sup>(10)</sup>은 6 축 평형 로봇에 N-R 방법을 적용하여 정기구학에 대한 해석을 하였다. 또한, Durmus 등<sup>(11)</sup>은 6 축 로봇의 관절각 추정에 N-R 방법을 적용하였다.

두 번째, 순환기법으로서 데이터 처리속도가 빠르다는 장점이 있지만, 처음에 정확한 초기값을 입력해야 하는 EKF 방법은 Kalman<sup>(12,13)</sup>이 선형 필터링 및 예측 문제에 대한 새로운 방법을 제시하였으며, Shademan 등<sup>(14)</sup>은 비전 기반 위치제어에 EKF 방법을 사용하였다. 또한, Kerr<sup>(15)</sup>은 레이더에서 목표의 추적에 사용하였으며, Firouzi 등<sup>(16)</sup>은 물체의 거리와 움직임에 대한 실시간 카메라 추적에 EKF 방법을 적용하였다.

다양한 연구에도 불구하고 제품의 생산주기가 짧아 작업라인의 환경이 빠르게 바뀌어야 하는 요즘 산업현장에서 로봇 시스템과 비전 시스템을 결합하기에는 해결해야 할 많은 문제점들이 있다. 첫 번째는 로봇 비전 제어 알고리즘의 기구학 모델이 정확해야 한다. 두 번째는 로봇과 카메라의 상대적인 위치 및 초점거리에 대한 정보가 정확해야 하며 로봇이 동작 중에 카메라의 위치 및 방위가 변화하면 초기 정보는 유효하지 않다. 세 번째는 로봇의 3 차원 물리적 좌표에서 2 차원 카메라 좌표로의 매핑(Mapping)에 대한 이해가 필요하다.

본 논문에 제안된 비전 시스템 모델은 카메라와

로봇 사이의 상대적인 위치가 알려지지 않아도 로봇의 제어가 가능하며, 카메라의 보정 문제를 6 개의 매개변수로 해결하였다. 그리하여 제안된 비전 시스템 모델을 본 연구의 로봇 비전 제어알고리즘에 이용하였으며, 로봇 비전 제어알고리즘을 개발하기 위해 N-R 방법과 EKF 방법을 각각 적용하였다.

최종적으로 각각의 방법이 적용된 두 개의 로봇 비전 제어 알고리즘을 로봇 말단부의 위치와 방위를 고려한 얇은 막대 배치 실험에 적용하였으며, 위치 정밀도와 데이터 처리시간을 비교 평가하여 각각의 방법을 로봇 비전 제어에 적용하기 위한 효과적인 조건을 알아보하고자 한다.

## 2. 로봇 비전 시스템

### 2.1 기구학 모델

로봇의 정기구학은 로봇에 대한 관절각이 주어졌을 때, 로봇베이스 좌표계에 대한 로봇의 위치 벡터를 구하는 것이다.

Fig. 1 은 본 연구의 얇은 막대 배치 실험에 사용한 삼성 SM7 4 축 스카라 타입 로봇의 기구학 인자와 관절 좌표계의 설정을 보여주며, Table 1 은 로봇의 4 개의 관절( $\theta_1, \theta_2, d_3, \theta_4$ )에 대한 Denavit-Hartenberg(D-H) 링크인자<sup>(1,17)</sup>를 보여준다. 여기서  $d_3$ 는 로봇의 말단부분이 수직으로 동작하는 미끄럼 관절이다.

Table 1 의 링크인자를 사용하여 계산된 2 개 큐의 성분 별 위치에 따른 정기구학 모델은 다음 식 (1)과 식 (2)에 나타내었다.<sup>(1,17)</sup>

#### 1) Cue1

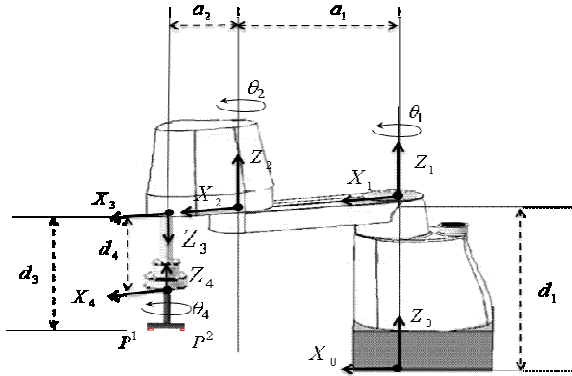
$$\begin{aligned} F_x^{i,1} &= \cos(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_x^1 - \sin(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_y^1 \\ &\quad + a_2(\theta_1^i + \theta_2^i) + a_1 \cos \theta_1^i \\ F_y^{i,1} &= \sin(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_x^1 + \cos(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_y^1 \\ &\quad + a_2(\theta_1^i + \theta_2^i) + a_1 \cos \theta_1^i \\ F_z^{i,1} &= P_z^1 + d_1 - d_3 - d_4 \end{aligned} \quad (1)$$

#### 2) Cue2

$$\begin{aligned} F_x^{i,2} &= \cos(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_x^2 - \sin(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_y^2 \\ &\quad + a_2(\theta_1^i + \theta_2^i) + a_1 \cos \theta_1^i \\ F_y^{i,2} &= \sin(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_x^2 + \cos(\theta_1^i + \theta_2^i + \theta_4^i)P_y^2 \\ &\quad + a_2(\theta_1^i + \theta_2^i) + a_1 \cos \theta_1^i \\ F_z^{i,2} &= P_z^2 + d_1 - d_3 - d_4 \end{aligned} \quad (2)$$

**Table 1** Comparison of the real values and estimated values for moving target in x-y-z coordinates

Axis	$\alpha_{i-1}$ (degree)	$a_{i-1}$ (mm)	$d_i$ (mm)	$\theta_i$ (degree)
1	0	0	387	$\theta_1$
2	0	400	0	$\theta_2$
3	180	250	$d_3$	0
4	-180	0	-41	$\theta_3$



**Fig. 1** Kinematic parameters and frame assignments for SAMSUNG SM7 manipulator

여기서,  $i$  는 로봇의 운동계에서 이동단계 수이며,  $a_1, a_2, d_1, d_4$  는 D-H 링크인자를 나타내며,  $\theta_1^i, \theta_2^i, d_3^i, \theta_4^i$  는  $i$  이동단계에서의 로봇 관절각이다. 또한, 마지막 관절 좌표계의 원점에서 말단 공구계 끝점  $P^1$  과  $P^2$  까지의 위치벡터는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 P^1 &= (P_x^1, P_y^1, P_z^1) = (0, -21.2, -56.4) \\
 P^2 &= (P_x^2, P_y^2, P_z^2) = (0, 21.2, -56.4)
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

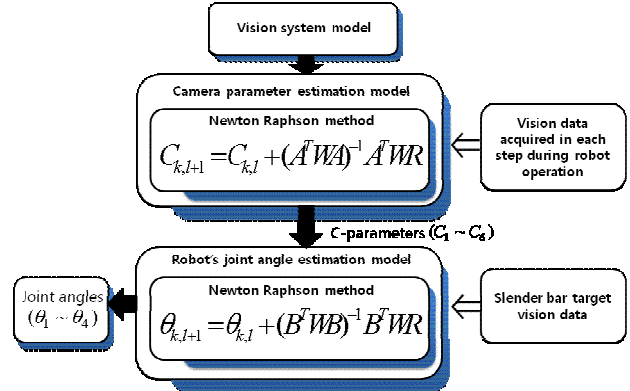
2.2 비전 시스템 모델

본 연구에서 제안된 비전 시스템 모델은 6 개의 카메라 매개변수( $C_1 \sim C_6$ )를 포함하고 있다. 여기서,  $C_1 \sim C_4$  는 카메라의 초점거리 및 방향의 변화성을 설명하는 카메라 내부 매개변수이며,  $C_5$  과  $C_6$  은 카메라에 대한 로봇의 위치와 방향의 불확실성을 설명하는 카메라 외부 매개변수이다. 이에 대한 비전 시스템 모델은 다음 식 (4)에 나타내었다.<sup>(9,17-19)</sup>

$$\begin{bmatrix} X_m^{i,j} \\ Y_m^{i,j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_x^{i,j} \\ F_y^{i,j} \\ F_z^{i,j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C_5 \\ C_6 \end{bmatrix}
 \tag{4}$$

