

# 3차원 로봇 레이저 스캐닝 시스템의 모델링과 캘리브레이션

## Modeling and Calibration of a 3D Robot Laser Scanning System

이종광, 윤지섭, 강이석\*  
(Jong-Kwang Lee, Ji Sup Yoon, and E-Sok Kang)

**Abstract** : In this paper, we describe the modeling for the 3D robot laser scanning system consisting of a laser stripe projector, camera, and 5-DOF robot and propose its calibration method. Nonlinear radial distortion in the camera model is considered for improving the calibration accuracy. The 3D range data is calculated using the optical triangulation principle which uses the geometrical relationship between the camera and the laser stripe plane. For optimal estimation of the system model parameters, real-coded genetic algorithm is applied in the calibration process. Experimental results show that the constructed system is able to measure the 3D position within about 1mm error. The proposed scheme could be applied to the kinematically dissimilar robot system without losing the generality and has a potential for recognition for the unknown environment.

**Keywords** : robot laser scanning system, triangulation, parameter estimation, real-coded genetic algorithm

### I. 서론

최근 들어 로봇이 보다 지능적이고 정밀하게 작업할 수 있도록 하기 위해 3차원 작업환경 인식기술에 대한 관심이 크게 증가되고 있다. 이를 위한 하나의 방법으로 레이저 거리계(laser range finder)가 3차원 형상 모델링, 용접선 추적, 물체의 운동과 형태 추정 등 다양한 분야에서 활발히 적용되고 있다[1-6]. 레이저 투광기(laser projector)와 하나 또는 그 이상의 카메라로 구성된 레이저 거리계는 물체의 전 영역을 스캐닝하기 위해 선형운동 또는 회전운동이 가능한 플랫폼에 설치되어 적용된다. 레이저 거리계는 카메라와 레이저 평면 사이의 기하학적 관계를 이용하는 광삼각측량(optical triangulation) 기법[4,5]이나 또는 영상좌표와 물체에 맺힌 슬릿광 좌표 사이의 4×3 변환행렬(conversion matrix) [7,8]을 이용하여 모델링 된다. 이러한 시스템의 측정 정밀도를 높이기 위해서는 적절한 캘리브레이션 과정이 선행되어야 한다. 레이저 스캐닝 시스템에서 주로 적용되고 있는 캘리브레이션 기법은 우선 카메라 내부 파라미터들을 추정하고, 그 다음에 레이저 평면에 대한 파라미터들을 물체에 맺힌 점과 영상에서 획득된 점들 사이의 관계를 통해 추정하는 과정으로 구성된다. 이러한 방법은 캘리브레이션 과정을 두 단계로 구분함으로써 파라미터들에 대한 준 최적해를 얻을 수 있는 단점을 갖는다[9]. 한편 레이저 점광원과 비전 센서를 이용하여 로봇의 기구학 파라미터들에 대한 캘리브레이션이 수행되었지만[10], 카메라나 레이저 거리계 모델 파라미터들은 고려되지 않았다. 본 논문에서는 핸드 아이 카메라와 레이저 투광기 그리고 로봇 등으로 구성된 3차원 로봇 레이저 스캐닝 시스템에 대한 모델식을 유도하고, 캘리브레이션을 통해 최적의 모델 파라미터들을 추정한다. 실

제값과 추정값 간의 차이를 최소화하도록 파라미터들을 찾는 과정은 결국 최적화 문제로 귀결되며, 통상적인 기법들로 경사하강법(gradient descent method), 비선형 최소자승법, Newton method 등이 적용되고 있다. 하지만 이러한 알고리즘들은 해가 발산하지 않도록 또는 국부해에 수렴하지 않도록 하기 위해 초기값을 잘 선정해 주어야 한다.

이러한 단점을 보완하는 대안으로써 유전 알고리즘이 종종 사용된다. 특히 실수형 유전 알고리즘(real-coded genetic algorithm)은 고정밀도의 해가 요구되거나, 해에 대한 사전 지식이 결여된 경우 또는 복잡한 제약조건이 존재하는 경우에 아주 효과적인 기법이다. 이러한 장점들로 인해 카메라 교정[11]이나 역기구학 문제[12] 등의 파라미터 추정 등에 아주 효과적으로 적용될 수 있음이 입증되었다. 본 논문의 목적은 3차원 로봇 레이저 스캐닝 시스템의 모델 파라미터들에 대한 최적해를 구하는 문제에 실수형 유전 알고리즘이 적용될 수 있도록 구성하고, 실험을 통해 구성된 모델과 적용된 알고리즘의 타당성을 검증하는데 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II장에서는 반경방향 렌즈의 왜곡이 고려된 카메라와 레이저 투광기가 로봇의 말단 링크에 결합되어 순기구학과 광삼각측량 기법에 의해 물체의 3차원 위치를 측정할 수 있는 모델식을 유도한다. III장에서 시스템 모델로부터 최적의 캘리브레이션 파라미터들을 추정하기 위해 실수형 유전알고리즘을 적용한다. IV장에서는 다양한 자세에서 측정된 공간상의 좌표들을 이용하여 수행된 캘리브레이션 결과가 측정 정밀도 분석과 함께 제시되며, 마지막으로 V장에서 결론을 기술한다.

