

관측성을 이용한 3축 SCARA Robot의 오차분석을 위한 Monte-Carlo simulation 및 측정

주지훈*, 정원지⁺, 김정현⁺⁺

(논문접수일 2007. 7. 18, 심사완료일 2008. 6. 13)

Monte-Carlo Simulation and measuring for Error Analysis of 3-axis SCARA Robot using Observability

Ji-Hun Ju*, Won-Jee Chung⁺, Jung-Hyun Kim⁺⁺

Abstract

This paper aims at finding out dominant robot configurations with maximal position errors, which can be attributed to the parameter errors, by using Monte-Carlo simulation for error analysis of a 3-axis SCARA(Selective Compliance Assembly Robot Arm) type robot. In particular, the Monte-Carlo simulation is used for virtually measuring on the position errors, instead of physical measurement. In order to measure the observability of the model parameters with respect to a set of robot configurations, we propose the observability index which is defined as the product of singular values for error propagation matrices. Thus the index can be used for discriminating dominant robot configurations from a set of simulated ones in conjunction with standard deviation of positional errors, This paper analyzed error by robot positional error.

Key Words : Monte-Carlo Simulation(몬테카를로 시뮬레이션), Observability Index(관측성), Repeatability(반복정밀도), Dominant Robot Configurations(로봇자세), 3-Axes Robot Manipulator(3축 다관절 로봇)

1. 서론

본 논문에서는 산업현장에 많이 사용되고 있는 3축 SCARA

형 로봇의 오차를 Monte-Carlo Simulation을 이용하여 로봇 자세에 따라 분석하고 실제 3축 SCARA Type의 로봇의 오차를 측정하여 관측성과의 관계를 비교 분석을 통하여 모

* 창원대학교 기계설계공학과
+ 교신저자, 창원대학교 기계설계공학과 (wjchung@changwon.ac.kr)
주소: 641-773 창원시 사람동 9번지 창원대학교 기계설계공학과
++ 창원대 기계설계공학과

의 측정과 실제 측정과의 관계를 알아보고 관측성을 제안하고자 한다.

시스템의 오차는 통계적인 수치를 가지고 복잡한 통계적 방법을 통하여 분석한다. 복잡한 수학적 모델을 세워서 하는 것은 대 학자도 어려운 부분이다. 하지만 시뮬레이션을 사용하면 쉽게 해결할 수 있다.

따라서 Monte-Carlo Simulation을 사용하여 3축 SCARA type 로봇의 오차(반복정밀도, Repeatability)를 추정, 예측할 수 있다. Monte-Carlo Simulation은 난수를 이용하여 불확실성을 띄는 확률적이고 반복적인 복잡한 통계적 작업에 적합한 기법으로 이것은 반복적이고 불확실성을 띄는 반복정밀도 측정에 적합하다. 또한 확률 분포에서 표본을 추출하여 새로운 확률 분포를 만드는 일련의 과정을 Monte-Carlo Simulation 기법이라고 하며 확률 변수 생성 방법이 된다. 일반적인 오차(가공 및 측정 오차)는 정규분포 형태로 나타나므로, 균일 분포에서 정규분포형태의 확률 변수를 추출을 하여 반복 정밀도를 발생시켜 관측성과 자세를 가상 측정을 할 수 있다. 여기서 관측성은 오차가 전달되어 관측되어 지는 정도를 뜻한다. 관측성은 기존에 조건수⁽¹⁾에 의한 관측성과 기구적 모델 파라미터의 특이 값을 이용하여 제안한 관측성⁽²⁾이 있다. 또한 Monte-Carlo Simulation 이용한 모의측정과 실제측정을 통하여 반복정밀도와 관측성을 관계를 알 수 있고, 반복정밀도가 최대가 되는 자세를 알 수 있다.

2. Model Parameters

3축 SCARA Robot의 오차분석을 위한 관측성을 구하기 위해서는 먼저 기구학 해석이 필요하다.

