

Redundant 매니퓰레이터의 force 제어를 위한 신경 회로망 제어기

Force Controller of the Redundant Manipulator using Neural Network

이기웅*, 조 현찬*, 전 흥태*, 이 흥기**

Gi-yeoung Lee*, Hyun-Chan Cho*, Hong-Tae Jeon*, Hong-Gi Lee**

* 중앙대학교 전자공학과

** 중앙대학교 제어계측공학과

ABSTRACT

In this paper we propose the force controller using a neural network for a redundant manipulator. Jacobian transpose matrix of a redundant manipulator constructed by a neural network is trained by using a feedback torque as an error signal. If the neural network is sufficiently trained well, the kinematic inaccuracy of a manipulator is automatically compensated. The effectiveness of the proposed controller is demonstrated by computer simulation using a three-link planar robot.

1. 서론

산업용 로봇 매니퓰레이터는 여러 개의 링크들과 조인트들로 구성되어 있는 기계적 시스템으로 공장자동화 분야에서 널리 사용되고 있다. 이러한 산업용 로봇의 제어기 설계는 위치 제어와 힘 제어, 혹은 위치/힘 동시 제어로 나누어 연구되고 있다. 이중 힘 제어는 부품 조립과 같은 조립 라인에서 널리 응용되고 있다.

현재까지 이루어진 힘 제어에 관한 연구 방향은 "Impedance Control" [1], "Hybrid Control" [11], "Explicit Force Control"[9] 등으로 크게 구분할 수 있다. Impedance Control [1]은 스프링이나 댐퍼(damper)같은 passive역학소자를 이용한 "Passive Compliance Control"과 단지 프로그램만으로 제어라는 "Active Compliance Control"로 나눌수있다. Impedance Control은 힘과 위치간의 요구되는 동적관계 (dynamic

relationship),역학적 강성 또는 impedance, 에 기초를 둔다. 이제어방식은 극히 간단하며 parameter uncertainty에 강건한반면, 속도가 느린 동작으로 극히 제한되는 단점을 갖는다. Hybrid Control[11]은 매니퓰레이터가 접촉한 환경으로 인해자연적으로 발생하는 자연적 제한조건(natural constraints)과 작동자에 의해 정해지는 인공적 제한조건(Artificial Constraints)을 발생시켜 힘과 위치를 직각(Orthogonal)으로분리, 제어하는 방식이다. 힘과 위치의 적절한 배합은 작동자가 지정한 S행렬을 이용했다. Explicit Force Control은 감지된 힘을 위치와 속도제어기에 공급하는 형식으로 정확한 수학공식에 의해 실행된다. 그러나 상기 힘 제어 방식에 관한 연구는 주로 nonredundant 매니퓰레이터를 대상으로 이루어 졌으며 여분의 자유도를 갖는 redundant 매니퓰레이터에관한 연구는 전혀 이루어지지 않는 실정이다.

일반적으로 redundant 매니퓰레이터는 여분의 자유도를 갖고 있기 때문에 보다 향상된 유연성(flexibility)과 다양성을 제공하며, 특히 장애물(obstacles) 회피에 뛰어난 잇점을 갖는다. 이에 본 논문에서는 학습을 통해 적응적으로 제어할 수 있으며 병렬 처리가 가능한 신경 회로망을 도입해 힘 제어기를구상하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 feedback error neural identifier 학습법이 설명되고, 3장에서는 자코비안 전치 행렬을 신경 회로망으로 구성한 redundant 매니퓰레이터의 힘 제어기가 설명된다. 4장에서는 제안된 방법의 컴퓨터 모의 실험과 결과가 설명되며, 마지막으로 5장에서는 결론이 제시된다.