### II. 시스템 모델

#### 1. 카메라 모델

카메라는 핀홀(pinhole) 모델로 가정한다. 따라서 3차원 공간상의 한 점  $\mathbf{P}(x, y, z)$ 는 다음 식과 같이 유효 초점거리  $f$ 에 의해 왜곡(distortion)이 없는 이상적인 영상좌표  $(u, v)$ 로 투영된다.

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2004. 3. 24., 채택확정 : 2004. 8. 19.

이종광, 강이석 : 충남대학교 기계설계공학과

(s\_ljk@cnu.ac.kr/eskang@cnu.ac.kr)

윤지섭 : 한국원자력연구소(jsyoon@kaeri.re.kr)

$$u = f \frac{x}{z}, v = f \frac{y}{z} \tag{1}$$

만약 이러한 선형 모델에 대한 정밀도를 개선하기 위하여 렌즈 왜곡을 고려하면  $(u, v)$ 에 추가적인 편향이 고려되어야 한다. 반경방향 렌즈 왜곡이 고려된 카메라 영상좌표  $(\tilde{u}, \tilde{v})$ 는 다음 식과 같이 표현될 수 있다[14].

$$\begin{aligned} u &= \tilde{u} (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + \dots) \\ v &= \tilde{v} (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + \dots) \end{aligned} \tag{2}$$

$$r^2 = \tilde{u}^2 + \tilde{v}^2 \tag{3}$$

여기서,  $k_i$ 는 반경방향 왜곡계수(radial distortion factor)를 의미하며, 하나의 항만 고려해도 충분하므로 고차항을 무시하고  $k = k_1$ 으로 놓는다[5].

또한 카메라 영상 좌표  $(u, v)$ 는 확대계수  $s_u, s_v$ 와 영상 중심 좌표  $(u_0, v_0)$  등의 카메라 내부 파라미터에 의해 다음 식과 같이 영상좌표  $(\tilde{u}, \tilde{v})$ 으로 변환된다.

$$u' = \frac{u - u_0}{s_u}, v' = \frac{v - v_0}{s_v} \tag{4}$$

이상의 모델에서 카메라의 광학적 특징을 규정하는 내부 변수(intrinsic parameters)  $\mathbf{c} = \{f, s_u, s_v, u_0, v_0, k\}$ 에 대한 캘리브레이션이 필요하다.

2. 레이저 거리계 모델

Fig. 1은 3차원 거리 측정을 위한 레이저 거리계 모델을 보여주고 있다. 하나의 카메라가 렌즈의 중심이 카메라 좌표계의 원점에 일치하도록 Z축을 따라 설치된다. 또한 레이저 투광기는 카메라 원점에서 양의 X축 방향으로  $b$ 만큼 떨어져  $\theta$ 만큼 경사지게 설치된다. 렌즈 왜곡이 고려된 편향 카메라 모델로부터 공간상의 한 점  $\mathbf{P}(x, y, z)$ 가 영상에서 픽셀  $(u', v')$ 로 투영되며 유효 초점거리  $f$ 에 의해 제어된다. 3차원 공간에서 반사광의 위치는 카메라와 레이저 평면 사이의 기하학적 관계로부터 다음 식과 같이 계산될 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \rho \begin{bmatrix} v' \\ u' \\ f \end{bmatrix} \tag{5}$$

$$\rho = \frac{b}{v' + f \tan \theta} \tag{6}$$

따라서 캘리브레이션이 필요한 레이저 거리계 모델의 파라미터는  $\mathbf{s} = \{b, \theta\}$ 이다.

3. 로봇 레이저 스캐닝 시스템

Fig. 2는 본 연구에서 사용된 5축 매니퓰레이터의 기하학적 형상 및 관절 좌표계를 보여주고 있으며, Table 1은 D-H(Denavit-Hatzenberg) 표시법을 적용하기 위해 설정된 각 링크에 대한 인자 값을 나타내고 있다.

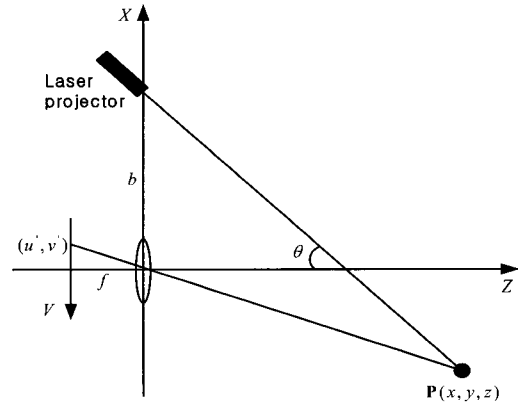


그림 1. 레이저 거리계 모델.  
Fig. 1. The laser range finder model.

