

## 신경회로망을 이용한 기구학적 자코비안의 불확실성 보상 알고리즘

# Kinematic Jacobian Uncertainty Compensation Using Neural Network

정 슬

충남대학교 메카트로닉스공학과

Tel:+82-42-821-6876; e-mail : jungsl@hanbat.chungnam.ac.kr

### Abstract

For the Cartesian space position controlled robot, it is required to have the accurate mapping from the Cartesian space to the joint space in order to command the desired joint trajectories correctly. Since the actual mapping from Cartesian space to joint space is obtained at the joint coordinate not at the actuator coordinate, uncertainty in Jacobian can be present. In this paper, two feasible neural network schemes are proposed to compensate for the kinematic Jacobian uncertainties. Uncertainties in Jacobian can be compensated by identifying either actuator Jacobian off-line or the inverse of that in on-line fashion. The case study of the stenciling robot is examined.

**Keywords :** Jacobian, Uncertainty, Compensation, Neural Network

## 1 Introduction

대부분 산업로봇의 주된 목적은 정해진 경로를 따라 같은 작업을 반복해서 수행하는 것이므로 로봇의 반복되는 움직임이 항상 일정하도록 제어해야 한다. 사용자는 항상 카테시안 공간에서 작업을 하므로 로봇을 카테시안공간에서 제어하는 것이 편리하다. 카테이션공간에서 로봇 팔끝의 움직임은 각 조인트의 위치센서를 통해 얻은 데이터를 정기구학으로 계산하므로 얻어지게 된다. 마찬가지로 로봇 팔끝에서의 속도는 각 조인트에서의 속도와 자코비안 행렬의 복합에 의해서 얻어진다.

로봇팔 끝의 위치를 제어하려면 그 위치와 관련된 조인트공간에서 조인트를 직접 제어해야 하므로 카테시안의 위치를 조인트로 바꾸어 주는 역기구학이 필요하다. 또한 팔끝의 속도를 제어하려면 자코비안 정보가 필요한데 자코비안 정보는 조인트좌표와 로봇 팔끝 좌표와의 관계를 나타내지만 로봇의 기구학적 특성에 따라 정확하지 않은 경우가 많다. 예를 들면, 각 조인트가 구동축으로부터 링크로 연결이 되어 움직이게 되는 경우에 있어서 링크의 파라미터들이 정확하지 않거나, 링크를 연결하는 기어박스에서 백래쉬가 발생하는 경우에는 부정확한 자코비안 정보를 갖게 된다.

이처럼 구동좌표와 조인트 좌표 사이의 관계를

나타내는 행렬을 구동 자코비안이라 한다. 구동 자코비안을 무시하면 그에 따른 카테시안에서 경로 오차가 발생하게 된다. 간단한 예로 스텐슬링 로봇의 첫째 링크는 베이스 축에 연결되어 있지만 두번째 링크는 베이스 축에 연결된 선형 베어링에 의한 링크지의 구동으로 움직인다. 따라서 두번째 팔의 구동은 구동축에서 멀리 떨어져서 된다. 그러므로 팔끝에서의 속도제어는 측정된 조인트 속도에 따른 정확한 자코비안 정보에 따라 달라질 수 있다. 일반적으로 정기구학, 역기구학, 자코비안과 같은 기구학적 요소의 불확실성때문에 지정한 속도를 따라가지 못하고 오차가 생기게 된다. 또한 불확실한 자코비안 정보는 카테시안 경로에도 오차가 생기는 영향을 미칠 수 있다. 이러한 기구학적으로 오차를 보정하는 캘리브레이션은 이미 많은 연구가 되어있다[1,2,3].

이 논문에서 우리는 자코비안 행렬에 불확실성이 존재할 경우에 로봇이 주어진 경로와 속도를 따라가도록 하기위해 신경회로망을 사용하는 알고리즘을 제안한다. 보상방식에 따라 off-line과 on-line으로 나뉘는데 off-line 방식은 구동자코비안을 신경회로망으로 인식하는 것이다. On-line 방식에서 신경회로망의 역할은 기구학적 불확실성에 따른 속도 오차를 온라인으로 보상하는 것이다.