2. Feedback-Error-Learning

임의의 시변 선형 시스템은 신경 회로망으로 구현 시킬 수 있으며, 이 신경 회로망을 미지 시스템의 자코비안 전치의 identifier로 생각할 수 있다. (그림 1 참조)

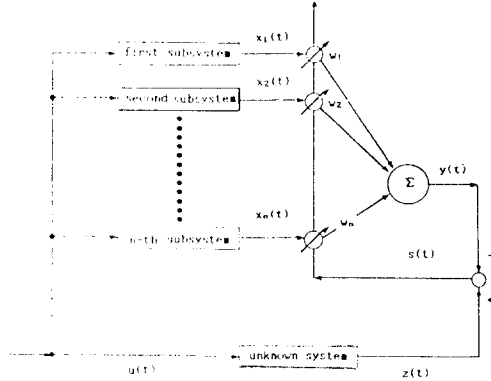


그림 1 시변 선형 system의 Neural Identifier

Fig.1 A neural identifier of the time varying linear system

그림 1에서 가중치를 갖는 neuron은 미지의 시변 선형 시스템의 입력 $u(t)$ 와 출력 $z(t)$ 의 관계를 이용하여 neuron의 출력 $y(t)$ 를 $z(t)$ 에 근사시킨다. 그 과정은 시변 선형 시스템의 입력 $u(t)$ 가 n 개의 subsystem으로 입력되어 n 개의 변수 $x_i(t)$ ($i=1, \dots, n$)로 변환되며, 이 $x_i(t)$ 가 neuron의 입력이다. 만약 w_1 를 1번째 입력에 대한 가중치(weight)라고 하면 neuron의 출력 $y(t)$ 는 입력 $x_1(t)$ 와 가중치 w_1 가 곱해진 값의 합으로 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t) &= [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]^T \\ \mathbf{w}(t) &= [w_1(t), w_2(t), \dots, w_n(t)]^T \\ y(t) &= \mathbf{w}(t)^T \mathbf{x}(t) = \mathbf{x}(t)^T \mathbf{w}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

neuron으로의 두번째 입력은 오차 $s(t)$ 이다. 그리고 오차 $s(t)$ 는 neuron의 출력 $y(t)$ 와 시변 선형 시스템의 출력 $z(t)$ 사이의 차이로 식 (10)과 같이 주어진다.

$$s(t) = z(t) - y(t) \quad (2)$$

여기서 1 번째 가중치 w_1 은 1 번째 입력 $x_1(t)$ 와 오차 $s(t)$ 의 발생시에 변화되고 그 변화는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \alpha \frac{d \mathbf{w}(t)}{dt} &= \mathbf{x}(t) s(t) \\ &= \mathbf{x}(t) [z(t) - \mathbf{x}(t)^T \mathbf{w}(t)] \\ \mathbf{x}(t) &= [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]^T \\ \mathbf{w}(t) &= [w_1(t), w_2(t), \dots, w_n(t)]^T \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 α 는 가중치 변화의 시상수 (time constant)이다.

3. 신경회로망 힘 제어기

feedback-error 학습법을 이용한 자코비안 모델을 얻는 제어기의 블록도는 그림 2과 같다.

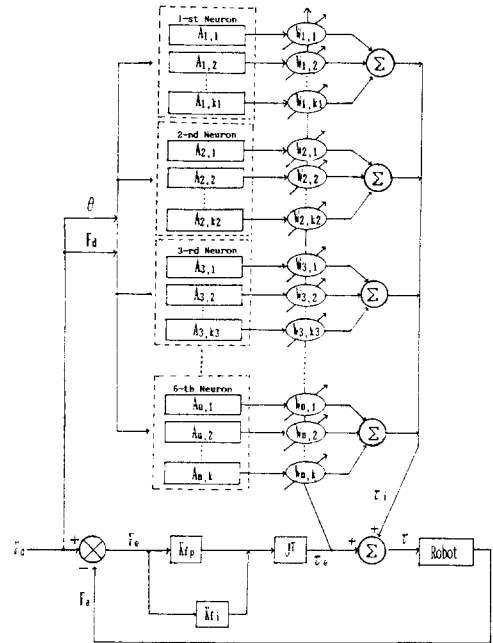


그림 2. 신경회로망을 이용한 Jacobian transpose 의 힘 제어기

Fig.2 Force controller of the Jacobian transpose designed by neural network.