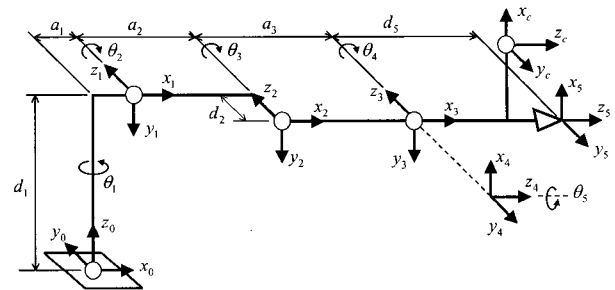


그림 2. SCORBOT-ER VII에 대한 기구학 모델.  
Fig. 2. Kinematic model for the SCORBOT-ER VII.

표 1. D-H 파라미터.

Table 1. D-H parameters.

Joint	$a_i$	$a_i$	$d_i$	$\theta_i$
1	$-\pi/2$	$a_1$	$d_1$	$\theta_1$
2	0	$a_2$	$d_2$	$\theta_2$
3	0	$a_3$	0	$\theta_3$
4	$-\pi/2$	0	0	$\theta_4$
5	0	0	$d_5$	$\theta_5$

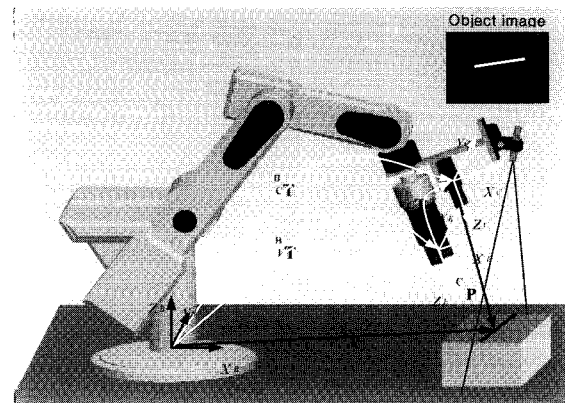


그림 3. 좌표계의 정의.  
Fig. 3. Definition of coordinate systems.

D-H 표시법에 의해 연속되는 두 좌표 프레임  $i$ 와  $i+1$  사이의 동차변환행렬을  ${}_{i+1}^i \mathbf{T}$ 이라 하면, 로봇 베이스와 end-effector에 설정된 프레임 사이의 좌표변환은 다음 식과 같이 표현된다.

$${}^E_C \mathbf{T} = {}^0_1 \mathbf{T} {}^1_2 \mathbf{T} {}^2_3 \mathbf{T} {}^3_4 \mathbf{T} {}^4_5 \mathbf{T} \quad (7)$$

Fig. 3은 매니플레이터의 말단 링크에 레이저 거리계가 설치된 로봇 레이저 스캐닝 시스템의 좌표변환 관계를 보여준다. End-effector 프레임과 카메라 프레임 사이에 변환행렬  ${}^E_C \mathbf{T}$ 를 도입하면, 로봇 베이스 좌표계와 카메라 좌표계 사이의 변환행렬은 다음 식과 같이 표현된다.

$${}^E_C \mathbf{T} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$${}^B_C \mathbf{T} = {}^B_E \mathbf{T} {}^E_C \mathbf{T} \quad (9)$$

여기서, 회전에 대한 행렬 요소  $r_{ij}$ 는 오일러 각  $R_x(w)$ ,  $R_y(\phi)$ ,  $R_z(\psi)$ 의 함수로 다음 식과 같이 표현되며,  $t_x$ ,  $t_y$ ,  $t_z$ 는 end-effector 좌표계에 대한 카메라 좌표계의 상대적인 위치를 나타낸다. 카메라 좌표계가 렌즈의 중심에 위치하므로 end-effector로부터의 정확한 위치 및 자세에 관련된 변수를 설정하는 것이 어려우므로 이들을 캘리브레이션 파라미터로 선정하였다.

$$\begin{cases} r_{11} = \cos w \cos \phi \cos \psi - \sin w \sin \psi \\ r_{12} = -\cos w \cos \phi \sin \psi - \sin w \cos \psi \\ r_{13} = \cos w \sin \phi \\ r_{21} = \sin w \cos \phi \cos \psi + \cos w \sin \psi \\ r_{22} = -\sin w \cos \phi \sin \psi - \cos w \cos \psi \\ r_{23} = \sin w \sin \phi \\ r_{31} = -\sin \phi \cos \psi \\ r_{32} = \sin \phi \sin \psi \\ r_{33} = \cos \phi \end{cases} \quad (10)$$

물체에 맺힌 투사광의 좌표는 로봇 베이스 좌표계에 대해서 다음 식과 같이 표현된다.

$${}^B_P = {}^B_C \mathbf{T} {}^C_P \quad (11)$$

또한 (5)를 다음 식과 같이 표현하면,

$${}^C_P = \rho [u \ v \ f \ 1/\rho]^T = \rho \mathbf{U} \quad (12)$$

로봇 레이저 스캐닝 시스템 모델로부터 추정된 좌표는 다음 식과 같이 구할 수 있다.

$$\mathbf{P} = \rho \mathbf{T} \mathbf{U} \quad (13)$$

여기서  $\mathbf{P} = {}^B_P$ ,  $\mathbf{T} = {}^B_C \mathbf{T}$ 를 나타낸다. 따라서 로봇 end-effector 좌표계와 카메라 좌표계 사이의 변환행렬에 관계된

$\mathbf{r} = \{w, \phi, \psi, t_x, t_y, t_z\}$ 을 카메라 좌표계의 위치 및 자세를 보상하기 위한 외부변수(extrinsic parameters)로 선정하였다.

