

신경 회로망을 이용한 로봇의 상대 오차 보상

김연훈*, 정재원*, 김수현**, 곽윤근**

Relative Error Compensation of Robot Using Neural Network

Yeon-Hoon Kim*, Jae-Won Jeong*, Soo-Hyun Kim**, and Yoon-Keun Kwak**

ABSTRACT

Robot calibration is very important to improve the accuracy of robot manipulators. However, the calibration procedure is very time consuming and laborious work for users. In this paper, we propose a method of relative error compensation to make the calibration procedure easier. The method is completed by a Pi-Sigma network architecture which has sufficient capability to approximate the relative relationship between the accuracy compensations and robot configurations while maintaining an efficient network learning ability. By experiment of 4-DOF SCARA robot, KIRO-3, it is shown that both the error of joint angles and the positioning error of end effector are drop to 15%. These results are similar to those of other calibration methods, but the number of measurement is remarkably decreased by the suggested compensation method.

Key Words : Pi-Sigma neural networks(Pi-Sigma 신경 회로망), Inverse calibration(역 보정), Joint variable(조인트 변수) Relative error compensation(상대 오차 보상)

1. 서론

80년대 후반부터 본격적으로 연구, 개발된 로봇은 이송, 도색, 용접 및 조립 등 산업현장에서 널리 사용되고 있다. 최근에는 하나의 생산품에 대한 주기가 짧아져서 작업이 자주 바뀌고, 정밀 작업에 대한 로봇의 요구도 많아지고 있다. 이러한 추세는 이미 설치되어 있는 로봇에 대해 생산성 및 효율성에서 적극적인 검토를 요구한다.

오프라인 프로그래밍(off-line programming) 방식의 구동에 앞서 로봇의 정확한 기구학적 모델을 얻는 것이 선행되어야 하고, 또한 이미 설치되어 있는 로봇이 시간이 지남에 따라 주위 작업 환경의 변화나 작업 형태의 변경에 의해서 처음 설치

할 때와 다른 여건을 가지게 된다. 이러한 로봇에 대한 주기적인 점검을 통해서 로봇이 가지고 있는 정밀도를 높이는 일이 필요하다. 로봇의 정밀도는 반복위치 정밀도(repeatability)와 절대위치 정밀도(accuracy)로 구분될 수 있는데, 이중 반복위치 정밀도는 최근 우수한 제어기술의 발달로 비교적 만족할 만한 수준을 보이고 있으나, 절대위치 정밀도는 여러 가지 오차의 요인에 의해서 그 정도가 많이 저하될 수 있어서 로봇의 정확한 보정을 통한 해결이 요구된다.

로봇의 보정은 로봇 말단부(end-effector)의 위치 및 방위와 조인트 변수와의 정확한 함수관계를 찾아내는 일련의 과정으로, 모델링(modeling), 측정(measurement), 동정(identification), 및 보상

* 한국과학기술원 기계공학과 대학원

** 한국과학기술원 기계공학과

(compensation)의 4 단계 절차를 통해서 기구학적 보정을 하는 연구가 많았다⁽¹⁾. 로봇의 정밀도를 저해하는 오차에 대한 적절한 함수관계를 설정하기 위한 단계인 모델링에서는 Denavit-Hartenberg⁽²⁾가 제시한 4 개의 인자에 대한 선형화된 모델링이 있는 이후, 보다 정확하게 오차를 표현하기 위해 인자를 추가하거나 고차항을 추가하는 등의 노력이 있었다. 모델링 된 오차를 구하기 위한 측정에서는 경위의, 레이저 트래킹 시스템, 3 차원 좌표측정기 및 CCD 카메라를 이용한 비전 시스템 등이 자주 쓰였다. 또한, 측정된 데이터는 최소자승법(least square method)이나, 야코비안(jacobian)등의 방법을 이용하여 정의된 오차를 식별하고 보상하여 보정을 마치게 된다. 90년대 전후로는 신경회로망을 사용하면서 로봇의 각 조인트 변수만으로 보정하는 연구가 활발해 졌고, Ghosh⁽³⁾등이 제안한 Pi-Sigma 신경회로망을 이용한 역보정을 통하여 기존의 방법보다 단순하면서도 정확한 보정방법이 제시된 바가 있다⁽⁴⁾. 여기에 상대적인 개념을 도입하여 측정 시 발생하는 여러 문제점을 해결하고자 한다.

