

얇은 막대 배치작업을 위한 최적의 가중치 행렬을 사용한 실시간 로봇 비전 제어기법

장민우^a, 김재명^a, 장완식^{a*}

Real-time Robotic Vision Control Scheme Using Optimal Weighting Matrix for Slender Bar Placement Task

Min Woo Jang^a, Jae Myung Kim^a, Wan Shik Jang^{a*}

^a Department of mechanical Engineering, Chosun University, 309, Pilmundae-ro, Dong-gu, Gwangju 61452, Korea

ARTICLE INFO

Article history:

Received 8 August 2016
Revised 28 December 2016
Accepted 2 January 2017

Keywords:

Robot's vision control algorithm
Newton raphson method (N-R)
Parameter estimation model
Joint angle estimation model
Weighting matrix model
Slender bar placement task

ABSTRACT

This paper proposes a real-time robotic vision control scheme using the weighting matrix to efficiently process the vision data obtained during robotic movement to a target. This scheme is based on the vision system model that can actively control the camera parameter and robotic position change over previous studies. The vision control algorithm involves parameter estimation, joint angle estimation, and weighting matrix models. To demonstrate the effectiveness of the proposed control scheme, this study is divided into two parts: not applying the weighting matrix and applying the weighting matrix to the vision data obtained while the camera is moving towards the target. Finally, the position accuracy of the two cases is compared by performing the slender bar placement task experimentally.

1. 서론

1980년대에 단순 반복작업에 로봇이 산업현장에 등장한 이후, 다양하고 불확실한 작업에 로봇을 적용시키기 위한 연구가 활발히 진행되고 있다. 로봇이 다양한 기능을 갖추기 위해서는 로봇이 인간과 같은 기능을 가져야 하는데, 로봇이 갖추어야 하는 인공지능 중 시각 기능은 가장 중요한 요소이다. 2000년대부터는 로봇에 비전시스템을 탑재하여 자율성을 확보한 산업용 지능로봇이 등장하여 기존의 로봇으로 할 수 없는 다양한 작업을 할 수 있게 되었다.

로봇에 비전센서를 이용하여 로봇의 자율적인 주행경로 결정 기술, 2차원 시각정보의 3차원 공간 재현, 물체 추적기술 등에 대한

많은 연구가 수행되고 있다^{1,2)}. 또한, 많은 양의 데이터처리 때문에 발생된 처리속도 저하를 최소화하기 위해 1970년대 후반부터 이루어진 LSI (large scale integrate)로 대표되는 대규모 기억소자의 꾸준한 개발로 인해 메모리 문제를 해결하였으며, 이치화 기법이나 큐(cue)를 사용해 데이터의 양을 최소로 하여 작업의 조건과 특성을 명확히 함으로써 획득되는 데이터의 양을 최소로 줄이는 등의 물리적인 작업환경을 통해 데이터 처리시간을 줄이는 방법들이 연구되었다^{3,4)}.

특히, John⁵⁾은 시각적으로 단일 이동 카메라를 사용하여 이동하는 물체를 추적하기 위한 방법을 발표하였다. 최근 들어 Oh⁶⁾는 2D 카메라 기반 물체 인식 및 로봇 팔 제어 기법을 제안하였으며,

* Corresponding author. Tel.: +82-62-230-7212

Fax: +82-62-230-7055

E-mail address: wajang@chosun.ac.kr (WanShik Jang).

Jung^[7]은 별도의 경로 계획 과정이나 제어입력 계산을 위한 처리 과정 없이 목적지만 주어지면 실시간으로 로봇 주행이 가능한 알고리즘에 새로운 가중치 행렬을 제안하여 좀 더 효율적인 주행을 하도록 하며 시뮬레이션을 통해 제안한 알고리즘을 제시하였다.

여기서 언급된 대부분 연구들의 문제점은 로봇에 비전시스템을 적용할 때에 가장 중요한 요소인 카메라의 위치, 방향 및 초점거리에 대한 보정이 정확하게 되어 있지 않으면 로봇은 정상적인 위치 보정을 하지 못하고 오 동작을 할 우려가 있으며, 또한, 카메라와 로봇과의 상대적인 위치와 카메라 방위 및 초점거리가 변하면 이에 대한 카메라 보정계수를 다시 계산해야 할 번거로움이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 본 연구는 선행연구^[8,9]를 통해 보여준 카메라 및 로봇 위치 변화에 대해 카메라 매개변수를 능동적으로 조절 할 수 있는 6개 매개변수를 갖는 비전시스템 모델을 사용하며, 또한 데이터 처리 시간을 향상시키기 위해 물체 형상을 묘사할 수 있는 큐(cue)를 사용하여 데이터 양을 최소화 하였다. 이리하여 제시된 비전시스템 모델을 이용하여 로봇이 타겟을 향해 이동하는 동안 얻어진 비전데이터를 효율적으로 처리하기 위해서 최근 데이터에 가중치를 부여하는 가중치 행렬을 적용한 실시간 로봇 비전 제어기법을 개발하여 로봇의 위치 정밀도를 향상시키고자 한다.

제시된 제어기법의 효율성을 보이기 위해, 로봇이 타겟을 향해 이동하는 동안 얻어진 비전데이터에 가중치 행렬을 적용하지 않는 경우와 가중치 행렬을 적용하는 경우로 구분하여 연구를 수행하며, 최종적으로 얇은 막대 배치 실험에 적용하여 2개 경우의 위치 정밀도를 비교하고자 한다.