정밀한 3차원 위치 측정을 위해서는 물체에 맺힌 반사광의 3차원 좌표와 이에 대응하는 카메라 좌표를 이용하여, 카메라 내부 파라미터  $f, s_u, s_v, u_0, v_0, k$ 와 레이저 거리계 모델의 파라미터인  $b, \theta$  그리고 카메라 좌표계의 위치와 자세에 관련된 파라미터  $w, \phi, \psi, t_x, t_y, t_z$ 에 대한 최적해를 추정하는 것이 필요하다.

### III. 파라미터 추정

캘리브레이션 파라미터들로 구성된 벡터를  $\mathbf{q}$ 라 한다.

$$\mathbf{q} = [f, s_u, s_v, u_0, v_0, k, b, \theta, w, \phi, \psi, t_x, t_y, t_z]^T \quad (14)$$

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

$$\mathbf{q} = [q_1, q_2, \dots, q_n]^T \quad (15)$$

또한 각 시스템 파라미터들에 대한 탐색 범위는 다음 식과 같이 설정된다.

$$\forall q_i \in [q_i^L, q_i^U]; \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

여기서  $q_i^L$ 와  $q_i^U$ 는 각각 탐색을 위한  $i$ 번째 파라미터  $q_i$ 의 하한값과 상한값을 의미한다.  $q_i$ 의 범위는 구성된 시스템의 설계 상수로부터 근사적으로 선정될 수 있으며, 해를 포함할 수 있는 합리적인 구간이 선정되어야 한다.

(13)과 같이 표현되는 로봇 레이저 스캐닝 시스템의 모델로부터 파라미터에 대한 최적해를 추정하기 위해 실수형 유전 알고리즘을 적용하였다.

#### 1. 개체 표현

실세계 문제를 해결하는데 유전알고리즘을 적용하기 위해서는 우선적으로 해를 표현하는 적당한 부호화 기법이 선정되어야 한다. 여러 가지 방법들 중에서 실수형 유전 알고리즘(real-coded genetic algorithm)은 고정밀도의 해가 요구되거나 해에 대한 사전 지식이 결여된 경우 또는, 복잡한 제약조건이 존재하는 경우 아주 효과적인 기법이다. 또한 변수와 유전자 간에 일대일 대응하므로 프로그래밍이 간편해지고 이진코딩 유전알고리즘에서 요구되는 부호화(encoding) 및 복호화(decoding) 과정이 필요 없게 되어 탐색 속도를 높일 수 있다. 또한 이진코딩의 문제점으로 지역동조를 어렵게 하는 해밍절벽(hamming cliff)을 개선할 수 있는 방법들을 제공한다. 본 논문에서는 개체의 표현 방법으로 일반적으로 많이 사용되는 이진코딩 대신에 실수코딩을 적용하였다. 따라서 추정될 로봇 레이저 스캐닝의 파라미터들이 직접 유전 알고리즘의 염색체  $q_j^k$ 로 표현되며, 이는  $k$ 번째 세대(generation)를 구성하는 개체군(population)에서  $i$ 번째 개체(individual)의  $j$ 번째 염색체(chromosome)를 의미한다.

#### 2. 적합도 함수

$m$ 개의 측정 데이터로부터 파라미터 벡터  $\mathbf{q}$ 에 대한 최

적해를 구하기 위해 다음 식과 같은 오차 벡터를 정의한다.

$$\mathbf{E}_i = \mathbf{P}_i - \rho_i \mathbf{T}_i \mathbf{U}_i \quad (17)$$

최적의 파라미터들은 오차의 제곱 합으로 표현되는 다음의 목적함수를 최소화시킴으로써 추정된다.

$$J = \sum_{i=1}^m \mathbf{E}_i^T \mathbf{E}_i \quad (18)$$

한편 유전 알고리즘에서는 적합도(fitness)를 최대화하도록 진화가 이루어지므로 다음 식과 같이 스케일링 상수  $A$ 를 도입하여 목적함수의 역수를 적합도 함수  $F$ 로 사용하였다.

$$F = \frac{A}{J} \quad (19)$$

### 3. 유전 연산자

#### 3.1 재생산

재생산(reproduction)은 적자생존이나 자연도태 현상을 모델링 한다. 선택의 기준이 되는 것은 적합도 함수이며 여러 가지 방법들이 존재하지만, 기본 원리는 더 좋은 개체들에게 특권을 부여한다는 것에 있어 공통적이다.