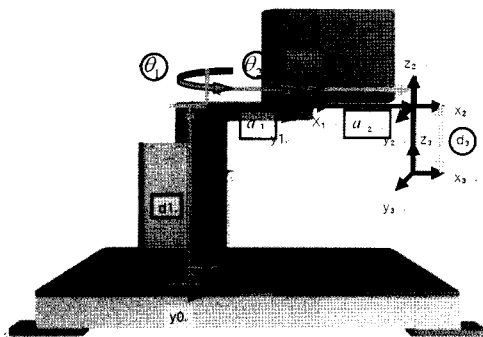


Fig. 1 Kinematic and Model Parameters of 3-axis SCARA Robot

기구학 해석을 위한 3축 SCARA Robot의 관절 좌표계는 Fig. 1과 같다.

로봇의 기저계에 대한 로봇 끝단의 위치 및 Orientation을 일반적인 수학적 함수 형태로 나타내면 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{Model Parameter Vector} : \vec{x} = [d_1, a_1, a_2]^T$$

$$\text{Joint Variable vector} : \vec{\theta} = [\theta_1, \theta_2, d_3]^T$$

일반적으로 위치 벡터는 식 (1)과 같이 나타 낼 수 있다.

$$\vec{p} = \vec{p}(\vec{x}^N + \vec{\epsilon}, \vec{\theta}) \quad (1)$$

여기서 \vec{x}^N 는 model parameter values의 공칭 값이고 $\vec{\epsilon}$ 는 model parameter의 오차 벡터이며 다음과 같이 주어진다.

$$\vec{\epsilon} = \vec{x} - \vec{x}^N \quad (2)$$

$\vec{\epsilon}$ 값을 무시 할 수 없을 때, 끝단의 위치는 원하는 작업 위치와 미소한 위치 차이가 있을 것이다. 그러면 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

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

$\vec{\epsilon}$ 가 매우 작으면, 식 (3)을 다음과 같이 근사화 할 수 있다.

$$d\vec{p} = \frac{\partial \vec{p}}{\partial \vec{x}} \Big|_{\vec{\epsilon}=\vec{0}} \cdot \vec{\epsilon} = e(\vec{x}^N, \vec{\theta}) \vec{\epsilon} \quad (4)$$

식 (4)에서, $e(\vec{x}^N, \vec{\theta})$ 는 오차 전파 행렬이라 말한다. 그리고 다음과 같이 주어진다.

$$e(\vec{x}^N, \vec{\theta}) = \frac{\partial \vec{p}}{\partial \vec{x}} \Big|_{\vec{\epsilon}=\vec{0}} \cdot \vec{\epsilon} \quad (5)$$

3-axis SCARA robot의 오차 전파 행렬은 다음과 같이 주어진다.

Table 1 Kinematic Parameter of 3-axis SCARA robot

joint	θ_i	d_i	a_i	α_i
θ_1	θ_1	d_1	a_1	0
θ_2	θ_2	0	a_2	180
d_3	0	d_3	0	0

$$\begin{aligned} \frac{\partial \vec{p}}{\partial \vec{x}} &= \begin{bmatrix} \frac{\partial p_x}{\partial x_1} & \frac{\partial p_x}{\partial X_2} & \frac{\partial p_x}{\partial X_3} \\ \frac{\partial p_y}{\partial x_1} & \frac{\partial p_y}{\partial x_2} & \frac{\partial p_y}{\partial x_3} \\ \frac{\partial p_z}{\partial X_1} & \frac{\partial p_z}{\partial x_2} & \frac{\partial p_z}{\partial x_3} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 0 & \cos \theta_1 & \cos(\theta_1 + \theta_2) \\ 0 & \sin \theta_1 & \sin(\theta_1 + \theta_2) \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, $x_1 = d_1$, $x_2 = a_1$, $x_3 = a_2$ 이고, 그 오차 전파행렬은 $\vec{\epsilon}$ 가 끝단의 위치 오차벡터 방향으로 전달됨을 보여준다. 이 행렬은 로봇의 다양한 자세 값 ($\vec{\theta}$)에 의해 결정된다. 이 논문에서는 Monte-Carlo Simulation을 사용하여 위치 오차의 모의 측정과 실제 측정을 통하여 그 효과를 보는 것이므로 모의 측정은 Monte-Carlo Simulation으로 joint variables (${}^s\theta^i$)을 M개를 발생시키고 그 결과 끝단의 위치들 (${}^s p_i$)이 결정된다.