## 2 기구학적 자코비안

기본적인 로봇 기구학을 살펴보면 카테시안 공간에서 임의의 한 점  $P$ 를 지정하기 위해서는  $P$ 에서의 위치와 속도를 정의하면 된다. 임의의 점  $P$ 는 조인트 각을 통한 정기구학에 의해서 얻어지고 속도는 위치 속도 벡터  $v$ 와 각속도  $w$ 에 의해서 정의된다.

팔끝에서의 속도는 다음과 같다.

$$\dot{P} = \begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix} \quad (1)$$

카테시안 제어 로봇은 경로가 작업 공간에서 주어지기때문에 역기구학을 통해서 조인트 공간으로 변환되어야 한다. 동시에 속도도 마찬가지로 변환되어야 한다. 이러한 과정은 잘 알려진 다음의 자코비안 관계를 통해서 이루어진다.

$$\dot{P} = J(q)\dot{q} \quad (2)$$

여기서  $J(q)$ 는  $6 \times 6$  자코비안 행렬이고  $\dot{q}$ 는 조인트 각 속도이다. 자코비안 행렬의 원소  $J_{ij}$ 는  $i$ 번째 위치에 대한  $j$ 번째의 조인트의 편미분을 나타낸다.

$$J_{ij} = \frac{\partial P_i}{\partial q_j} \quad (3)$$

요구되어지는 조인트의 각속도는 자코비안의 역을 취하므로 얻어진다.

$$\dot{q} = J^{-1}(q)\dot{P} \quad (4)$$

만약에 자코비안이 잘못 정의 된다면 그에 따른 조인트 속도  $\dot{q}$ 도 잘못 정의될 수 있다.

$$\hat{\dot{q}} = \hat{J}^{-1}(q)\dot{P} \quad (5)$$

이 경우에는 카테시안 제어기 법칙에 오차가 생기므로 위치제어에 오차를 초래하게 된다.

## 2.1 구동 자코비안 행렬 $T$ 의 Off-line 인식

식(2)의 관계는 구동축이 직접 토크를 전달하는 조인트에 연결되어 있는 경우를 말한다. 만약에 하이드릴릭 모터로 구동하는 로봇처럼 토크가 기어 상자나 링크를 통해 전달된다면 식(2)에 나타난 자코비안의 관계는 더이상 성립되지 않는다. 실제 자코비안은 이러한 기구학적 불확실성을 고려하므로 얻어져야 한다.

구동축과 조인트 사이에 또다른 맵핑이 있는데 이를 구동 자코비안(actuator Jacobian)이라 부른다.

$$\dot{q} = T(\theta)\dot{\theta} \quad (6)$$

여기서  $\dot{\theta}$ 는  $n \times 1$  액츄에이터 각속도이고  $T$ 는  $n \times n$ 의 모르는 구동 자코비안 행렬이라 하자. 그러면 식(2)의 관계는 다음과 같이 된다.

$$\dot{P} = \hat{J}(q)T(\theta)\dot{\theta} \quad (7)$$

여기서  $J = \hat{J}T$ 로  $\hat{J}$ 는 정확하지 않은 평가된(estimated) 자코비안이다.

여기서 제안하는 것은  $\dot{P}$ 와  $\dot{\theta}$  정보를 기준으로 신경회로망을 사용해서 구동 자코비안 행렬  $T$ 를 인식하는 것이다.

그림1에서 보여진 것처럼 신경회로망을 이용해 로봇 팔끝의 속도를 구해보자.

$$\dot{P} = \hat{J}\Phi_M\dot{\theta} \quad (8)$$

여기서  $\Phi_M$ 는  $n \times n$  자코비안 보상행렬이다.

식(7)에서(8)을 빼고  $e = \dot{P} - \hat{J}\dot{P}$ 를 정의하면 다음과 같다.

$$e = \hat{J}(T - \Phi_M)\dot{\theta} \quad (9)$$

오차가 영으로 수렴할 때 신경회로망의 출력  $\Phi_M$ 는 구동 자코비안 행렬과 같게 된다. 그러므로 off-line 방식은 경로를 미리 계획하는 trajectory planner로서 사용될 수 있다.