2. 비전시스템 모델

2.1 로봇 기구학 모델

본 연구에서 사용한 삼성 SM7 4축 스카라 타입 로봇에 대한 4개 관절의 링크 인자와 좌표계 설정을 Fig. 1에서 보여주며 로봇 링크 인자를 사용하여 계산된 로봇 기구학 모델의 성분 별 위치는 식

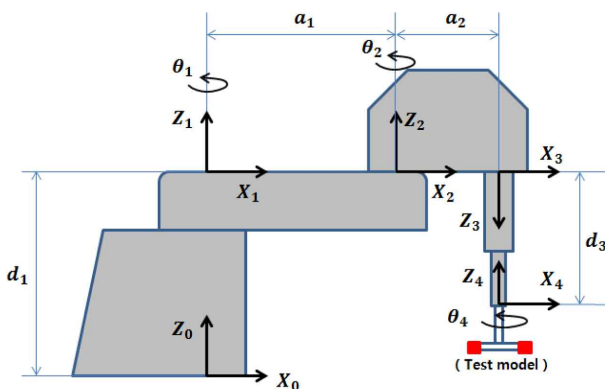


Fig. 1 Link parameters and link frame assignment of 4 axis robot

(1)과 같다^[8,9].

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

여기서, 링크인자 $a_1 = 400$ mm, $a_2 = 250$ mm, $d_1 = 387$ mm, i 는 로봇이 이동하는 동안 이동지점 수, $\theta_1^i, \theta_2^i, d_3^i, \theta_4^i$ 는 i 번째 이동지점에서 로봇 관절각, j 는 큐의 수를 나타낸다. 또한, 마지막 관절 좌표계의 원점 O_4 에 부착된 Fig. 2의 시험모형에 부착된 9개 큐 중에서 선택된 2개 큐 (cue1, cue2)의 위치벡터 (P_x^j, P_y^j, P_z^j) 는 식 (2)에서 보여준다.

$$\begin{aligned}
 P^1 &= (P_x^1, P_y^1, P_z^1) = (15\text{mm}, -18.5\text{mm}, -106\text{mm}) \\
 P^2 &= (P_x^2, P_y^2, P_z^2) = (-15\text{mm}, 18.5\text{mm}, -106\text{mm})
 \end{aligned} \tag{2}$$

2.2 비전시스템 모델

본 연구에서 3차원 공간상 물체의 위치를 2차원 카메라 좌표로 변환하기 위해 사용된 비전시스템 모델은 C_1 부터 C_6 까지 6개의 카메라 매개변수를 포함하고 있으며, $C_1 \sim C_4$ 는 카메라의 초점거리 및 방향의 불확실성, C_5 와 C_6 은 카메라와 로봇 사이의 상대적 위치에 대한 불확실성을 설명하는 매개변수이다. 이에 대한 비전시스템 모델은 식 (3)에 나타내었다^[8,9].

$$\begin{aligned}
 X_m^{ij} &= (C_1^2 + C_2^2 - C_3^2 - C_4^2)F_x^{ij} + 2(C_2C_3 + C_1C_4)F_y^{ij} \\
 &\quad + 2(C_2C_4 - C_1C_3)F_z^{ij} + C_5 \\
 Y_m^{ij} &= 2(C_2C_3 - C_1C_4)F_x^{ij} + (C_1^2 - C_2^2 + C_3^2 - C_4^2)F_y^{ij} \\
 &\quad + 2(C_3C_4 + C_1C_2)F_z^{ij} + C_6
 \end{aligned} \tag{3}$$

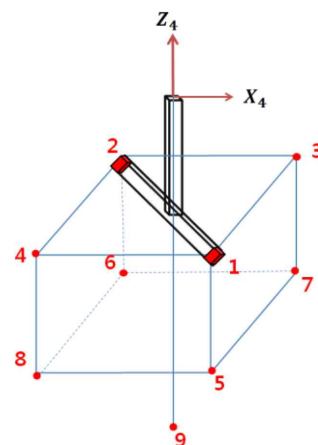


Fig. 2 Test model

여기서, $X_m^{i,j}$ 과 $Y_m^{i,j}$ 는 i 번째 로봇 이동 지점에서 로봇 끝점 P_j 에 대한 2차원 카메라 좌표를 나타낸다.

3. 수학적 모델링

본 논문에서 제안된 로봇 비전 제어기법은 로봇이 이동하는 동안 타겟 근처에서 획득된 최신 정보에 비중을 두기 위해 가중치 행렬을 이용하고자 한다.

Fig. 3은 제안된 제어기법의 전체적인 흐름을 2개 단계로 구분하여 보여준다. 첫 번째 단계는 최적의 가중치 계수를 얻기 위한 초기화 단계이며, 두 번째 단계는 초기화 단계에서 얻어진 최적의 가중치 계수를 사용하여 로봇을 이용하여 얇은 막대 배치 실험을 하는 단계이다. 각 단계에서 필요한 매개변수 및 관절각 추정 모델과 가중치 행렬 모델에 대한 수학적 모델링을 아래에 보여준다.

3.1 카메라 매개변수 추정 모델

로봇이 임의의 운동궤적을 따라 목표점 근처까지 이동하는 각 단계에서 비전데이터와 로봇 관절각이 얻어진다면, 3차원 로봇 끝점 위치를 2차원 카메라 좌표계로 변환하기 위해 사용된 비전시스템 모델에 포함된 6개의 매개변수 $C_1 \sim C_6$ 을 추정하기 위해 식 (4)와 같이 성능지수를 정의한다.

$$J(C_k) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^2 [X_m^{i,j} - X_c^{i,j}]^2 + [Y_m^{i,j} - Y_c^{i,j}]^2 \quad (4)$$

여기서, k 는 매개변수의 개수이며, $X_c^{i,j}$, $Y_c^{i,j}$ 는 로봇의 각 이동 지점에서 카메라를 통해 얻어진 로봇 끝점 P^j 에 대한 실제 비전데이터 값들이다.

식 (4)의 비선형 방정식의 해를 구하기 위해 사용되는 수치해석 방법인 Newton-Raphson (N-R) 방법을 적용하여 최소화 시키면 식 (5)와 같이 나타낸다^[8,9].

