

함수 연결 신경망과 외란 관측기를 이용한 힘 추정기 설계 및 로봇 매니퓰레이터에의 응용

채 원 범, 안 현 식, 김 도 현

국민대학교 전자공학부

전화 : (02) 910-4700 / 팩스 : (02) 910-4449

Design of a Force Estimator using an FLANN with a Disturbance Observer and Application to a Robot Manipulator

Won-Bum Chae, Hyun-Sik Ahn and Do-Hyun Kim
School of Electrical Engineering, Kookmin University
E-mail : ahs@kmu.kookmin.ac.kr

Abstract

In this paper, we propose a new approach to determination of environment forces acting on a rigid body. To estimate the output of disturbance observer due to internal torque, the disturbance observer output estimator using functional link neural network (FLANN) is designed. It is also shown by simulation results that the precise estimation of contact force is achieved for a 2-link SCARA robot performing position/force control.

I. 서론

산업 현장의 로봇들은 자유 공간상의 작업 즉, 물건을 옮기거나 페인팅 작업뿐만 아니라 환경에 구속되는 작업 즉, 표면 가공, 조립등의 다양한 작업들을 수행해야 한다. 환경과 접촉이 일어나는 대부분의 작업에서 힘 센서를 이용하여 제어하는 것이 바람직 하지만, 특수한 경우 즉, 고온의 작업환경이나 환경에 대한 정보가 없을 때, 노이즈나 파손의 위험으로 힘 센서를 장착할 수 없는 경우가 있다. 이런 이유에서 고가의 힘 센서 없이 접촉 힘을 추정하려는 연구가 진행되어 왔다[1][2][3]. Hacksel[2]은 실제 위치와 full state observer를 이용하여 예측한 위치와의 오차를 이미 알고 있는 강성계수와 곱하여 힘을 추정하였고, Eom[3]은

외란 관측기(Disturbance Observer)와 외란 관측기의 출력 추정기(DOOE: Disturbance Observer Output Estimator)를 이용하여 외부 환경과의 접촉에 의해 발생한 힘을 추정하여 2축 로봇에 적용하였다. 외란 관측기를 이용한 힘 추정기(Force Estimator)에서 외부에서 발생한 접촉 힘에 대한 추정능력은 외란 관측기와 DOOE의 성능에 따라 좌우된다.

본 논문에서는 기존의 외란 관측기 및 DOOE를 이용한 힘 추정기의 성능을 향상시키고 모델링 오차에 대한 강인성을 개선하기 위하여 함수 연결 신경망(FLANN: Functional Link Artificial Neural Network)과 외란 관측기를 결합한 형태의 힘 추정기를 제안한다. 제안한 힘 추정기의 타당성과 성능을 검증하기 위해 기존의 힘 추정기와 제안한 신경망 힘 추정기를 마찰력 모델링 오차가 있는 경우에 대해 하이브리드 위치/힘 제어방법으로 모의실험 한다.

II. 힘 추정기의 구조

n-축 로봇에 대한 로봇 동역학은 다음과 같다[4].

$$M(\theta)\ddot{\theta} + v(\theta, \dot{\theta}) + g(\theta) = \tau - f_r \quad (1)$$

여기서, θ 는 $n \times 1$ 관절벡터, $M(\theta)$ 는 $n \times n$ 관성 행렬 이고, $v(\theta, \dot{\theta})$ 는 코리올리스 및 원심력 벡터, $g(\theta)$ 는

중력 벡터, τ 는 토크 벡터, f_r 은 마찰력 벡터이다.

Eom[3]이 제안한 힘 추정기는 크게 외란 관측기와 DOOE로 구성되어 있다. 외란 관측기는 실제 시스템에 대한 공칭 플랜트와 측정잡음 억제를 위한 필터로 구성되어 있으며 식 (1)의 동역학은 외란 관측기를 사용했을 때 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$M_n \ddot{\theta} + \tau_d(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}) = \tau \quad (2)$$

여기에서 $M_n = \text{diag}\{M_{n_1} \dots M_{n_n}\}$ 은 각 축의 상수 관성항이고, $\tau_d(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})$ 는 외란 및 모델화되지 않은 불확실성과 비선형성 등을 모두 포함한 것으로서 다음과 같이 표현된다.

$$\tau_d = (M(\theta) - M_n) \ddot{\theta} + \nu(\theta, \dot{\theta}) + f_r(\dot{\theta}) \quad (3)$$

로봇이 환경이 접촉될 때, 외란 관측기의 출력은 다음 식과 같이 접촉힘(contact force)을 포함하게 된다.