식(8)에서 조인트 속도를 구하여 보자.

$$\hat{\dot{\theta}}_d = \Phi_M^{-1}\hat{J}^{-1}\dot{P} \quad (10)$$

위의 식에서처럼  $T$ 를 인식한 후에 속도  $\hat{\dot{\theta}}_d$ 를 on-line으로 구하기 위해서는 미리 구한  $\Phi_M$ 의 역행렬이 필요하다. 실시시간으로 조인트의 속도를 보상하려면 신경회로망이 인식한 보상행렬  $\Phi_M = T$ 의 역인  $\Phi_M^{-1}$ 값이 필요하다. 하지만 비선형 시스템에 있어서 역의 관계는 성립되지 않기 때문에 온라인으로 사용하기가 어렵다. 다음에서는 직접 구동자코비안의 역의 값을 취하고 온라인으로 보상하는 알고리즘을 제안하고자 한다.

## 3 자코비안을 보상하는 On-line 방식

여기서 신경회로망의 목적은 기존 조인트 속도를 보상하는 것이다. 식(7)로부터  $\dot{\theta}_d$ 은 다음과 같이 얻어질 수 있다.

$$\dot{\theta}_d = T^{-1}\hat{J}^{-1}\dot{P} \quad (11)$$

식(11)에서 (10)을 빼면

$$\dot{\theta}_d - \hat{\dot{\theta}}_d = T^{-1}\hat{J}^{-1}\dot{P} - \Phi_M^{-1}\hat{J}^{-1}\dot{P} \quad (12)$$

각속도 오차  $\varepsilon = \dot{\theta}_d - \hat{\dot{\theta}}_d$ 를 정의하고 다시 정리하면 다음과 같다.

$$\varepsilon = (T^{-1} - \Phi_M^{-1})\hat{J}^{-1}e \quad (13)$$

여기서  $\hat{J}^{-1}$ 는 평가된다. 기존 조인트 속도  $\dot{\theta}_d$ 는 식(12)와 (13)을 연립하므로 다음처럼 바뀔 수 있다.

$$\dot{\theta}_{d_{new}} = \dot{\theta}_{d_{old}} + \varepsilon \quad (14)$$

그러므로, 요구되어지는 속도 경로  $\dot{\theta}_d$ 에 오차가 보상되므로 부정확한 정보에서 생기는 속도오차를 작게할 수 있다. 그림2에는 제안하는 속도 보상 알고리즘이 나타나있다. 다음장에서는 신경회로망구조와 학습방법을 알아본다.

## 4 신경회로망 보상기 구조

이 논문에서 신경회로망은 입력과 히든층 그리고 출력층으로 이루어 졌는데 입력은 각위치와 각속도로  $X = [\theta^T \dot{\theta}^T]$ 가 된다. 출력은 입력에 가중치 ( $w_{ij}^1$ )가 더해지고 활성화 함수  $f(\cdot)$ 를 통한다.

$$f(\cdot) = \frac{1}{1 + \exp(-(\cdot))} \quad (15)$$

활성화된 신호는 다시 가중치 ( $w_{jk}^2$ )와 곱하여 진위해 모두 합하여 진다. 그러므로, 선형 출력 노드에서 나오는 출력값  $\phi_n$ 은 다음과 같다.

$$\phi_n = \left[ \sum_{j=1}^{n_H} w_{jk}^2 \left( \frac{1}{1 + \exp(-(\sum_{i=1}^{n_I} x_i w_{ij}^1 + b_j^1))} \right) \right] + b_k^2 \quad (16)$$

여기서  $n_I$ 는 입력의 수이고,  $n_H$ 는 히든의 수이다.

## 5 신경회로망 학습방법

신경회로망의 가중치값을 계속 바꾸어 주기 위해 잘 알려진 백프로퍼게이션 알고리즘을 사용하고 있다. 감소되어질 목적 함수는 속도 오차로 다음과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \varepsilon^T \varepsilon \quad (17)$$

여기서  $\varepsilon = \dot{\theta}_d - \hat{\theta}_d$ 이다.