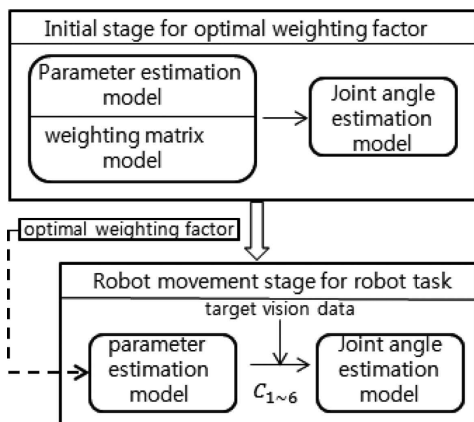


Fig. 3 Block diagram of robot's vision control scheme

$$\begin{aligned} C_{k,j+1} &= C_{k,j} + \Delta C \\ &= C_{k,j} + (A^T W A)^{-1} A^T W R \end{aligned} \quad (5)$$

여기서, L 은 계산과정에서 반복된 횟수이며, A 는 $(2 \times i \times j) \times 6$ 의 크기를 가지는 자코비안 행렬로 식 (6)과 같이 주어지며, R 은 $(2 \times i \times j) \times 1$ 요소를 가지는 유수벡터로 식 (7)과 같이 주어진다. 특히, W 는 가중치 행렬을 나타내며 본 연구에서 제시하고자 하는 중요한 요소이며, 가중치 행렬을 적용하지 않았을 경우에는 W 를 단위행렬로 사용하며, 가중치 행렬을 적용한 경우에는 최근 데이터에 더 큰 비중을 주기 위해 W 를 재설정하기 위한 모델이 필요하다.

$$A = \begin{bmatrix} \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_1} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_2} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_3} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_4} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_5} & \frac{\partial X_m^{1,1}}{\partial C_6} \\ \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_1} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_2} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_3} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_4} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_5} & \frac{\partial Y_m^{1,1}}{\partial C_6} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_1} & \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_2} & \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_3} & \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_4} & \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_5} & \frac{\partial X_m^{i,j}}{\partial C_6} \\ \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_1} & \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_2} & \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_3} & \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_4} & \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_5} & \frac{\partial Y_m^{i,j}}{\partial C_6} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$R = \begin{bmatrix} X_m^{1,1} - X_c^{1,1} \\ Y_m^{1,1} - Y_c^{1,1} \\ \vdots \\ X_m^{i,j} - X_c^{i,j} \\ Y_m^{i,j} - Y_c^{i,j} \end{bmatrix} \quad (7)$$

3.2 가중치 행렬 모델

매개변수 추정 모델의 식 (5)에서 보여준 가중치 행렬 W 를 단위행렬로 사용할 경우에는 로봇이 목표점에 도달 할 때까지의 획득한 모든 데이터에 동등한 비중을 두게 된다. 그러나 본 연구에서는 정밀한 로봇 비전 제어를 위해 로봇이 목표지점에 가깝게 접근했을 때 획득한 비전 데이터에 더 큰 비중을 주기 위한 가중치 행렬 W 를 적용하였다. 식 (8)과 같이 $(2 \times i \times j) \times (2 \times i \times j)$ 크기를 갖는 가중치 행렬 W 를 대각행렬로 정의하였다.

$$W = \begin{bmatrix} V_1^{1,1} & & & & & & & \\ & V_2^{1,1} & & & & & & \\ & & V_3^{1,2} & & & & & \\ & & & V_4^{1,2} & & & & \\ & & & & \dots & & & \\ & & & & & V_{4i-3}^{i,1} & & \\ & & & & & & V_{4i-2}^{i,1} & \\ & & & & & & & V_{4i-1}^{i,2} \\ & & & & & & & & V_{4i}^{i,2} \\ & & & & & & & & & \dots \end{bmatrix}^{-1} \quad (8)$$

여기서,

$$\begin{aligned}
 V_{4i-3}^{r,1} &= [\alpha |X_c^{n,1} - X_c^{i,1}| + a_{y_0}]^2 \\
 V_{4i-2}^{r,1} &= [\alpha |Y_c^{n,1} - Y_c^{i,1}| + a_{y_0}]^2 \\
 V_{4i-1}^{r,2} &= [\alpha |X_c^{n,2} - X_c^{i,2}| + a_{y_0}]^2 \\
 V_{4i}^{r,2} &= [\alpha |Y_c^{n,2} - Y_c^{i,2}| + a_{y_0}]^2
 \end{aligned} \tag{9}$$

여기서, X_c^{nj} ($j=1,2$)와 Y_c^{nj} ($j=1,2$)는 로봇의 마지막 n 번째 이동지점에서 j 번째 큐의 비전데이터 X,Y성분, X_c^{ij} ($j=1,2$)와 Y_c^{ij} ($j=1,2$)는 로봇의 i 번째 이동지점에서 비전데이터 X,Y성분을 각각 나타낸다. α 는 타겟 근처 최근 데이터에 비중을 두기 위해 사용되는 가중치 계수이다.

식 (9)에서 가중치 행렬 W 를 적용한 경우와 적용하지 않은 경우로 구분하기 위하여 $a_{x_0} = a_{y_0} = 1$ 로 설정하였다. 로봇이 이동하는 동안 얻어진 모든 비전데이터에 동등한 비중을 두기 위해 가중치 행렬 W 를 적용하지 않은 경우 $\alpha = 0$ 으로 설정하여 가중치 행렬 W 를 단위행렬로 사용한다. 타겟 근처에서 획득한 비전데이터에 비중을 두기 위해 가중치 행렬 W 를 적용한 경우에는 4.3절에서 보여준 제어기법을 통해 추정된 최적의 가중치 계수 α 를 적용한 새로운 가중치 행렬 W 를 계산하여 사용한다.