개체  $\mathbf{q}_i$ 의 적합도를  $F(\mathbf{q}_i) (> 0)$ 라 하고, 한 세대를 구성하는  $N$ 개의 개체들의 적합도 총합을 구해 선택 확률  $p_i$ 를 정한다.

$$p_i = \frac{F(\mathbf{q}_i)}{\sum_{j=1}^N F(\mathbf{q}_j)} \quad (20)$$

이러한 방법은 확률적 속성 때문에 최고의 적합도를 갖는 개체가 다음 세대에서 소실될 수 있는 단점을 갖고 있다. 이를 보완하기 위해 일부는 적합도가 우수한 엘리트 개체들로, 나머지는 확률적 선택에 의해 다음 세대가 구성될 수 있도록 하였다.

#### 3.2 교배

교배(crossover)는 두 염색체 간에 유전자를 부분적으로 서로 바꿈으로써 새로운 개체를 생성하는 과정으로 확률적인 처리를 통해 개체간의 정보를 교환한다.  $q_{il}^k$ 와  $q_{jl}^k$ 가  $k$  번째 세대에서 각각  $i$  번째와  $j$  번째 개체로부터 선택된  $l$  번째 염색체라고 하면, 자손  $q'_{il}^k$ 와  $q'_{jl}^k$ 는 다음 식과 같이 부모 염색체 쌍의 선형 결합으로 정의되는 산술적 교배(arithmetic crossover)에 의해 결정된다[11].

$$\begin{cases} q'_{il}^k = \lambda q_{il}^k + (1 - \lambda)q_{jl}^k \\ q'_{jl}^k = \lambda q_{jl}^k + (1 - \lambda)q_{il}^k \end{cases} \quad (21)$$

여기서  $\lambda$ 는  $[0, 1]$  범위에서 발생하는 난수이다.

#### 3.3 돌연변이

돌연변이(mutation) 연산은 임의의 유전자를 새로운 것

로 교체하는 방법으로 개체의 다양성을 유지하도록 함으로써 지역해로 수렴하는 것을 막아준다.

본 연구에서는 실수 표현의 장점을 살리면서 정밀도를 높이기 위해 미세 조정(fine tune)이 가능하도록 고안된 동적 돌연변이(dynamic mutation) 연산을 적용하였다[13].

만약  $k$  세대의  $i$  번째 개체  $\mathbf{q}_i^k = [q_{i1}^k, \dots, q_{ij}^k, \dots, q_{im}^k]$  중에서 표현 범위가  $[q_j^L, q_j^U]$ 인  $q_{ij}^k$ 가 선택되었다면, 돌연변이 연산의 결과는  $\mathbf{q}'_i^k = [q_{i1}^k, \dots, q'_{ij}^k, \dots, q_{im}^k]$ 이며,  $q'_{ij}^k$ 는 다음 식을 만족하도록 결정된다.

$$q'_{ij}^k = \begin{cases} q_{ij}^k + \delta(k, q_{ij}^U - q_{ij}^k), & \text{if } \tau = 0 \\ q_{ij}^k - \delta(k, q_{ij}^k - q_{ij}^L), & \text{if } \tau = 1 \end{cases} \quad (22)$$

여기서  $\tau$ 는 0 또는 1을 취하는 난수이며,  $\delta(k, y)$ 는 다음 식과 같은 함수가 이용될 수 있다.

$$\delta(k, y) = y \cdot r \cdot \left(1 - \frac{k}{T}\right)^b \quad (23)$$

여기서,  $r$ 은 0과 1 사이의 난수,  $T$ 는 설정된 최대 세대 수,  $b$ 는 불균등(non-uniformity) 정도를 결정하는 변수이다. 이 함수의 특징은 초기에는 전 공간을 균등한 확률로 탐색하지만 세대수  $k$ 가 증가함에 따라 0에 가까운 수를 발생할 확률이 높아지도록 함으로써 매우 지역적인 탐색이 가능하도록 한다.

### 4. 알고리즘 구성

Fig. 4는 실수형 유전 알고리즘에 기초한 캘리브레이션 개념도를 나타낸다. 적합도 함수가 특정한 값보다 커지거나 또는 특정한 수의 세대를 거처도 가장 좋은 해의 변화가 없는 경우에 종료된다. 전체 흐름은 다음과 같은 과정으로 진행되며, 단계 5와 6은 보존된 엘리트 개체를 제외한 나머지 개체들에 대해서만 수행된다.