$$\begin{aligned} \vec{d p}_i &= {}^s \vec{p}_i - \vec{p}(x^N, {}^s \vec{\theta}^i) \\ &= e(x^N, {}^s \vec{\theta}^i) \vec{\epsilon} \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 $i = 1, 2, \dots, M$, 이며, “s”는 “simulated.” 를 의미한다. 오차 전파 행렬은 ${}^s \vec{\theta}^i$ 관해 아래와 같이 다시 바꾸어 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} e(x^N, \vec{\theta}) &= \begin{bmatrix} 0 & \cos({}^s \theta_1^i) & \cos({}^s \theta_1^i + {}^s \theta_2^i) \\ 0 & \sin({}^s \theta_1^i) & \sin({}^s \theta_1^i + {}^s \theta_2^i) \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (8)$$

식 (7)은 행렬로 정리하여 다음과 같이 나타낸다.

$$\begin{bmatrix} \vec{d p}_1 \\ \vec{d p}_2 \\ \vdots \\ \vec{d p}_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e(x^N, {}^s \vec{\theta}^1) \\ e(x^N, {}^s \vec{\theta}^2) \\ \vdots \\ e(x^N, {}^s \vec{\theta}^M) \end{bmatrix} \cdot \vec{\epsilon} \quad (9)$$

식 (9)는 다음과 같이 간단히 표현 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \vec{y} &= E(x^N, {}^s \vec{\theta}) \vec{\epsilon} \\ \ast \vec{y} &= [d p_1^T \quad d p_2^T \quad \dots \quad d p_M^T]^T, \\ \ast \vec{y} &= [{}^s \theta^1{}^T \quad {}^s \theta^2{}^T \quad \dots \quad {}^s \theta^M{}^T]^T \end{aligned} \quad (10)$$

확장된 오차전파 행렬 ($E(x^N, {}^s \vec{\theta})$)은 다음과 같다.

$$E(x^N, {}^s \vec{\theta}) = \begin{bmatrix} e(x^N, {}^s \vec{\theta}^1) \\ e(x^N, {}^s \vec{\theta}^2) \\ \vdots \\ e(x^N, {}^s \vec{\theta}^M) \end{bmatrix} \quad (11)$$

이제 식 (11)에 주어진 오차 전파행렬을 이용하여 관측성을 구할 준비가 되었다. 식 (10)은 singular value decomposition 3을 이용하여 다음과 같이 표현 된다.

$$\vec{y} = E \vec{\epsilon} = G \Sigma Q^T \vec{\epsilon} \quad (12)$$

여기서 확장된 오차 전파행렬 E의 특이 행렬 G 다음과 같이 주어진다.

$$G = \begin{bmatrix} | & | & | \\ g_1 & g_2 & \dots & g_{3M} \\ | & | & | \end{bmatrix} \quad (13)$$

여기서 \vec{g}_i 는 EE^T 의 직교 정규 고유 벡터이다. 그리고 행렬 Q 다음과 같이 주어진다.

$$Q = \begin{bmatrix} | & | & | \\ q_1 & q_2 & q_3 \\ | & | & | \end{bmatrix} \quad (14)$$

여기서 \vec{q}_i 는 $E^T E$ 의 직교 정규 고유 벡터이다. Σ 은 다음과 같다.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3 \end{bmatrix} \quad (15)$$

여기서 σ_i^2 $E^T E$ 의 고유 벡터이다. σ_i 는 E의 특이 값이며, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \sigma_3 \geq 0$ 이다. 이렇게 구한 특이 값을 이용하여 다음과 같은 식을 관측성으로 정의한다.

$$O = \sqrt{\sigma_1 \cdot \sigma_2 \cdot \sigma_3} \quad (16)$$

3. Monte-Carlo Simulation을 이용한 모의 측정

본 논문에서는 앞서 제시한 관측성과 모의측정을 통한 반복정밀도의 관계를 알아본다.