$$\tau_d = (M(\theta) - M_n) \ddot{\theta} + \nu(\theta, \dot{\theta}) + f_r(\dot{\theta}) + \tau_e \quad (4)$$

여기서, τ_e 는 환경과의 접촉에 의해 발생된 토크이다. 만일 환경과 접촉하지 않았을 때의 외란 관측기 출력인 식 (3)의 τ_d 에 대한 등가를 찾을 수 있다면 식 (2)와의 차로써 접촉힘을 추정할 수 있다. Eom은 DOOE를 파라미터에 대한 선형 형태로 구성하여 질량에 대한 미지 파라미터를 위치계적에 대해 학습시킨 후 힘 제어시 외란 관측기와외의 차로 힘을 추정하였다. 이 경우의 힘 추정기의 구조는 그림 1과 같다.

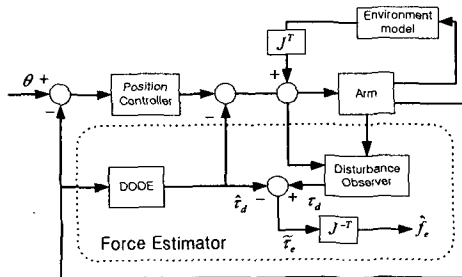


그림 1. 힘 추정기의 구조[3]

Fig. 1. Block diagram of a force estimator[3].

여기서 사용된 DOOE의 출력은 다음 식과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\tau}_d &= (\hat{M}(\theta) - M_n) \ddot{\theta} \\ &+ \hat{\nu}(\theta, \dot{\theta}) + \hat{g}(\theta) + \hat{f}_r(\dot{\theta}) \\ &= W(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}) \hat{\phi} + \nu \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 W 과 ν 는 각각 $n \times r$, $n \times 1$ 의 관절 변수들에 대한 함수이고, $\hat{\phi}$ 는 미지 파라미터 벡터이다.

III. 신경망 힘 추정기

FLANN의 가장 큰 특징은 그 구조가 전처리기(Preprocessor)를 가진 단일층(single layer)으로 구성되어 있다는 것이다. 일반적으로 다층신경망의 구조가 입력의 개수와 node, layer가 늘어남에 따라 학습시간이 길어지고 연산량이 많은 데 반하여 FLANN구조는 적은 연산량으로 가중치를 빠르게 수렴시킬 수 있다는 장점이 있다[5]. Lewis[6]는 로봇 동력학 방정식의 각 항에 대해 독립된 가중치와 학습율을 적용하는 분리구조의 FLANN을 설계하여 제어기로 이용하였다.

본 논문에서 사용된 신경망은 분리구조의 FLANN으로 그림 1의 DOOE를 대신하여 τ_d 를 추정하는 토크 추정기로서 동작된다. 분리 구조의 신경망을 추정기에 적합하도록 신경망의 입출력을 정의하여 그림 2에 나타내었다.

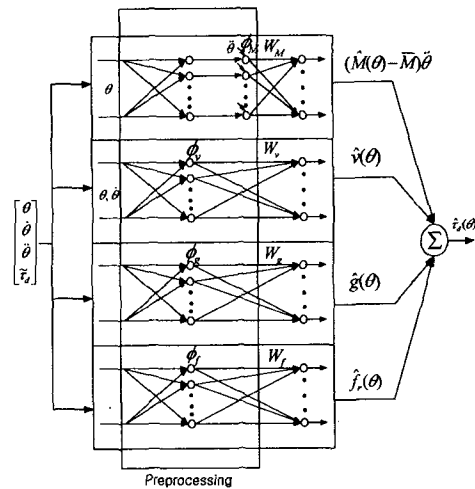


그림 2. Partitioned NN의 구조

Fig. 2. Structure of a partitioned NN.

그림 2와 같이 구성된 신경망은 식 (5)에 대하여 전처리를 거친 입력들과 가중치로써 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{\tau}_d = [W_M^T \ W_\nu^T \ W_g^T \ W_f^T] \begin{bmatrix} \phi_M \\ \phi_\nu \\ \phi_g \\ \phi_f \end{bmatrix} + \nu \quad (6)$$

$$\begin{aligned} (\hat{M}(q) - M_n) \ddot{\theta} &= \sum_{i=1}^n W_{M_i}^T \phi_{M_i} \ddot{\theta} \\ &= W_M^T \phi_M(\theta) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\hat{v}(\theta, \dot{\theta}) = W_v^T \phi_v(\theta) \quad (8)$$

$$\hat{g}(\theta, \dot{\theta}) = W_g^T \phi_g(\theta) \quad (9)$$

$$\hat{f}_r(\theta, \dot{\theta}) = W_f^T \phi_f(\theta) \quad (10)$$

여기서 ϕ 는 전치리를 통해 가중치와 곱해지는 신경망의 기저함수로서 로봇 동역학의 비선형식이 표현 되도록 각 항에 맞게 설계되었다. 예를 들면, 관성항에 대한 부분은 전치리과정과 가중치로 그림 3과 같은 구조를 갖는다.