3.3 로봇 관절각 추정 모델

로봇 관절각 추정모델은 3.1절의 매개변수 추정 기법에 의하여 각 카메라에 대한 6개 매개변수를 구한 후, 이를 이용하여 목표점에 대한 로봇의 관절각 $\theta_1 \sim \theta_4$ 를 추정하기 위해 식 (10)과 같이 성능지수를 정의하였다.

$$\begin{aligned}
 J(\theta_k) &= \sum_{q=1}^3 \sum_{j=1}^2 [X_m^{q,j}(F_x^j(\theta_i), F_y^j(\theta_i), F_z^j(\theta_i); C_k^q) - X_c^{q,j})^2 \\
 &+ [Y_m^{q,j}(F_x^j(\theta_i), F_y^j(\theta_i), F_z^j(\theta_i); C_k^q) - Y_c^{q,j})^2]
 \end{aligned} \tag{10}$$

여기서, q 는 카메라의 개수, X_c^{qj} 와 Y_c^{qj} 는 타겟에 대한 q 번째 카메라에서 j 번째 큐의 카메라 좌표값을 나타내며, X_m^{qj} 와 Y_m^{qj} 는 추정된 카메라 매개변수 $C_1 \sim C_6$ 에 근거한 q 번째 카메라에서 j 번째 큐의 추정된 비전시스템 모델 값이다.

식 (10)을 N-R방법으로 최소화시키면 식 (11)과 같다^[8,9].

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

여기서, L 은 계산과정 중 반복된 횟수이다. 또한, B 는 $(2 \times q \times j) \times 4$ 의 크기를 가지는 자코비안 행렬로 식 (12)와 같이 주어지며, R 은

$(2 \times q \times j) \times 1$ 의 크기를 가지는 유수벡터로 (13)과 같이 나타낸다. 또한, 식 (11)에서 보여준 가중치 행렬 W 는 매개변수 추정 모델과 다르게 사용된 3대의 카메라에 동등한 비중을 주기 위해 단위행렬을 사용하였다.

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

$$R = \begin{bmatrix} X_m^{1,1} - X_c^{1,1} \\ Y_m^{1,1} - Y_c^{1,1} \\ \vdots \\ X_m^{q,j} - X_c^{q,j} \\ Y_m^{q,j} - Y_c^{q,j} \end{bmatrix} \tag{13}$$

4. 로봇 비전 제어기법

본 연구는 일반적인 N-R 일괄처리기법을 이용하였으며, 가중치 행렬을 적용하지 않은 경우와 가중치 행렬을 적용한 경우로 구분하여 제어기법을 제시하였다.

4.1 비전 데이터 획득

비전데이터 획득 시 Fig. 4에서 보여준 것 같이 초기화 단계와 로봇 이동 단계로 구분하여 획득하였다. 사용된 초기화 단계는 최적의 가중치 계수를 계산하기 위해 사용된 경우이고 로봇 이동 단계는 실질적인 타겟 지점을 추정하기 위해 본 연구에서 사용되는 단계이다.

4.2 가중치 행렬을 적용하지 않았을 경우

가중치 행렬을 적용하지 않았을 경우는 선행연구^[8,9]와 같이 식 (5)에서 가중치 행렬 W 를 단위행렬로 사용하여 고정된 타겟의 위치값을 추정한다. Fig. 5는 이에 대한 제어기법의 흐름을 보여주고 있으며, 각 단계 별 설명은 다음과 같다.

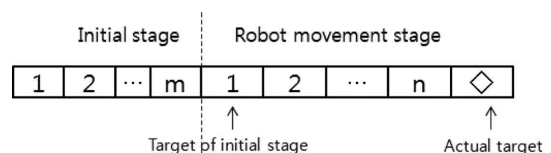


Fig. 4 Data processing procedures

- ① step 1: 로봇 이동 단계에서 설정된 운동 궤적을 따라 고정된 얇은 막대 타겟을 향해 이동하는 동안 2개 큐에 대해 지정된 각 이동지점에서 3대의 카메라를 사용하여 각각의 비전데이터를 획득한다.
- ② step 2: step 1에서 획득된 비전데이터와 임의의 초기 값을 매개변수 추정 모델에 적용하여 각 카메라에 대한 매개변수를 추정한다.
- ③ step 3: 각 카메라에 대해 추정된 매개변수와 얇은 막대 고정 타겟에 대한 비전데이터를 로봇 관절각 추정 모델에 적용하여 얇은 막대 타겟에 대한 로봇의 관절각을 추정한다.
- ④ step 4: 추정된 관절각과 실제 관절각을 비교하기 위해 오차 값을 계산한다.

4.3 가중치 행렬을 적용하였을 경우

Fig. 4에서 보여준 초기화 단계에서 가중치 계수를 0부터 0.01 단위로 증가시키면서 반복하여 최적의 가중치 계수를 계산한 뒤, 로봇 이동 단계 첫 번째 데이터부터 타겟 이전의 데이터까지 n 개의 데이터에 계산된 최적의 가중치 계수를 적용하여 고정된 타겟의 위치값을 계산한다. 이에 대한 제어기법의 흐름을 Fig. 6에서 보여 주고 있으며, 각 단계 별 설명은 다음과 같다.

- ① step 1: Fig. 4의 초기화 단계에서 로봇 운동 흐름을 따라 고정된 얇은 막대가 이동하는 동안 2개 큐에 대해 10개의 각 이동 지점에서 3대의 카메라를 사용하여 필요한 비전데이터를 획득한다.
- ② step 2: 10개의 초기화 단계에서 최적의 가중치 계수를 찾기 위해 가중치 계수를 0부터 0.01 단위로 증가시키면서 최적의 가중치 계수가 계산 될 때까지 반복한다.
- ③ step 3: 초기화 단계에서 각각의 카메라에서 획득한 비전데이

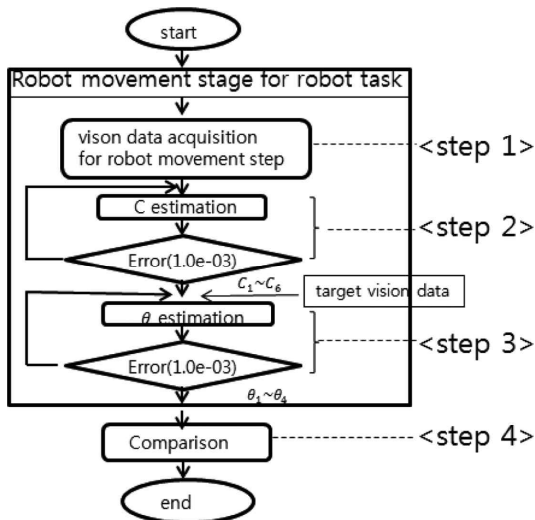


Fig. 5 Robot's vision control scheme without weighting matrix

터를 매개변수 추정기법에 적용하여 로봇 이동단계에 필요한 각 카메라에 대한 step 2의 가중치 계수를 사용하여 매개변수를 추정한다.