여기서,

$$\begin{aligned}
 C_{11} &= C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2, & C_{12} &= 2(C_2 C_3 + C_1 C_4), \\
 C_{13} &= 2(C_2 C_4 - C_1 C_3), & C_{21} &= 2(C_2 C_3 - C_1 C_4), \\
 C_{22} &= C_1^2 - C_2^2 + C_3^2 - C_4^2, & C_{23} &= 2(C_3 C_4 + C_1 C_2)
 \end{aligned}
 \tag{5}$$



**Fig. 2** Method of N-R

$X_m^{i,j}$  과  $Y_m^{i,j}$  는  $i$  이동단계에서 로봇 끝점  $P^j$  에 대한 2 차원 카메라 좌표를 나타낸다. 여기서,  $j(=1,2)$  는 큐의 개수이다. 또한  $F_x^{i,j}, F_y^{i,j}, F_z^{i,j}$  는 2.1 절의 식 (1) 과 식 (2)와 같이  $j$  번째 큐에 대한  $x, y, z$  좌표이다.

3. 로봇 비전 제어 알고리즘

본 연구의 로봇 비전 제어 알고리즘은 2.2 절의 비전 시스템 모델에 포함된 각 카메라에 대한 6 개의 카메라 매개변수를 추정하며, 추정된 매개변수를 이용하여 얇은 막대 목표물에 대한 로봇의 관절각을 추정하는 것이다. 본 논문에서는 N-R 방법과 EKF 방법이 각각 적용된 두 개의 로봇 비전 제어 알고리즘을 비교하고자 하며, 3.1 절에는 N-R 방법을 이용한 로봇 비전 제어 알고리즘, 3.2 절에는 EKF 방법을 이용한 로봇 비전 제어 알고리즘을 각각 설명한다.

3.1 N-R 방법

본 연구에 사용된 N-R 방법은 카메라 매개변수 추정 기법과 로봇 관절각 추정 기법에 사용되며, 전체적인 흐름을 Fig. 2 에 나타내었다.

3.1.1 카메라 매개변수 추정 기법

로봇이 얇은 막대 목표물을 향하여 주어진 운동 궤적을 따라 이동 할 때 각 이동 단계에서 로봇 끝점  $P^1, P^2$  에 대한 비전 데이터와 로봇 관절각이 얻어진다면, 6 개의 매개변수를 추정하기 위해 각 카메라에 대하여 식 (6)과 같이 성능지수를 정의한다.

$$J(C_k) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^2 [X_m^{i,j} - X_c^{i,j}]^2 + [Y_m^{i,j} - Y_c^{i,j}]^2
 \tag{6}$$

여기서,  $k(=1,2, \dots, 6)$  는 매개변수의 개수,  $i(=1, \dots, n)$  는 로봇 운동계에서 이동단계 수를

나타내며,  $j(=1,2)$ 는 로봇의 말단부에 부착된 큐의 개수이다.  $X_c^{i,j}$ ,  $Y_c^{i,j}$ 는 로봇의 각 이동 단계에서 카메라를 통해 얻어진 로봇 끝점  $P^j$ 에 대한 실제 비전 데이터 값들이다.  $X_m^{i,j}, Y_m^{i,j}$ 은 2.2 절의 비전 시스템 모델에서 매개변수  $C_1 \sim C_6$ 를 포함한 비전 시스템 모델 값을 나타낸다.

식 (6)를 N-R 방법을 적용하여 최소화 시키면 식 (7)과 같다.<sup>(2,17)</sup>

$$\begin{aligned} C_{k,\ell+1} &= C_{k,\ell} + \Delta C \\ &= C_{k,\ell} + (A^T W A)^{-1} A^T W R \end{aligned} \quad (7)$$

여기서,  $\ell$ 은 계산과정에서 반복된 횟수이며,  $W$ 는 일반적으로 단위행렬을 사용하는 가중행렬이다. 또한,  $A$ 는  $(2n \times j) \times 6$ 의 크기를 가지는 자코비안 행렬로 식 (8)과 같이 주어진다.

$$A = \begin{bmatrix} \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_1} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_2} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_3} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_4} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_5} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_6} \\ \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_1} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_2} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_3} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_4} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_5} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_6} \\ \frac{\partial X_m^{1,2}}{\partial C_1} & \frac{\partial X_m^{1,2}}{\partial C_2} & \frac{\partial X_m^{1,2}}{\partial C_3} & \frac{\partial X_m^{1,2}}{\partial C_4} & \frac{\partial X_m^{1,2}}{\partial C_5} & \frac{\partial X_m^{1,2}}{\partial C_6} \\ \frac{\partial Y_m^{1,2}}{\partial C_1} & \frac{\partial Y_m^{1,2}}{\partial C_2} & \frac{\partial Y_m^{1,2}}{\partial C_3} & \frac{\partial Y_m^{1,2}}{\partial C_4} & \frac{\partial Y_m^{1,2}}{\partial C_5} & \frac{\partial Y_m^{1,2}}{\partial C_6} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_1} & \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_2} & \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_3} & \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_4} & \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_5} & \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_6} \\ \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_1} & \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_2} & \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_3} & \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_4} & \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_5} & \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_6} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$R$ 은  $(2n \times j) \times 1$  요소를 가지는 유수벡터로 식 (9)과 같이 주어지며, 허용오차는  $1.0e-03$ 으로 설정하였다.

$$R = \begin{bmatrix} X_m^{1,1} - X_c^{1,1} \\ Y_m^{1,1} - Y_c^{1,1} \\ X_m^{1,2} - X_c^{1,2} \\ Y_m^{1,2} - Y_c^{1,2} \\ \vdots \\ X_m^{i,j} - X_c^{i,j} \\ Y_m^{i,j} - Y_c^{i,j} \end{bmatrix} \quad (9)$$

식 (7)의  $\Delta C$ 가 0에 근접할 때까지 반복적인 계산이 이루어지며, 유수벡터  $R$ 이 허용오차를 만족하였을 때 최종적으로 6개의 카메라

매개변수가 추정된다. 이렇게 본 논문에서 사용된 3대의 카메라 각각에 대해 추정된 6개 카메라 매개변수들은 로봇 관절각 추정기법에 사용된다.

### 3.1.2 로봇 관절각 추정 기법

3.1.1 절에서 각각의 3대 카메라에 대한 6개의 카메라 매개변수가 추정되면, 이를 이용하여 얇은 막대 고정 목표물에 대한 로봇 관절각  $\theta_i (i=1 \sim 4)$ 을 추정하기 위해 다음 식 (10)과 같이 성능지수를 정의하였다.

$$J(\theta_i) = \sum_{q=1}^3 \sum_{j=1}^2 \left[ X_m^{q,j} (F_x^j(\theta_i), F_y^j(\theta_i), F_z^j(\theta_i); C_k^q) - X_t^{q,j} \right]^2 + \left[ Y_m^{q,j} (F_x^j(\theta_i), F_y^j(\theta_i), F_z^j(\theta_i); C_k^q) - Y_t^{q,j} \right]^2 \quad (10)$$

여기서,  $q(=1 \sim 3)$ 는 카메라의 개수,  $k$ 는 매개변수의 수를 나타낸다. 또한  $X_t^{q,j}$ 와  $Y_t^{q,j}$ 는 얇은 막대 목표물에 대한  $q$ 번째 카메라에서  $j(=1,2)$ 번째 큐의 카메라 좌표 값을 나타내며,  $X_m^{q,j}$ 와  $Y_m^{q,j}$ 는 추정된 카메라 매개변수  $C_1 \sim C_6$ 에 근거한  $q$ 번째 카메라에서  $j$ 번째 큐의 추정된 비전 시스템 모델 값이다.