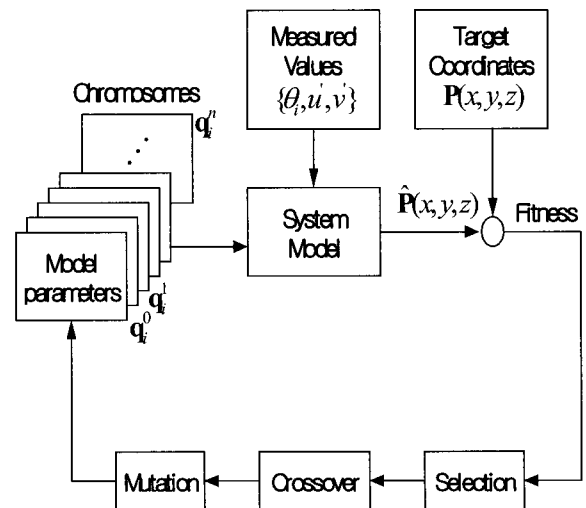


그림 4. 유전 알고리즘에 기초한 캘리브레이션 개념도.  
Fig. 4. Schematic diagram of the GA based calibration.

단계 1) 각 개체의 유전자들을 설정된 파라미터의 범위 내에서 초기화하여 세대  $g(0)$ 를 구성한다.

단계 2)  $g(k)$ 로부터  $g(k+1)$  세대는 다음 과정을 통해 구성한다.

단계 3)  $g(k)$  세대의 개체군에 대한 적합도 평가

단계 4) 엘리트 개체 보존 및 재생산 연산

단계 5) 교배 연산

단계 6) 돌연변이 연산

단계 7) 종료 조건이 만족되면 종료하고 그렇지 않으면  $k = k + 1$ 로 설정하고 단계 3으로 간다.

IV. 실험 및 고찰

1. 시스템 구성

본 논문에 적용된 로봇은 Fig. 5에 보이는 바와 같이 Eshed Robotec 사에서 제작된 5축 로봇 SCORBOT-ER VII이 사용되었다.

표 2. 파라미터 추정 결과.

Table2. Parameter estimation results.

parameter	parameter boundary		estimated value
	lower	upper	
$f(\text{mm})$	6	10	7.25
$s_u$	0.005	0.1	0.0066
$s_v$	0.005	0.1	0.0074
$u_0$	290	340	315.2
$v_0$	200	250	232.8
$k$	0	0.1	0.00062
$b(\text{mm})$	100	200	139.9
$\theta(^{\circ})$	0	45	26.5
$w(^{\circ})$	-5	5	1.28
$\phi(^{\circ})$	-5	5	2.02
$\psi(^{\circ})$	-5	5	0.91
$t_x(\text{mm})$	50	100	68.4
$t_y(\text{mm})$	-10	0	-4.52
$t_z(\text{mm})$	-100	-50	-63.5

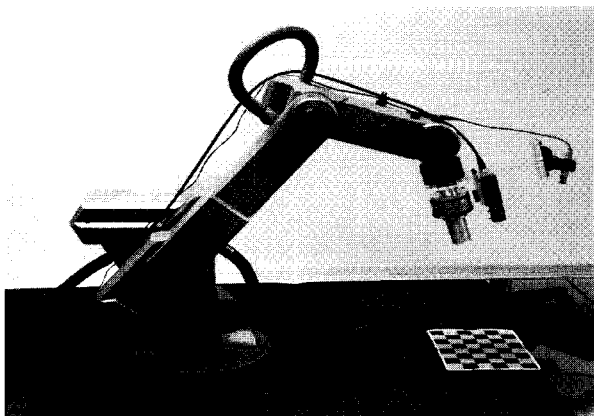


그림 5. 로봇 레이저 스캐닝 시스템.  
Fig. 5. Robot laser scanning system.

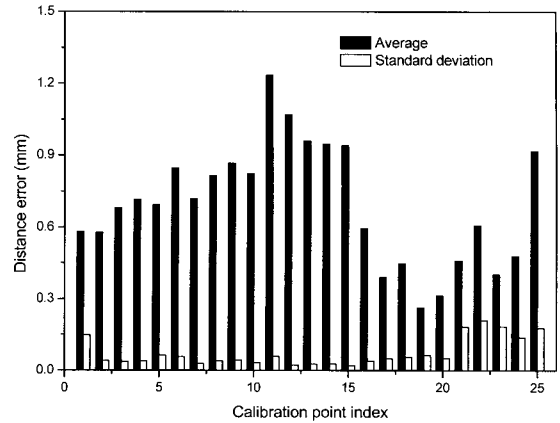


그림 6. 캘리브레이션 결과.  
Fig. 6. Calibration results.

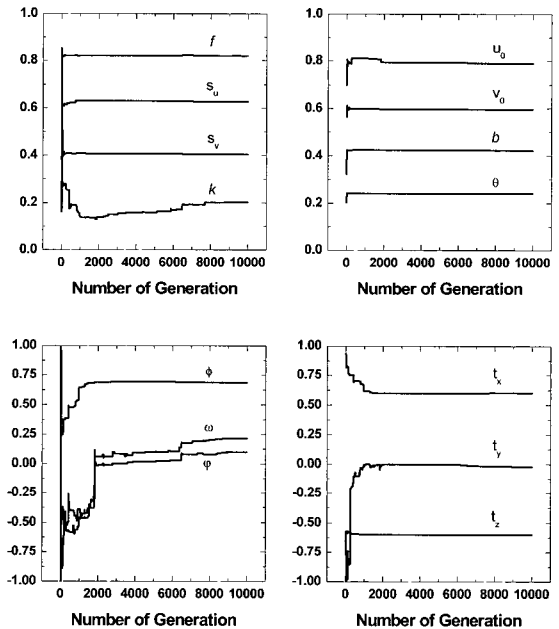


그림 7. 스케일링된 캘리브레이션 파라미터.  
Fig. 7. Scaled calibration parameters.