- ④ step 4: 추정된 매개변수와 초기화 단계의 목표점의 비전데이터를 관절각 추정기법에 적용하여 로봇 이동단계에 필요한 로봇 관절각을 추정한다.
- ⑤ step 5: 현재 단계에서 계산된 로봇 관절각에 의해서 추정된 초기화 단계 타겟 위치값이 그 이전 단계에서 계산된 위치값과 비교하여 작으면 계속적으로 계산을 진행하며, 크게 되면 계산을 중단하여 그 이전 단계에서 사용된 가중치 계수를 최적의 가중치 계수로 선정한다.
- ⑥ step 6: step 5에서 계산된 최적의 가중치 계수를 적용하여 4.2절의 가중치 행렬을 적용하지 않았을 경우의 제어기법과 동일한 방법으로 타겟에 대한 위치값을 추정한다.

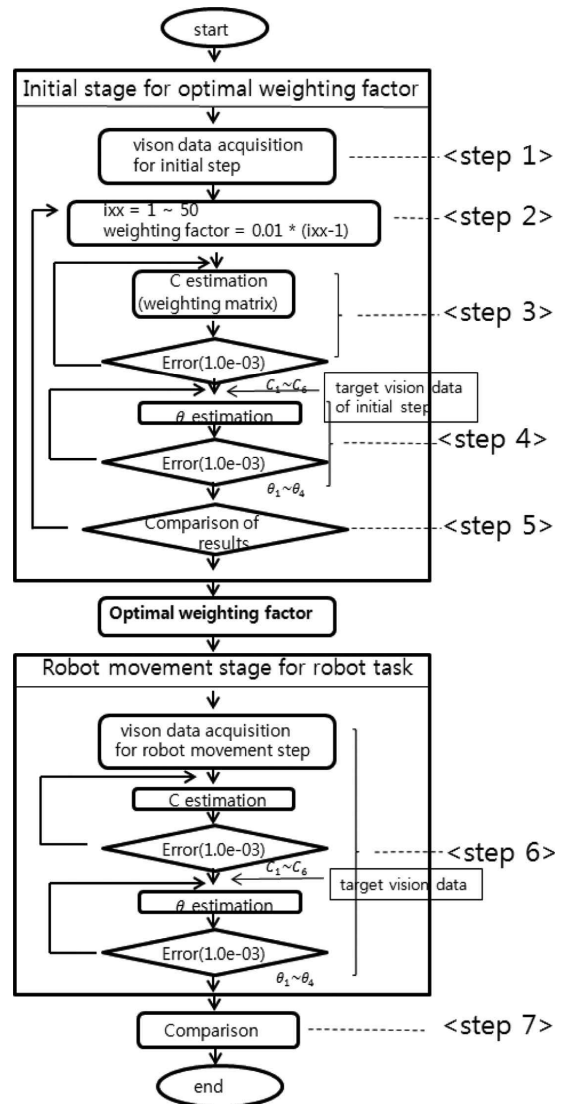


Fig. 6 Robot's vision control scheme with weighting matrix

⑦ step 7: 추정된 위치값과 실제 위치값을 비교하기 위해 오차 값을 계산한다.

5. 실험장치 및 방법

5.1 실험장치

본 연구에 사용된 실험장치 구성은 Fig. 7과 Fig. 8 같이 크게 시험 모형을 포함한 로봇시스템, 비전시스템, PC 시스템으로 구성되었다.

Fig. 2에서 보여준 시험모형은 비전데이터의 양을 최소화하여 데이터 처리 속도를 향상 시키고자 물체 형상 전체를 사용하지 않고 9개 큐를 조합하여 다양한 물체를 형상화 할 수 있도록 제작하였으며, 본 연구에서는 1번과 2번 큐를 이용하여 얇은 막대 배치 실험을 진행하였다.

5.2 실험방법

본 연구에서 실시간 얇은 막대 배치작업을 구현하기 위해 삼성 SM7 로봇의 운동궤적을 Fig. 9와 같이 10개의 초기화 단계와 40개의 로봇 이동단계로 설정하여, 4장에 제시된 로봇 비전 제어 기법을 사용하여 타겟의 위치값을 계산한 후 실제 위치값과 비교한다.