백프로퍼게이션 알고리즘을 적용하기 위해서는 식(17)을 미분해서 얻는 그레디언트를 얻어야 한다[4].

$$\frac{\partial E}{\partial w} = \varepsilon^T \frac{\partial \varepsilon}{\partial w} \quad (18)$$

방정식 (13),(18)에서 다음을 구할 수 있다.

$$\frac{\partial E}{\partial w} = -\varepsilon^T e J^{-1} \frac{\partial \Phi_M}{\partial w} \quad (19)$$

가중치 값을 변환하기 위해 그레디언트를 사용하면 다음과 같다.

$$\Delta w(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} + \alpha \Delta w(t-1) \quad (20)$$

여기서  $\eta$ 는 학습률이고  $\alpha$  모멘트 상수이다. 식(16)을 사용해서 (20)을 다시 쓰면

$$\Delta w_{ij}^1(t) = \eta s_j (1 - s_j) x_i \left[ \sum_{k=1}^{n_o} \varepsilon_k w_{jk}^2 \right] + \alpha \Delta w_{ij}^1(t-1) \quad (21)$$

$$\Delta w_{jk}^2(t) = \eta \varepsilon_k s_j + \alpha \Delta w_{jk}^2(t-1) \quad (22)$$

$$\Delta b_j^1(t) = \eta s_j (1 - s_j) \left[ \sum_{k=1}^{n_o} \varepsilon_k w_{jk}^2 \right] + \alpha \Delta b_j^1(t-1) \quad (23)$$

$$\Delta b_k^2(t) = \eta \varepsilon_k + \alpha \Delta b_k^2(t-1) \quad (24)$$

$$s_j = \frac{1}{1 + \exp(-(\sum_{i=1}^{n_i} x_i w_{ij}^1 + b_j^1))} \quad (25)$$

$$s_k = \sum_{j=1}^{n_o} s_j w_{jk}^2 + b_k^2 \quad (26)$$

여기서  $n_o$ 는 출력의 수이고,  $s_j$ 는 히든층의  $j$ 번째 유닛, 그리고  $s_k$ 는 출력의  $k$ 번째 유닛이다.  $\varepsilon_k$ 는 벡터  $\varepsilon$ 의  $k$ 번째 요소이다.

## 6 스텐슬링 로봇의 구조

스텐슬링 로봇은 도로나 고속도로에 페인트로 글자나 사인을 쓰기 위해 미국 캘리포니아 대학 데이비스에서 특별히 제작되었다. 산업로봇과는 달리 크기가 16피트 이상이고 무게가 300파운드 이상 나간다. 크기가 크고 로봇을 움직이는 토크가 크므로 하이드릴릭 모터를 사용해서 구동한다. 스텐슬링 로봇은 두개의 링크로 되어있다. 첫번째 링크는 베이스 조인트에 연결되어 있고 두번째 링크는 베이스로 부터 연결된 선행 베어링에 연결된 링크로 움직인다. 그러므로 로봇은 하나의 revolute joint  $q$ 와 prismatic configuration  $r$ 로 구성되어 있다. 각 로봇의 링크의 길이는 같다.

스텐슬링 로봇의 두번째 링크의 구동은 베이스에 연결되어 있는 링크를 통해 전달되기 때문에 팔끝에서의 정확한 속도 제어는 구동축에서 팔끝까지의 위치변환을 얼마나 정확하게 하느냐에 달려있다.

## 7 시뮬레이션 연구

스텐슬링 로봇을 모델로 시뮬레이션을 해 보았다. 제어기 이득으로는  $K_D = \text{diag}[20, 20]$ ,  $K_P = \text{diag}[100, 100]$ 가 사용되었다. 신경회로망은 6개의 히든 유닛을 갖고 있으며, 학습률은  $\eta = 0.01$ 이 사용되었다. 초기 가중치값은 무작위로 선택되었다. 로봇이 수행할 작업은 원을 그리는 것이다. 여기서 우리는 자코비안 정보가 정확지 않다고 가정하기 때문에 그림 3,4에서 보여진 것처럼 경로 추정이 정확하지 않다. 그림 3에서는 부정확한 자코비안 정보가 얼마만큼 로봇의 수행에 영향을 미치는가를 단면적으로 보여주고 있다. 신경회로망을 사용하므로 실시간으로 이러한 불확실성을 보상하고자 한다. 그림3에서 보여진 것처럼 로봇은 주어진 경로를 잘 따라가며 오차가 1초 안에 빠르게 영으로 수렴하는 것을 볼 수 있다. 그림4에서도 신경회로망의 수행능력을 비교하여 볼 수 있다. 신경회로망의 수행능력은 그림5과 6에서도 나타난다.

