

# 최적화 기법을 이용한 로봇핸드 트래킹 모델의 파라미터 추정

## Parameter Identification of Robot Hand Tracking Model Using Optimization

이종광\*, 이효직, 윤광호, 박병석, 윤지섭  
(Jong Kwang Lee, Hyo Jik Lee, Kwang Ho Yoon, Byung Suk Park, and Ji Sup Yoon)

**Abstract :** In this paper, we present a position-based robot hand tracking scheme where a pan-tilt camera is controlled such that a robot hand is always shown in the center of an image frame. We calculate the rotation angles of a pan-tilt camera by transforming the coordinate systems. In order to identify the model parameters, we applied two optimization techniques: a nonlinear least square optimizer and a particle swarm optimizer. From the simulation results, it is shown that the considered parameter identification problem is characterized by a highly multimodal landscape; thus, a global optimization technique such as a particle swarm optimization could be a promising tool to identify the model parameters of a robot hand tracking system, whereas the nonlinear least square optimizer often failed to find an optimal solution even when the initial candidate solutions were selected close to the true optimum.

**Keywords :** parameter identification, hand tracking, nonlinear least square optimizer, particle swarm optimizer

### I. 서론

한국원자력연구원에서 개발하고 있는 사용후핵연료 차폐 대관리공정(Advanced spent fuel Conditioning Process, ACP)은 고방사선 환경의 핫셀(hot cell)에서 원격조작에 의해 이루어진다. 따라서 ACP 핫셀에는 일반적인 핫셀처럼 공정장치의 운전 및 유지보수 작업을 위해 벽 부착형 기계식 마스터-슬레이브 매니플레이터(Master-Slave Manipulator, MSM)가 사용되고 있다. 하지만 MSM의 작업영역은 고정된 공간 내에 제한적이어서 핫셀의 전공간을 접근하기 위해 동일한 장치 다수를 직렬로 배치하여 사용된다. 이러한 작업영역의 제한성을 극복하고, 기존 MSM으로 접근하기 힘든 공정장치의 상부나 측면부에 대한 운전 및 유지보수 작업을 위해 천정이동형 서보조작기(Bridge Transported Servo-Manipulator, BTSM)가 개발되어 핫셀 내에 설치되었으며[1], 현재 inactive test 공정의 원격 운전 및 유지보수 작업에 활용되고 있다.

이러한 원격조작에서 작업환경에 대한 시각인지는 매우 중요한 항목이다. 개발된 천정이동 서보조작기 시스템에는 조작자에게 시각정보를 제공하기 위해 4대의 내방사선 pan-tilt-zoom 카메라가 설치되어 있다. 카메라의 주된 임무는 BTSM의 이동시 핫셀 내부 장치들과 충돌을 방지하거나 특정 작업을 보조하기 위한 시각을 제공하는데 있다. 조작자는 한 손으로 슬레이브와 동형의 마스터 매니플레이터를 조종하면서 나머지 한 손으로는 수동 조작반이나 키보드 같은 보조 입력장치를 조작한다. 조작자가 작업을 위해 마스터 매니플레이터를 움직이는데 따라 고정된 카메라의 시계에서 매니플레이터가 사라지는 경우가 자주 발생된다. 조작자는 수동

조작반 내의 pan과 tilt 버튼을 눌러 작업에 필요한 영상정보가 모니터에 나타나도록 카메라의 주시각을 조정하면 되지만 이는 매우 번거로운 작업이다.

이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 시각서보(visual servo)에 관한 다양한 연구들이 수행되었다[2-5]. 시각서보는 크게 물체나 매니플레이터 핸드(hand)의 위치 정보를 이용하는 방법(position-based visual servoing)과 영상으로부터 추출된 특징을 이용한 방법(feature-based visual servoing)으로 나눌 수 있다. 영상특징을 이용하는 시각서보는 작업 환경에 대한 거리정보가 필요 없는 장점이 있지만, 추적대상이 다양하거나 복잡한 형상을 갖는 경우 안정적인 특징추출이 힘들거나 영상처리시간이 많이 소요되는 단점이 있다. 반면에 위치기반 시각서보는 정확한 위치계산을 위해 정밀한 캘리브레이션이 선행되어야 하지만, 영상특징을 추출하는 과정이 필요하지 않으므로 처리 시간이 적게 소요된다. 또한 알고리즘이 간단하므로 복잡한 장치들로 구성된 실제 작업공간에서도 쉽게 실시간 적용이 가능한 장점이 있다[2].

본 논문에서는 크레인의 트롤리(trolley)에 설치된 텔레스코픽 매니플레이터의 핸드(hand)가 항상 거더(girder)에 설치된 pan-tilt 카메라의 영상 중심에 위치하도록 하는 시스템에 대한 모델링을 수행하였다. 또한 추적성능을 높이기 위해 고정된 카메라 좌표계에 상대적인 매니플레이터 좌표계의 위치와 방향, 그리고 pan-tilt 카메라에 설치된 potentiometer와 관련된 파라미터들을 두 가지 최적화 기법을 통해 추정하였다.