이 식 (10)를 N-R 방법으로 최소화시키면 식 (11)과 같다.<sup>(2,17)</sup>

$$\begin{aligned} \theta_{i,\ell+1} &= \theta_{i,\ell} + \Delta \theta \\ &= \theta_{i,\ell} + (B^T W B)^{-1} B^T W R \end{aligned} \quad (11)$$

여기서,  $\ell$ 은 계산과정 중 반복된 횟수이며,  $W$ 는 가중행렬로서 본 연구에서는 단위행렬을 사용하였다. 또한,  $B$ 는  $(2 \times q \times j) \times 4$ 의 크기를 가지는 자코비안 행렬로 식 (12)와 같이 주어지며,

$$B = \begin{bmatrix} \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial \theta_3} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial \theta_4} \\ \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial \theta_3} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial \theta_4} \\ \frac{\partial X_m^{1,2}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial X_m^{1,2}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial X_m^{1,2}}{\partial \theta_3} & \frac{\partial X_m^{1,2}}{\partial \theta_4} \\ \frac{\partial Y_m^{1,2}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial Y_m^{1,2}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial Y_m^{1,2}}{\partial \theta_3} & \frac{\partial Y_m^{1,2}}{\partial \theta_4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial X_m^{q,j}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial X_m^{q,j}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial X_m^{q,j}}{\partial \theta_3} & \frac{\partial X_m^{q,j}}{\partial \theta_4} \\ \frac{\partial Y_m^{q,j}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial Y_m^{q,j}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial Y_m^{q,j}}{\partial \theta_3} & \frac{\partial Y_m^{q,j}}{\partial \theta_4} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$R$  은  $(2 \times q \times j) \times 1$  의 크기를 가지는 유수벡터로 식 (13)과 같이 주어진다.

$$R = \begin{bmatrix} X_m^{1,1} - X_t^{1,1} \\ Y_m^{1,1} - Y_t^{1,1} \\ X_m^{1,2} - X_t^{1,2} \\ Y_m^{1,2} - Y_t^{1,2} \\ \vdots \\ X_m^{q,j} - X_t^{q,j} \\ Y_m^{q,j} - Y_t^{q,j} \end{bmatrix} \quad (13)$$

식 (11)의  $\Delta\theta$  는 3.1.1 절의 카메라 매개변수 추정 기법과 마찬가지로 0 에 근접할 때까지 반복적인 계산을 한다. 여기서, 식 (13)의 유수벡터  $R$  이 허용오차(1.0e-03)를 만족 하였을 때 최종적으로 얇은 막대 목표물에 대한 로봇 관절각( $\theta_1, \theta_2, d_3, \theta_4$ )이 된다. 이렇게 추정된 로봇 관절각은 로봇을 얇은 막대 목표물로 구동하기 위해 사용된다.

### 3.2 EKF 방법

Fig. 3 은 본 연구에 사용된 EKF 방법의 전체적인 흐름을 보여주며, 순환하면서 계산하는 특징을 가진다.

EKF 방법의 칼만 이득값  $K_k$  는 이전 데이터를 현재에서 고려하기 위해 적절히 보상해주는 역할을 하며, 칼만 이득값  $K_k$  를 구하기 위해 사용된 방정식의 자코비안  $H_k$  는 측정데이터를 정확히 전달하거나 확대하기 위하여 사용된다. 또한, Fig. 3 에서 보여준 EKF 방법의 측정모델과 공정모델을 사용하여 각 카메라에 대한 매개변수와 얇은 막대 목표물에 대한 로봇 관절각을 추정한다.

#### 3.2.1 카메라 매개변수 추정기법

비전 시스템 모델에 포함된 불확실한 6 개 카메라 매개변수를 EKF 방법을 이용하여 추정하기 위해서는 비선형 함수인  $f$  와  $h$  를 정의하는 것이 필요하며, 카메라 매개변수  $C$  를 추정하기 위해 정의된 공정 및 측정모델에 대한 방정식은 각각 식 (14)과 식 (15)에 주어진다.

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k) \quad (14)$$

$$z_k = h(x_k, V_k) \quad (15)$$

식 (14)에 주어진 공정 모델에 대한 함수  $f$  는 다음과 같이 정의한다.

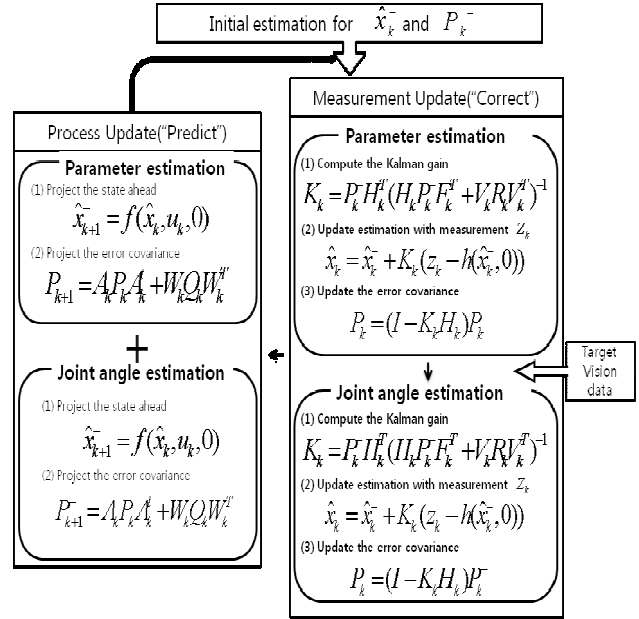


Fig. 3 Method of the EKF

$$f(x_k, u_k) = [C_1 \ C_2 \ C_3 \ C_4 \ C_5 \ C_6]^T \quad (16)$$

또한, 식 (15)에 주어진 측정 모델에 대한 함수  $h$  는 2.2 절에 주어진 비전 시스템 모델을 사용하여 다음과 같이 정의한다.

$$h(x_k, 0) = \begin{bmatrix} H_x^j \\ H_y^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_m^j \\ Y_m^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2)F_x^{i,j} + 2(C_2C_3 + CC_4)F_y^{i,j} + 2(C_2C_4 - CC_3)F_z^{i,j} + C_5 \\ 2(C_2C_3 - CC_4)F_x^{i,j} + (C_1^2 - C_2^2 + C_3^2 - C_4^2)F_y^{i,j} + 2(C_3C_4 - CC_2)F_z^{i,j} + C_6 \end{bmatrix} \quad (17)$$

여기서,  $i$  는 로봇이 이동한 단계를 나타내며,  $j(=1,2)$  는 로봇 말단부에 부착된 큐의 개수이다. 이렇게 정의된  $f$  함수와  $h$  함수를 이용하여 6 개의 카메라 매개변수를 추정한다.

#### (1) 측정모델의 적용

측정모델의 적용 방정식은 본 연구에서 구하고자 하는 매개변수들을 구하고자 비전시스템 모델을 적용하였으며, 칼만 이득값  $K_k$ , 각각의 카메라에 대한 매개변수  $\hat{x}_k$  및 오차 공분산  $P_k$  로 크게 3 개로 구성된다.

$$K_k = P_k H_k^T (H_k P_k H_k^T + V_k R_k V_k^T)^{-1} \quad (18)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - h(\hat{x}_k^-, 0)) \quad (19)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (20)$$