일반적으로, 산업용 로봇의 성능 측정 시 요구 성능이 여

러 가지가 있다. 하지만 가장 중요한 성능은 위치 반복정밀도이며, 이는 산업용 로봇에서 기초 요구 성능이라 할 수 있다. 3-axis SCARA robot의 경우 오차의 주요 발생원인은 관절의 감속기 각도 전달오차에 의한 두 수평방향축의 자세(θ_1, θ_2)에 기인한다. 그리고 일반적인 두 수평방향축의 자세(θ_1, θ_2)에 기인한 3-axis SCARA robot의 반복정밀도는 $\pm 0.02\text{mm}$ 이다⁽⁴⁾. 이 반복정밀도는 여러 SCARA Type의 로봇도 유사하다. 이 반복 정밀도를 기초로 Monte-Carlo Simulation을 이용하여 두 수평방향축의 다양한 자세별 반복정밀도를 구할 수 있다.

그 방법은 다음 Fig. 2와 같이 수행 하였다.

Fig. 2에서 균일 분포로 발생시킨 u_1, u_2 는 Box & Muller의 아래 식 (17)을 이용하여 정규 분포 확률변수를 발생시켜 simulated joint variables(${}^s\theta_1^i$ and ${}^s\theta_2^i$)를 구한다.

$$\begin{aligned} {}^s\theta_1^i &= N\theta^i + \sigma \sqrt{-2\ln u_1} \cos(2^N\theta^i \cdot u_2) \\ {}^s\theta_2^i &= N\theta^i + \sigma \sqrt{-2\ln u_1} \sin(2^N\theta^i \cdot u_2) \end{aligned} \quad (17)$$

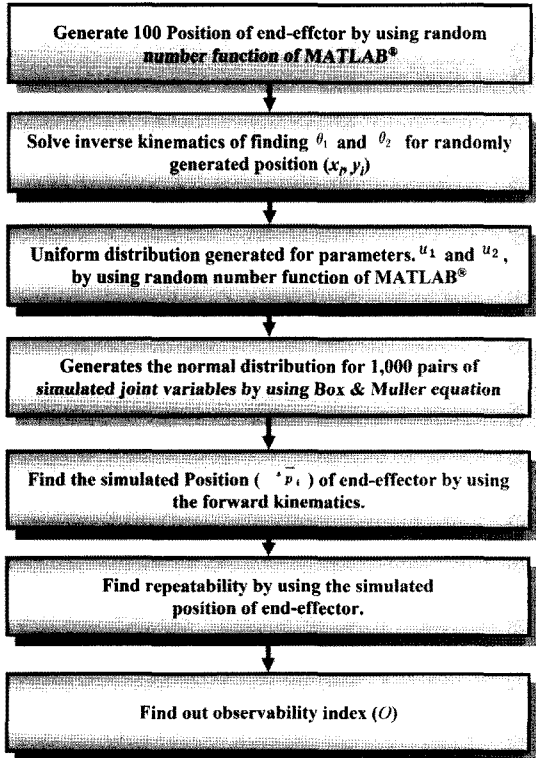


Fig. 2 Flow chart of Virtual Measurement using the Monte-Carlo Simulation

${}^s\theta^1$ 와 ${}^s\theta^2$ 는 simulated joint variables이다. 여기서, harmonic drive(HDS@ SHF -20-50-2UH-SP)의 오차는 경험적인 값에 기인하여 분석한다.

$$\sigma \cong \{\text{각도 전달오차}\} \times \left(\frac{1}{12}\right)$$

σ 는 다음과 같이 정해진다.

$$\sigma = 1.5 \text{ min}^{-1} \times \frac{\pi}{180} \times \left(\frac{1}{12}\right) = 3.63 \times 10^{-5} \text{ rad}$$