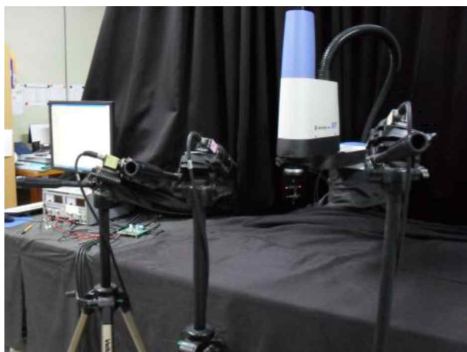


Fig. 7 Experimental set-up

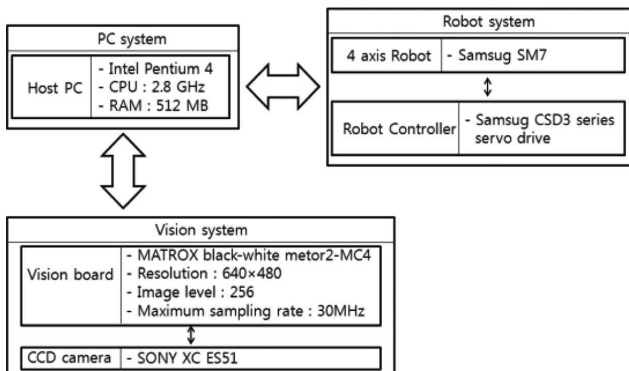


Fig. 8 Experimental schematic diagram

6. 실험 결과

6.1 초기화 단계에서 최적 가중치 계수 추정

실시간 얇은 막대 배치 작업을 구현하기 위해 로봇의 초기화 단계에서 얻어진 비전데이터를 Fig. 6의 추정기법 (step 1~step 5)에 적용하여 최적의 가중치 계수를 추정하였다. 초기단계에서 가중치 계수의 증가에 따른 추정된 위치값과 실제 위치값에 대한 오차값의 변화는 Table 1과 Fig. 10에서 보여 준 것과 같이 가중치 계수가 0일 때 가장 크며, 이후에 점점 감소하다가 일정 지점에서부터 다시 천천히 증가한다. 가중치 계수가 0.13일 때 최소의 오차값을 보여 0.13을 최적의 가중치 계수로 식 (8)과 식 (9)에 대입하여 새로운 가중치 행렬 W 를 만들어 로봇 이동단계에서 실제 타겟값을 추정할 때 사용한다.

6.2 비전시스템 모델의 적합성

초기화 10단계에서 계산된 최적의 가중치 행렬 W 를 이용하여 얇은 막대 배치 작업에 적용하였다. 로봇이 이동하는 40개 지점에서 얻어진 비전데이터를 사용하여 추정된 카메라 매개변수를 이용

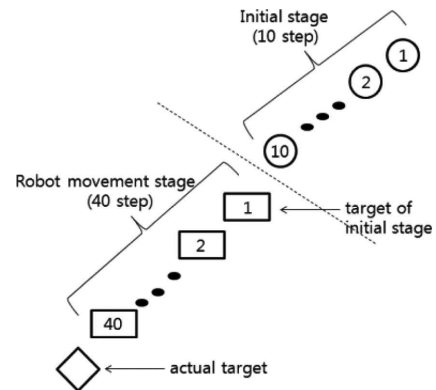


Fig. 9 Robot's trajectory

Table 1 Error according to weighting factors in initial stage

Weighing factor	Error (mm)	Weighing factor	Error (mm)	Weighing factor	Error (mm)
0.01	0.1043	0.11	0.0545	0.21	0.06
0.02	0.0916	0.12	0.054	0.22	0.0611
0.03	0.0822	0.13	0.0539	0.23	0.0622
0.04	0.075	0.14	0.0543	0.24	0.0633
0.05	0.0693	0.15	0.0546	0.25	0.0643
0.06	0.0649	0.16	0.0553	0.26	0.0653
0.07	0.0614	0.17	0.0561	0.27	0.0663
0.08	0.0588	0.18	0.057	0.28	0.0672
0.09	0.0568	0.19	0.058	0.29	0.068
0.1	0.0553	0.2	0.059	0.3	0.0689

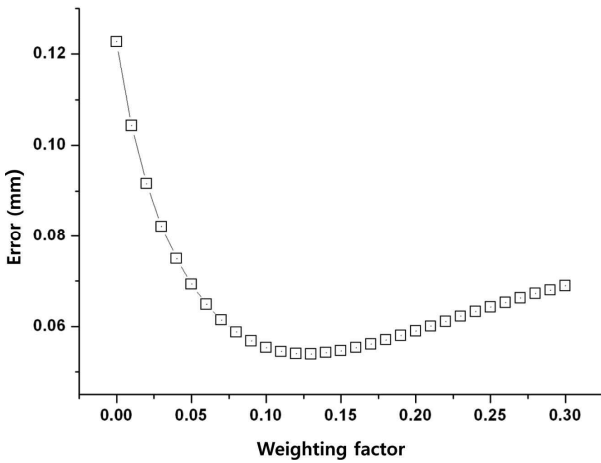


Fig. 10 Optimal weighting factor in initial stage

한 비전 시스템 모델 값과 각 지점에서 실제 획득된 비전데이터를 비교하여 비전시스템 모델의 적합성을 보이고자 한다. 3대 카메라 각각에 대한 실제 비전데이터와 비전시스템 모델의 추정 값 사이의 오차는 식 (14)와 같이 r.m.s.^[10]를 정의하여 평균 오차 e_{avg} 를 사용하였다.

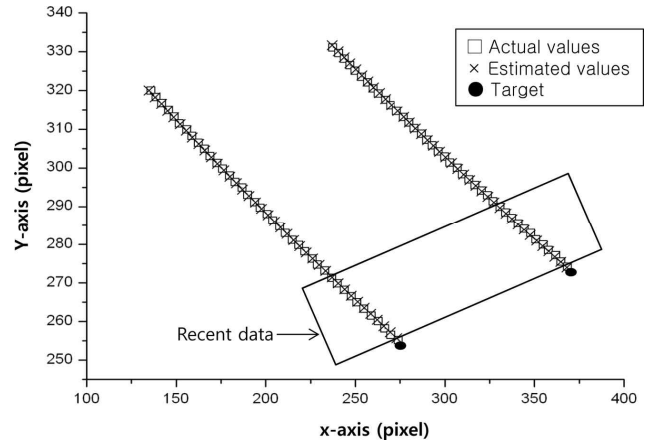
$$e_{r.m.s}^{j(=1,2)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n^*} \{(e_x^{i,j})^2 + (e_y^{i,j})^2\}}{n^*}}, \quad e_{avg} = \frac{e_{r.m.s}^1 + e_{r.m.s}^2}{2} \quad (14)$$

여기서, e_x^{ij}, e_y^{ij} ($i=1, 2, \dots, 40$)는 큐($j=1, 2$)에 대한 실제 비전데이터와 비전시스템 모델의 추정 값 사이의 x 및 y축 오차 값, n^* 은 로봇이 이동하는 동안 비전데이터가 얻어진 각 지점 수이다.