여기서,

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} = \frac{\partial h^{i,j}}{\partial C_{1-6}}$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{\partial h_x^{i,1}}{\partial C_1} & \frac{\partial h_x^{i,1}}{\partial C_2} & \frac{\partial h_x^{i,1}}{\partial C_3} & \frac{\partial h_x^{i,1}}{\partial C_4} & \frac{\partial h_x^{i,1}}{\partial C_5} & \frac{\partial h_x^{i,1}}{\partial C_6} \\ \frac{\partial h_y^{i,1}}{\partial C_1} & \frac{\partial h_y^{i,1}}{\partial C_2} & \frac{\partial h_y^{i,1}}{\partial C_3} & \frac{\partial h_y^{i,1}}{\partial C_4} & \frac{\partial h_y^{i,1}}{\partial C_5} & \frac{\partial h_y^{i,1}}{\partial C_6} \\ \frac{\partial h_x^{i,2}}{\partial C_1} & \frac{\partial h_x^{i,2}}{\partial C_2} & \frac{\partial h_x^{i,2}}{\partial C_3} & \frac{\partial h_x^{i,2}}{\partial C_4} & \frac{\partial h_x^{i,2}}{\partial C_5} & \frac{\partial h_x^{i,2}}{\partial C_6} \\ \frac{\partial h_y^{i,2}}{\partial C_1} & \frac{\partial h_y^{i,2}}{\partial C_2} & \frac{\partial h_y^{i,2}}{\partial C_3} & \frac{\partial h_y^{i,2}}{\partial C_4} & \frac{\partial h_y^{i,2}}{\partial C_5} & \frac{\partial h_y^{i,2}}{\partial C_6} \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$z_k = \begin{bmatrix} X_c^{i,1} \\ Y_c^{i,1} \\ X_c^{i,2} \\ Y_c^{i,2} \end{bmatrix} \quad (22)$$

또한, 식 (18)의 측정모델의 잡음에 의한 영향 성분  $V_k R_k V_k^T$ 는  $4 \times 4$ 의 단위행렬을 사용하였으며, 식 (22)의  $X_c^{i,j}$ 와  $Y_c^{i,j}$ 는 로봇이 이동하는 동안 각 단계에서  $j$ 번째 큐에 대한 측정된 비전 데이터  $x$  성분과  $y$  성분을 나타낸다.

## (2) 공정모델의 예측

공정모델의 예측 방정식은 매개변수 예측  $\hat{x}_{k+1}^-$ 과 오차 공분산 값  $P_{k+1}^-$  등 크게 2개로 구성된다.

$$\hat{x}_{k+1}^- = f(\hat{x}_k, u_k, 0) \quad (23)$$

$$P_{k+1}^- = A_k P_k A_k^T + W_k Q_k W_k^T \quad (24)$$

여기서, 행렬  $A_k$ 는  $6 \times 6$  행렬의 크기를 갖는 단위행렬로 정의하였으며, 공정모델의 잡음에 의한 영향성분  $W_k Q_k W_k^T$ 는 동등한 가중치를 주는 단위행렬로 정의하였다.

또한, 식 (23)은 다음과 같이 정의하였다.

$$\hat{x}_{k+1}^- = [C_1 \ C_2 \ C_3 \ C_4 \ C_5 \ C_6]^T \quad (25)$$

### 3.2.2 로봇 관절각 추정기법

로봇 기구학 모델에 포함된 4개 관절각 ( $\theta_1, \theta_2, d_3, \theta_4$ )을 Fig. 3에서 보여준 EKF 방법을 이용하여 추정하기 위해서는 3.2.1 절에서 각 카메라

에 대한 매개변수 ( $C_1 \sim C_6$ )를 추정된 후 이루어진다. 이를 위해 2.2 절의 비전 시스템 모델을 변형하면 다음과 같다.

$$X_t^{q,j} = (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2) F_x^{q,j}(\theta_t) + 2(C_2 C_3 + C_1 C_4) F_y^{q,j}(\theta_t) + 2(C_2 C_4 - C_1 C_3) F_z^{q,j}(\theta_t) + C_5^q \quad (26)$$

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

여기서,  $q(=1 \sim 3)$ 는 사용된 카메라 개수이고,  $X_t^{q,j}$ 와  $Y_t^{q,j}$ 는 각 카메라에서 얇은 막대 목표물의 각 큐에 대해 측정된 비전 데이터의  $x$  성분과  $y$  성분을 나타내며,  $\theta_t(=\theta_1, \theta_2, d_3, \theta_4)$ 는 얇은 막대 목표물로 로봇을 구동하기 위해 추정되어야 할 알려지지 않은 로봇 관절각이다.

3.2.1 절에서 EKF 방법의 카메라 매개변수 추정과 같이 공정 및 측정모델에 대한 방정식 식 (14), 식 (15)의 함수  $f$ 와  $h$ 를 정의하는 것이 필요하며, 식 (14)에 주어진 공정 모델에 대한 함수  $f$ 는 다음 식 (27)과 같이 정의한다.

$$f(x_k, u_k) = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ d_3 \\ \theta_4 \end{bmatrix} \quad (27)$$

또한, 식 (15)에 주어진 측정 모델에 대한 함수  $h$ 는 식 (26)에 주어진 식을 이용하여 다음과 같이 정의한다.

$$h(x_k, 0) = \begin{bmatrix} h_x^{q,1} \\ h_y^{q,1} \\ h_x^{q,2} \\ h_y^{q,2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{C_t}^{q,1} \\ Y_{C_t}^{q,1} \\ X_{C_t}^{q,2} \\ Y_{C_t}^{q,2} \end{bmatrix} \quad (28)$$

### (1) 측정모델의 적용

관절각 추정기법에서의 측정모델의 적용에는 본 연구에서 구하고자 하는 관절각들을 위해 비전 시스템 모델을 적용하였으며, 칼만 이득값  $K_k$ , 사용한 카메라의 매개변수  $\hat{x}_k$  및 오차 공분산  $P_k$  등 크게 3개로 구성된다.

$$K_k = P_k H_k^T (H_k P_k H_k^T + V_k R_k V_k^T)^{-1} \quad (29)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - h(\hat{x}_k^-, 0)) \quad (30)$$

$$P_k = (1 - K_k H_k) P_k^- \quad (31)$$

여기서,

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} = \frac{\partial h^{q,j}}{\partial \theta_i} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_x^{q,1}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial h_x^{q,1}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial h_x^{q,1}}{\partial d_3} & \frac{\partial h_x^{q,2}}{\partial \theta_4} \\ \frac{\partial h_y^{q,1}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial h_y^{q,1}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial h_y^{q,1}}{\partial d_3} & \frac{\partial h_y^{q,2}}{\partial \theta_4} \\ \frac{\partial h_x^{q,2}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial h_x^{q,2}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial h_x^{q,2}}{\partial d_3} & \frac{\partial h_x^{q,2}}{\partial \theta_4} \\ \frac{\partial h_y^{q,2}}{\partial \theta_1} & \frac{\partial h_y^{q,2}}{\partial \theta_2} & \frac{\partial h_y^{q,2}}{\partial d_3} & \frac{\partial h_y^{q,2}}{\partial \theta_4} \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$z_k = \begin{bmatrix} X_t^{q,1} \\ Y_t^{q,1} \\ X_t^{q,2} \\ Y_t^{q,2} \end{bmatrix} \quad (33)$$

또한,  $q$  는 사용한 카메라 개수를 나타내며, 측정 모델의 잡음에 의한 영향 성분  $V_k R_k V_k^T$  는 동등한 가중치를 주는  $4 \times 4$  단위행렬로 정의하였다.

(2) 공정모델의 예측

공정모델의 예측 방정식은 매개변수 예측  $\hat{x}_{k+1}^-$  과 오차 공분산 행렬  $P_{k+1}^-$  등 크게 2 개로 구성된다.

$$\hat{x}_{k+1}^- = f(\hat{x}_k, u_k, 0) \quad (34)$$

$$P_{k+1}^- = A_k P_k A_k^T + W_k Q_k W_k^T \quad (35)$$

여기서, 행렬  $A_k$  는  $4 \times 4$  의 크기를 갖는 단위행렬로 정의하였으며, 공정모델의 잡음에 의한 영향성분  $W_k Q_k W_k^T$  는 동등한 가중치를 갖는  $4 \times 4$  크기의 단위행렬로 정의하였다. 또한, 식 (34)는 다음과 같이 정의하였다.

$$\hat{x}_{k+1}^- = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad d_3 \quad \theta_4]^T \quad (36)$$

3.2.3 EKF 방법의 초기값 추정

EKF 방법을 적용하여 카메라 매개변수 및 로봇 관절각 추정기법에 적용하고자 할 때, 각각에 대해 상태 변수  $\hat{x}_k^-$  와 오차 공분산  $P_k^-$  에 대한 초기값을 효과적으로 계산하는 것이 매우 중요하다.