신경회로망은 요구되는 힘 F_d 와 실제 조인트변수 θ 를 입력받아 subsystem으로 공급하고 subsystem에서의 출력을 뉴런의 첫번째 입력으로 받아들인다. 뉴런의 수는 조인트수와 같으며, 뉴런의 두번째 입력은 오차 신호인 feedback 토크이다. feedback 토크($\tau_e(t)$)는 가중치를 조절하는

오차신호로써 사용되며 초기에는 강건한 제어를 하다가 학습이 진행됨에 따라 줄어들게된다.

feedback 토크($\tau_o(t)$)는 다음과같이 유도된다.

$$\tau_o(t) = J^T [k_{fp}(F_d - F_a) + k_{fi}/(F_d - F_a)dt] \quad (4)$$

$$= J^T [k_{fp}F_o + k_{fi}/F_o dt]$$

여기서, K_{fp} :비례이득, K_{fi} :적분이득, J^T :자코비안 전치 행렬($\in R^{n \times m}$), F_d :원하는(desired) 힘, F_a :실제(actual) 힘

각각의 가중치 [$W_{1,j1}$ ($j1=1,2,\dots,k1$)], [$W_{2,j2}$ ($j2=1,2,\dots,k2$)], ..., [$W_{n,j}$ ($j=1,2,\dots,k$)] 는 subsystem의 출력과 feedback 토크에 의해 변화된다.

가중치 조절의 학습 방정식은 다음과 같다.

$$\alpha \frac{dW_{1,j1}}{dt} = A_{1,j1}(\theta_a, F_d) \times \tau_{o1}(t) \quad (j1=1,2,\dots,k1)$$

$$\alpha \frac{dW_{2,j2}}{dt} = A_{2,j2}(\theta_a, F_d) \times \tau_{o2}(t) \quad (j2=1,2,\dots,k2)$$

$$\vdots$$

$$\alpha \frac{dW_{n,j}}{dt} = A_{n,j}(\theta_a, F_d) \times \tau_{on}(t) \quad (j=1,2,\dots,k)$$

여기서, α 는 가중치 변화의 시상수(time constant)이며, [$A_{1,j1}$ ($j1=1,2,\dots,k1$)], [$A_{2,j2}$ ($j2=1,2,\dots,k2$)], ..., [$A_{n,j}$ ($j=1,2,\dots,k$)]는 신경 회로망의 subsystem이고, $\tau_{oi}(t)$ ($i=1,2,\dots,n$)는 feedback 토크이다.

신경 회로망은 입력으로 F_d 와 실제 조인트 각도(θ_a)를 받고, 출력으로 $\tau_i(t)$ 를 내며, F_a 를 F_d 에 근사되도록 학습된다.

한편, 총 토크($\tau(t) \in R^n$)는 feedback 토크($\tau_o(t) \in R^n$)와 신경 회로망의 출력 토크($\tau_j \in R^n$)의 합으로써 다음과 같이 표현된다.

$$\tau(t) = \tau_o(t) + \tau_j(t) \quad (6)$$

3. 모의 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 제어기는 3자유도 평면 redundant 매니플레이터로 모의 실험하였다.(그림8)

매니플레이터의 매개변수는 표 1과 같고 입력 힘은 임의로 주었으며, 그림 3의 자코비안 전치 행렬은 다음과 같다.

$$J^T = \begin{bmatrix} -L_1 S_1 & -L_2 S_{12} & -L_3 S_{123} & L_1 C_1 + L_2 C_{12} + L_3 C_{123} \\ -L_2 S_{12} - L_3 S_{123} & & & L_2 C_{12} + L_3 C_{123} \\ -L_3 S_{123} & & & L_3 C_{123} \end{bmatrix}$$

여기서,

$$s_1 = \sin(\theta_1), \quad s_{12} = \sin(\theta_1 + \theta_2), \quad s_{123} = \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3)$$

$$c_1 = \cos(\theta_1), \quad c_{12} = \cos(\theta_1 + \theta_2), \quad c_{123} = \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3)$$