### II. 위치기반 로봇 핸드 트래킹

#### 1. 천정이동형 서보조작기

그림 1은 핫셀 내에 설치된 ACP 공정장치들을 원격으로 유지보수하기 위해 개발된 실증용 BTSM 시스템을 보여준다. BTSM 시스템은 슬레이브 매니플레이터, 마스터 매니플레이터, 천정 이송장치, 수동 조작반, 카메라 시각반, 및 원격 제어반 등으로 구성된다. 핫셀의 크기는 가로, 세로, 높이가 각각 11m, 2m, 4.55m이다. 천정 이송장치는 크레인 형태와 같이

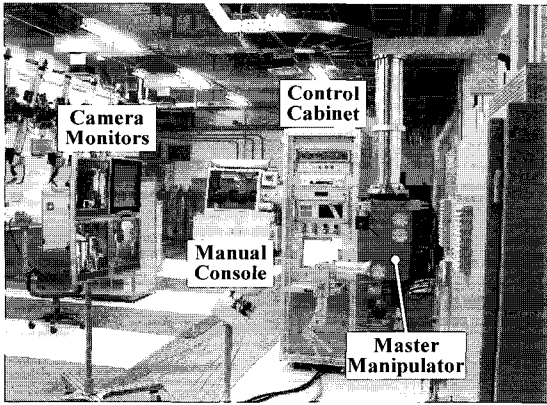
\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2007. 1. 25., 채택확정 : 2007. 2. 17.

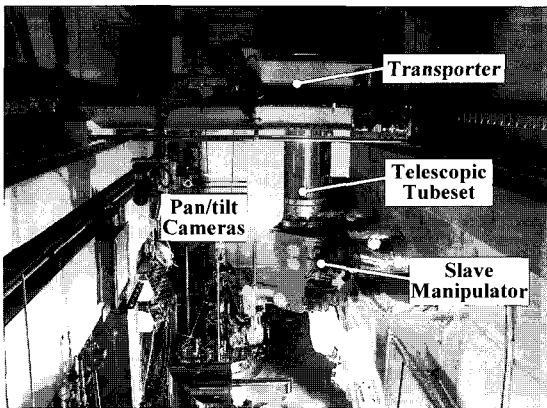
이종광, 이효직, 윤광호, 박병석, 윤지섭 : 한국원자력연구원

(leejk@kaeri.re.kr/hyojik@kaeri.re.kr/khyoon525@kaeri.re.kr/nbspark@kaeri.re.kr/jsyoon@kaeri.re.kr)

※ 본 연구는 과학기술부의 원자력 중장기연구개발사업의 일환으로 수행되었음.



(a) Master manipulator and control system



(b) Slave manipulator and transporter

그림 1. 천정이동 서보조작기 시스템.

Fig. 1. The BTSM system.

거더와 트롤리로 구성되어 핫셀 상부 공간에 설치되었다. 트롤리 하부에 3단의 텔레스코픽 튜브를 장착하고, 튜브 말단에 슬레이브 매니플레이터를 연결하여 상하로 이동시킬 수 있다. 마스터 매니플레이터와 슬레이브 매니플레이터는 마스터 측의 핸들과 슬레이브 측의 그리퍼를 제외하고는 동일한 형상으로 제작되었다. 제어 시스템은 마스터 매니플레이터와 슬레이브 매니플레이터의 각 축이 일대일 대응하도록 구성되었으며, 양방향 위치-위치 힘반영 제어를 적용하여 힘-토크 센서를 사용하지 않고 접촉 힘을 피드백한다.

또한 운전자는 핫셀 내부에 설치된 4대의 카메라(천정 이송장치의 거더와 트롤리에 각각 1대, 인셀(in-cell) 크레인에 1대, 벽에 1대)로부터 전송되는 영상을 카메라 시각반을 통해 보면서 마스터 매니플레이터를 조작한다.

본 연구에서는 천정 이송장치의 거더에 부착된 카메라를 이용하여 매니플레이터 핸드를 추적하는데 목표를 두었지만, 나머지 3대의 카메라에 대해서도 동일한 방식으로 적용될 수 있다.

2. 핸드 트래킹 시스템의 기구학적 모델

그림 2는 pan-tilt 카메라를 이용하여 마스터 매니플레이터의 지령에 따라 움직이는 천정이동형 텔레스코픽 조작기의 핸드를 추적하기 위한 기구학적 모델을 나타낸다. 그림에서 세 개의 좌표계가 각각 카메라, 텔레스코픽 튜브 베이스 및 로봇 핸드에 설정되었다. 텔레스코픽 조작기는 트롤리에 고

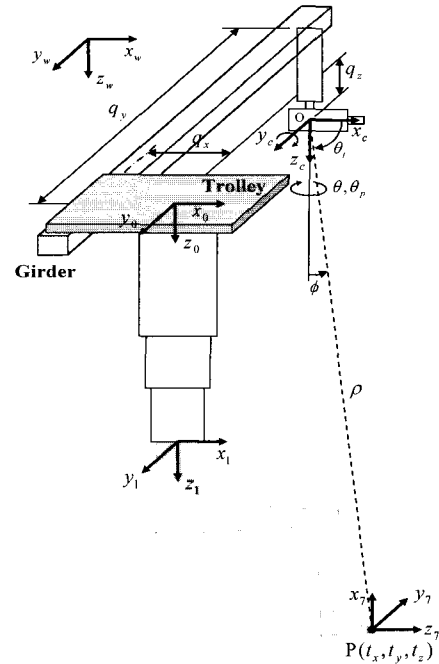


그림 2. Pan-tilt 카메라 트래킹 모델.

Fig. 2. Pan-tilt camera tracking model.