이리하여 본 연구에서는 EKF 방법에 필요한 초기값의 정확한 계산을 위해 Monte-Carlo 방법<sup>(4)</sup>을

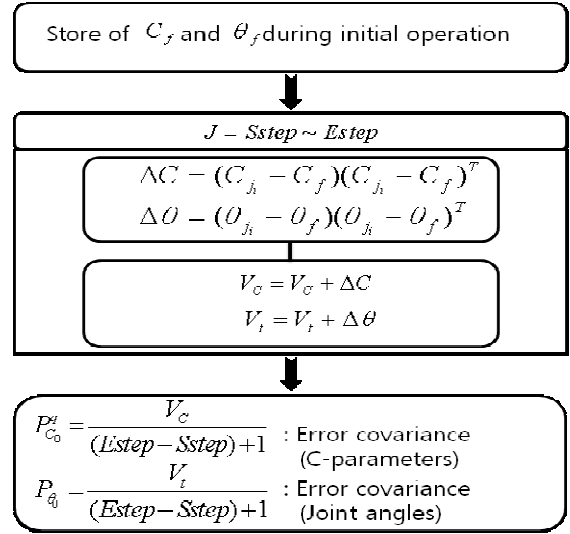


Fig. 4 Procedure of Monte-Carlo method



Fig. 5 Experimental apparatus

이용한다. 이에 대한 절차는 Fig. 4 에서 보여준다.

Fig. 4 에서,  $C_f$  는 카메라 매개변수 초기값,  $\theta_f$  는 로봇 관절각 초기값, Sstep 은 초기구동의 첫 번째 단계, Estep 은 초기구동의 마지막 단계를 나타낸다. 계산된 초기값  $C_f$ ,  $\theta_f$  와 초기 오차 공분산 행렬  $P_c$ ,  $P_\theta$  는 3.2.1 절과 3.2.2 절의 EKF 방법의 초기값으로 사용된다.

4. 실험장치 및 방법

4.1 실험장치

4.1.1 실험장치 구성

본 연구에 사용된 실험장치의 구성은 Fig. 5 와 Fig. 6 과 같이 크게  $640 \times 480$  해상도를 가진 3 대의 카메라를 사용하는 비전 시스템, 삼성 SM7 SCARA 4 축 로봇을 사용하는 로봇 시스템, PC 시스템으로 구성되었다.

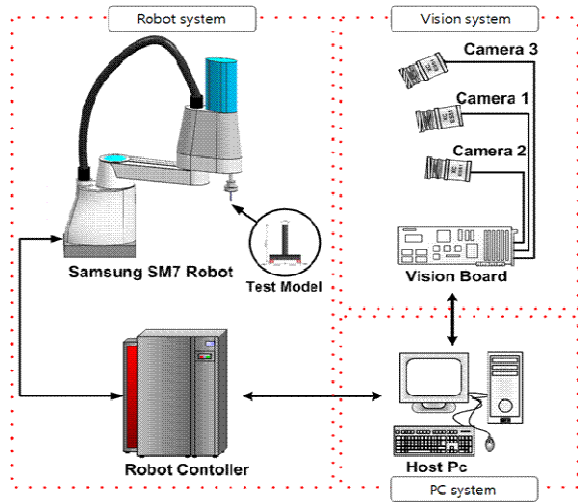


Fig. 6 Experimental set-up

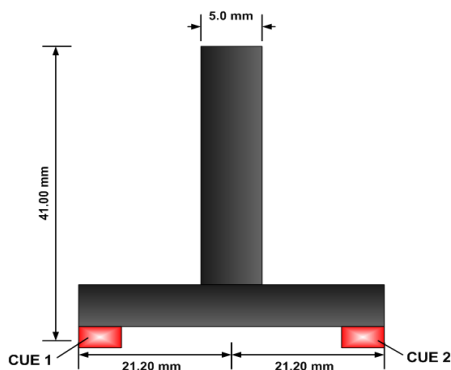


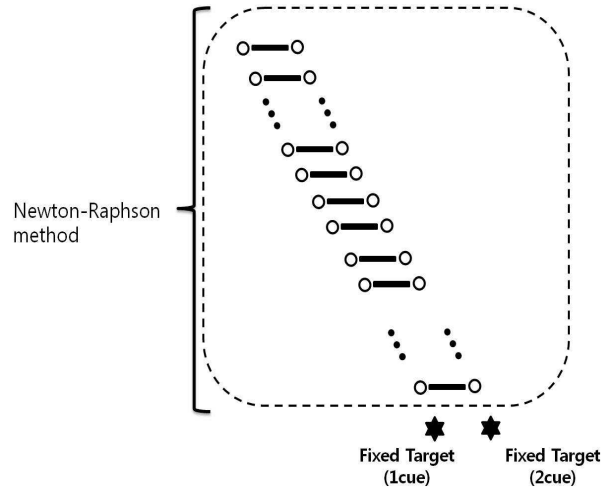
Fig. 7 Test model of slender-bar

4.1.2 시험모형

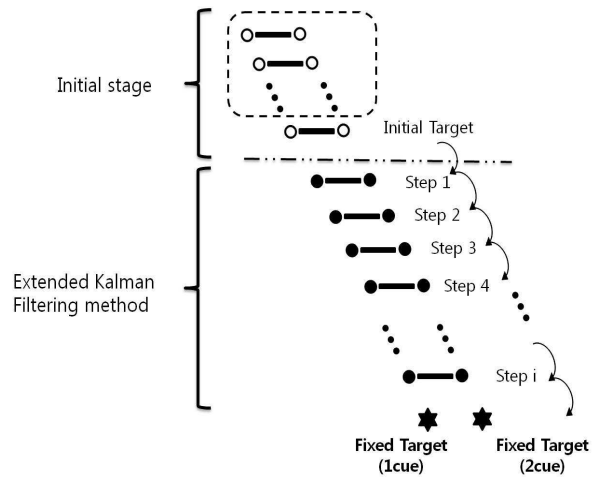
본 연구에서는 얇은 막대 목표물을 보이기 위해 로봇의 허용 중량을 고려하여 2 개의 LED 를 플라스틱 봉 양쪽 끝에 조합하여 시험모형을 제작하였다. Fig. 7 은 LED 가 부착된 얇은 막대 시험모형의 치수를 보여준다.

4.1.3 실험절차

Fig. 8 은 N-R 방법과 EKF 방법에 사용된 로봇 운동 궤적을 보여준다. N-R 방법에서는 얇은 막대 고정 목표물에 대한 위치 추정을 위한 20 단계의 운동궤적으로 이루어져 있으며, EKF 방법에서는 초기 값을 구하기 위한 10 단계의 초기 단계와 얇은 막대 목표물에 대한 위치 추정을 위한 10 단계의 운동궤적으로 이루어져 있다. 또한, 선행된 두 개의 연구결과<sup>(20,21)</sup>에 의해 좀 더 향상된 실험결과를 얻기 위해 로봇으로부터 2.0m~2.5m 거리에 3 대의 카메라를 작업방향에 집중되도록 배치하였다.