일반적인 분석적인 방법으로서의 보정은, 보정 과정이 전체적으로 길며, 보상할 인자의 수가 많고, 식별하는 과정에서도 많은 문제를 가져올 수 있어서, 실제 현장을 고려해서 적용한다는 것에는 시간이나 노동력에서 비효율적이고 사람의 손이 많이 들어가며 오차가 다시 유발될 가능성도 있다. 또한, 보정 작업이 실제의 작업과 무관하게 로봇 자체에 대한 보정인 것이 보통이다. 그래서, 실제 작업공간 좌표계에서 본 로봇 좌표계의 자세의 정보도 로봇 자체의 보정만큼 중요하고 정밀한 값을 요구하고 있어서, 실제 로봇이 구동되는 작업공간 좌표계에서 직접 바라본 로봇의 보정이 필요하다.

본 논문에서는 작업공간에서 바라본 로봇의 이동에 대한 좌표의 상대적인 값에 필요한 각 조인트 변수의 상대적인 값에 대한 보상량을 신경회로망으로 결정하는 방법을 제시하여 측정량을 획기적으로 줄이면서 기존의 정밀도를 극복하는 보정을 하고자 한다.

2. 상대 오차 보상

로봇이 어떤 자세를 표현하는 데 있어서, 로봇이 수행해야 하는 작업공간에서의 정밀한 작업이

로봇의 베이스 좌표계에 대한 정밀한 구동보다 실제적으로 더 직접적이고 중요한 일이다. 즉, 작업에 대한 로봇의 구동이 실제로 이루어지는 곳은 로봇의 좌표계가 아닌 작업공간 좌표계이다. 그리고, 로봇의 구동에 있어서 관심 있게 생각하는 부분을 작업공간 상에서 작업을 행하는 어떤 두 점간의 상대적인 이동에 초점을 맞추면, 그런 이동을 정확히 하기 위한 조인트 회전각의 상대적인 입력 값이 필요하다. 그것이 기구학적인 계산에 의해서 얻을 수 있는 공칭의(nominal) 값과 실제 엔코더에서 읽히는 값과는 차이가 있게 되어 정확한 로봇의 구동을 위해서는 공칭의 값이 실제 값과 근사해 져야 한다. 이처럼, 실제 로봇의 상대적인 이동에 필요한 정확한 조인트 회전각의 상대적인 값을 내고자 조인트 회전각의 오차를 보상하는 것이 상대 오차 보상의 개념이다.

다양한 로봇의 인자들 중에서 로봇의 자세의 이동을 하기 위해 입력 값으로 주는 것이 회전각이고, 또한 다른 복잡한 측정 장치의 도움 없이 엔코더의 값을 읽어서 바로 얻어질 수 있기 때문에, 그 값에 대한 보상을 통해서 로봇의 정확한 이동을 얻어내고자 한다. 로봇이 어떤 두 자세 i 에서 j 로 이동하는 예를 들어보자. 이때 로봇 베이스에서 본 두 자세 및 측정이 행해지는 작업공간에서 본 두 자세는 Fig. 1 과 같이 각각 ${}^B T_i, {}^B T_j$ 및 ${}^W T_i, {}^W T_j$ 로 표현된다.

