

로봇 캘리브레이션을 위한 모델 파라미터의 관측성 연구

범진환*, 양수상**, 임생기***

A Study on Observability of Model Parameters for Robot Calibration

Jin-Hwan Borm*, Soo-Sang Yang**, Seang Gi Lim***

ABSTRACT

Objective of calibration is to find out the accurate kinematic relationships between robot joint angles and the position of the end-effector by estimating accurate model parameters defining the kinematic function. Estimating the model parameters requires measurement of the end-effector position at a number of different robot configurations. This paper studies the implication of measurement configurations in robot calibration. For selecting appropriate measurement configurations in robot calibration, an index is defined to measure the observability of the model parameters with respect to a set of robot configurations. It is found that, as the observability index of the selected measurement configurations increase, the attribution of the position errors to the parameter errors becomes dominant while the effects of the measurement and unmodeled errors are less significant; consequently better estimation of parameter errors is expected. To demonstrate the implication of the observability measure in robot calibration, computer simulations are performed and their results are discussed.

Key Words : Robot Calibration(로봇 캘리브레이션), Estimating Model Parameters(모델파라미터 추정), Measurement Configurations(측정 위치), Observability(관측성)

1 서론

오프라인 프로그래밍은 실제 작업환경에서 실제 로봇을 이용하여 프로그래밍을 수행하는 온라인 프로그래밍과는 달리 컴퓨터 상에서 모델된 작업환경과 모델된 로봇을 이용하여 프로그래밍을 수행하는 것이며 로봇의 CAD/CAM 응용에 사용된다. 오프라인 프로그램 방법은

여러 가지 면에서 장점이 많지만, 이런 장점이 실제 상황에서 이루어지려면, 모델된 작업대상물 및 모델된 로봇 시스템에 대한 정확한 모델 파라미터 및 형상 정보가 필요하다. 이와 같이 실제 로봇 시스템 및 작업대상물 등의 정확한 수학적 모델링 및 모델 파라미터의 값을 알아내는 일련의 과정이 캘리브레이션(Calibration)이며, 이들 모델 파라미터(Model Parameter)의 값들은 오프라인 프

* 아주대학교 기계 및 산업공학부
 ** 아주대학교 기계공학과 대학원
 *** 아주대학교 시스템공학과 대학원

로그래밍을 위한 컴퓨터상의 로봇과 작업 대상물의 시스템 모델 및 그들의 기구학적 관계를 구축하는 데 이용되어진다. 결국, 오프라인 프로그래밍 응용에서의 로봇 절대위치 정밀도 향상을 위한 제반 과정이 캘리브레이션이라 할 수 있다. 일반적으로 캘리브레이션은 다음과 같은 네 과정을 밟는다. 첫 번째는 캘리브레이션을 위한 로봇 기구 모델링 및 모델 파라미터를 정의하는 것이고, 두 번째는 로봇의 여러 위치에서 로봇 손끝위치를 측정하며, 세 번째는 적절한 추정 알고리즘으로 이 측정값들을 이용하여 좀 더 정확한 모델 파라미터를 추정하는 것이다. 마지막으로 추정된 모델 파라미터를 이용하여 손끝 위치 오차를 보정하는 것이다. 즉, 캘리브레이션을 위한 기구 모델의 역기구학을 계산하는 것이다.

로봇 캘리브레이션에 관한 연구는 1980년대 중반 컴퓨터 통합 생산 시스템(CIM)에 관심이 모아지면서부터 시작되어 지금에 이르렀다. 매우 많은 연구자들⁽¹⁻⁹⁾이 기하학적 오차(Geometric error)를 위한 캘리브레이션 방법을 연구하였고, 축 처짐이나 기어 백래쉬와 같은 비기하학적 오차(Nongeometric error)등을 고려한 연구도 있다.⁽¹⁰⁻¹²⁾ 또한, 캘리브레이션을 위한 로봇 파라미터 오차 모델에 있어서 어느 것이 더 좋은 가는 아직까지도 논쟁거리 중의 하나이며, 지금까지 많은 연구자들이 연속된 두 축 사이의 파라미터 개수를 4, 5, 6으로하는 방법들을 사용한 바 있다.^(2,3,5,9) 실제로 모델 파라미터의 수를 증가시키면 좀 더 정밀한 수학적 모델을 만들 수 있으며, 캘리브레이션 후 잔류 오차도 적어질 것이다. 하지만, 완벽한 모델을 만드는 것은 불가능하기 때문에, 모델에서 제외된 오차원인(error source)들은 모델된 파라미터 오차를 추정하는 데 있어서 큰 소음(Noise)으로 작용할 것이고 또한, 그것들은 추정된 모델 파라미터의 값이 실제와 큰 차이를 보이게 하는 원인이 되기도 한다.

