

신경망-퍼지 하이브리드 제어기 설계

Design of Hybrid Controller Using Neural Network-Fuzzy

신위재
Wee-Jae Shin

요 약

본 논문에서는 신경망제어기의 출력을 보상하는 퍼지보상기를 갖는 신경망-퍼지 하이브리드 제어기에 관하여 제안하였다. 학습이 완료된 신경망제어기를 사용하더라도 예상치 못한 외란으로 인해 플랜트의 출력이 좋지 못한 경우가 있는데, 이것을 적절하게 조절해 주기 위해 퍼지보상기를 사용하여 원하는 결과를 얻을 수 있도록 하였다. 그리고 플랜트의 역모델 신경망을 학습시킨 결과를 이용하여 주 신경망의 가중치를 변경시킴으로써 원하는 플랜트의 동적 특성을 얻게 된다.

2차 플랜트를 통한 모의실험 결과, 제안한 속도제어기가 신경망제어기보다 더 좋은 응답 특성을 가짐을 확인할 수 있다. 제안한 속도제어기의 성능을 확인하기 위해 유압 서보시스템을 대상으로 DSP 프로세서를 사용하여 구현한 후 실험결과를 관찰하였다.

ABSTRACT

In this paper, we proposed a hybrid neural network-fuzzy controller which compensate a output of neural network controller. Even if learn by neural network controller, it can occur an bad results from disturbance or load variations. So in order to adjust above case, we used the fuzzy compensator to get an expected results. And the weight of main neural network can be changed with the result of learning a inverse model neural network of plant, so a expected dynamic characteristics of plant can be got. As the results of simulation through the second order plant, we confirmed that the proposed speed controller get a good response compare with a neural network controller.

We implemented the controller using the DSP processor and applied in a hydraulic servo system. And then we observed an experimental results.

Key words: neural network controller, fuzzy compensator, FLC, hydraulic servo system

I. 서론

초기 신경망의 응용분야는 패턴 인식, 음성 인식, 화상 판단과 같은 신호처리 분야에 집중되었으나, 비선형시스템을 모델링하고 근사화시킬 수 있는 능력으로 인해 현재 많은 제어시스템에 적용되고 있다.[1][2]

신경망은 비선형 시그모이드 활성화함수를 사용하여 전통적 제어법으로 접근하지 못하는 난해한 비선형 제어문제를 해결하기 위한 비선형 사상능력을 제공해 준다.[2] 하지만, 학습시간이 많이 소요되고, 학습에 필요한 플랜트의 입·출력 데이터를 필요로 한다. 또한, 학습이 완료되었던 신경망을 사용하더라도 예상치 못한 외란으로 인해 플랜트의 출력이 좋지 못한 경우도 있다.

퍼지제어기는 제어대상에 대한 작업자의 경험이나 전문가의 언어적인 표현을 쉽게 제어기와 결합시킬 수 있는 강점을 지니고 있다. 또한 플랜트 파라미터 변동이나 외부 외란에 크게 영향을 받지 않는 강인한 제어기의 특성도 지니고 있다.[3]

본 논문에서는 신경망과 퍼지이론의 장점을 이용하여 학습된 신경망제어기의 플랜트 출력이 외란으로 인해 좋지 못한 결과물 가져올 때, 이를 퍼지제어기를 응용한 퍼지보상기를 사용하여 원하는 결과를 얻을 수 있도록 하는 신경망-퍼지 하이브리드 제어기를 제안하였다.

II. 신경망-퍼지 하이브리드 제어기 설계

신경망-퍼지 하이브리드 제어기는 주 제어기인 신경망 제어기와 신경망제어기의 출력을 보상시켜주는 퍼지보상기, 플랜트의 역모델을 학습하는 역모델 신경망(Inverse Model Neural Network: IMNN)으로 구성된다.(그림 1)

신경망제어기는 기존 입력 $r(n)$ 와 과거의 플랜트의 입력 $u_p(n-1)$ 을 이용하여 제어입력 $u_{nnc}(n)$ 을 생성한다.

퍼지보상기는 기존 입력 $r(n)$ 와 과거의 플랜트의 출력 $y(n-1)$ 사이의 오차 $e_{fc}(n)$ 와 오차 변화율 $\Delta e_{fc}(n)$ 을 사용하여 또 다른 제어입력 $u_{fc}(n)$ 을 계산한다.