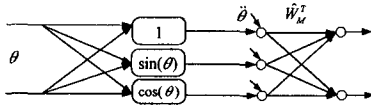


그림 3. 관성항 추정을 위한 신경망 구조
Fig. 3. Neural subnet for estimating inertia term.

그림 2와 같이 로봇 동역학의 각 항에 대해 독립적인 구조를 사용함으로써 적은 연산량과 빠른 수렴속도로 온라인 학습에 적합할 뿐 아니라, 특정 항에 대한 정확한 파라미터를 알고 있는 경우나 불필요한 항에 대해 추가나 삭제가 용이하고 각 항의 학습율을 달리 하여 원하는 결과를 얻을 수 있다[6].

힘 추정에 앞서 제안된 신경망은 우선 위치제어에 대해 학습된다. 위치제어시 신경망 출력은 외란 관측기 출력의 차를 추종하도록 학습되며 각 가중치의 학습법칙은 다음과 같다.

$$\dot{W}_M = F_M \phi_M \tilde{\tau}_d \quad (11)$$

$$\dot{W}_v = F_v \phi_v \tilde{\tau}_d \quad (12)$$

$$\dot{W}_g = F_g \phi_g \tilde{\tau}_d \quad (13)$$

$$\dot{W}_f = F_f \phi_f \tilde{\tau}_d \quad (14)$$

여기서 F_i 는 신경망의 학습율이다.

학습된 신경망의 출력은 식 (3)을 추종하게 된다. 환경과의 접촉이 발생할 경우 고정된 가중치에 대한 신경망 출력과 외란 관측기 출력인 식 (4)와의 차로 τ_e 를 추정할 수 있다.

IV. 로봇 매니퓰레이터에의 응용

제안된 신경망 힘 추정기를 적용하기 위해 그림 4의

직접 구동형 2축 SCARA로봇 모델을 고려한다.

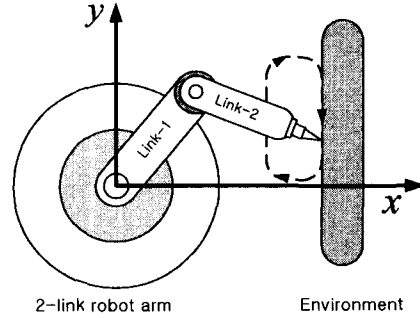


그림 4. 2축 로봇과 목표작업

Fig. 4. 2-link robot arm and target task.

로봇 파라미터로는 각 축의 길이와 질량을 각각 $l_1 = 1[m]$, $l_2 = 1[m]$, $m_1 = 1[kg]$, $m_2 = 2.3[kg]$ 으로 하고 마찰력을 각 축에 $f_{r1} = 1 \times \dot{\theta} + 5.5 \times \text{sgn}(\dot{\theta})$ 와 $f_{r2} = 1 \times \dot{\theta} + 0.9 \times \text{sgn}(\dot{\theta})$ 로 하였다.

신경망의 학습은 접촉환경이 없는 상태에서 그림 4의 점선에 해당하는 궤적을 4초 주기로 반복시켜 온라인으로 학습되게 하였다. SCARA형이므로 중력항은 무시되었고 가중치 초기값을 0으로, 학습율을 각각 0.001 하여 약 30주기 후에 수렴값을 얻었다.

수렴된 신경망의 고정된 가중치를 이용하여 그림 5와 같이 하이브리드 위치/힘 제어구조를 구성하고 $x = 0.45[m]$ 에서 환경과 접촉을 고려하여 x 축 방향으로 힘 제어를 수행하였다.

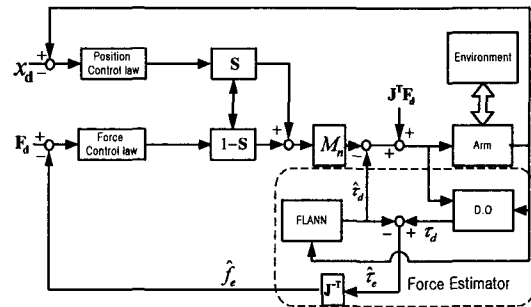


그림 5. 하이브리드 위치/힘 제어기 구조

Fig. 5. Hybrid position/force controller scheme.