(a) N-R algorithm



(b) EKF algorithm

Fig. 8 Trajectory of two vision control algorithm

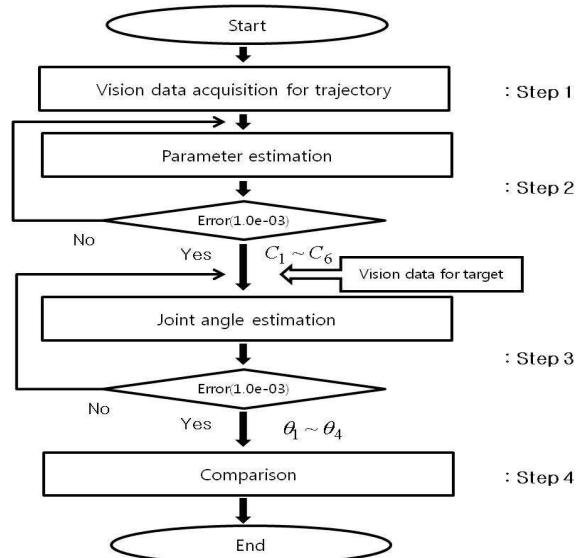


Fig. 9 Experimental procedure of N-R method for fixed slender bar target



N-R 방법에 의한 고정된 얇은 막대 배치 실험에 대한 실험절차는 Fig. 9 에 보여주며 다음과 같다.

(1) 단계 1: 로봇이 Fig. 8 에 설정된 N-R 방법의 로봇 운동 궤적을 따라 고정된 얇은 막대 목표물을 향해 이동하는 동안 3 대의 카메라에서 각각의 비전 데이터를 획득한다.

(2) 단계 2: 단계 1 에서 획득된 비전 데이터를 매개변수 추정 기법에 의하여 각 카메라에 대한 매개변수를 추정한다.

(3) 단계 3: 추정된 각 카메라에 대한 매개변수와 얇은 막대 목표물에 대한 비전 데이터를 로봇 관절각 추정 기법에 적용하여 얇은 막대 목표물에 대한 로봇의 관절각을 추정한다.

(4) 단계 4: N-R 방법으로 추정된 얇은 막대 목표물에 대한 관절각의 위치와 EKF 방법으로 추정된 얇은 막대 목표물에 대한 관절각의 위치의 정밀도와 데이터 처리 시간을 비교한다.

EKF 방법에 의한 고정된 얇은 막대 배치 실험에 대한 실험절차는 Fig. 10 에 보여주며 다음과 같다.

(1) 단계 1: 로봇이 Fig. 8 에 설정된 EKF 방법의 로봇 운동 궤적에서 초기 얇은 막대 목표물까지 이동하는 동안 3 대의 카메라에서 비전 데이터를

획득한다.

(2) 단계 2: 단계 1 에서 획득된 비전 데이터를 사용하여 EKF 방법에 사용할 초기 매개변수들을 계산한다.

(3) 단계 3: Monte-Carlo 방법을 적용하여 EKF 방법에 사용할 초기 오차 공분산들을 계산한다.

(4) 단계 4: 단계 2 와 단계 3 에서 계산된 초기 매개변수들과 오차 공분산들을 EKF 방법에 적용하여 Fig. 8 의 Step 1 에 대한 카메라 매개변수와 로봇 관절각을 추정한다.

(5) 단계 5: 단계 4 에서 추정된 카메라 매개변수와 로봇 관절각은 다음 step 의 초기값으로 사용되며, 최종 얇은 막대 목표물까지 순환하면서 추정된다.

(6) 단계 6: EKF 방법으로 추정된 얇은 막대 목표물에 대한 관절각의 위치와 N-R 방법으로 추정된 얇은 막대 목표물에 대한 관절각의 위치 정밀도와 데이터 처리시간을 비교한다.

### 5. 실험결과

본 연구는 제안된 비전 시스템 모델에 포함된 3 대의 카메라에 대한 각각의 6 개 카메라 매개변수를 추정하기 위해 N-R 방법과 EKF 방법을 각각 적용한 결과를 5.1 절에서 비교하였으며, 2 개의 방법으로 추정된 카메라 매개변수들을 각각 사용하여 목표물에 대한 관절각을 N-R 방법과 EKF 방법을 통해 추정하여 5.2 절에서 위치정밀도와 데이터 처리 시간을 비교하였다.

#### 5.1 비전 시스템 모델의 적합성 비교

본 연구에서 N-R 방법과 EKF 방법을 각각 사용하여 추정된 카메라 매개변수를 이용한 각 이동 단계에서의 비전 시스템 모델 값과 매개변수를 추정하는데 사용한 각 이동단계에서의 실제 획득된 비전 데이터를 비교하여 제안된 비전 시스템 모델의 적합성을 보이고자 한다.

3 대 카메라 각각에 대한 실제 비전 데이터와 비전 시스템 모델의 추정 값 사이의 오차는 식 (37)과 같이 r.m.s.<sup>(3)</sup>를 정의하여 사용하였다.

$$e_{rms}^j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \left\{ \left( e_x^{i,j} \right)^2 + \left( e_y^{i,j} \right)^2 \right\}}{n}} \tag{37}$$

$$e_{avg} = \frac{e_{rms}^1 + e_{rms}^2}{2}$$

여기서,  $e_x^{i,j}$ ,  $e_y^{i,j}$  는  $j(=1,2)$  큐에 대한 실제 비

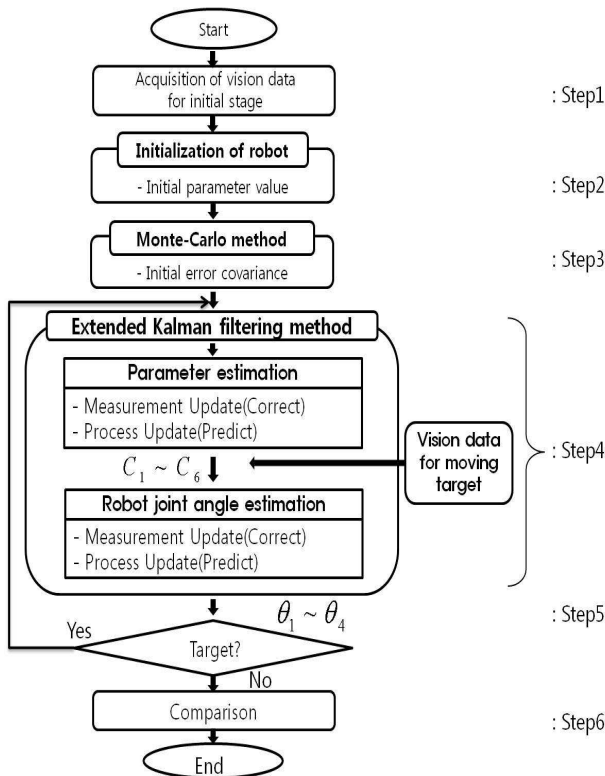
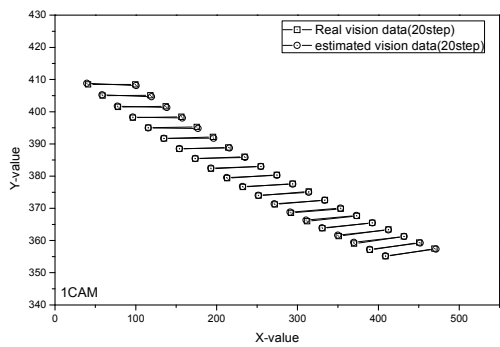
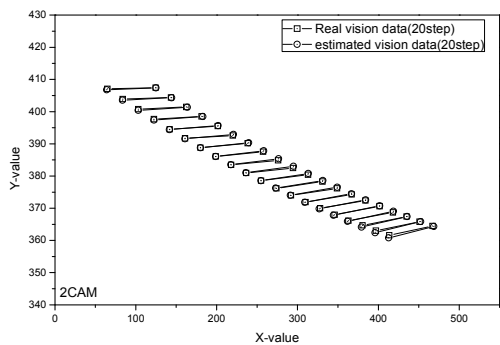


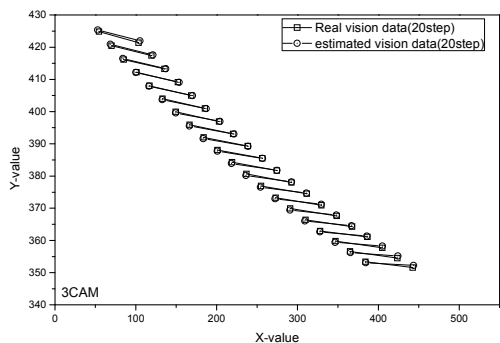
Fig. 10 Experimental procedure of EKF method for fixed slender bar target