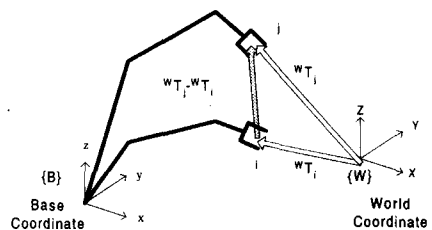


Fig. 1 Relative Pose and Coordinate Systems

이때 i 에서 j 로 이동하는데 필요한 조인트 회전각의 상대적인 양이 계산에 의해 얻어지는 양은 $\Delta\theta_{nom}$ 가 되고, 실제로 엔코더에서 읽히는 값은 $\Delta\theta_{act}$ 가 된다. i 에서 j 로의 자세의 변화의 값은 식(1)과 같이 $\Delta\theta_{nom}$ 의 함수로 계산되어지고, 실제 값은 보상해줄 양, $\Delta\theta_{com}$ 이 포함되어 식(2)처럼

표현된다.

$${}^B T_j - {}^B T_i)_{nom} = f(\Delta\theta_{nom}) \quad (1)$$

$${}^B T_j - {}^B T_i)_{act} = f(\Delta\theta_{act}) = f(\Delta\theta_{nom} + \Delta\theta_{com}) \quad (2)$$

식(1), (2)로부터 조인트 회전각의 보상량은 식(3)처럼 결정되고, 이 값은 신경회로망에 의해 얻어진다. 즉, Fig. 2에서 이동되는 두 자세가 입력으로 들어와 기구학적으로 $\Delta\theta_{nom}$ 을 구하게 되고, 측정으로부터 얻어지는 $\Delta\theta_{act}$ 를 이용하여 보상해야 될 양인 $\Delta\theta_{com}$ 가 얻어지도록 신경회로망을 이용하여 학습하여, 학습된 후에는 $\Delta\theta_{nom}$ 와 $\Delta\theta_{com}$ 이 더해져서 실제의 값인 $\Delta\theta_{act}$ 에 거의 근사한 값이 출력된다. 그래서, 그 값으로 로봇을 구동하게 되면, 보다 정확한 자세로 로봇을 구동시킬 수 있게 된다.

$$\begin{aligned} \Delta\theta_{com} &= \Delta\theta_{act} - \Delta\theta_{nom} \\ &= \Delta\theta_{act} - f^{-1}({}^B T_j - {}^B T_i)_{nom} \end{aligned} \quad (3)$$

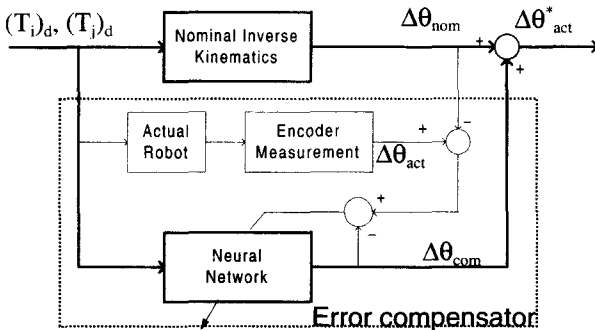


Fig. 2 Block Diagram of Relative Error Compensation using Neural Networks

3. 신경회로망

본 논문에서 학습해야 하는 대상의 입력과 출력 간의 관계를 살펴보면, 복잡한 역기구학은 물론이고, 그 안에 각종의 오차의 요인들이 포함되어 있어서, 상당히 비선형적인 관계로 이루어져 있음을 알 수 있다. 이러한 관계를 매핑 시키기 위해

서는 고차항에 대해 상당히 효율적인 학습을 수행할 수 있다고 Ghosh 등⁽³⁾이 제안한 Pi-Sigma Neural Network을 적용하고자 한다.

이 네트워크는 Fig. 3에서 볼 수 있듯이 하나의 입력 층과 하나의 출력 층, 그리고 하나의 은닉층으로 구성된 간단한 구조를 하고 있다. 그리고, 변환시킬 가중치들도 입력 층과 은닉층 사이에서만 있고, 은닉층과 출력 층 사이의 가중치들은 고정되어 있는 구조로 되어 있어서, 학습 시간을 크게 줄일 수 있는 특징을 가지고 있다.