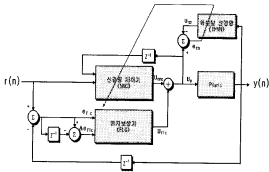


그림 1. 신경망-퍼지 하이브리드 제어기 구조.
Fig. 1. The structure of neural network-fuzzy hybrid controller.

$$e_{fc}(n) = r(n) - y(n-1) \quad (1)$$

$$\Delta e_{fc}(n) = e_{fc}(n) - e_{fc}(n-1) \quad (2)$$

신경망제어기의 출력 $u_{nnc}(n)$ 와 퍼지보상기의 출력 $u_{fc}(n)$ 의 합이 플랜트의 입력 $u_p(n)$ 가 된다.

$$u_p(n) = u_{nnc}(n) + u_{fc}(n) \quad (3)$$

플랜트의 출력 $y(n)$ 을 입력으로 한 역모델 신경망의 출력 $u_{nn}(n)$ 과 플랜트 입력 $u_p(n)$ 사이의 오차 $e_{nn}(n)$ 을 이용하여 역모델 신경망을 학습시킨 후, 역모델 신경망의 가중치를 신경망제어기의 가중치로 대체시킨다. 이렇게 함으로써, 시간이 경과함에 따라 신경망제어기의 성능을 향상시킬 수 있다.

2.1 신경망 구조와 학습법

신경망 제어기에는 시간지연 신경망(Time Delayed Neural Network: TDNN)[4][5]을 사용하였으며, 역모델 신경망에는 NARX(nonlinear autoregressive with exogenous inputs)[5] 신경망을 사용하였다. 두 신경망 모두 시간지연을 갖기 때문에, 신경망 구조를 차분방정식 또는 순환방정식으로 기술할 수 있다. 따라서, 시간에 따라 변하는 비선형 동적 시스템을 모델링하기에 유리하다. 그리고 플랜트 역모델을 온-라인으로 학습시킬 수 있기 때문에, 학습이 부족한 신경망제어기의 성능을 온-라인으로 보완시킬 수 있다.

학습알고리즘은 일반적으로 신경망을 학습시키는데 사용하는 오류 역전파 학습 알고리즘을 사용하였다. 그리고 지역 극소점에 빠지는 것을 방지하고 빠른 학습을 위하여 모멘텀법을 사용하였으며 가중치 조절식은 다음과 같다.

$$\Delta W_{ij}^o(n+1) = 2\eta e_{nn}(n)y(n)(1-y(n))h(n) \cdot (1-h(n))W_{ij}^o(n)x(n) + \alpha \Delta W_{ij}^o(n) \quad (4)$$

$$\Delta W_{jk}^h(n+1) = 2\eta e_{nn}(n)y(n)(1-y(n))h(n) + \alpha \Delta W_{jk}^h(n) \quad (5)$$

$$W_{ij}^o(n+1) = W_{ij}^o(n) + \Delta W_{ij}^o(n+1) \quad (6)$$

$$W_{jk}^h(n+1) = W_{jk}^h(n) + \Delta W_{jk}^h(n+1) \quad (7)$$

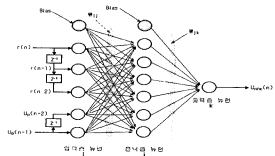


그림 2. 신경망제어기로 사용된 시간지연신경망.
Fig. 1. The neural network controller consist of TDNN.

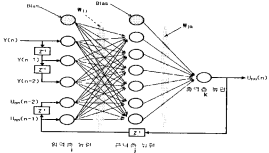


그림 3. 역모델 신경망에 사용된 NARX 신경망.
Fig. 3. The Inverse model of neural network used to the NARX neural network.

본 논문에서는 학습률 η , 모멘텀 상수 α 를 각각 0.4와 0.7로 설정하였다. $x(n)$, $h(n)$, $y(n)$ 는 각각 입력층 뉴런값, 은닉층 뉴런값, 출력층 뉴런값을 나타내며 $W_{ij}^o(n)$ 는 입력층과 은닉층사이의 가중치, $W_{jk}^h(n)$ 는 은닉층과 출력층사이의 가중치를 나타낸다.

신경망이 플랜트를 제어기 위해서는 먼저 플랜트의 역모델을 학습하여야 한다. 이를 위해 퍼지제어기를 사용하였으며 학습구조는 그림 4와 같다. 학습이 완료된 신경망은 퍼지보상기를 갖는 신경망제어기로 동작하게 된다.