일반적으로 측정오차나 모델링 오차를 제거하기란 어렵기 때문에, 이와 같은 오차가 로봇 위치오차에 미치는 영향이 상대적으로 적은 위치에서 측정을 한다면 모델 파라미터의 추정 정밀도는 향상될 것이다. 이를 위하여, Morris 등⁽¹³⁾은 최소자승법을 이용하여 모델 파라미터를 추정한다는 전제하에 자코비안 행렬의 조건 수(Condition Number)를 수치 해석적 측면에서 정의하였다. 이 조건 수는 오직 자코비안의 함수이며 측정횟수와 무관하다는 단점이 있지만, 모델 파라미터의 관측정도와 측정오차 또는 모델링 오차가 모델 파라미터의 추정 정밀도에 미치는 영향을 어느 정도 나타내주고 있다.

본 연구에서는 오차전파 행렬을 이용, 오차전파 특성적 측면에서 모델 파라미터 오차의 관측성을 정의하고 이의 캘리브레이션 결과와의 관계를 연구하였다. 정의된 관측성은 로봇 메커니즘의 오차전파 행렬, 측정위치 및 측정횟수의 함수이며, 관측성이 증가함에 따라 로봇위치 오차의 모델 파라미터 오차에 대한 영향이 지배적이 되며 기타 측정오차나 모델 되지 않은 파라미터에 대한 영향은 감소되어짐을 수학적 및 컴퓨터 모사(Simulation)로 증명하였다. 결론적으로, 로봇 캘리브레이션을 수행함에 있어서 측정횟수를 많이 하는 것 보다 좋은 측정자세를 선택하는 것이 더 중요함을 알 수 있었으며, 본 연구에서 정의한 관측성은 좋은 측정위치를 선정하는 기준이 될 수 있을 것이다.

2 로봇 기구모델과 모델 파라미터의 오차 전파

로봇 손끝의 위치/방향은 일반적으로 다음과 같은 수학적 함수 형태로 표현할 수 있다.

$$\vec{p} = \vec{p}(x, \theta) \tag{1}$$

여기서 $\vec{p} = [p_x, p_y, p_z, \theta_x, \theta_y, \theta_z]^T$ 는 로봇 기준좌표계에 대한 로봇 손끝의 위치 및 방향을 나타내며, $\vec{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ (n : 모델 파라미터의 총 개수)는 모델 파라미터 벡터⁽¹⁴⁾이며, $\vec{\theta}$ 는 로봇 조인트각 벡터이다. 공칭 기구학 방정식에 사용한 파라미터 값들을 \vec{x}^N , 실제의 값을 \vec{x} , 공칭값과 실제값 사이의 오차를 $\vec{\epsilon}$ 라 하면, 상기 (1) 식은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\vec{p} = \vec{p}(x, \theta) = \vec{p}(\vec{\theta}^N + \vec{\epsilon}, \vec{\theta}) \tag{2}$$

로봇을 임의의 작업 위치로 제어하기 위하여, 상기 식 (2)에서 $\vec{\epsilon} = \mathbf{0}$ 으로 가정하고 그 역기구학해를 구하는 것이 일반적이다. 하지만, 실제로는 $\vec{\epsilon}$ 의 값들이 무시할 수 없을 정도로 크기 때문에 실제 제어되어진 손끝의 위치는 원하는 작업 위치와 미소한 위치 차이가 있을 것이다. 즉,

$$\vec{dp} = \vec{p}(x^N + \vec{\epsilon}, \vec{\theta}) - \vec{p}(x^N, \vec{\theta}) \tag{3}$$

로봇 손끝을 원하는 작업 위치로 정확히 움직이고자 한다면, $\vec{\epsilon}$ 의 값을 알아야만 할 것이다. 그러나, $\vec{\epsilon}$ 의 값

이 작다고 가정하면, 식 (3) 은 다음과 같이 근사화 할 수 있다.

$$\vec{dp} \approx \left. \frac{\partial \vec{p}}{\partial \vec{\epsilon}} \right|_{\vec{\epsilon} = 0} \cdot \vec{\epsilon} = e(\vec{x}^N, \vec{\theta}) \cdot \vec{\epsilon} \quad (4)$$