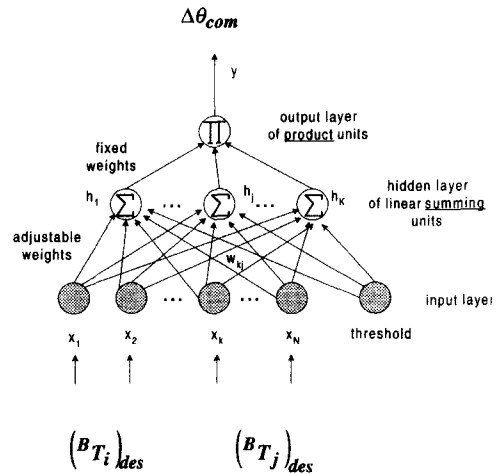


Fig. 3 Pi-Sigma Network Architecture for Relative Error Compensation

본 논문에서 사용된 Pi-Sigma 신경망에서는 최소강하법(gradient descent rule)을 이용한 학습 방법을 사용하였다. 먼저 한번 신경회로망을 지난 출력값은 식(4)와 같이 결정되고, 각 패턴 데이터(pattern data)에 대한 출력값의 오차의 에너지 함수는 식(5)와 같이 정의 하였다.

$$o = \sigma \left(\prod_{j=1}^K \left(\sum_{k=1}^N w_{kj} x_k + w_{0j} \right) \right) \quad (4)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^M (d_p - o_p)^2 \quad (5)$$

식(5)에서, d는 출력치 o에 대한 원하는(desired) 값이고, p는 패턴(pattern)번호를, 그리고 M은 총 패턴의 수를 나타낸다. 이렇게 얻어진 E

는 오차에 대한 에너지를 나타내고, 이 값이 최소화 되는 방향으로 w_{kj} 는 식(6)에 의해서 Δw_{kj} 만큼 갱신된다.

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (6)$$

여기서 η 는 학습속도를 결정하는 학습율 (learning rate)이고 적절하게 결정해 준다.

4. 실험결과

2장에서 제시한 상대오차보상 방법의 검증을 위해서 실험을 수행하였다. 실험대상으로는 4 자유도 직접구동 방식 로봇인 KIRO-3⁽⁵⁾를 사용하였고, 측정을 하기 위하여 와이어 병렬 메커니즘⁽⁶⁾(WPM, Wire Parallel Mechanism)을 사용하였다. KIRO-3와 WPM으로 구성된 실험장치에 대한 사진은 Fig. 4과 같고, 로봇의 기준 좌표계와 측정기 그리고 측정 영역을 고려한 개념도는 Fig. 5에 제시하였다.



Fig. 4 Manipulator & Measurement System

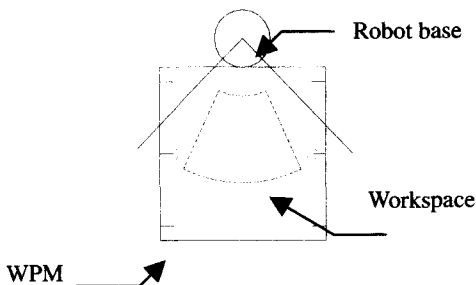


Fig. 5 Schematic Diagram of Experiment Setup

KIRO-3의 기하학적인 형상은 Fig. 6과 같다. KIRO-3는 1축과 2축에 대한 구동만을 실시하여 x, y 의 위치만 고려되도록 하였고, 측정도 마찬가지로 x, y 에 대해서만 수행하였다.

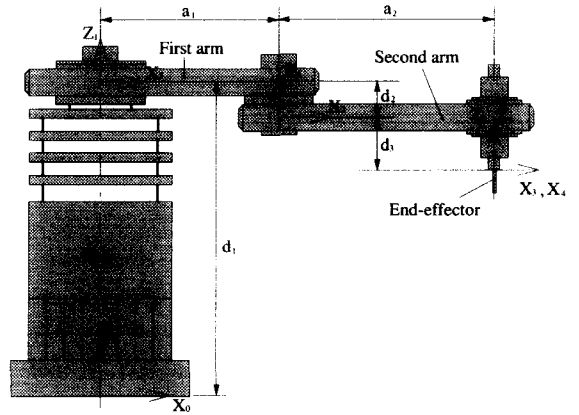


Fig. 6 Coordinate Systems of the KIRO-3 robot

작업영역은 r, θ 로 각각 $20^\circ \sim 70^\circ$, $200\text{mm} \sim 500\text{mm}$ 의 평면으로 정하였고, 측정 데이터의 획득은 작업영역을 체비셰프 분할 방법에 의해 나누어서 16개의 점을 얻어내었다.⁽⁷⁾