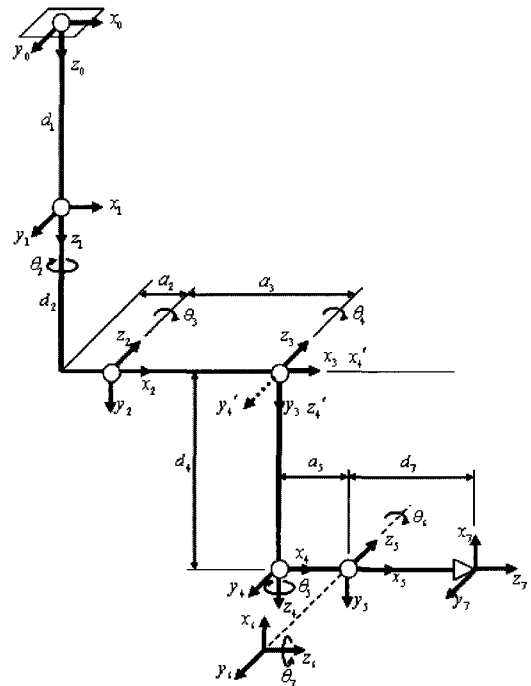


그림 3. BTSM의 기구학 모델.

Fig. 3. Kinematic model of the BTSM.

정되어 트롤리와 함께 이동된다. 그러므로 그림에서  $q_x$  와  $q_z$  는 카메라 설치와 관련된 상수값이며,  $q_y$  는 트롤리가  $y$  축 방향으로 움직임에 따라 레졸버를 통해 측정된다.

그림 3은 트롤리에 설치된 7자유도 텔레스코픽 서보 매니플레이터의 기하학적 형상 및 관절 좌표계를 보여주고 있다. 표 1은 Denavit-Hartenberg(DH) 표시법을 통해 표현되는 로봇 매니플레이터 각 링크의 인자값을 나타내고 있다.

$$A_i = T(z, d)T(z, \theta)T(x, a)T(x, \alpha)$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\cos \alpha_i \sin \theta_i & \sin \alpha_i \sin \theta_i & a_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \alpha_i \cos \theta_i & -\sin \alpha_i \cos \theta_i & a_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$n$  자유도를 갖는 로봇 매니플레이터에서 로봇 베이스 프레임에 상대적인 로봇 핸드의 위치와 방향은 다음과 같이 표현된다.

$$A = A_1 A_2 \dots A_n = \begin{bmatrix} R_N & P_N \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서  $P_N = [p_x \ p_y \ p_z]^T$  이다.

텔레스코픽 매니플레이터의 베이스 좌표계와 카메라 좌표계 사이의 동차변환행렬(homogeneous transformation matrix)을  $H$  라 표기한다.

$$H = \begin{bmatrix} R_C & P_C \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서, 위치벡터는  $P_C = [q_x \ q_y \ q_z]^T$  이며, 회전행렬  $R_C$  는 Euler angle의 함수로 다음과 같이 표현된다:

$$R_C = R_z(\gamma)R_y(\beta)R_x(\alpha)$$

$$= \begin{bmatrix} c\beta c\gamma & s\alpha s\beta c\gamma + c\alpha s\gamma & -c\alpha s\beta c\gamma + s\alpha s\gamma \\ -c\beta s\gamma & -s\alpha s\beta s\gamma + c\alpha c\gamma & c\alpha s\beta s\gamma + s\alpha c\gamma \\ s\beta & -s\alpha c\beta & c\alpha c\beta \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서,  $c$  와  $s$  는 각각  $\cos(\cdot)$  와  $\sin(\cdot)$  을 나타낸다.

따라서 카메라 좌표계에 상대적인 매니플레이터 hand 좌표계의 위치와 방향은 다음과 같이 결정된다.

$$T = H A = \begin{bmatrix} R & P \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서,  $P = P_N + P_C = [t_x \ t_y \ t_z]^T$  이다.

카메라 좌표계의 원점  $O$ 에서 (5)의  $P$  에 의해 Cartesian 좌표계로 표현되는 매니플레이터 hand의 좌표  $P(t_x, t_y, t_z)$  는 다음 관계식에 의해 구좌표계 상의 좌표  $P(\rho, \phi, \theta)$  로 변환될 수 있다.

$$t_x = \rho \sin \phi \cos \theta$$

$$t_y = \rho \sin \phi \sin \theta, \quad (6)$$

$$t_z = \rho \cos \phi$$

$$\rho = \sqrt{t_x^2 + t_y^2 + t_z^2}. \quad (7)$$

따라서 카메라 광축(optical axis) 벡터가 매니플레이터 hand 좌표를 통과하기 위한 pan각도  $\theta_p$  와 tilt 각도  $\theta_t$  는 (6)으로 부터 직접 계산될 수 있다.

$$\theta_p = \theta = \tan^{-1} \frac{t_y}{t_x}. \quad (8)$$

표 1. BTSM 시스템의 링크 파라미터.

Table 1. The link parameter of the BTSM system.