여기서, \vec{dp} 는 손끝 위치오차 벡터이고, $\left. \frac{\partial \vec{p}}{\partial \vec{\epsilon}} \right|_{\vec{\epsilon} = 0}$ 은 (6 x n) 행렬이며 $e(\vec{x}^N, \vec{\theta})$ 로 표현할 수 있다. 이 행렬은 로봇 특정 자세 ($\vec{\theta}$)에서 각 모델 파라미터의 오차 ($\vec{\epsilon}$)가 로봇 손끝 위치/방향 오차 (\vec{dp})로 전파되는 특성을 보여주고 있으므로 오차전파 행렬이라 부를 수 있다. 이 오차전파 특성은 식 (4) 에서와 같이 로봇 자세 ($\vec{\theta}$)에 따라 달라질 수 있다. 일반적으로, 모델 파라미터 값을 추정하기 위해서는 여러 로봇 자세에서 손끝의 위치/방향 (${}^m \vec{p}_i$) 및 그때의 로봇 조인트 각 (${}^m \vec{\theta}^i$)을 측정하여야 한다. M 번의 측정을 수행하였을 경우, 아래와 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$\vec{dp}_i = ({}^m \vec{p}_i) - \vec{p}(\vec{x}^N, {}^m \vec{\theta}^i) = e(\vec{x}^N, {}^m \vec{\theta}^i) \cdot \vec{\epsilon} \quad (5)$$

여기서, $i = 1, 2, \dots, M$

또한 상기식 (5) 를 간단히 표현하면 아래와 같다.

$$\vec{y} = E(\vec{x}^N, {}^m \vec{\Theta}) \cdot \vec{\epsilon} \quad (6)$$

단, $\vec{y} = [\vec{dp}_1^T, \vec{dp}_2^T, \dots, \vec{dp}_M^T]^T$ 은 M 개의 로봇위치 및 방향 측정값과 공칭 기구학식을 이용한 계산 값과의 차이이며, ${}^m \vec{\Theta} = [{}^m \vec{\theta}_1^T, {}^m \vec{\theta}_2^T, \dots, {}^m \vec{\theta}_M^T]^T$ 는 측정 자세들이고, $E(\vec{x}^N, {}^m \vec{\Theta}) = [e(\vec{x}^N, {}^m \vec{\theta}^1)^T, e(\vec{x}^N, {}^m \vec{\theta}^2)^T, \dots, e(\vec{x}^N, {}^m \vec{\theta}^M)^T]^T$ 은 (6M x n) 행렬로서 M 개의 측정위치에서의 오차전파 특성을 종합적으로 보여주고 있다.

3 모델 파라미터의 관측성

식 (4) 에서 상호 독립적인 오차 파라미터의 수를 L 이라고 한다면, 오차 벡터 $\vec{\epsilon}$ 는 R^L 벡터공간내에 존재하게 되고, 오차전파 행렬 e 는 (6×L) 차원을 갖는다. Singular Value Decomposition⁽¹⁴⁾ 방법을 사용해서 e 를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$e = USV^T \quad (7)$$

여기에서 $U = [\vec{u}_1, \vec{u}_2, \dots, \vec{u}_6]$ 이며, \vec{u}_i 는 ee^T 의 고유벡터(orthonormal eigenvector)이다. 그리고, $V = [\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_L]$ 이며, \vec{v}_i 는 $e^T e$ 의 고유벡터(orthonormal eigen-vector)이다. 또한, S 는 (6×L) 행렬이며 다음과 같다.

$$S = \begin{bmatrix} \Omega_1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Omega_2 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \Omega_3 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & \ddots & & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \Omega_6 & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

여기서, $\Omega_i^2 (i = 1 \sim 6)$ 는 $E_i^T E_i$ 의 고유치(eigen-value)이다. 식 (7) 을 식 (4) 에 대입하여 정리하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\vec{dp} = \sum_{i=1}^6 (\Omega_i \vec{v}_i^T \vec{\epsilon}) \vec{u}_i = \sum_{i=1}^6 (\Omega_i \vec{v}_i \cdot \vec{\epsilon}) \vec{u}_i \quad (9)$$

식(9) 로부터, 위치 오차 \vec{dp} 는 모델 파라미터 오차 ($\vec{\epsilon}$)가 $[\Omega_1 \vec{v}_1, \Omega_2 \vec{v}_2, \dots, \Omega_6 \vec{v}_6]$ 로 이루어진 부분공간(subspace)으로 투영(projection)된 요소라는 사실을 알 수 있다. 즉, 모델 파라미터 오차 ($\vec{\epsilon}$)중 일부분만이 위치 오차 (\vec{dp})로 전파되어 지는 것이다. 결과적으로, 특정 로봇 자세에서 위치 오차 (\vec{dp})를 측정하였을 경우, $\vec{\epsilon}$ 의 일부분만이 측정된 위치 오차 데이터로부터 관측되어질 수 있다. 사실, 그것은 모델 파라미터 오차 ($\vec{\epsilon}$)를 추정하는데 있어서 많은 수의 측정이 요구된다는 것을 의미한다. 만약 M 번의 측정을 수행하였다면, 식 (6) 으로부터 다음과 같은 관계 식을 얻을 수 있다.