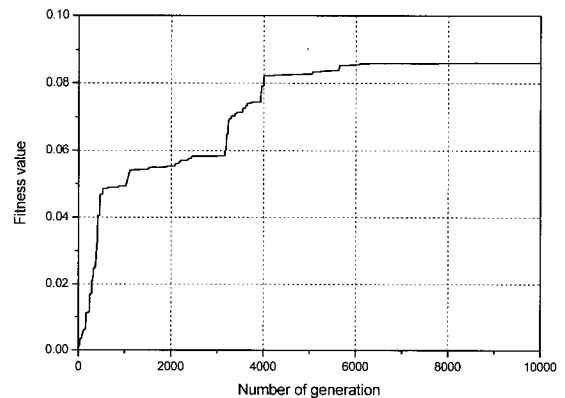


그림 8. 적합도 함수의 수렴.  
Fig. 8. Convergence of the fitness value.

각 축은 컨트롤러를 통하여 DC 서보 모터의 회전을 하모닉 드라이브로 감속하여 구동하고, 위치와 속도를 제어할 수 있도록 구성되어 있다. 조인트 컨트롤러는 RS-232C 통신을 통해 컴퓨터와 연결된다. 또한 Sony 사의 흑백 CCD 카메라(XC-55)가 Matrox 사의 프레임 그래버에 연결되어 있으며, 로봇의 말단 링크에 부착시키기 위해 별도의 가공물을 제작하였다. 680nm의 파장을 갖는 슬릿광 레이저는 경사각을 조정할 수 있는 마운트 위에 설치되었다.

## 2. 파라미터 추정 실험

캘리브레이션을 위한 표식은 Fig. 5에 나타난 것과 같이 한 변의 길이가 30mm인 정사각형 패턴들로 구성된 출력볼을 바닥에 붙여 사용하였다. 수평하게 투사된 슬릿빔 레이저의 영상점이 사각형 패턴의 모서리 점을 통과하도록 로봇을 조정후, 5개의 교정점을 획득하였다. 동일한 방식으로 5가지의 서로 다른 로봇 자세에서 총 25개의 교정점을 추출하였다. 유전 알고리즘을 이용하여 파라미터를 최적화하는 경우 적절한 탐색공간의 선정은 매우 중요한 문제이다.

Table 2는 14개의 시스템 모델 파라미터에 대해 최적화를 수행하기 위해 선정된 변수의 범위와 추정 결과를 보인다. 유전 알고리즘의 결과는 랜덤하게 설정되는 초기 집단의 구성에 따라 달라질 수 있기 때문에 총 10번의 실험을 거친 후 그 평균값을 결과로 채택하였다. Fig. 6은 교정점과 추정점 사이의 평균 거리오차와 표준편차를 나타낸다. x축, y축, z축에 대한 개별 최대오차는 각각 0.56mm, 0.84mm, 1.17mm로 얻어졌으며, 평균 거리오차에 있어 최대 1.24mm 이내의 추정이 가능하였다. 유전 알고리즘은 개체수 100, 교배확률 0.85, 돌연변이확률 0.1로 설정하였으며, 적합도가 특정한 값보다 커지거나 지정된 10000세대를 지나도 가장 좋은 해의 변화가 없는 경우 종료되도록 프로그래밍 하였다. Fig. 7은 전체 캘리브레이션 파라미터들이 유전알고리즘을 통해 최적의 값으로 수렴이 되도록 진화가 이루지는 과정을 보인다. 여기서 각각의 파라미터들은 서로 다른 크기의 비례 상수를 곱해 스케일링된 결과이다. Fig. 8은 유전알고리즘의 세대수 증가에 대하여 적합도 함수 값의 변화를 보여준다. 대략 6000세대 이후에서는 추정 오차에 큰 변화가 발생하지 않았으며, 전체 연산 시간은 3분정도 소요되었다.