Axis	$\alpha_i$	$a_i$	$d_i$	$\theta_i$	Home
1	0	0	$d_1$	0	0
2	$\pi/2$	$a_2$	$d_2$	$\theta_2$	0
3	0	$a_3$	0	$\theta_3$	0
4'	$-\pi/2$	0	0	$\theta_4$	0
4	0	0	$d_4$	0	0
5	$\pi/2$	$a_5$	0	$\theta_5$	0
6	$-\pi/2$	0	0	$\theta_6$	$-\pi/2$
7	0	0	$d_7$	$\theta_7$	0

$$a_i = [0, 40, 330, 0, 17.5, 0, 0] \text{mm} / d_i = [d_1, 450, 0, 330, 0, 0, 240] \text{mm}$$

하지만 (8)은  $t_x$  와  $t_y$  의 부호가 모두 양인 경우와 음인 경우에 동일한 값이 얻어지며, 또한 부호가 서로 반대인 경우에도 서로 같은 결과가 얻어진다. 따라서 부호에 따른 변화를 고려하기 위하여 식을 다음과 같이 변형한다.

$$\theta_p = \tan^{-1} \frac{t_y}{t_x} + \pi \Phi(-t_x) \text{sgn}(t_y) \quad (9)$$

여기서,  $\text{sgn}()$  은 부호함수를 나타내며,  $\Phi(t)$  는 다음과 같이 정의되는 heaviside step function이다.

$$\Phi(t) = \begin{cases} 0, & t < 0 \\ 1, & t \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

또한 tilt angle  $\theta_t$  는 다음과 같이 결정된다.

$$\theta_t = \frac{\pi}{2} - \phi = \sin^{-1} \frac{t_z}{\rho}. \quad (11)$$

한편 기구학적으로 계산된 각도 (9)와 (11)은 pan-tilt 카메라에 설치된 potentiometer를 이용하여 측정된다. 사용된 potentiometer는 센서 출력값과 회전각 사이에 다음과 같은 선형적인 관계를 갖는다고 가정한다[6].

$$\Theta = \theta_0 + k\theta \quad (12)$$

여기서  $\Theta$  는 유효 회전각,  $\theta_0$  는 초기 offset,  $k$  는 센서 출력값을 회전각으로 변환하는데 사용되는 스케일 상수,  $\theta$  는 potentiometer 전압출력을 나타낸다. 따라서 (9)와 (11)로 계산된 pan-tilt 카메라의 회전각은 (12)를 이용하여 다음과 같이 측정될 수 있다.

$$\theta'_p = \theta_{p0} + k_p q_p$$

$$\theta'_t = \theta_{t0} + k_t q_t \quad (13)$$

위치기반 로봇핸드 트래킹 시스템의 모델 파라미터 추정에 관련된 내용은 다음 절에서 보다 상세하게 다룬다.

### III. 기구학 파라미터 추정

#### 1. 목적함수

캘리브레이션 파라미터들로 구성된 다음의 벡터를 고려한다.

$$\mathbf{r} = [\alpha \ \beta \ \gamma \ q_x \ q_y \ q_z \ \theta_{p0} \ \theta_{t0} \ k_p \ k_t]^T \quad (14)$$

표기상의 편의를 위해 벡터  $\mathbf{r}$  에 대한 각 요소들을 다음 식과 같이 변경한다.

$$\mathbf{r} = [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_n]^T \quad (15)$$

하나의 최적의 파라미터 벡터  $\mathbf{r}^*$  는 다음과 같이 오차의 제곱합으로 표현되는  $m$  개의 비선형 함수들을 최소화함으로써 추정될 수 있다.

$$\mathbf{r}^* = \arg \min_{\mathbf{q}} F(\mathbf{r}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m [\Delta\theta_p^2 + \Delta\theta_t^2] \quad (16)$$

여기서,

$$\begin{aligned} \Delta\theta_p &= \theta_p - \theta'_p \\ &= \tan^{-1} \frac{t_y}{t_x} + \pi\Phi(-t_x)\text{sgn}(t_y) - (\theta_{p0} + k_p q_p) \end{aligned} \quad (17)$$

$$\Delta\theta_t = \theta_t - \theta'_t = \sin^{-1} \frac{t_z}{\rho} - (\theta_{t0} + k_t q_t) \quad (18)$$

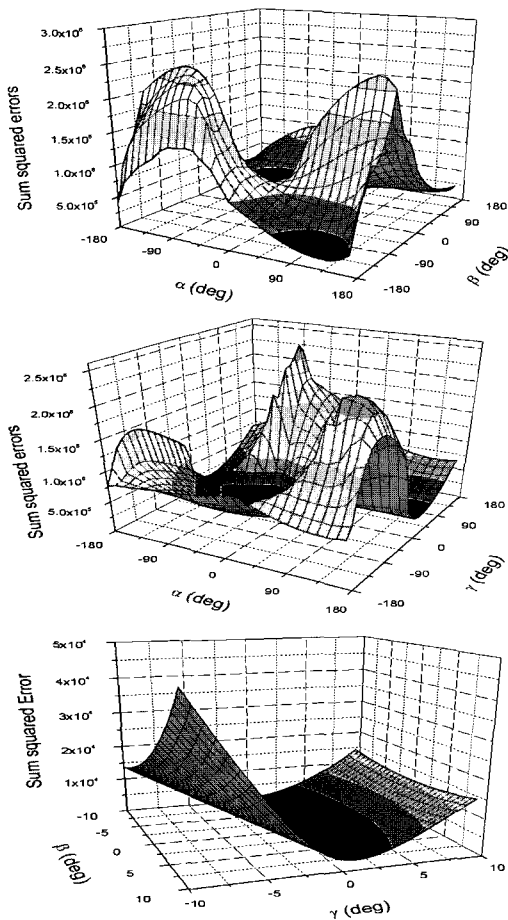


그림 4. 회전각 변화에 대한 목적함수의 landscape.  
Fig. 4. Landscape of objective function under varying rotation angles.