4.1 측정 방법

WPM은 x, y 위치를 측정하기 위해서 두개의 와이어만 사용하였고, 두개의 와이어 길이로부터 x, y 좌표계산은 Fig. 7로부터 식 (7)과 같이 얻어진다.

$$\begin{aligned} l_1 &= \sqrt{w_1^2 - h_1^2} \\ l_2 &= \sqrt{w_2^2 - h_2^2} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} (a-x)^2 + (A-y)^2 &= l_1^2 \\ (A-x)^2 + (a-y)^2 &= l_2^2 \end{aligned}$$

여기서 h_1, h_2 는 WPM의 와이어가 나오는 위치로부터 로봇의 말단부에 와이어가 부착된 위치까지의 높이를 각각 나타내고, a 와 A 는 로봇의 기준 좌표계로부터 WPM에서 와이어가 나오는 위치까지를 결정하는 길이를 나타낸다.

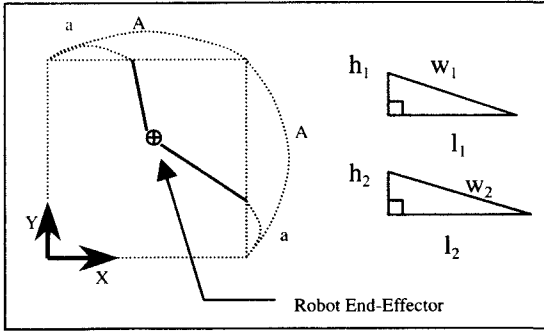


Fig. 7 Transformation from Wire lengths to X, Y position

4.2 상대 오차 보상 실험

제시된 상대 오차 보상 방법을 검증하기 위하여 측정 및 실험을 수행해 보았다. 우선 학습에 사용될 16 개의 점을 작업 영역으로부터 측정하여 위치와 그에 해당되는 두 관절의 조인트 회전각을 구하였다. ${}_{16}C_2$ 에 의해서 120 개의 상대적인 이동을 나타내는 두 점의 쌍을 구하여 그 값을 학습에 사용될 패턴 데이터(pattern data)로 이용하였다. 학습을 통하여 120 쌍의 상대적인 이동에 필요한 조인트 회전각의 보상량을 결정하였다. 보상의 결과를 확인하기 위해 테스트 포인트(test point) 16 개를 측정하고 보상이 이루어진 후의 오차의 양을 계산하고 보상전과 보상 후의 결과를 비교해 보았다.

학습에 사용된 신경회로망의 파라메타는 Table 1 과 같이 결정하였다. 학습의 최대 반복횟수는 5000 번으로 제한하였고, 은닉 층 내부의 노드 (node)의 수는 7 개로 주었다.

Table 1. Pi-Sigma Network parameters

Number of adjustable weights	30
Bias	+0.5
Activation function	Sigmoid
Regularization parameter, λ	0.2
Learning iteration	5,000
Node of hidden layer	7
Learning rate, η	
Angle 1	Angle 2
1.6	0.7

Fig. 8 은 상대오차보상에 대한 학습이 잘 이루어지는가를 나타내는 그림으로, 수백 번 정도 반복되었을 때 오차가 이미 많이 수렴하는 것으로 보아 매우 빠르고 안정적으로 학습되었음을 확인할 수 있다.