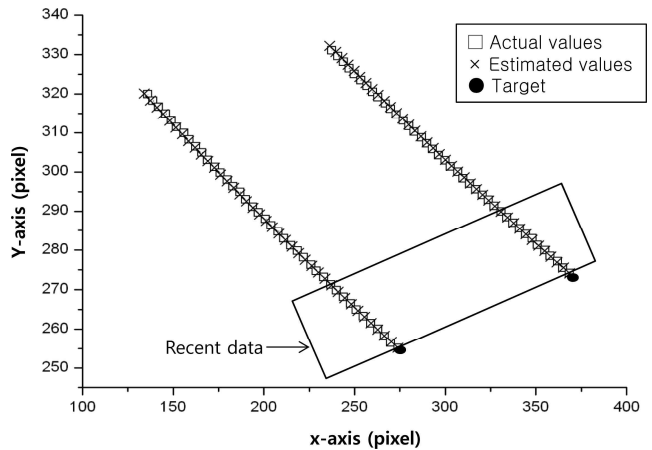
가중치 행렬 W 를 적용하지 않았을 경우와 적용하였을 경우로 구분하여 로봇이 타겟을 향해 이동하는 동안 각 지점에서 3대 카메라에 대해 추정된 매개변수를 식 (3)에 적용하여 계산된 비전시스템 모델 값과 3대의 카메라에서 획득된 실제 비전데이터를 비교한 결과 중 1번 카메라에 대한 결과만을 Fig. 11에서 보여주고 있으나, 카메라 2와 3에서도 아래 설명한 것 같이 비슷한 결과를 얻었다.

40개 전체 이동지점의 데이터를 사용하여 식 (14)를 통해 계산된 평균오차는 가중치 행렬 W 를 적용하지 않았을 경우에는 카메라 1에서는 ± 0.5112 pixel, 카메라 2에서 ± 0.7952 pixel, 카메라 3에서는 ± 1.1504 pixel의 결과값 계산되었으며, 가중치 행렬 W 를 적용하였을 경우에는 카메라 1에서 ± 0.7398 pixel, 카메라 2에서 ± 1.1415 pixel, 카메라 3에서 ± 1.7191 pixel의 결과값이 계산되어 가중치 행렬 W 를 적용한 경우보다 가중치 행렬 W 를 적용하지 않았을 경우에 더 좋은 결과값을 보여준다.

반면에 Table 2~4에서 보여준 것 같이 타겟 근처 10개 지점 데이터만을 가지고 평균오차를 계산하면 3대 카메라 모두에서 가중



(a) Without weighting matrix



(b) With weighting matrix

Fig. 11 Comparison of the actual and estimated values of the vision system model in camera 1

Table 2 Error values of recent vision data in camera 1 (unit : pixel)

Method	Cue	Axis	Error	r.m.s	e_{avg}
Without weighting matrix	1	X	2.89	1.568	1.3688
		Y	-4.03		
	2	X	2.88	1.169	
		Y	2.32		
With weighting matrix	1	X	-2.42	0.772	0.5344
		Y	0.33		
	2	X	-0.12	0.296	
		Y	0.93		

치 행렬 W 를 적용한 경우가 가중치 행렬 W 를 적용하지 않은 경우보다 더 좋은 결과를 보이고 있다.

6.3 얇은 막대 배치 작업의 실험 결과

초기 10단계에서 계산된 최적의 가중치 계수를 적용하여 얇은

Table 3 Error values of recent vision data in camera 2
(unit : pixel)

Method	Cue	Axis	Error	r.m.s	e _{avg}
Without weighting matrix	1	X	-2.11	0.688	2.2084
		Y	-0.54		
	2	X	11.65	3.728	
		Y	-1.81		
With weighting matrix	1	X	-1.20	0.385	0.3154
		Y	0.21		
	2	X	-0.73	0.245	
		Y	0.16		

Table 4 Error values of recent vision data in camera 3
(unit : pixel)

Method	Cue	Axis	Error	r.m.s	e _{avg}
Without weighting matrix	1	X	-6.72	2.138	3.7978
		Y	-0.75		
	2	X	16.83	5.457	
		Y	-3.82		
With weighting matrix	1	X	-1.17	0.550	0.5105
		Y	1.29		
	2	X	-1.39	0.470	
		Y	0.53		

Table 5 Comparison of the joint angle

		θ ₁ (°)	θ ₂ (°)	d ₃ (mm)	θ ₄ (°)
Without weighting matrix	Actual	14.633	21	128.5	0
	Estimated	14.453	21.519	128.866	-0.188
	Error	0.18	-0.519	-0.366	0.188
With weighting matrix	Estimated	14.552	21.271	128.626	0.089
	Error	0.081	-0.271	-0.126	-0.089

막대 배치 실험을 통해 추정된 타겟 위치 값과 실제 타겟 위치 값을 비교한 오차 값은 식 (15)와 같이 r.m.s.^[10]를 사용하여 평균오차 e_{avg}로 정의하였다. 특히, 타겟에 대한 추정된 위치 값은 관절각 추정기법에 의해 계산된 관절각을 식 (1)의 로봇의 정기구학 모델에 적용하여 계산하였다.

$$e_{r.m.s}^{j(=1,2)} = \sqrt{\frac{\{(e_x^j)^2 + (e_y^j)^2 + (e_z^j)^2\}}{3}}, \quad e_{avg} = \frac{e_{r.m.s}^1 + e_{r.m.s}^2}{2} \quad (15)$$

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

가중치 행렬 W를 적용하였을 경우와 적용하지 않았을 경우 각각의 로봇 관절각 추정기법에 의해서 계산된 관절각과 실제 관절각의 위치를 Table 5에서 보여주고 있으며, 실제값과 비교하면 가중치