여기서,  $\mathbf{P}(t_x, t_y, t_z) = f(\omega, \phi, \varphi, q_x, q_y, q_z)$  이다.

그림 4는 모델 파라미터들 중에서 매니플레이터의 베이스 좌표계와 카메라 좌표계 사이의 회전행렬을 정의하는 Euler 각  $\alpha, \beta, \gamma$  를 제외하고는 모두 고정된 값으로 했을 때 목적함수의 landscape 형상을 나타내며, 몇 개의 local extrema가 존재한다. 이는 고려된 파라미터 추정 문제가 multimodal landscape의 특징이 있음을 나타낸다.

2. 최적화 기법

모델 파라미터들을 추정하기 위해 비선형 최소자승법 (Nonlinear Least Square Optimization, NLSO)과 Particle Swarm Optimization(PSO)의 두 가지 최적화 기법을 적용했다. NLSO 은 비선형 함수들의 제곱 합으로 표현되는 다변수 함수의 최소값을 찾는 데 종종 사용된다. 다양한 NLSO 중에서 damped Gauss-Newton 알고리즘으로도 불리는 Levenberg-Marquardt 알고리즘(LMA)을 적용했다[7]. LMA는 초기에 후보 해로부터 출발한다. 현재의 해 벡터  $\mathbf{q}_k$  가 주어지면, 다음 스텝의 해  $\mathbf{q}_{k+1}$  는 다음 식으로 계산된다.

$$\mathbf{q}_{k+1} = \mathbf{q}_k + \Delta\mathbf{q}_k \quad (19)$$

여기서, 조정 벡터(adjustment vector)  $\Delta\mathbf{q}_k$  는 다음과 같이 계산된다.

$$\Delta\mathbf{q}_k = -[\nabla^2 f(\mathbf{q}_k)]^{-1} \nabla f(\mathbf{q}_k) \quad (20)$$

이러한 과정은  $F(\mathbf{q}_k)$  또는  $\Delta\mathbf{q}_k$  가 충분히 작을 때까지 반복된다. LMA에서는 Hessian 행렬은 다음과 같이 근사화되며

$$\nabla^2 f(\mathbf{q}_k) = \mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k + \lambda_k \mathbf{I} \quad (21)$$

gradient는 다음과 같이 계산된다.

$$\nabla f(\mathbf{q}_k) = \mathbf{J}_k^T f(\mathbf{q}_k) \quad (22)$$

여기서  $\mathbf{J}_k$  는 오차 벡터들에 대한 일차 미분값을 담고 있는 자코비안 행렬을 나타낸다. 댄핑 파라미터  $\lambda_k$  는 양의 상수로 몇 가지 특징적인 효과들을 갖는다. 만약 현재의 해가 참값에서 멀리 떨어져 있는 경우에는 큰 댄핑 파라미터가 선택되어 느리지만 수렴을 보장하는 steepest descent method와 같이 동작한다. 반면에 현재의 해가 참값에 근접한 경우 댄핑 파라미터가 작아져 빠르게 수렴하는 Gauss-Newton method와 같이 동작한다. 본 논문에서는 공개된 MINPACK[8] 알고리즘에서 전향차분(forward difference) 근사화를 통해 자코비안 행렬을 계산하는 부분을 수정한 후 적용하였다.

두 번째로 적용된 최적화 기법은 Particle Swarm Optimization (PSO)이다. PSO는 경험적 탐색 방법 중의 하나로써 조류나 어류 등의 생물 무리가 각각의 개체가 가지고 있는 정보를 공유해가며 먹이를 찾아가는 과정을 모사한 것이다[9,10]. 이 알고리즘에서 새나 물고기는 particle이라 표현되며, 최상의 지역을 탐색하는데 있어 무리의 지능을 사용한다. PSO에서 particle의 위치는 현재의 해를 나타낸다. 탐색하는 동안 모든 particle들은 각자가 현재까지 찾은 최상의 위치와, 집단에서

현재까지 찾은 최상의 위치를 향해 이동한다. 이는 각 particle의 새로운 속도( $v_i^{t+1}$ )를 다음의 세 가지 관찰의 결과들을 이용하여 계산함으로써 달성된다: (1) 각 particle의 현재의 속도( $v_i^t$ ); (2) 각 particle의 현재의 위치( $q_i^t$ )와 과거의 최상의 위치( $p_i^t$ ) 사이의 거리; (3) 각 particle의 현재 위치와 집단에서 찾은 최상의 위치( $p_g^t$ ) 사이의 거리.

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 \eta_1 (p_i^t - q_i^t) + c_2 \eta_2 (p_g^t - q_i^t) \quad (23)$$

여기서  $i$ 는 particle의 인덱스를 나타내며,  $\omega$ 는 관성질량(inertia weight),  $c_1$ 과  $c_2$ 는 각 particle들을 과거 자신이 찾은 최상의 위치와 집단에서 찾은 최상의 위치로 끌어당기는 가중 요소(weighting factor),  $\eta_1$ 과  $\eta_2$ 는 각각 [0,1]에서 랜덤하게 선택되는 균일분포 난수이다.