$$L_1 = \text{link 1}, \quad L_2 = \text{link 2}, \quad L_3 = \text{link 3}$$

	link 1	link 2	link 3
MASS(kg)	0.5	0.5	0.5
L(m)	0.5	0.5	0.5

< 표 1.> 매니플레이터의 역학적 매개 변수

<Table 1.> Mechanical parameter of manipulator

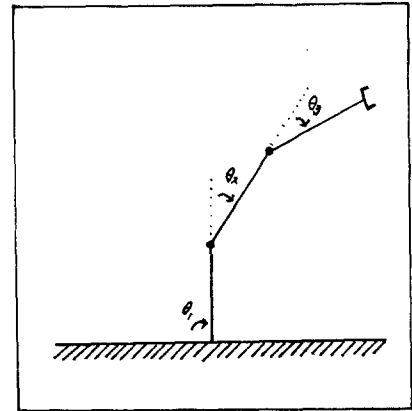


그림 3. 3-자유도 평면 redundant 매니플레이터

Fig 3. 3 degree of freedom planar redundant manipulator

부하는 매니플레이터의 hand에 1.5kg을 걸어 주었고, 가중치는 표 (1)의 매개변수에 기초를 두어 정했다. 가중치 변화의 시상수 α 는 10000으로 주었다. 표 '2'를 보면 뉴런의 갯수는 조인트 갯수와 같은 3개이며, 첫번째 뉴런에는 6개의 sub

1-st neuron	2-nd neuron	3-rd neuron
$-S_1$	C_{12}	$-S_{123}$
$-S_{12}$	C_{123}	C_{123}
$-S_{123}$	$-S_{12}$	
C_1	$-S_{123}$	
C_{12}		
C_{123}		