사용된 파라미터와 힘제어 이득값은 $k_{pf} = 200/k_e$, $k_{vf} = 40/k_e$, 환경의 강성을 $k_e = 10000$ 으로하고 기준 힘을 10[N]으로 하였다.

힘 제어구간의 제어법칙은 다음과 같다.

$$\tau = M_n J^{-1}(\theta) \left(\begin{bmatrix} k_e^{-1}(\dot{f}_{dx} + k_{vf} \dot{e}_{fx} + k_{pf} e_{fx}) \\ \ddot{y}_d + k_{vy} \dot{e}_{py} + k_{fy} e_{py} \end{bmatrix} - \dot{j}\theta \right) + \hat{\tau}_d + J^T \begin{bmatrix} f_{dx} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

모의실험 결과 모델링 오차가 없는 경우 제안한 힘 추정기의 추정성능은 기존의 방법과 크게 차이가 없었으나 마찰력 모델에 10%의 오차가 존재하는 경우에 대해, 기존의 힘 추정방법에서 질량 파라미터에 대해서만 학습되므로 제어결과에서 그림 6과 같이 큰 추정 오차가 발생하였다.

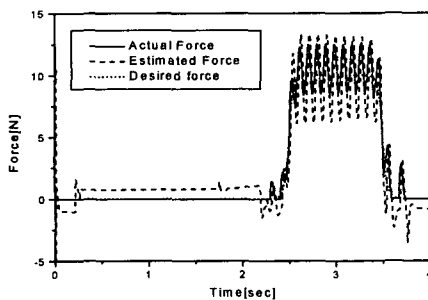


그림 6. 모델링 오차가 있는 경우의 힘 응답
Fig. 6. The force response of modeling error.

같은 이득값에 대해 제안된 힘 추정기를 이용한 결과를 그림 7에 나타내었다.

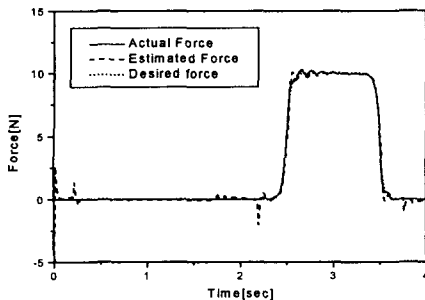


그림 7. 신경망 힘 추정기를 이용한 경우의 힘 응답
Fig. 7. The force response using NN-based force estimator.

V. 결론

본 연구에서는 기존의 힘 추정기 구조에 함수연결 신경망의 개념을 도입함으로써 모델링 오차에 대해 강

인한 힘 추정기를 제안하였다. 제안한 힘 추정기를 이용하여 얻은 추정힘을 하이브리드 위치/힘 제어를 통해 2축 로봇에 적용함으로써 힘 추정기의 성능을 확인하였고, 마찰력 모델링 오차에 대하여 강인성을 갖는 것을 확인하였다.

참고문헌

- [1] K. Ohishi, M. Miyazaki and M. Fujita, "Hybrid Control of Force and Position without Force Sensor," *Proc. of IEEE Int. Con. on Industrial Electronics, Control and Instrumentation*, pp. 670-675, 1992.
- [2] P. J. Hacksel and S. E. Salcudean, "Estimation of Environment Forces and Rigid-Body Velocities using Observers," *Proc. of 1994 IEEE Int. Con. on Robotics and Automation*, pp. 931-936, 1994.
- [3] K. S. Eom, I. H. Suh and W. K. Chung, "Disturbance Observer Based Force Control of Robot Manipulator without Force Sensor," *Proc. of 1998 IEEE Int. Con. on Robotics and Automation*, pp. 3012-3017, 1998.
- [4] M. H. Raibert and J. J. Craig, "Hybrid Position/Force Control of Manipulators," *Trans. of ASME, Journal of Dynamic systems, Measurement and Control*, vol. 102, pp. 126-133, June, 1981.
- [5] J. C. Patra, "A Functional Link Artificial Neural Networks for Adaptive Channel Equalization," *Signal Processing*, vol. 43, pp. 181-195, May 1995.
- [6] Frank L. Lewis, K. Liu, and A. Yesildirek, "Neural Net Robot Controller with Guaranteed Tracking Performance," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 6, no. 3, May 1995.