관성질량은 전역탐색과 국부탐색 간에 균형을 잡아주는 중요한 역할을 하는데, 큰 관성질량은 전역 탐색을 촉진하며, 작은 관성질량은 국부 탐색을 촉진한다. 관성질량은 탐색이 진행되는 동안 다음과 같이 선형적으로 감소하는 형태가 선호된다[10].

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{T} t \quad (24)$$

여기서,  $\omega_{\max}$ 는 초기 가중치,  $\omega_{\min}$ 은 최종적인 가중치,  $T$ 는 최대 탐색수(iteration number),  $t$ 는 현재의 탐색수를 나타낸다.

(23)을 통해 각 particle의 새로운 속도가 계산되면, particle들은 다음 식을 사용해 새로운 위치( $q_i^{t+1}$ )로 이동한다.

$$q_i^{t+1} = q_i^t + v_i^{t+1} \quad (25)$$

이러한 탐색 과정을 반복하면서 PSO 알고리즘은 주어진 문제의 전역해로 수렴하게 된다. 탐색은 적합도 값이 미리 설정된 값에 도달하거나 최대 탐색수에 도달할 때까지 지속된다.

- Step 1: Particle들이 랜덤한 위치와 속도로 초기화된다.
- Step 2: 각 particle의 현재 위치에서 목적함수를 평가한다.
- Step 3: 각 particle이 찾은 최상의 위치와 집단에서 찾은 최상의 위치를 계산하고 저장한다.
- Step 4: 각 particle의 속도와 위치를 (23)과 (25)를 사용하여 수정한다.
- Step 5: 종료조건이 만족될 때까지 Step 2에서 Step 4를 반복한다.

**IV. 시뮬레이션**

제안된 위치기반 로봇 핸드 트래킹을 위한 기구학적 파라미터 추정 기법의 효용성을 입증하기 위해 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션의 경우 정확한 해를 알 수 없기에 찾은 해가 참값에 얼마나 가까운지를 비교하는 것이 가능하다.

시뮬레이션을 위한 가상의 데이터를 생성하기 위해 매니

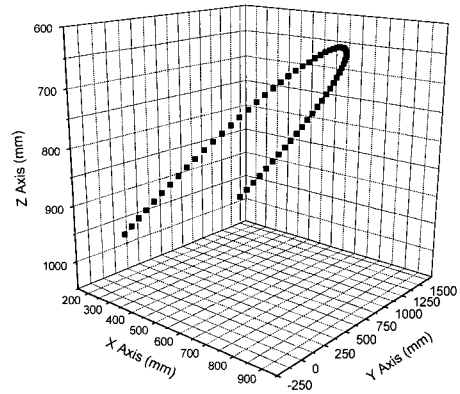


그림 5. 매니플레이터 팔의 궤적.  
Fig. 5. Manipulator hand trajectory.

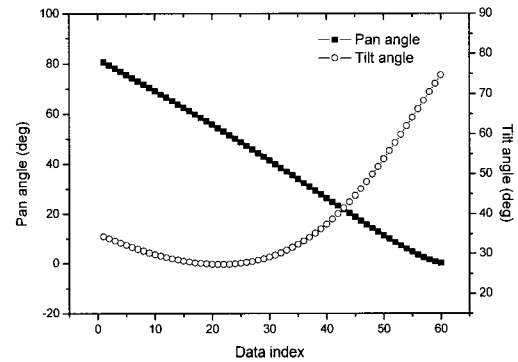


그림 6. 핸드 트래킹을 위한 팬-틸트 각도.  
Fig. 6. Pan-tilt angles for hand tracking.

플레이터의 핸드가 매니플레이터 기준 좌표계상에서 y축에 대해 30° 경사진 평면상에서 700mm의 반경을 그리며 움직이는 것으로 설정하였으며, z축을 중심으로 3°씩 회전시켜 총 60개의 데이터를 획득하였다. 앞서 설명한 바와 같이, 슬레이브 매니플레이터의 핸드를 항상 영상의 중심에 위치시키기 위해 필요한 pan, tilt 회전각은 카메라 좌표계에서 직각좌표로 표현되는 핸드의 좌표를 구좌표로 변환함으로써 계산된다. 그림 5와 6은 각각 시뮬레이션에 사용된 매니플레이터 핸드의 좌표 및 핸드를 항상 영상의 중심에 위치시키기 위해 회전해야 할 카메라의 pan, tilt 각도를 보여준다.

두 알고리즘에서 초기값으로 사용되는 후보 해(initial candidate solution)들은 특정한 범위 내에서 랜덤하게 선택된다. 초기값의 선택 범위를 조정하기 위해 다음과 같이 제어 파라미터  $s$ 를 사용하였다.

$$q_i = q_{i0} \times [1 + (\text{rand}() - 0.5) \times s] \quad (26)$$

여기서 rand()는 [0,1] 범위에서 균일분포 난수를 발생시키는 함수이며,  $q_{i0}$ 는 시뮬레이션 데이터를 생성하기 위해 사용된  $i$ 번째 공칭 파라미터 즉, 참값을 나타낸다. 이러한 초기값의 선택 범위가 알고리즘의 수렴 성능에 미치는 영향을 살펴보았다.