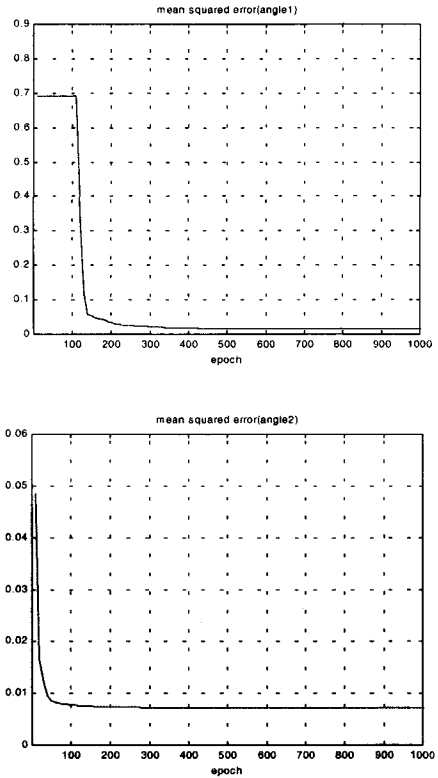


Fig. 8 The Results of Learning (Experiment 1)

학습에 사용된 16 개의 좌표 점과 다른 위치의 16 개의 좌표 점이 테스트 점으로 사용되었다. 그 점들로부터도 ${}_{16}C_2$ 에 의해서 상대적인 이동을 나타내는 120 개의 쌍을 만들어서 각각에 대한 보상 결과를 Fig. 9 에 나타내었다. 그림에서 o 는 측정된 조인트 회전각의 오차를 나타내며, 그 만큼의 보상을 해주어야 함을 나타낸다. □ 는 신경회로망을 거쳐 나온 출력 값으로 그 만큼이 보상되었음을 나타내고 있다. 그래프는 보기 쉽도록 측정된 오차의 크기 순서로 나열하였다.

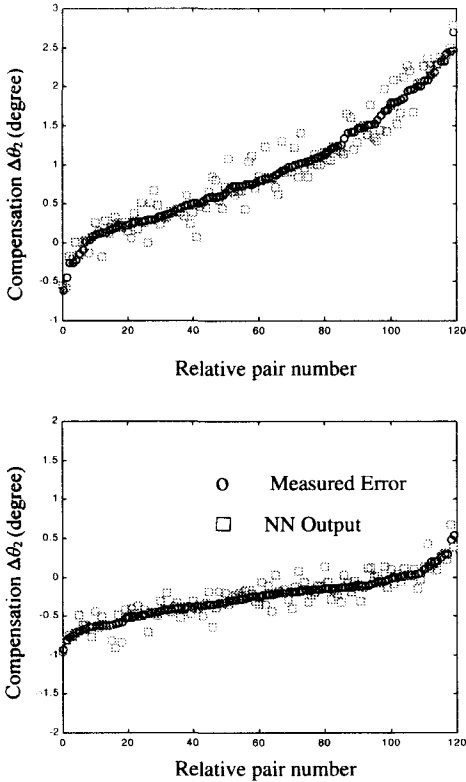


Fig. 9 NN Test for Relative Angle Compensation

Fig. 9의 오차의 값에 대한 절대값을 취하여, 최대값 및 평균 그리고 표준편차를 Table 2에 나타내었다. 상대 오차 보상이 수행되기 전에 조인트 회전각의 상대적인 값($\Delta\theta_1$, $\Delta\theta_2$)에 대한 오차가 보상된 후에 각각 13% 및 27%로 줄어들었음을 알 수 있다. 여기서 $\Delta\theta_2$ 의 오차가 줄어드는 정도가 $\Delta\theta_1$ 보다 작은 이유는 보상해줘야 할 값의 크기가 훨씬 작아서 나타난 결과라고 사료된다.

또한, 이렇게 보상된 조인트 회전각의 값을 이용하여 로봇을 구동했을 때, 두 점간의 위치 이동에 대해 나타나는 오차를 $\epsilon_p = \{(\Delta x_{error})^2 + (\Delta y_{error})^2\}^{1/2}$ 로 정의하여 그 결과를 Table 3에 제시하였다. 표에서 보듯이 보상전에 평균 4.11mm 정도를 가지던 오차가 제시된 방법으로 보상을 수행한 후에 평균 0.85mm 정도로 줄어들어 약 20%정도로 오차를 줄일 수 있었다.