$$\vec{y} = E\vec{\epsilon} = G \sum Q^T \vec{\epsilon} \quad (10)$$

여기서, $G = [\vec{g}_1, \vec{g}_2, \dots, \vec{g}_{6M}]$ 은 (6M×6M) 행렬이고, \vec{g}_i 는 EE^T 의 orthonormal eigenvector 이며, $\vec{Q} = [\vec{q}_1, \vec{q}_2, \vec{q}_3, \dots, \vec{q}_L]$ 은 (L×L) 행렬이고, \vec{q}_i 는 $E^T E$ 의 orthonormal eigenvector 이다. 여기서, E 는 식 (6)에서 정의한 바와 같다. 측정횟수가 충분하여 $6M > L$ 이면,

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_L \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

Σ 는 $(6M \times L)$ 행렬이고, σ_i^2 은 $E^T E$ 의 eigenvalue이며, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_L \geq 0$ 이다. 좌표계 변환을 거쳐서 식 (10)을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\bar{\phi} = \Sigma \bar{\xi} \quad (12)$$

여기서 $\bar{\phi} = G^T \bar{y} = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{6M}]^T$ 로서, 손끝 위치 공간상의 새로운 좌표계 $[\bar{g}_1, \bar{g}_2, \dots, \bar{g}_{6M}]$ 에 대한 측정된 위치오차 벡터이고, $\bar{\xi} = Q^T \bar{e} = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_L]^T$ 는 모델 파라미터 공간상의 새로운 좌표계인 $[\bar{q}_1, \bar{q}_2, \dots, \bar{q}_L]$ 에 대한 $(L \times 1)$ 의 모델 파라미터 오차 벡터이다. 즉, ξ_i 는 추정하려는 모델 파라미터 오차들이며, ϕ_i 는 위치측정 정보인 션이다. 상기 식 (12)를 다시 표현하면 아래와 같다.

$$\xi_i = \frac{\phi_i}{\sigma_i} \quad (i=1, 2, \dots, L) \quad (13)$$

또한, 측정정보인 ϕ_i 는 다시 아래와 같은 두가지 성분으로 나눌 수 있을 것이다.

$$\phi_i = \phi_i^* + \Delta\phi_i \quad (14)$$

여기서 ϕ_i^* 는 추정하려는 모델 파라미터 오차들에 기인한 손끝 위치 오차이고, $\Delta\phi_i$ 는 모델 되어지지 않는 오차나 측정 오차와 같은 각종 잡음 성분들에 의거한 위치 오차들이다. 따라서, 식 (13)은 아래와 같은 식으로 다시 표현할 수 있다.

$$\xi_i = \frac{\phi_i^* + \Delta\phi_i}{\sigma_i} = \xi_i^* + \frac{\Delta\phi_i}{\sigma_i} \quad (i=1, 2, \dots, L) \quad (15)$$

여기서, ξ_i 와 ξ_i^* 는 각각 모델 파라미터 오차의 추정

값과 실제 값이다. 그러나, 잡음 성분의 특성을 파악하기란 불가능하기 때문에 $\Delta\phi_i$ 를 상수로 가정해 보도록 하자. 즉, 잡음이 로봇의 자세(configuration)에 대하여 일정하다고 가정하는 것이다. 이 경우, 식 (15)에서 보는 바와 같이, 추정 값과 실제 값 사이의 차가 단지 오차전파 행렬 E 의 고유치 (σ_i)에 의존함을 알 수 있다.

$\sigma_i \neq 0$ 이면, 모델 파라미터 오차벡터 (\bar{e} 혹은 $\bar{\xi}$)는 측정위치 데이터 (\bar{y} 혹은 $\bar{\phi}$)로부터 "관측되어질 수 있다"라고 볼 수 있다. 하지만, \bar{e} 가 관측되어짐에도 불구하고 식 (15)의 σ_i 가 매우 작으면 추정값 ξ_i 는 실제 값 ξ_i^* 과 큰 차이를 보일 수 있게 된다. 즉, σ_i 값이 매우 크다면 잡음 ($\Delta\phi_i$)에 대한 영향이 제거되거나 감소될 수 있다. 다시 말해서, σ_i 값이 커짐에 따라 \bar{e} 의 관측도(degree of observability)가 증가할 것이다. 만약, 측정횟수(M)가 증가하면 σ_i 와 $\Delta\phi_i$ 둘 다 증가할 것이므로, \bar{e} 의 관측성은 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_L$ 과 측정횟수(M)의 함수로 정의하는 것이 좋을 것이다. 본 연구에서는 아래와 같이 그 관측성을 정의하기로 한다.