우선 두 최적화 알고리즘의 파라미터를 설정하였다. PSO의

경우 집단을 구성하는 particle의 수를 50, 최대 관성질량 0.9, 최소 관성질량 0.4, 최대 속도 0.1, 그리고 최대 탐색수를 10000으로 설정하였다. LMA에서는 모델 파라미터 수의 300 배까지를 최대 반복회수로 설정하였다.

적용된 두 최적화 기법은 파라미터들의 초기값을 랜덤하게 설정하므로, 초기 조건에 따라 서로 다른 최소값을 찾을 수 있다. 따라서 우리는 NLSO에 대해서는 1000번의 실행, 그리고 PSO에 대해서는 30번을 실행한 후, 그 결과를 비교하였다. 추가로 랜덤 탐색(random search)이 다른 알고리즘들과 비교하기 위해 사용되었다. 랜덤 탐색에서는 (26)의 범위 안에서 랜덤하게 선택된 파라미터들을 이용하여 적합도를 평가하며, 보다 나은 해가 발견될 때마다 현재의 해를 대체한다. 랜덤 탐색은 한번의 실행동안 목적함수가 1000000번 평가되며, 총 10번을 수행하였다.

파라미터 추정결과가 표 2에 제시된다. NLSO의 경우, 초기 해가 실제 해들에 근접하게 선택된 경우에만 충분히 좋은 해를 찾는 것이 가능하다. 하지만 초기 선정 구역이 증가할수록 이 기법은 잘못된 해로 수렴하는 경향이 커진다. 따라서 이 기법은 초기 후보 해의 선택이 수렴성능에 큰 영향을 미침을 알 수 있다.

또한 초기의 파라미터가 실제 해에 아주 근접하게 선택되는 경우( $s = 0.0001$ )에도 랜덤 탐색과 NLSO의 평균 적합도가  $s = 0.01$ 인 PSO의 결과와 비교할 때 상당히 높다. 이는 고려된 최적화 문제가 실제 해 근처에서도 아주 multimodal한 landscape 특징을 갖고 있음을 의미한다.

반면에 PSO는 비록 파라미터의 선택 범위가 증가함에 따라 최상의 적합도 값이 다소 커지는 경향이 있지만, 지속적으로 참값에 가까운 해를 찾는다.  $s = 0.2$  (초기 선택 범위가 공칭 파라미터 즉, 참값의  $\pm 20\%$ 까지 확대된 것을 의미)인 PSO의 평균 적합도는  $s = 0.01$ 인 NLSO의 결과보다 우수하다.

그림 7은  $s = 0.2$ 로 설정하고 PSO에서 구한 파라미터들을 이용하여 pan-tilt 각도를 계산한 결과를 나타낸다. Pan과 tilt

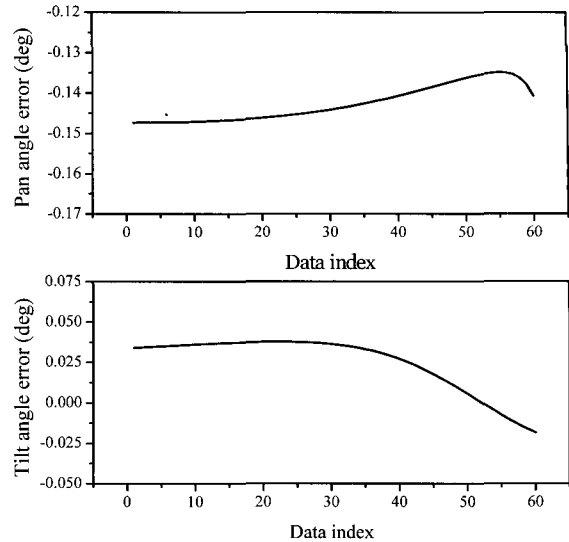


그림 7. PSO의 추정 오차 ( $s = 0.2$ ).

Fig. 7. Estimation errors of the PSO with  $s = 0.2$ .

각의 최대 오차는 각각 0.147°와 0.038°로 계산되었다. 이는 로봇 핸드 트래킹 시스템의 모델 파라미터를 참값에 근사하게 선택하지 않고도 작은 오차로 추정할 수 있으며, 탐색 범위의 확장이 추정 정밀도에 미치는 영향이 미미함을 의미한다.

V. 결론

본 논문에서는 천정이동형 텔레스코프 서보 조작기의 핸드드가 항상 카메라 영상의 중심에 위치하도록 제어하는 트래킹 시스템의 기구학적 모델을 구성하고 파라미터를 추정하는 연구를 수행하였다. 모델 파라미터는 매니퓰레이터 베이스 프레임에 상대적인 카메라 좌표계의 위치 및 방향, 그리고 pan-tilt 카메라와 관련된 파라미터들을 포함하며, 비선형 최소 자승법과 Particle Swarm Optimization을 이용하여 추정되었다. 시뮬레이션을 통해 고려된 파라미터 추정 문제는 nonconvex하고 multimodal 한 특성을 갖고 있으며, 이에 따라 비선형 최소 자승법은 비록 초기 후보해가 참값에 근사하게 선택되더라도 최적해를 찾는데 종종 실패하였다. 반면에 Particle Swarm Optimization은 모델 파라미터들에 대한 좋은 초기 추정이 없이도 안정적으로 오차가 적은 해를 찾음을 알 수 있었다. 따라서 Particle Swarm Optimization은 로봇 핸드 트래킹 시스템의 파라미터 추정에 효과적인 도구로 적용될 수 있으리라 기대된다.