## 8 결론

이 논문에서 우리는 기구학적 자코비안의 불확실성을 보상하기 위한 새로운 방식을 제안했다. 신경회로망을 사용해서 불확실성을 미리 인식하는 off-line 방법과 매 샘플링시간에 주어진 경로를 바꾸어서 on-line으로 보상하는 등 두가지 방식을 알아보았다. Off-line방식은 자코비안에 있는 불확실성을 미리 인식한 뒤에 보상하는 방식으로 실시간 제어가 어려웠지만 경로를 미리 계획하는 도구 즉 trajectory planner로 사용될 수 있다. 실시간으로 보상할 수 있는 on-line 방식에서는 자코비안에서 나타나는 불확실성을 없애기 위해 설정한 조인트 속도에 신경회로망이 보상될 신호를 더하므로 로봇이 경로수행을 잘 할 수 있었다.

## 참고문헌

- [1] D. E. Whitne, "The mathematics of coordinated control of prosthetic arms and manipulators", *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, pp. 303-309, 1985
- [2] J. M. Hollerbach and C. W. Wampler, "The calibration index and taxonomy for calibration methods", *Journal of Robotics Research*, vol. 15, pp. 573-591, 1996
- [3] F. Sassani, M. Khoshzaban and P. D. Lawrence, "Kinematic calibration of industrial hydraulic manipulators", *Robotica*, pp. 541-551, 1996
- [4] S. Jung and T. C. Hsia, "On an Effective Design Approach of Cartesian Space Neural Network Control of Robot Manipulators", *Robotica*, vol. 15, Part 3, pp. 305-312, 1997