$$O = \frac{L \sqrt{\sigma_1 \circ \sigma_2 \circ \cdots \circ \sigma_L}}{M} \quad (16)$$

여기서, L은 독립된 모델 파라미터의 개수이다. 관측성 $O=0$ 일 때, 모델 파라미터 오차 (\bar{e})는 측정된 위치데이터로부터 관측되어질 수 없으며, 관측성(O)이 증가함에 따라, 파라미터 오차 (\bar{e})에 대한 측정 정보의 영향이 지배적으로 나타나며, 측정오차 및 모델 되어지지 않은 파라미터 오차들에 대한 영향이 매우 작아지게 될 것이다.

참고문헌(13)에서는 상기의 관측성과 관련하여 소위 "조건수"를 $\|(E^T E)\| \cdot \|(E^T E)^{-1}\|$ 과 같이 정의 내린 바 있으며, 이 값은 고유치의 제일 큰 값과 제일 작은 값의 비 ($\frac{\sigma_{\max}}{\sigma_{\min}}$)를 의미한다고 볼 수 있다. 이는 $E^T E$ 의 고유치를 이용하였다는 측면에서 식 (16)과 유사하지만, 측정횟수(M)의 증감에 관계없이 "조건수"는 항상 이와 무관하다는 점이 다르다고 볼 수 있다.

4 관측성과 캘리브레이션 결과와의 관계

본 시뮬레이션에서는 전 절에서 예측하였던 바와 같이 캘리브레이션 결과, 즉 캘리브레이션 후 잔류오차가 과연

관측성의 함수인지를 보이는 데 있다. 만일 이것이 사실이라면, 관측성이 좋은 측정위치에서 측정함으로써, 보다 좋은 캘리브레이션 결과를 얻을 수 있을 것이다. 이 시물레이션에서는 Fig.1 과 같은 로봇을 대상으로 로봇 시물레이션 소프트웨어(IGRIP)를 이용하여 수행하였으며, Table 1 과 같은 가상의 실제 로봇과 모델된 로봇을 이용하여 각종 시물레이션을 수행하였다.

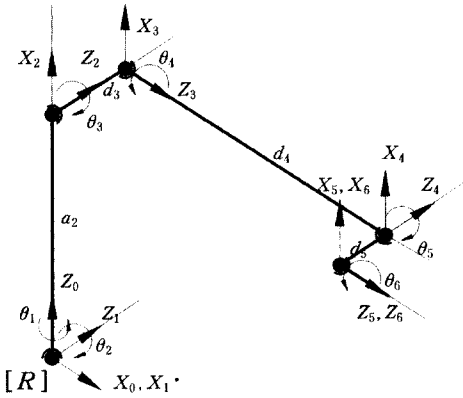


Fig. 1 A Robot with Axial Offset Wrist

Table 1 Nominal and Real Kinematic Model of the robot

	Nominal Values of Parameters					Real Values of Parameters						
	θ_i	a_i	d_i	α_i	β_i	$\Delta\theta_i$	a_i	d_i	α_i	β_i		
1	θ_1	-90	0	0	0	0.194	-91.632	1.449	-1.659	0.965		
2	θ_2 -90	0	0	350	0	1.343	1.559	-1.961	352.778	-1.637		
3	θ_3	-90	80	0	0	-1.668	-88.363	78.238	1.112	1.508		
4	θ_4	90	350	0	0	1.778	91.555	348.123	-2.226	1.905		
5	θ_5	-90	-60	0	0	-1.558	-91.487	-61.235	1.569	-1.208		
6	θ_6	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
	P_x	P_y	P_z	α	β	γ	P_x	P_y	P_z	α	β	γ
*Te	-35.0	0	380.0	0	-32.0	0	-35.52	11.1	380.8	-1.436	-32.1	0.456

(units are [mm] or [deg])

먼저, IGRIP 을 이용하여 180 개의 로봇 자세에서의 손끝 위치를 측정하고, 이 데이터를 이용하여 캘리브레이션을 수행하였다. 여기서, 각 측정 자세에서는 오직 1 개의 위치 값, 즉 P_x, P_y, P_z 중하나만을 측정할 수 있다고 가정하였다. 그 이유는 본 연구에서의 캘리브레이션 과정은 참고문헌(9) 에서와 같은 캘리브레이션 지그를 사용하는 방법을 따랐기 때문이다. Fig.2 는 IGRIP 에서 모델된 로봇과 캘리브레이션 지그를 이용하여 로봇 손끝 위치를 측정하는 모습을 보여주고 있다. 180 개의 로봇 측정 위치에 대한 관측성(O)과 이 위치들에서의 측정 데이터를 이용한 캘리브레이션 완료 후 잔류오차의 평균제곱 제곱근(Root Mean Square : RMS)을 계산하였다.