여기서 ${}^N\theta_1^i$ 와 ${}^N\theta_2^i$ 는 무작위로 추출된 끝단의 i 번째 ($i=1, 2 \dots 100$) 위치 값에 대응하는 공칭 joint variables이다. σ 는 1,000 simulated joint variables의 표준 정규 분포를 나타낸다. 그 결과, 식 (17)에서 1000쌍의 simulated joint variables (${}^s\theta_1^i, {}^s\theta_2^i$)을 만들어 냈다. 이 1,000 쌍의 joint variables를 가지고 3축 SCARA 로봇에 기구학을 이용하여 끝단의 위치(sP_i) 구할 수 있다. 다시 돌아와서 여기서 구하여진 끝단의 위치 값으로 위치 오차 값(위치정밀도(dp))을 구한다. 이렇게 모의 측정되어진 100개의 자세에 대한 1000개의 반복정밀도에 의하여, 각 자세에 따른 자세의 표준 편차 - 반복정밀도 그래프를 나타낼 수 있다.

아래 Fig. 3은 임의의 자세($\theta_1=121.6^\circ, \theta_2=159^\circ$)일 때 반복정밀도가 목표지점을 기준으로 어떻게 0.02mm 이내에 약 95%정도가 분포하는 정규분포 형태를 취한다. 각 자세들의 위치 반복정밀도의 분포는 아래와 같은 형태를 취하며 반복정밀도의 크기가 각기 다르게 나타났다.

자세에 따른 반복정밀도의 표준편차 값은 아래의 Fig. 4-5와 같이 나타난다. 여기서 제 1축(θ_1)의 경우 자세에 상관없이 균일분포를 보인다. 하지만 2축(θ_2)의 경우 자세에 따라 값이 변화함을 보인다. 자세가 0° 근사한, $5\sim 10^\circ$ 에서 반복정밀도가 크게 발생하는 삼각분포형태를 보인다(반복정밀도의 최대 발생지점은 $\theta_1:-148^\circ, \theta_2:-7.38^\circ$ 이다.). 즉, 끝단이 가장

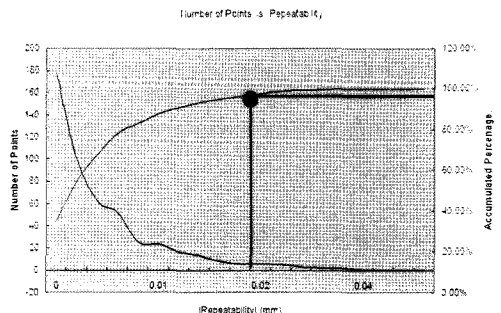


Fig. 3 Number of Points vs. Repeatability (θ_1, θ_2)

많이 펼쳐지는 부분 근처 값이 반복정밀도가 크게 발생한다.

관측성은 Fig. 6에서 보듯이 관측성이 커짐에 따라 반복정밀도의 크기가 크게 발생할 확률이 높아짐을 보인다. 이는 관측성은 모델파라미터의 특이 값에 의해 정의 되므로 반복정밀도와 관측성이 모델파라미터에 의하여 전파됨을 알 수 있다.