< 표 2 > 3-자유도 평면 매니플레이터의 12개의 subsystems

< Table 2 > 12 subsystems of the 3 degree of freedom planar manipulator

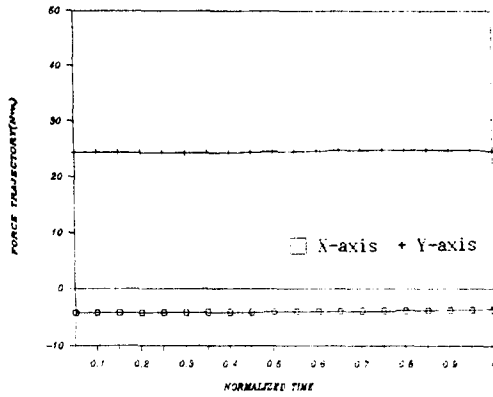


그림 4. 매니플레이터 hand에 요구되는 힘의 궤적

Fig 4. Desired force trajectory of manipulator's hand

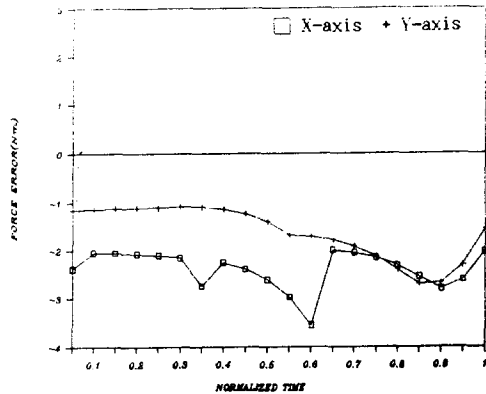


그림 5. 1 번째 학습에서의 힘 오차

Fig 5. Force error of the first learning trial

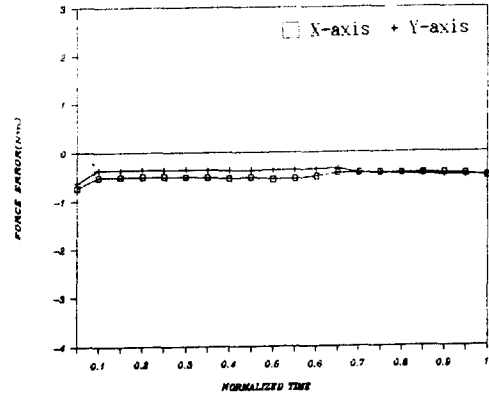


그림 6. 100 번째 학습에서의 힘 오차

Fig 6. Force error of the 100th learning trial

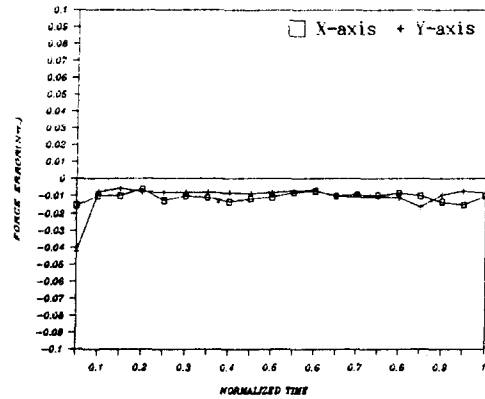


그림 7. 200 번째 학습에서의 힘 오차

Fig 7. Force error of the 200th learning trial

system이 지정되며, 두번째 뉴런에는 4개의 subsystem이, 세번째 뉴런에는 2개의 subsystem이 각각 지정된다. 그림(4)은 redundant 매니플레이터의 hand에 요구된 힘의 궤적이며, 이와같은 조건으로 학습시킨 결과가 그림(5), (6), (7)들이다. feedback 이득 K_p 와 K_1 는 각각 0.15와 0.01로 택했다. 그림(5)는 첫번째 학습에서의 힘 오차를 나타내며 힘 오차의 수정은 거의 안 이루어지고있다. 그림(6)은 학습의 중간 단계로서 힘 오차가 줄어드는 것이 보이며 이는 학습이 잘 이루어지고 있다는 것을 뜻한다. 그림(7)은 200번 학습을 시킨 힘 오차의 수렴 결과이며, 0(zero)로 수렴하는 것을 보이고 있다. 이러한 학습으로 인해 정확한 자코비안 전치 행렬 모델이 만들어지며, hand는 요구되는 힘을 받게 된다.

결 론

매니플레이터의 힘 제어는 부품의 정밀 조립이나 부품 표면의 정밀 가공에 반드시 필요하다. 이러한 힘 제어는 redundant 매니플레이터에는 거의 이루어지지 않고 있다. 본 논문에서는 학습 기능을 갖고 있으며, 병렬 처리가 가능한 신경 회로망을 도입해 redundant 매니플레이터의 힘 제어를 구상했다.

학습법으로 feedback 오차 학습법을 이용하고, 오차 신호로 feedback 토오크를 사용했다. 구상된 제어기의 효율성은 시뮬레이션을 통해 입증하였다.

참 고 문 헌

- [1] H. ASADA, J. J. E. SLOTINE, ROBOT ANALYSIS AND CONTROL, A Wiley-Interscience Publication, 1986
- [2] J. J. Craig, Introduction to Robotics, Addison-Wesley Publishing Company, 1986.
- [3] R. K. Elsley, "A learning architecture for control based on Back-Propagation neural network," Proc. of the IEEE Conf. on Neural Networks, vol. 2, pp. 587-594, 1988
- [4] A. Guez and Z. Ahmad, "Solution to the inverse Kinematic problem in robotics by neural network," Proc. of the IEEE Conf. on Neural Networks, vol. 2, pp. 617-621, 1988
- [5] G. Josin, D. Charney, and D. White, "Robot control using neural networks," Proc. of the IEEE Int. Conf. on Neural Networks, vol. 2, pp. 169-185, 1988
- [6] M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe, & R. Suzuki, "A hierarchical neural network model for voluntary movement with application to robotics." IEEE Control System Magazine, vol. 8, pp. 8-16, 1988.
- [7] M. Kawato, H. Miyamoto, T. Setoyama, & R. Suzuki, "Feedback-error-learning neural network for trajectory control of a robotic Manipulator.", Neural Networks, vol. 1, pp., 251-265, 1988
- [8] K. S. Fu, R. C. Gonzalez, & C. S. G. Lee, ROBOTICS: Control, Sensing, Vision, and Intelligence, McGraw-Hill Book Company, 1987.
- [9] M. T. Mason, "Compliance and Force Control for Computer Controlled Manipulators," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics SMC-11, 6, pp. 418-432, 1981.
- [10] Mayorga R. V., Wong A. K. C., "A Singularity Avoidance Method for the Trajectory Planning of Redundant and Nonredundant Robot Manipulators", IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Raleigh N. C. Mar, 1987. Manipulators", 10th
- [11] M. H. Raibert, J. J. Craig, "Hybrid Position/Force Control of Manipulators," Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, vol. 102, pp. 126-133, 1981.
- [12] C. H. Wu, R. Paul, "Resolved Motion Force Control of Robot Manipulator", IEEE Trans. Syst., Man., Cybern., vol. SMC-12, no. 3, Jun., 1982.
- [13] Walker, D. and Marcus, I., "An approach to the control of kinematically redundant robot manipulator", Proc. 1986 American Control Conf. pp. 1907-1902, 1986.