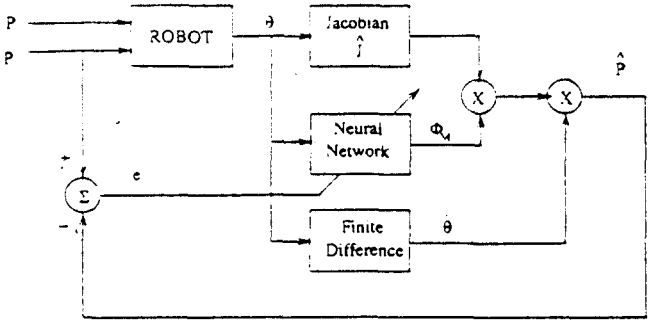


Figure 1: Forward Identification Scheme of JCM

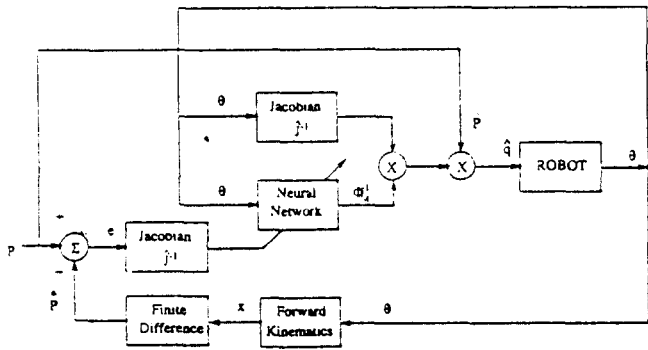


Figure 2: Jacobian Compensation Scheme by Neural Network Planner

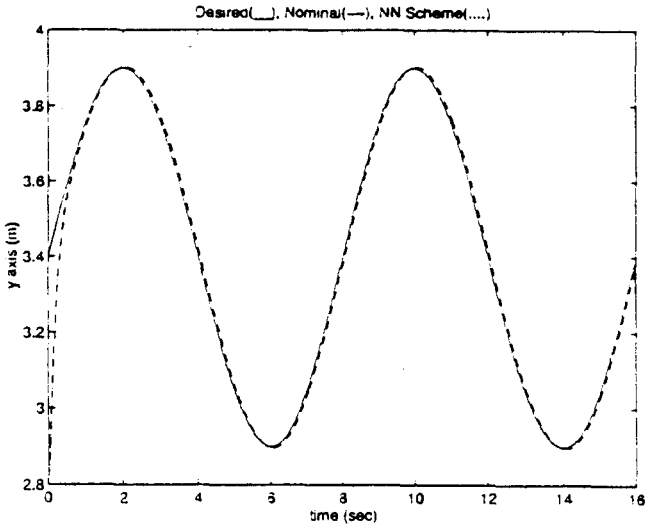


Figure 4: Position tracking in y axis

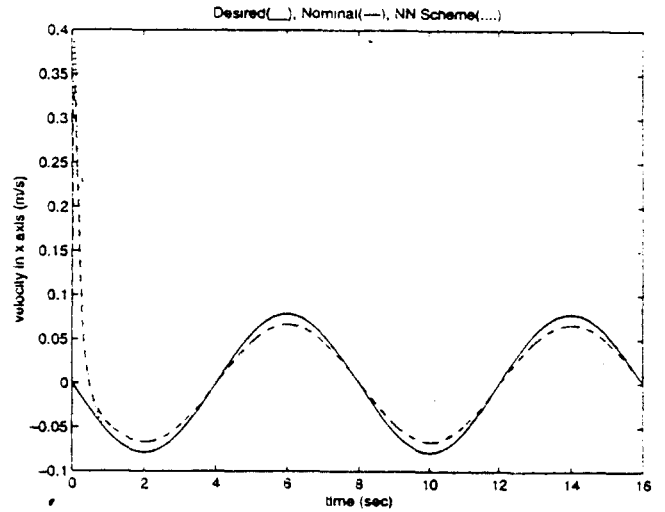


Figure 5: Velocity tracking in x axis

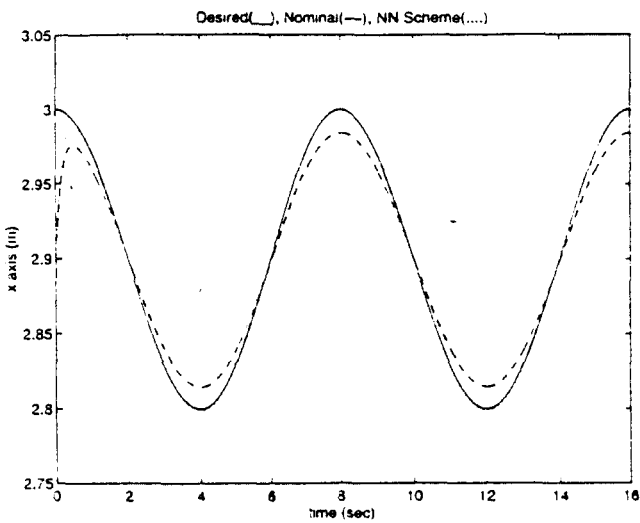


Figure 3: Position tracking in x axis

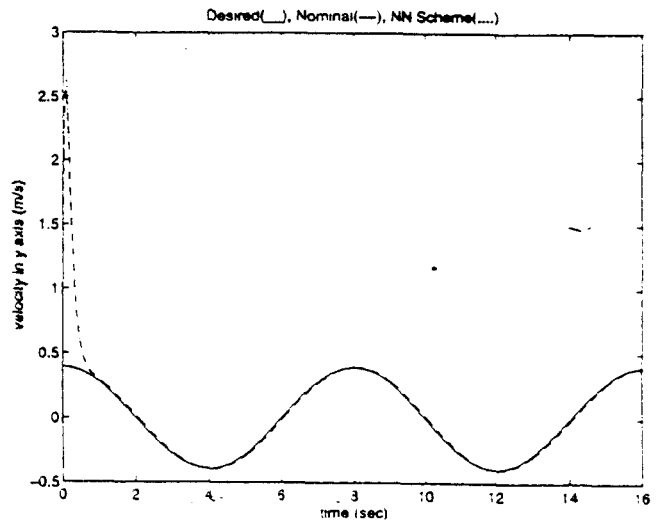


Figure 6: Velocity tracking in y axis