이는 Zhong⁽⁶⁾이 실험한 결과에서 평균 4.35mm의 오차를 0.24mm로 1mm 이내로 위치정밀도를

향상시킨 결과와 비슷한 수준을 보이지만, 이러한 결과를 내기 위한 측정횟수는 16 번으로 Zhong의 144 개보다 훨씬 적다.

Table 2. Errors of Relative Joint Angles unit: degree

	Before compensation			After compensation			Error Drop (%)
	max	dev	avg	max	dev	avg	
Angle 1	2.62	0.07	0.95	0.44	0.01	0.13	13
Angle 2	0.89	0.03	0.33	0.31	0.01	0.09	27

Table 3. Results of Positioning Error unit: mm

	Before compensation		After compensation	
	maximum	average	maximum	average
Positioning Error	9.63	4.11	2.16	0.85

5. 결 론

본 논문에서는 로봇의 상대적인 자세의 이동에 대한 오차의 보상에 대해서 연구하였다. 다양한 오차의 원인 중에서 로봇의 이동에 필요한 조인트 회전각만을 신경회로망으로 보상하는 방법을 통해서 다음과 같은 결과를 얻었다.

(1) 보정의 관점을 작업 중심으로 전환하여 보정작업시 생기는 좌표계간의 문제점을 해결하여 작업환경의 다양한 변화에 빠르고 간단히 대처할 수 있는 방법을 얻었다.

(2) x, y 좌표에 대한 실험을 통해서, 보상되기 전에 상대적인 이동에 필요한 회전각의 오차를 15%정도로 줄였다.

(3) 이러한 상대적인 회전각의 보상량을 통한 이동에 있어서의 x, y의 오차값은 1mm 이내의 값으로, 보상 전에 비해 20%이하로 줄었음을 확인할 수 있다.

(4) 또한 비슷한 보정 결과에 대해서, 보정에 필요한 측정량을 제시한 상대오차보상 방법에 의해서 획기적으로 줄여서, 보정단계에서 항상 문제시 되던 과도한 측정량 문제를 해결할 수 있었다.

참고문헌

1. D. E. Whitney, C. A. Lozinski and J. M. Rourke, "Industrial Robot Forward Calibration Method and Results," ASME J. of Dynamic Systems, Measurement, and Control, Vol. 108, No. 1, pp. 1-8, 1986.
2. J. Denavit and R. S. Hartenberg, "A Kinematic Notation for Lower-Pair Mechanisms Based on Matrices," J. Applied Mechanics, pp. 215-221, 1955.
3. J. Ghosh and Y. Shin, "Efficient Higher-Order Neural Networks for Classification and Function Approximation," Int'l J. of Neural Systems, Vol. 3, No. 4, pp.323-350, 1992.
4. J. W. Jeong, S. H. Kim, Y. K. Kwak, "The Robot Inverse Calibration Using a Pi-Sigma Neural Networks," J. of KSPE, Vol. 14, No. 5, pp. 134-142, 1997.
5. 곽윤근 외, "직접 구동 방식 로봇의 개발과 그 응용에 관한 연구(I-V)," 과학기술처 위탁과제 연구결과 보고서, 한국과학기술원, 1988~1992.
6. J. W. Jeong, S. H. Kim and Y. K. Kwak, "Design and Kinematic Analysis of the Wire Parallel Mechanism for a Robot Pose Measurement," *Proceedings of the '98 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Leuven, Belgium, pp. 2941-2946, 1998.
7. Jeff S. Shamma, "A Method for Inverse robot Calibration," Master's thesis, Massachusetts Institute of Technology, 1985.
8. X. L. Zhong, J. M. Lewis, H. Ren, "Neuro-accuracy Compensator for Industrial Robots," *Proceedings of the IEEE Conference on Neural Networks*, pp. 2797-2802, 1994.