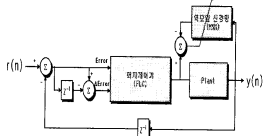


그림 4. 퍼지제어기를 사용한 플랜트 역모델 학습 구조.
Fig. 4. The learning structure of inverse model by the fuzzy controller.

2.2 퍼지보상기

그림 5는 퍼지보상기의 구조를 나타낸다. 설정치가 변경된 후, 첫 번째 최대 오버슈트를 전후로 하여 제어규칙과 소속함수가 변경되도록 하였다.

첫 번째 오버슈트가 발생하기 전에는 제어규칙(표 1 참조)을 사용하여 오버슈트를 감소시킨다. 이때, 사용한 오차 e_{fc} 와 오차변화율 Δe_{fc} , 플랜트 입력 u_{fc} 의 소속함수는 그림 6과 같다.

첫 번째 오버슈트 발생 이후에는 제어규칙(표 2 참조)을 사용하게 되고, 이때 오차 e_{fc} 와 오차변화율 Δe_{fc} 의 소속함수는 그림 7과 같으며 플랜트 입력 u_{fc} 의 소속함수는 그림 6과 같다. 제어규칙2는 설정치에 더 빨리 도달할 수 있도록 해준다. 그리고 제어규칙 전환시 불연속은 신경망제어기에 의해서 보상된다.

퍼지추론의 계산용어를 위해 가우스 함수를 소속함수로 사용하였으며 간략화된 무게중심법을 사용하여 비퍼지화시켰다.

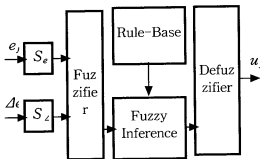


그림 5. 퍼지보상기 구조.

Fig. 5. The structure of fuzzy compensator.

표 1. 제어규칙 1.

Table 1. The control rule 1.

E	NB	NMB	NM	NMS	NS	NV	ZE	PVS	PS	PMS	PM	PMB	PB
ΔE	NB	NMB	NM	NMS	NS	NV	ZE	PVS	PS	PMS	PM	PMB	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NB	NB	NB	NMB	NM	NMS	NS	NVS	ZE
NMB	NB	NB	NB	NB	NB	NB	NB	NMB	NM	NMS	NS	NVS	ZE
NM	NB	NB	NB	NB	NB	NMB	NM	NMS	NS	NVS	ZE	PS	PS
NMS	NB	NB	NB	NB	NB	NMB	NM	NMS	NS	NVS	ZE	PS	PS
NS	NB	NB	NB	NMB	NM	NMS	NS	NVS	ZE	PS	PS	PS	PS
NVS	NB	NB	NB	NMS	NVS	NVS	ZE	ZE	PVS	PS	PVS	PS	PS
ZE	NS	NS	NVS	NVS	NVS	ZE	ZE	ZE	PVS	PS	PVS	PS	PS
PVS	NS	NS	NVS	NVS	NVS	ZE	ZE	ZE	PVS	PS	PVS	PS	PB
PS	NS	NS	ZE	NVS	ZE	PVS	PS	PMS	PM	PMS	PB	PB	PB
PMS	NS	NS	ZE	ZE	PVS	PS	PMS	PM	PMB	PB	PB	PB	PB
PM	NS	ZE	ZE	PS	PS	PMS	PM	PMB	PB	PB	PB	PB	PB
PMB	NVS	ZE	PVS	PS	PMS	PM	PMB	PB	PB	PB	PB	PB	PB
PB	ZE	PVS	PS	PMS	PM	PMB	PB	PB	PB	PB	PB	PB	PB

$$S_e = S_{de} = \frac{1}{R - R_{old}} \quad (8)$$

R : 설정치, R_{old} : 이전 설정치

S_e : e_{fc} 을 [-1, 1]로 정규화하기 위한 스케일링 계수

S_{de} : Δe_{fc} 을 [-1, 1]로 정규화하기 위한 스케일링 계수

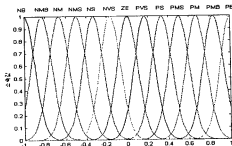


그림 6. 첫 번째 오버슈트에 도달하기 전에 사용된 오차 (e_{fc})와 오차변화율 (Δe_{fc})의 소속함수와 플랜트 입력 (u_{fc})의 소속함수.

Fig. 6. Before arrive at the first overshoot, used to error (e_{fc}) and change rate of error membership function (Δe_{fc}), plant input membership function (u_{fc}).