## V. 결론

반경방향 렌즈의 왜곡이 고려된 카메라와 레이저 투광기가 로봇의 말단 링크에 결합되어 순기구학과 광삼각측량 기법에 의해 물체의 공간적 위치를 측정할 수 있는 3차원 로봇 스케닝 시스템 모델식이 유도되었다. 또한 시스템 모델로부터 최적의 캘리브레이션 파라미터들을 추정하기 위해 실수형 유전알고리즘을 적용하였으며, 실험을 통해 구성된 모델과 적용된 알고리즘의 타당성을 측정 정밀도 분석을 통해 검증하였다. 자세가 고정된 채 단순히 회전운동 또는 선형운동을 갖는 플랫폼에 설치되어 적용되는 기존의 레이저 거리계는 슬릿빔이 맺히는 영역의 깊이 변화만을 교정점 선택에 고려하면 되지만, 레이저 거리계가 매니퓰레이터의 말단 링크에 부착되는 경우에는 레이저 거리계의 위치와 함께 자세 변화도 동시에 고려하여야 한다. 제안된 모델링 및 캘

리브레이션 기법은 일정 영역의 공간에 대한 최적의 결과를 갖도록 수행되며, 이러한 기법은 다른 기구학적 특징을 갖는 로봇에 대해서도 그 일반성을 잃지 않고 적용이 가능하다. 향후 로봇의 가공 및 조립 시 발생될 수 있는 링크 파라미터 오차나 각도 센서의 offset 등을 추가적인 캘리브레이션 파라미터로 고려함으로써 오차를 더욱 줄일 수 있는 연구가 필요할 것으로 판단된다.

## 참고문헌

- [1] J. Forest and J. Salvi, "A review of laser scanning three-dimensional digitisers", *Proc. of the 2002 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 73-78, Oct. 2002.
- [2] A. M. Wallace, G. Zhang and Y. Gallaher, "Scan calibration or compensation in a depth imaging system", *Pattern Recognition Letters*, vol. 19, pp. 605-612, 1998.
- [3] S. Takahashi and B. K. Ghosh, "Motion and shape identification with vision and range", *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 47, no. 8, pp. 1392-1396, Aug. 2002.
- [4] P. Saint-Marc, J. L. Jezouin and G. Medioni, "A versatile PC-based range finding system", *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 7, no. 2, pp. 250-256, Apr. 1991.
- [5] Y. Y. Char and D. G. Gweon, "A calibration and range-data extraction algorithm for an omnidirectional laser range finder of a free-ranging mobile robot", *Mechatronics*, vol. 6, no. 6, pp. 665-689, 1996.
- [6] M. Y. Kim, H. S. Cho and J. H. Kim, "Obstacle modeling for environment recognition of mobile robots using growing neural gas network", *IJCAS*, vol. 1, no. 1, pp. 134-141, Mar. 2003.
- [7] M. Y. Kim, K. W. Ko, H. S. Cho and J. H. Kim, "Visual sensing and recognition of welding environment for intelligent shipyard welding robots", *Proc. of the 2000 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2159-2165, 2000.
- [8] C. H. Chen and A. C. Kak, "Modeling and calibration of a structured light scanner for 3-D robot vision", *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, vol. 4, pp. 807-815, Mar. 1987.
- [9] A. M. McIvor, "Calibration of a laser stripe profiler", *Second Int. Conf. on 3-D Digital Imaging and Modeling*, p. 4-8, Oct. 1999.
- [10] K. Nakazawa, "Calibration of manipulator using vision sensor on hand unit", *IEEE Conf. on Industrial Electronics, Control, and Instrumentation*, vol. 3, pp. 1386-1390, Nov. 1993.
- [11] Q. Ji and Y. Zhang, "Camera calibration with genetic algorithms", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part A : Systems and Human*, vol. 31, no. 2, pp. 120-130, Mar. 2001.

[12] P. Kalra, P. B. Mahapatra, and D. K. Aggarwal, "On the solution multimodal robot inverse kinematic functions using real-coded genetic algorithms", *IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 2, pp. 1840-1845, Oct. 2003.

[13] Z. Michalewicz, Genetic algorithm + data structures =

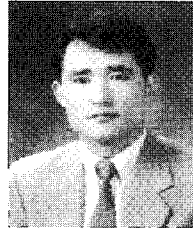
evolution programs, Springer, Berlin, 1996.

[14] R. Y. Tsai, "A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses", *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol. RA-3, no. 4, pp. 323-344, Aug. 1987.



**이 종 광**

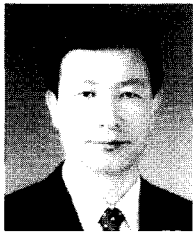
1997년 충남대학교 기계설계공학과 졸업. 1999년 동대학원 석사. 2004년 동대학원 박사. 주관심분야는 로봇 비전, 인공지능, 원격제어.



**윤 지 섭**

1980년 서울대학교 기계공학과 졸업. 1982년 한국과학기술원 기계공학과 석사. 1987년 동대학원 박사. 1987년~현재 한국원자력연구소 책임연구원. 주관심분야는 산업공정 원격취급기술, 생산 자동화 및 계측제어, 로봇 및 센서 적

용기술.



**강 이 석**

1974년 서울대학교 기계공학과 졸업. 1983년 아주대학교 기계공학과 석사. 1994년 한국과학기술원 기계공학과 박사. 1991년~1992년 MIT대학 방문연구원. 1981년~현재 충남대학교 기계설계공학과 교수. 주관심분야는 제어이

론의 응용, 로보틱스, 인공지능, 유압공학, 공장자동화.