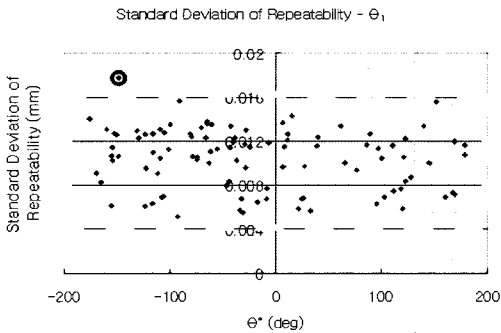


Fig. 4 Standard Deviation of Repeatability vs. θ_1

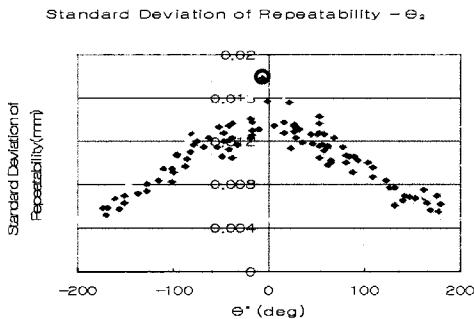


Fig. 5 Standard Deviation of Repeatability vs. θ_2

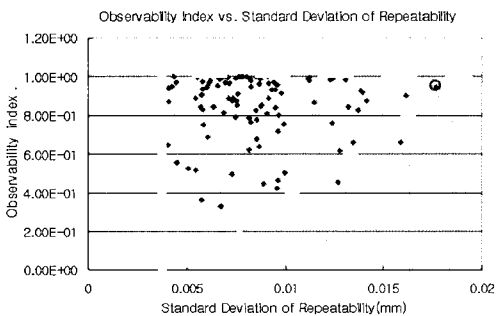


Fig. 6 Proposed Observability Index vs. Standard Deviation of Repeatability

4. 실제측정

각 자세별 반복정밀도 측정은 ISO9283⁽⁵⁾규격에 따라 측정하며 자세는 100여개의 자세를 30번 씩 반복하여 측정하였다. 이 때 사용한 장비는 API사의Tracker3™ Laser Tracking System을 사용하였다. 측정 환경은 Fig. 7과 같고 측정된 좌표는 Fig. 8과 같이 나타난다.

자세에 따른 반복정밀도의 표준편차 값은 아래의 Fig 9-10과 같이 나타난다. 여기서 제 1축(θ_1) 경우 0~180의 값을 측정하였다. 모의 측정과 같이 균일분포이지만 반복정밀도의 크기가 크게 측정되었다. 이는 실제 로봇의 반복정밀도가 상용로봇의 반복 정밀도 보다 크다는 것을 의미한다. 그리고 2축(θ_2)의 모의측정 값과 형태는 일정하게 삼각형 형태를 나타내는 반면 실제 측정 시에는 반복정밀도가 크게 측정되고 외란에 의하여 그 값이 흩어져 나타났다. 하지만 최대 값은 -5~10°에서 큰 반복정밀도가 크게 발생하는 것으로 나왔다. 따라서 외란에 상관없이 반복정밀도의 최대 발생하는 지점은 일정하다(반복정밀도 최대 발생지점은 θ_1 : 38.2°, θ_2 : -6.51°이다). 즉, 끝단이 가장 많이 펼쳐지는 부분 근처 값이 반복정밀도가 크게 발생한다. 실제 반복정밀도 측정 시 평균

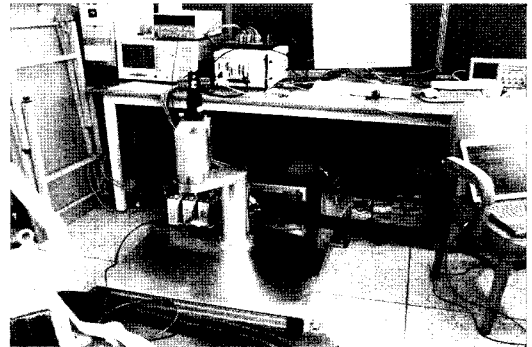


Fig. 7 Measuring environment

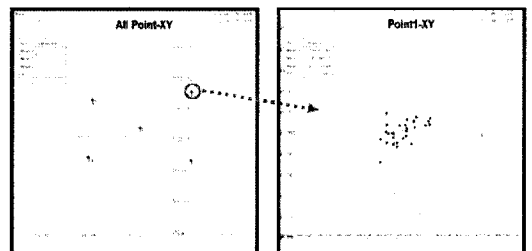


Fig. 8 Measured repeatability

은 0.025mm 정도가 나왔고 최대값은 0.0498mm이다. 모의 측정값의 경우 반복정밀도 오차 값의 경우 0.02mm기준으로 시뮬레이션 결과 최대값이 0.017mm정도이며 평균은 약 0.008mm 정도의 오차 값이 나왔다. 이는 오차의 최대값은 평균의 2배에 가까운 값이 나온다.