참고문헌

[1] B. S. Park, J. H. Jin, B. S. Ko, J. K. Lee, and J. S. Yoon, "A bridge transported bilateral force-reflecting servo manipulator for maintenance of nuclear pyroprocessing equipment," *ICCAS*, pp. 2226-2230, June 2005.  
 [2] J. K. Lee, H. J. Lee, B. S. Park, and J. S. Yoon, "Parameter identification for position-based robot hand tracking," *SICE-ICASE Joint Conf.*, pp. 3063-3067, October 2006.  
 [3] P. I. Corke, *Visual Control of Robots: high performance visual servoing*, John Wiley & Sons Inc., 1996.  
 [4] E. Marchand, F. Chaumette, and F. Spindler, "Controlling an

표 2. 목적함수에 대한 평가결과.

Table 2. Evaluation results for the objective function (1000 run for NLSO and 30 run for PSO).

Algorithm	Objective function	$k_i$		
		0.0001	0.01	0.2
NLSO	$F(\mathbf{r})_{best}$	5.89E-10	1.60E-6	3.73E-2
	$F(\mathbf{r})_{worst}$	1.58E-3	23.9	1.84E4
	$F(\mathbf{r})_{mean}$	3.37E-4	3.4	2.84E3
	$F(\mathbf{r})_{stdev.}$	3.36E-4	3.7	3.08E3
PSO	$F(\mathbf{r})_{best}$	4.21E-11	1.42E-7	3.78E-4
	$F(\mathbf{r})_{worst}$	5.27E-7	1.16E-4	0.69
	$F(\mathbf{r})_{mean}$	7.96E-8	2.01E-5	0.08
	$F(\mathbf{r})_{stdev.}$	1.11E-7	1.98E-5	0.14
RE	$F(\mathbf{r})_{best}$	1.38E-6	1.30E-2	5.29
	$F(\mathbf{r})_{worst}$	7.29E-3	74.27	31615.9
	$F(\mathbf{r})_{mean}$	1.52E-3	15.26	6028.69
	$F(\mathbf{r})_{stdev.}$	9.43E-4	9.42	3741.99

uninstrumented manipulator by visual servoing," *Int. Journal of Robotics Research*, vol. 21, no. 7, pp. 635-641, 2002.

- [5] H. Hutchinson, G. D. Hager, and P. I. Corke, "A tutorial on visual servo control," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 12, no. 5, pp. 651-670, 1996.
- [6] A. Goswami, A. Quaid, M. Peshkin, "Identifying robot parameters using partial pose information," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 13, issue 5, pp. 6-14, 1993.
- [7] J. Nocedal and S. J. Wright, *Numerical Optimization*, Springer,

York, 1990.

- [8] J. J. Moré, B. S. Garbow, and K. E. Hillstom, *User guide for MINPACK-1*, Argonne National Laboratory Report ANL-80-74, 1980.
- [9] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "Particle swarm optimization," *IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, pp. 1942-1948, 1995.
- [10] Y. Shi and R. C. Eberhart, "Empirical study of particle swarm optimization," *IEEE Proc. on Evolutionary Computation*, pp. 1942-1950, 1999.



**이종광**

1997년 충남대학교 기계설계공학과(공학사). 1999년 충남대학교 기계설계공학과(공학석사). 2004년 충남대학교 기계설계공학과(공학박사). 2006년~현재 한국원자력연구원 핵연료주기원격장치랩 선임연구원. 관심분야는 마스터-슬레이브

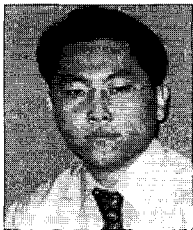
로봇 설계, 로봇-비전, 지능제어.



**이효직**

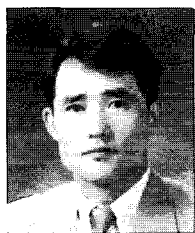
1995년 KAIST 기계공학과(공학사). 1998년 KAIST 기계공학과(공학석사). 2004년 KAIST 기계공학과(공학박사). 2004년~현재 한국원자력연구원 핵연료주기원격장치랩 선임연구원. 관심분야는 원격취급장치개발, 가상공학, 모델링 및 시뮬레이션.

레이션.



**윤광호**

1999년 호서대학교 전기공학과(공학사). 2001년 건국대학교 전기공학과(공학석사). 2005년 건국대학교 전기공학과(공학박사). 2006년~현재 한국원자력연구원 핵연료주기원격장치랩 Post Doc. 관심분야는 모터제어, 관측기 설계, 지능제어.



**윤지섭**

1980년 서울대학교 기계공학과(공학사). 1982년 KAIST 기계공학과(공학석사). 1987년 KAIST 기계공학과(공학박사). 1987년~현재 한국원자력연구원 선진핵주기시스템공학그룹 책임연구원/그룹장. 관심분야는 사용후핵연료 재활용, 원격

취급기술, 계측제어, 원격로봇.



**박병식**

1986년 조선대학교 기계공학과(공학사). 1990년 전남대학교 기계공학과(공학석사). 2002년 충남대학교 기계설계공학과(공학박사). 1987년~현재 한국원자력연구원 핵연료주기원격장치랩 책임연구원/랩장. 관심분야는 마스터-슬레이브 로

봇 설계, 힘반영 제어, 강인제어, 신호처리, 가상환경 작업 시뮬레이션.