(a) Camera 1



(b) Camera 2



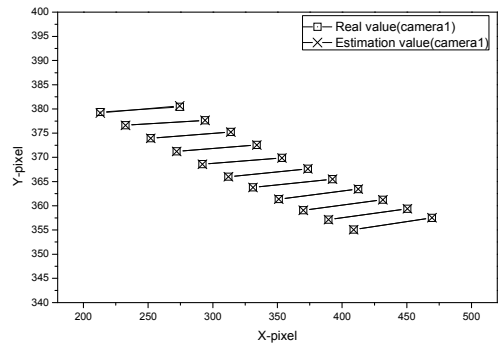
(c) Camera 3

**Fig. 11** For N-R method, comparison of the actual and estimated vision system model values for each camera

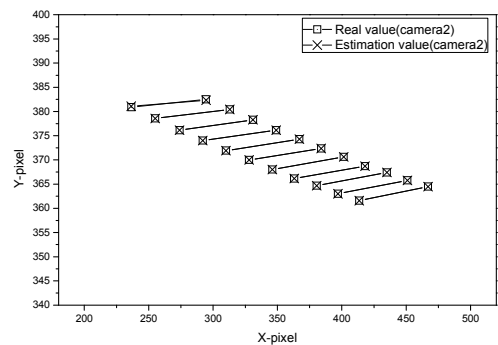
전 데이터와 비전 시스템 모델의 추정 값 사이의  $x$  및  $y$  축 오차값,  $n$ 은 로봇이 얇은 막대 목표물을 향해 이동하는 동안 비전 데이터가 얻어진 단계 수이다.

5.1.1 N-R 방법의 결과

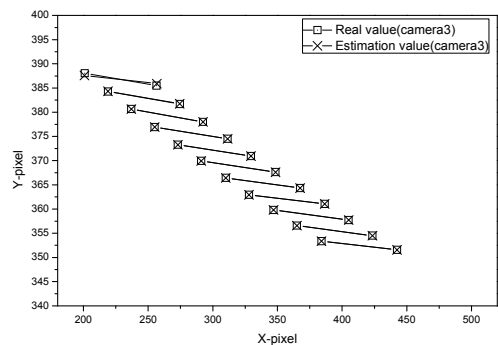
Fig. 11 은 로봇이 운동궤적을 따라 얇은 막대 목표물을 향해 이동하는 동안 3 대의 카메라에서 획득된 실제 비전 데이터와 N-R 방법을 적용하여 계산된 각 카메라에 대한 매개변수에 근거를 둔 비전 시스템 모델 값을 비교하여 나타내었다. 여기서, □는 각 카메라에 대한 실제 비전 데이터를



(a) Camera 1



(b) Camera 2



(c) Camera 3

**Fig. 12** For EKF method, comparison of the actual and estimated vision system model values for each camera

나타내며, ○는 각 카메라에 대한 비전 시스템 모델 값이다.

각 카메라에서 오차는 camera1 에서  $\pm 0.8338\text{pixel}$ , camera2 에서  $\pm 0.8168\text{pixel}$ , camera3 에서  $\pm 0.9391\text{pixel}$  정도로 근사함을 보여주며, 비전시스템 모델에 적합함을 알 수 있다.

5.1.2 EKF 방법의 결과

Fig. 12 는 로봇이 운동궤적을 따라 얇은 막대 목표물을 향해 이동하는 동안 3 대의 카메라에서 획득된 실제 비전 데이터와 EKF 방법을 적용하여 계산된 각 카메라에 대한 매개변수에 근거를 둔

비전 시스템 모델 값을 비교하여 나타내었다. 여기서, □는 각 카메라에 대한 실제 비전데이터를 나타내며, ×는 각 카메라에 대한 비전 시스템 모델이며, 초기 값들을 계산하는 초기단계를 제외한 EKF 방법을 적용한 부분에 대해서만 실제 비전 데이터와 비교하여 나타내었다.

각 카메라에서 오차는 camera1 에서 ±0.0893pixel, camera2 에서 ±0.0789pixel, camera3 에서 ±0.2060pixel 정도로 근사함을 보여주며, 비전시스템 모델에 적합함을 알 수 있다.

5.2 얇은 막대 배치 결과 비교

N-R 과 EKF 방법에 의한 얇은 막대 배치 실험 결과로 얇은 막대 목표물에 대한 추정된 로봇 위치 값과 실제 목표물 위치 값을 비교한 오차 값은 식 (38)과 같이 r.m.s.<sup>(3)</sup>로 정의하였다. 특히, 공간 상에서 목표물의 실제 위치 값과 추정된 위치 값은 로봇제어기로부터 얻어진 엔코더 값과 로봇 관절각 추정기법에 의하여 추정된 관절각을 식 (1) 과 식 (2)의 삼성 SM7 스카라 로봇의 정기구학 모델에 적용하여 계산된 값이다.

$$e_{rms}^j = \sqrt{\frac{(e_x^j)^2 + (e_y^j)^2 + (e_z^j)^2}{3}} \quad (38)$$

$$e_{avg} = \frac{e_{rms}^1 + e_{rms}^2}{2}$$

여기서,  $e_x^j, e_y^j, e_z^j$  는  $j(=1,2)$  번째 큐에 대한 x 성분 오차, y 성분오차, z 성분 오차를 나타낸다

5.2.1 N-R 방법의 결과

로봇이 N-R 방법을 사용하여 얇은 막대 배치 실험을 수행 하였을 때, 3.1.2 절의 로봇 관절각 추정 기법에 의해 추정된 얇은 막대 목표물에 대한 로봇 관절각을 Table 2 에 나타내었다. 또한, Table 2 의 관절각은 식 (1)과 식 (2)의 정기구학을 통해 3 차원 공간 상의 x-y-z 좌표로 변환하여 Table 3 에 나타내었다. Table 2 에서 관절각  $\theta_4$  에서만 오차가 큰 이유는  $\theta_1$  에서는 거의 오차가 없으며,  $\theta_2$  에서 발생한 오차를 보정하기 위해  $\theta_4$  에서 오차가 발생함을 알 수 있다. 다른 여러 로봇 궤적들을 사용한 N-R 방법 실험 결과 두 경우를 보여 주는데 첫번째,  $\theta_1 \sim \theta_4$  까지 적절한 오차를 가지고 관절각을 추정하는 경우와 두번째,  $\theta_1 \sim d_3$  는 실제 관절각과 거의 유사하지만,  $\theta_4$  에서 오차가 좀 더 발생하는 경우이다. 두 경우의 실험결과 r.m.s. 평균오차는 거의 유사함을 보인다. 이유는

Table 2 Comparison of the real values and estimated values for slender-bar target in joint coordinates

Target	$\theta_1$ (degree)	$\theta_2$ (degree)	$d_3$ (mm)	$\theta_4$ (degree)
Estimated value	29.836	18.084	141.126	-12.511
Real value	29.825	18.267	141.300	-15.000

Table 3 Comparison of the real values and estimated values for slender-bar target in x-y-z coordinates

Target		Fx(mm)	Fy(mm)	Fz(mm)	$e_{rms}$ (mm)	Processing time
Estimated value	1cue	526.810	367.277	148.474	0.643	15ms
	2cue	502.243	401.835	148.474		
Real value	1cue	525.575	367.239	148.300	X	
	2cue	502.425	402.761	148.300		

Table 4 Comparison of the real values and estimated values for slender-bar target in joint coordinates

Target	$\theta_1$ (degree)	$\theta_2$ (degree)	$d_3$ (mm)	$\theta_4$ (degree)
Estimated value	30.057	17.762	141.066	-14.191
Real value	29.825	18.267	141.300	-15.000

Table 5 Comparison of the real values and estimated values for slender-bar target in x-y-z coordinates

Target		Fx(mm)	Fy(mm)	Fz(mm)	$e_{rms}$ (mm)	Processing time
Estimated value	1cue	525.819	367.951	148.534	0.393	31ms
	2cue	502.338	403.255	148.534		
Real value	1cue	525.575	367.239	148.300	X	
	2cue	502.425	402.761	148.300		

$\theta_1$  과  $\theta_2$  는 로봇의 위치결정에 큰 영향을 미치지만  $\theta_4$  는 로봇의 위치결정에 큰 영향을 미치지 않기 때문이다. 본 연구에서는 두번째 경우의 실험결과를 나타내고 있다.