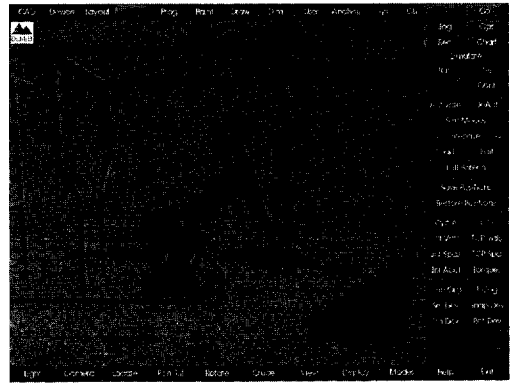


Fig. 2 Robot and Calibration Jig Modeled Using IGRIP

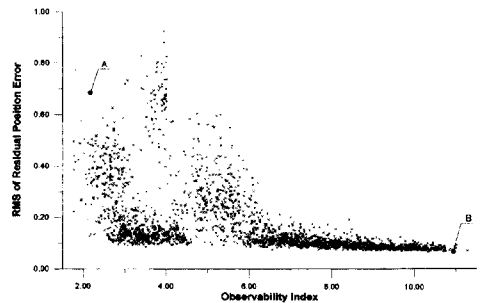


Fig. 3 Observability Vs. RMS of Residual Position Errors After Calibration : M=60

계산 결과 180 측정점에 대한 관측성(O)은 10.9636 이고, 잔류오차의 평균제곱 제곱근(RMS)는 0.0667 이었다. 그 다음 180 개의 측정위치 및 해당 위치측정 데이터 중에서 무수히 많은 M = 60, 90, 120 개의 측정 위치군(群)을 무작위로 선택하여 관측성을 계산하였으며, 선택된 60, 90, 120 개의 해당 위치측정 데이터군을 이용하여 캘리브레이션을 수행한 후, 각각의 잔류오차의 평균제곱 제곱근을 계산하였다. Fig. 3는 측정횟수(M)가 60 일 때의 선택된 측정자세 및 위치 측정 데이터 군을 이용하여 관측성과 캘리브레이션 후 잔류오차의 평균제곱 제곱근(RMS)과의 관계를 그림으로 나타낸 것이다. 즉, 그림에서의 한 개의 점은 임의의 60 개 로봇 위치의 관측성과 그 위치들에서 측정된 위치 데이터들을 이용하여 캘리브레이션을 수행한 후 180 개 위치에서의 잔류 오차의 평균제곱 제곱근을 표시한 것이다. 총 2031 개의 서로 다른 60 개의 측정위치들에 대하여 상기 시물레이션을 수행한 결과가 Fig. 3 이다. Fig. 4 및 5 는 각각 M = 90 및 120 일 때의 선택된 측정 위치 군들을 사용해서

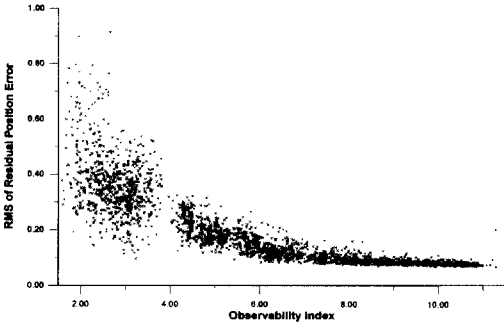


Fig. 4 Observability Vs. RMS of Residual Position Errors After Calibration : M=90

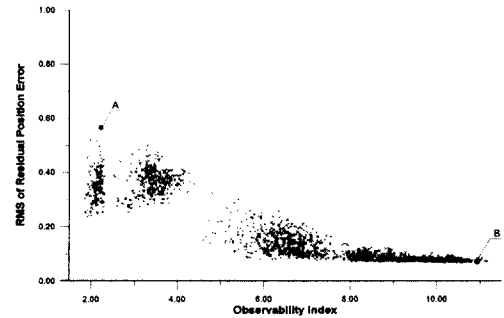


Fig. 5 Observability Vs. RMS of Residual Position Errors After Calibration : M=120

관측성과 캘리브레이션 수행 후의 잔류오차의 평균제곱제곱근(RMS)과의 관계를 보여주고 있다.