Table 6 Comparison of the actual and estimated values in X-Y-Z coordinate without weighting matrix
(unit : mm)

Cue #	X-Y-Z	Actual	Estimated	Error	r.m.s	e _{avg}
1	F _X	613.186	612.65	0.536	0.376	0.384
	F _Y	240.401	240.452	-0.05		
	F _Z	152.5	152.134	0.365		
2	F _X	567.247	566.678	0.569	0.393	
	F _Y	252.996	252.925	0.071		
	F _Z	152.5	152.134	0.365		

Table 7 Comparison of the actual and estimated values in X-Y-Z coordinate with weighting matrix
(unit : mm)

Cue #	X-Y-Z	Actual	Estimated	Error	r.m.s	e _{avg}
1	F _X	613.186	613.008	0.178	0.126	0.151
	F _Y	240.401	240.425	-0.024		
	F _Z	152.5	152.374	0.125		
2	F _X	567.247	567.02	0.227	0.175	
	F _Y	252.996	252.84	0.155		
	F _Z	152.5	152.374	0.125		

행렬 W를 적용하지 않은 경우보다 가중치 행렬 W를 적용하였을 경우에 실제값과 더 근사한 값이 나타나는 것을 볼 수 있다.

Table 6은 가중치 행렬 W를 적용하지 않은 경우, Table 7은 가중치 행렬 W를 적용하였을 경우 결과를 보여주는데, 이 결과는 Table 5에서 추정된 로봇 관절각을 식 (1)에 적용하여 계산된 공간상 타겟 위치 값과 실제 위치값을 나타낸다. 또한, 식 (15)를 이용하여 계산된 이에 대한 평균 오차값은 가중치 행렬 W를 적용하지 않았을 경우에는 ±0.384 mm가 계산 되었으며, 가중치 행렬 W를 적용하였을 경우에는 ±0.151 mm로 적용하지 않았을 경우보다 2배 가량 정밀도가 향상되었다. 또한, 본 연구에서 개발된 프로그램의 처리 시간은 1 ms보다 적게 나타나서 실시간 제어에 무리가 없을 것으로 판단된다.

7. 결론

로봇이 타겟을 향해 이동하는 동안 얻어진 비전데이터를 효율적으로 처리하기 위해 가중치 행렬 W를 적용한 실시간 로봇 비전 제어기법을 제시하였다. 제시한 제어기법을 얇은 막대 배치 실험에 적용하여 얻어진 결론은 정리하면 다음과 같다.

로봇을 얇은 막대 배치 작업 시 실시간 로봇 비전 제어기법을 활용하기 위해 초기화 단계를 설정하여 최적의 가중치 계수를 구하

는 방법을 제시하였다. 본 연구에서는 최적의 가중치 계수를 0.13으로 구하여 얇은 막대 배치 작업에 적용하여 효율성을 보여주었으며, 만약 초기화 단계의 로봇 운동 궤적이 변화하면 최적의 가중치 계수는 제시된 방법으로 다시 추정한다.

카메라 매개변수 추정기법에 가중치 행렬 W 를 적용한 비전시 시스템 모델은 적용하지 않는 경우와 비교하면 얻어진 전체 비전 데이터에 대해서는 평균 오차값이 크게 나왔지만, 타겟 근처의 10개 데이터에 대해서는 평균 오차값이 2배 이상 감소됨을 알 수 있다.

가중치 행렬 W 를 적용하였을 때 얇은 막대 배치 작업의 위치 오차는 ± 0.151 로 적용하지 않았을 때 ± 0.384 보다 2배 가량의 정밀도 향상을 보여주었다.

제시된 실시간 로봇 비전 제어기법을 높은 정밀도를 요하는 산업 현장에 적용 시 생산성 향상에 기여 할 수 있을 것으로 사료된다.

후 기

이 논문은 2016학년도 조선대학교 학술연구비 지원을 받아 연구되었음.

References

- [1] Kelly, R., Carelli, O., Nasisis, B., Kuchen, B., Reyes, F., 2000, Stable Visual Servoing of Camera-in Hand Robotics Systems, IEE/ASME Trans, 5:1 39-48.
- [2] Yoshihiro, T., Yosuo, K., Hiroyuki, I., 1996, Positioning-Control of Robot Manipulator Using Visual Sensor, Int. Conference on Control, Automation, Robotics and Vision., 894-898.
- [3] Berthold, K. P. H., 1986, Robot Vision, Cambridge, Massachusetts, The MIT Press, USA, 46-48.
- [4] Peter, A. S., 1994, Control of Eye and Arm Movements using Active, Attentional Vision, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 8 1474-1491.
- [5] Freddema, J. T., Lee, C. S. G., 1990, Adaptive Image Feature Prediction and Control for Visual Tracking with a Hand-eye Coordinated Camera, IEEE Trans, 20:5 1172-1182.
- [6] Oh, H. C., Kang, T. G., Bae, D. S., Yu, S. Y., Joen, T. J., Koehler, C. G. S., Park, S. K., Lim, M. T., 2014, Object Recognition and a Robot Arm Control using 2D Camera, Proceeding of the 2014 ICROC Conference, 107-108.
- [7] Jung, Y. J., Kim, G. W., 2013, Nonlinear Least Squares Method and the Normalized Weight Matrix Navigation Algorithm for Mobile Robots Using, Proceeding of the 2013 KIEE Conference, 70-71.
- [8] Jang, M. W., Jang, W. S., Hong, S. M., 2016, A Study on the Development of Robot Vision Control Scheme Based on N-R Method in the uncertainty of circumstance, KSME, 40:3 305-315.
- [9] Hong, S. M., Jang, W. S., Kim, J. M., 2015, Evaluation of Robot Vision Control Scheme Based on EKF Method for Slender Bar Placement in the Appearance of Obstacles, KSPE, 32:5 471-481.
- [10] David, F., Robert, P., Roger, P., 1978, Statistic, W.W.Norton, Canada, 58-59.