관측성과 반복정밀도의 관계는 Fig. 6의 모의측정과 실제

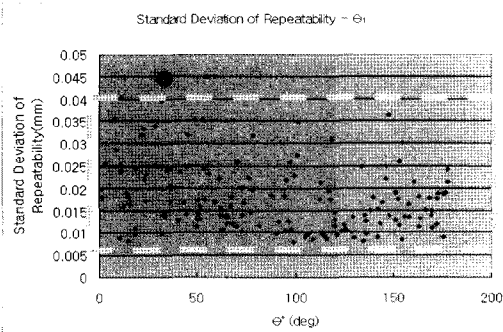


Fig. 9 Standard Deviation of Repeatability vs. θ_1

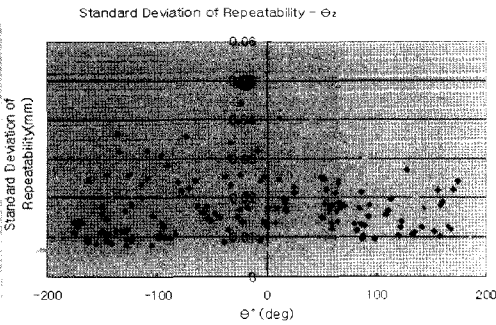


Fig. 10 Standard Deviation of Repeatability vs. θ_2

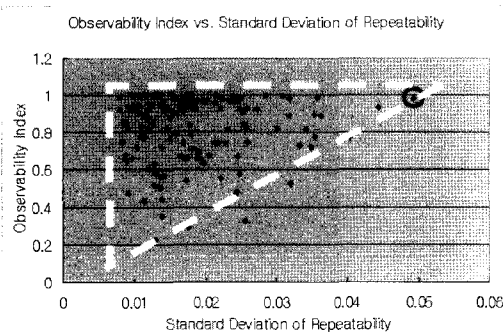


Fig. 11 Proposed Observability Index vs. Standard Deviation of Repeatability

측정 Fig. 11에서 보듯이 크기의 차이만 나타나고 유사한 형태를 나타낸다.

조건수를 이용한 관측성 식 (18)⁽¹⁾과 기존의 제안된 관측성 식 (19)⁽²⁾를 적용하여 보았다.

$$O = \frac{\sigma_{\max}}{\sigma_{\min}} \quad (18)$$

$$O = \frac{\sqrt{\sigma_1 \cdot \sigma_2 \cdot \dots \cdot \sigma_L}}{M} \quad (19)$$

식 (18)은 고유치를 이용한 점에서는 유사하게 접근 하였지만, Fig. 12와 같이 반복정밀도에 상관없는 관측성을 보인다. 식 (19)의 경우 측정횟수(M), 독립된 모델 파라미터의 개수에 기인한다. 그 결과 값인 Fig. 13은 Fig. 6과 Fig. 11 등과 같이 유사한 형태를 보인다. 단 기존의 제안된 관측성은 측정횟수를 고려함에 따라 크기의 차이가 있다. 하지만 관측성은 모델 파라미터를 이용한 오차전파행렬에 의해 정

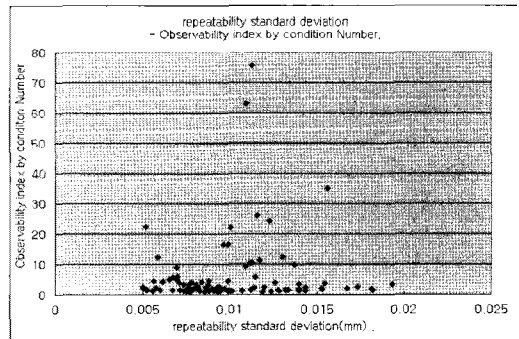


Fig. 12 Observability for Condition Number Index vs. Standard Deviation of Repeatability

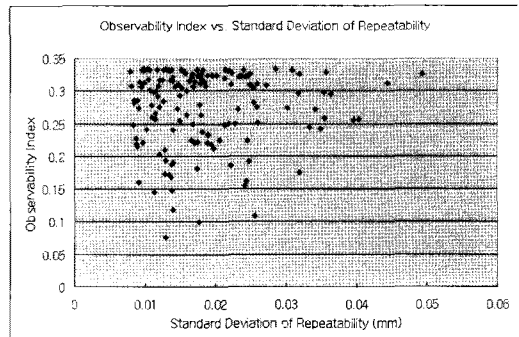


Fig. 13 Preexistence Observability Index vs. Standard Deviation of Repeatability

의 되므로 시뮬레이션 시 측정횟수에 상관없이 모델파라미터 변화에 의하여 정의되므로 유사한 형태를 보임을 알 수 있다. 따라서 시뮬레이션을 할 경우 측정횟수가 아닌 모델파라미터에 기인한 특이 값만으로 정의 하였다.