Fig. 3,4 및 5의 결과는 캘리브레이션 후 잔류 오차에 있어서 관측성의 몇 가지 중요한 현상을 보여주고 있다. 첫 번째로, 관측성이 증가함에 따라서 캘리브레이션 후 잔류 위치 오차의 상한선이 감소한다는 것이다. 이 결과는 전 절에서 관측성을 정의할 때 이미 예측했던 것을 뒷받침 해준다. 두 번째로, 측정횟수 M이 측정자세의 선택만큼이나 중요하지 않다는 것이다. 그림에서 알 수 있듯이 측정횟수(M)에 따른 그래프에서 잔류 위치 오차의 폭이 관측성이 커짐에 따라 서로 근사해 짐을 알 수 있다. 즉, 로봇 캘리브레이션을 수행함에 있어서 측정횟수를 많이 늘리는 것보다 측정자세를 최적화하는 것이 중요함을 결과를 통해 알 수 있다.

Fig. 6(A),6(B), 7(A),7(B)은 M = 60, 120 일 때 관측성 값이 작은 측정 위치 군과 큰 측정 위치군의 측정 데이터를 이용하여 캘리브레이션 후 그 잔류 위치 오차 분포도를 나타낸 것이다. 즉, Fig. 3, 5에서 각각 점 A 및 점 B에 해당하는 잔류 위치 오차 분포도가 각각 Fig.

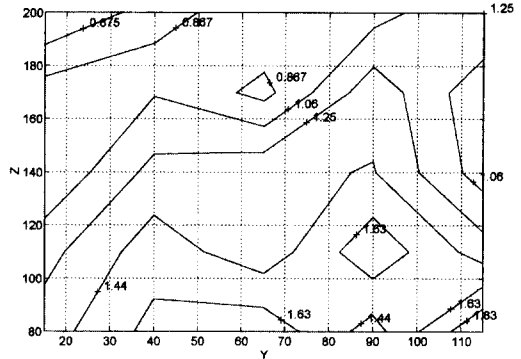


Fig. 6(A) Residual Error Distribution After Calibration Using 60 Measurement Data with Observability Index : 2.1640

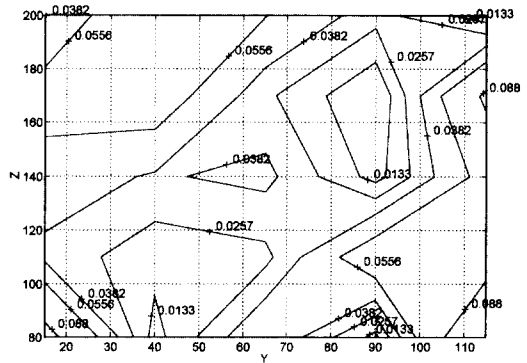


Fig. 6(B) Residual Error Distribution After Calibration Using 60 Measurement Data with Observability Index : 10.9416

6, 7의 (A) 및 (B)이다. 상기 그림들에서 보는 바와 같이, 비록 측정횟수가 작더라도 관측성이 큰 측정 위치 군에서의 측정 데이터가 훨씬 유용하며 좀 더 정밀한 캘리브레이션 결과를 나타내 준다.

5 결론

본 연구에서는 로봇 캘리브레이션에 있어서, 추정하려는 모델 파라미터 오차의 관측성을 정의하고 이의 캘리브레이션 결과와의 관계를 연구하였다. 먼저, 측정위치 군에서 추정하려는 모델 파라미터 오차의 로봇 위치 오차로의 오차전파 행렬(E)을 이용하여 모델 파라미터 공간상의 기본 축을 설정하였다. 이를 바탕으로 관측 가능한 파라미터 공간과 관측 불가능한 공간을 나눌 수 있었다. 또한, 측정 오차나 모델 되어지지 않은 파라미터의 영향등

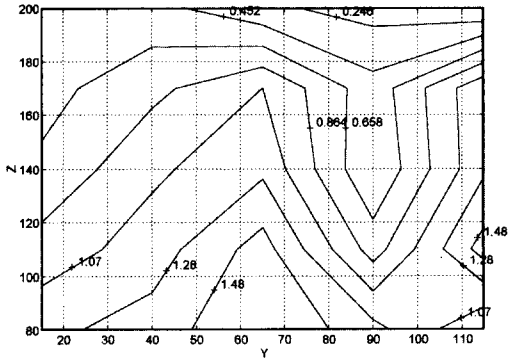


Fig. 7(A) Residual Error Distribution After Calibration Using 120 Measurement Data with Observability Index : 2.1277