N-R 방법을 적용한 얇은 막대 배치 실험의 결과,

위치 정밀도는 r.m.s. 오차 평균은 0.643mm 이며, 데이터 처리 시간은 15ms 이다.

### 5.2.2 EKF 방법의 결과

로봇이 얇은 막대 배치 실험에 EKF 방법을 적용하여 수행 하였을 때, 3.2.2 절의 로봇 관절각 추정 기법에 의해 추정된 얇은 막대 목표물에 대한 로봇 관절각을 Table 4 에서 보여주며, 이 관절각은 2.1 절의 큐 1 과 큐 2 에 대한 정기구학에 적용하여 Table 5 에 3 차원 공간상의 x-y-z 좌표로 나타내었다. Table 4 에서는  $\theta_1 \sim \theta_2$  의 오차 발생을  $\theta_4$  에서 약  $0.2^\circ$  의 오차를 가지고 보정하고 있음을 알 수 있다.

EKF 방법을 적용한 얇은 막대 배치 실험의 결과, 위치 정밀도는 r.m.s. 오차 평균은 0.393mm 이며, 데이터 처리 시간은 31ms 이다.

## 6. 결 론

본 논문은 로봇 말단부의 위치 및 방위를 함께 고려해야 하는 얇은 막대 배치 작업을 수행 시, N-R 방법을 적용한 로봇 비전 제어 알고리즘과 EKF 방법을 적용한 알고리즘을 각각 사용하여 그 결과를 비교하였다. 두 개의 로봇 비전 제어 알고리즘을 고정된 얇은 막대 배치 실험에 적용하여 위치 정밀도와 데이터 처리 시간을 비교 평가하여 얻은 결론은 다음과 같다.

(1) 두 개의 로봇 비전 제어 방법에 대한 비전 시스템 모델의 적합성의 비교는 N-R 방법과 EKF 방법 둘 다  $\pm 1.0$  pixel 미만으로 본 연구의 비전 시스템 모델에 적합함을 알 수 있다.

(2) 고정된 얇은 막대 배치 작업의 결과는 N-R 방법을 적용하였을 때의 r.m.s. 오차 평균은 0.643mm, EKF 방법을 적용하였을 때의 r.m.s. 오차 평균은 0.393mm 로 EKF 방법이 더 좋은 결과를 얻었다.

(3) 데이터 처리 시간에서는 N-R 방법에서는 15ms, EKF 방법에서는 31ms 으로 N-R 방법에서 좀 더 빠른 데이터 처리 시간을 나타내었다.

(4) 위의 결과를 종합하여 보면, 고정된 얇은 막대 배치작업에 대한 로봇 비전 제어를 할 경우에 처리시간보다 정밀도를 우선시 할 때는 EKF 방법을 사용하는 것이 좋으며, 정밀한 작업보다 처리 시간을 우선시 할 경우에는 N-R 방법이 좋다는 결론은 얻었다.

(5) 향후 연구에서는 위의 결과를 바탕으로 좀 더 데이터 처리량이 많아지는 얇은 막대 이동 목

표물의 추적을 함에 있어서, N-R 방법과 EKF 방법을 각각 적용하여 위치 정밀도와 데이터 처리시간을 비교하고자 한다.

## 후 기

이 논문은 2011 학년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기본연구사업(유형 1)임(2010-0021223).

## 참고문헌

- (1) John, J. C., 1989, Introduction to Robotics Mechanics and Control, 2nd ed., U.S.A: Addison-Wesley, pp. 84.
- (2) Junkins, J. L., 1978, An Introduction to Optimal Estimation of Dynamical Systems, Sijthoff and Noordhoff, Alphen Aan Den Rijn, pp. 29~33.
- (3) David, F., Robert, P. and Roger, P., 1978 Statistic, Canada: W.W.Norton, pp.58~59.
- (4) Newman, M. E. J. and Barkema, G. T., 1999, "Monte Carlo Methods in Statistical Physics," *New York, Oxford*, PP. 210~259.
- (5) Papp, T., 1996, "Integrated Robot Control System with a Cision Module Using Two Cameras," *Proceeding of 5th International Workshop on Robotics in Alpe-Adria-Danube Region*, pp.137~139.
- (6) Tsai, R.Y., 1989, "Synopsis of Recent Progress on Camera Calibration for 3D Machine Vision," *The Robotics Review, Cambridge: MIT Press.*, pp.146~159.
- (7) Huang, C. H., Hsu, C. S., Tsai, P. C., Wang, R. J. and Wang, W. J., 2011, "Vision Based 3-D Position Control for a robot arm" *ICSMC*, pp. 1699~1703.
- (8) Skaar, S. B., Brockman, W. H. and Jang, W. S., 1990, "Three-Dimensional Camera Space Manipulation," *International Journal of Robotics Research*, Vol. 9, Issue 4, Aug.
- (9) Yoon, S. J., Han, W. S., Min, S. K. and Roh, K. S., 2007, "Global Localization of Mobile Robots Using Omni-Directional Images," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. A*, Vol. 31, No. 4, pp. 517~524.
- (10) Yang, C., Huang, Q., Ogbobe, P. O. and Han, J., 2009, "Forward Kinematics Analysis of Parallel Robots Using Global Newton-Raphson Method", *Proceedings of 2009 Second ICICTA*, pp.407~410.
- (11) Durmus, B., Temurtas, H., Yumusak, N., Temurtas, F. and Kazan, R., 2008, "The Cost Function Minimization for Predictive Control by Newton-Raphson Method," *Proceeding of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientist*, pp. 19~21.

- (12) Kalman, R. E, 1960, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," *J. basic Rng. Trans. ASEM*. Vol.82D, pp. 35~45.
- (13) Kalman, R. E, 1963, "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.
- (14) Shademan, A. and Janabi-Sharifi, F., 2005, "Sensitivity Analysis of EKF and Iterated EKF Pose Estimation for Position-Based Visual Servoing," *IEEE Conference on Control Applications Toronto, Canada*, August 28-31, pp. 755~760.
- (15) Kerr, H. T., 1991, "Streamlining Measurement Iteration for EKF Target Tracking," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 27, No. 2 , pp. 408~421.
- (16) Firouzi, H. and Najjaran, H., "Real-Time Monocular Vision-Based Object Tracking with Object Distance and Motion Estimation," *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, pp. 987~992.
- (17) Son, J. K., 2010, An Experimental Study on the Practicality of Vision Control Scheme Used for Robot's Point Placement Task in Discontinuous Trajectory, A Thesis for Master's Degree, Chosun University, Republic of Korea.
- (18) Son, J. K., Jang, W. S. and Hong, S. M., 2012, "Development of Robot Vision Control Scheme Based on Newton-Raphson Algorithm for the Fixed Slender Bar Target," *KSME Spring Conference*, pp. 95~96.
- (19) Son, J. K., Jang, W. S. and Hong, S. M., 2012, "Development of Robot Vision Control Scheme Based on Extended Kalman Filtering Algorithm for the Fixed Slender Bar Target," *KSME Spring Conference*, pp. 89~90.
- (20) Jang, W. S., Kim, K. S., Kim, K. Y. and Ahn, H. C., 2004, "An Experimental Study on the Optimal number of Cameras used for Vision Control System," *KSMTE*, Vol. 13, No. 2, pp. 94~103.
- (21) Min, K. U. and Jang, W. S., 2010, "An Experimental Study on the Optimal Arrangement of Cameras used for the Robot's Vision Control Scheme," *KSMTE*, Vol. 19, No. 1, pp. 15~25.