5. 결론

본 연구에서는 3축 SCARA type의 로봇의 오차분석을 위하여 추정하려는 모델 파라미터의 오차전파행렬과 관측성을 정의하고 Monte-Carlo Simulation을 이용한 반복정밀도(Repeatability)의 모의측정을 통해 실제 측정과 어떠한 차이를 보이는지 관측성과는 어떠한 차이를 보이는지 비교하여 보았다.

먼저, 측정위치 군에서 추정하려는 모델 파라미터 오차의 로봇 위치 오차로의 오차전파 행렬 식 (16)을 이용하여 오차전파 형태를 알아보았고, 관측성이 증가함에 따라 오차의 발생 확률이 증가함을 보았다. 관측성이 낮은 부분에서는 반복정밀도가 크게 발생하지 않는다. 따라서 이 위치에서는 정밀한 작업이 가능하다. 그리고 반복정밀도의 크기는 1축 보다는 2축의 영향을 많이 받는 것을 보여준다. 이것을 이용하여 작업 시에 자세에 따른 오차의 영향을 고려하여 정밀한 작업을 수행 가능한 자세를 알 수 있다. 또한 반복정밀도가 가장 크게 발생하는 자세를 이용하여 효율적인 반복정밀도 측정 자세를 구할 수 있다.

Monte-Carlo Simulation을 이용하여 실제 측정과 모의 측정의 차이를 알아보고 조건수의 관측성과 기존의 제안된 관측성과 이 논문에서 제안한 관측성을 비교하여 관측횟수와 상관없이 고유치에 의한 관측성을 제안하였다.

후 기

본 연구는 산업자원부와 한국산업기술재단의 지역혁신인력양성사업으로 수행된 연구결과임.

참 고 문 헌

- (1) Driels, M. R. and Pather, U. S., 1990, "Significance of observation Strategy on the design of robot calibration experiments," *Journal of robotic systems*, Vol. 7, No. 2, pp. 197~223.
- (2) Borm, J. H. Yang, S. S., and Lim, S. G., 1997, "A Study on Observability of Model Parameters for Robot Calibration," *Journal of th Korean Society of Precision Engineering*, Vol. 14, pp. 64~71.
- (3) Strong, G., 1988, "Linear Algebra and Its applications," Third Edition, Harcourt Brace Jovanovich, inc., (APPENDIX A P442-445), New York.
- (4) Servostar, nd, viewed 7 January 2007, <<http://servostar.co.kr/1004/product/?div=17>>.
- (5) ISO, 1998, *Manipulating industrial robots -Performance criteria and related test methods*, ISO 9283:1998, International Organization for Standardization, Geneva.
- (6) Chung, D. W., 2006, "A Study on Six Sigma Based Robust Design of Gripper Part for Lcd Stroke Crane," Master of Engineering treatise, Changwon National University, Republic of Korea, pp. 44~52.
- (7) Yoon, D. S. and Yang, S. Y. 1999, "A Study on Adaptive_Sliding Mode Control of SCARA Robot," *Proceeding of the KSMTE, fall conference*, pp. 148~153.
- (8) Veitschegger, W. K. and Wu, C. H., 1986, "Robot Accuracy Analysis Based on Kinematics," *IEEE Journal of Robotics and Automaton*, Vol. RA-2, No. 3, pp. 171~179.
- (9) Park, I. K. and Yoon, J. H., 2003, "Improved POD Methodology using Monte Carlo Simulation," *Proceeding of the KSMTE, spring conference*, pp. 73~78.
- (10) Cho, N. G. and Park, J. J., 2000, "A study on the Error Compensation of Machine Tool Position Using Reference Artifact and On-machine," *Proceeding of the KSMTE, fall conference*, pp. 20~25.
- (11) Fu, K. S. Gonzalez, R. C., and Lee, C.S.G, 1987, *Robotics*, McGraw-Hill, New York, pp. 163~189.