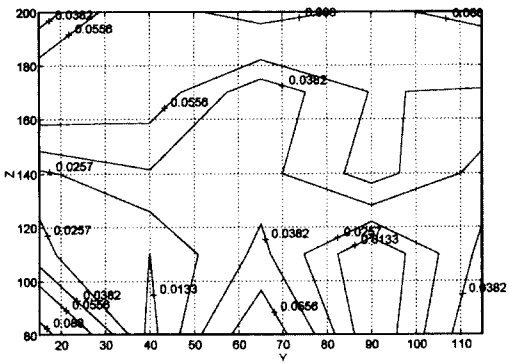


Fig. 7(B) Residual Error Distribution After Calibration Using 120 Measurement Data with Observability Index : 10.9377

기타 오차가 모델 파라미터 추정에 미치는 영향을 관측성이라 정의하였고, 이 관측성은 로봇 메커니즘의 오차전파 형태와 측정위치 및 측정횟수의 함수로 나타남을 알 수 있었다. 즉, 관측성이 증가함에 따라 로봇 위치 오차의 모델 파라미터 오차에 대한 영향이 지배적이 되며, 기타 측정오차나 모델 되지 않은 파라미터에 대한 영향은 감소되어지는 것이다. 즉, 좀 더 정밀한 캘리브레이션 결과를 얻을 수 있는 것이다. 이를 증명하기 위해 시뮬레이션을 수행하였으며, 그 결과는 첫 번째로, 관측성이 증가함에 따라 캘리브레이션 후 잔류 위치 오차의 상한선이 감소하였고, 두 번째로, 로봇 캘리브레이션을 수행함에 있어서 측정횟수를 많이 하는 것 보다 측정자세를 잘 선택하는 것이 중요함을 결과를 통해 알 수 있었다.

따라서, 로봇 캘리브레이션을 위한 측정위치를 선택함에 있어서 본 연구에서 정의한 관측성은 그 기준이 될 수

있을 것이며, 이 관측성을 최대로 하는 최적 측정위치를 구할 수 있을 것이다.

참고 문헌

1. Veitschegger, W.K. and Wu, C.H., "Robot Accuracy Analysis Based on Kinematics", IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol RA-2, No. 3, pp. 171-179, Sept. 1986
2. Ibarra, R. and Perreira, N.D., "Determination of Linkage Parameter and Pair Variable Errors in Open Chain Kinematic Linkages Using a Minimal Set of Pose Measurement Data", ASME Journal of Mechanisms, Transmissions Automation in Design, Vol 108, June, 1986.
3. Roth, Z.S., Mooring, B.W. and Ravani, B., "An overview of Robot calibration", IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. Ra-3, No.5, Oct., 1987.
4. Judd, R.P. and Knasinski, A.B., "A Technique to Calibrate Industrial Robot with Experimental Verification", IEEE international conference on Robotics and Automation, Vol 3, 1987.
5. Menq, C.H. and Borm, J.H., "Statistical Measure and Characterization of Robot Errors", IEEE International conference on Robotics and Automation, Philadelphia, 26-28, 1988.
6. Driels, M.R., Lewis, L.W. and Rea, H., "Full pose calibration of a robot manipulator using a coordinate measuring machine", Int. J. of Adv. Manuf. Technol, Vol.8, 34-41, 1993.
7. Zhuang, H. and Roth, Z.S., "A Linear Solution to the Kinematic Parameter Identification of Robot Calibration", IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol.9, No.2, 174-185, 1993.
8. Shih, S.W., Hung, Y.P. and Lin, W.S., "Kinematic Parameter Identification of a Binocular Head Using Stereo Measurements

- of Single Calibration Point", Proceedings of 1995 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automations, 1796-1801, 1995.
9. 범 진환, "아아크 용접 로봇의 오프라인 프로그램 응용을 위한 효과적 캘리브레이션 방법 연구". 한국정밀공학회, 제 13 권, 제1호, 131-142, 1996.
 10. Veitschegger, W.K. and Wu, C.H., "Robot Accuracy Analysis", IEEE conference on cybernatics and society. 1985, pp.425-430.
 11. Caenen, J.J. and Angue, J.C., "Identification of geometric and non geometric parameters of robots", Proceedings of 1990 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automations, 1032-1037, 1990.
 12. Xi, F., "Effect of Non-Geometric Errors on Manipulator Inertial Calibration", Proceedings of 1995 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automations, 1808-1813, 1995.
 13. Driels, M.R., Pathre, U.S., "Significance of observation strategy on the design of robot calibration experiments", Journal of Robotics Systems 7(2): 197-223, 1990.
 14. Klema, V.C. and Laub, A.J., "The singular value decomposition: Its computation and some applications", IEEE Trans. Automat. Control, Ac-25(2), 164 - 176., 1980.