표 2. 제어규칙 2

Table 2. The control rule 2

E	NB	NMB	NM	NMS	NS	NV	ZE	PVS	PS	PMS	PM	PMB	PB
ΔE	NB	NMB	NM	NMS	NS	NV	ZE	PVS	PS	PMS	PM	PMB	PB
NB	NB	NB	NB	NB	NB	NB	NB	NMB	NM	NMS	NS	NVS	ZE
NMB	NB	NB	NB	NB	NB	NB	NB	NMB	NM	NMS	NS	NVS	ZE
NM	NB	NB	NB	NB	NB	NMB	NM	NMS	NS	NVS	ZE	PVS	PS
NMS	NB	NB	NB	NB	NMB	NM	NMS	NS	NVS	ZE	PVS	PS	PMS
NS	NB	NB	NB	NMB	NM	NMS	NS	NVS	ZE	PS	PS	PMS	PM
NVS	NB	NB	NB	NMS	NVS	NVS	ZE	ZE	PS	PS	PM	PMS	PB
ZE	NB	NMB	NM	NMS	NS	NVS	ZE	PS	PS	PM	PM	PMB	PB
PVS	NMB	NM	NMS	NS	NS	ZE	PM	PVS	PS	PM	PMB	PB	PB
PS	NMS	NS	NVS	ZE	PM	PM	PM	PM	PMS	PB	PB	PB	PB
PMS	NMS	NS	NVS	ZE	PS	PS	PMS	PM	PMB	PB	PB	PB	PB
PM	NS	NVS	ZE	PVS	PS	PMS	PM	PMB	PB	PB	PB	PB	PB
PMB	NVS	ZE	PVS	PS	PMS	PM	PMB	PB	PB	PB	PB	PB	PB
PB	ZE	PVS	PS	PMS	PM	PMB	PB	PB	PB	PB	PB	PB	PB

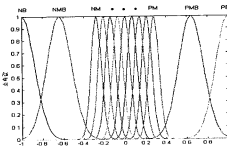


그림 7. 첫 번째 오버슈트 이후의 오차 (e_{fc})와 오차변화율 (Δe_{fc})의 소속함수.

Fig. 7. After arrive at the first overshoot, used to error (e_{fc}) and change rate of error membership function (Δe_{fc}).

III. 모의실험

본 논문에서 제안한 제어기의 응답특성을 살펴보기 위해 다음의 2차 플랜트 전달함수에 적용하여 모의 실험하

였다.

$$G(s) = \frac{1.2033 \times 10^8}{s^2 + 2.9627s + 6.5775 \times 10^6} \quad (9)$$

식(9)을 샘플링 시간 0.2ms로 이산화하여 차분방정식을 구한다.

$$y(k+1) = 1.39711y(k) - 0.538894y(k-1) + 2.59383u(k) \quad (10)$$

그림 8, 그림 9는 가변속일 때, 2차 플랜트 응답과 각 제어기의 출력을 각각 나타내었다. 그림 9에서 살펴보는 바와 같이 외란이 발생하거나 설정치가 변할 경우, 신경망 제어기의 출력이 퍼지보상기에 의해 적절히 보상되고 있음을 알 수 있다.

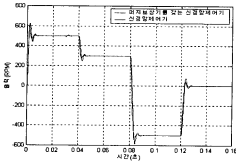


그림 8. 신경망 제어기와 퍼지보상기를 갖는 신경망 제어기의 2차 플랜트 응답.(가변속일 때)

Fig. 8. The response of second order plant within the neural network controller and the fuzzy compensator.(When variable speed)

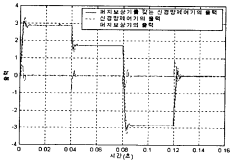


그림 9 퍼지보상기를 갖는 신경망 제어기, 신경망 제어기, 퍼지보상기 시간 응답.(가변속일 때)

Fig. 9. The time response of the neural network controller within fuzzy compensator, the neural network controller and the fuzzy compensator.(When variable speed)

설정치가 500rpm일 때, 두 제어기 모두 원하는 플랜트 출력에 도달하지만, 신경망 제어기에 비해 제한한 제어기가 7.35% 낮은 최대오버슈트와 2ms 빠른 정정시간을 가진다.(그림 10과 표 3 참조) 그림 11은 신경망 제어기의 출력을 퍼지보상기가 보상하여 500rpm에 필요한 플랜트

입력으로 적절히 조절되고 있음을 나타내고 있다.

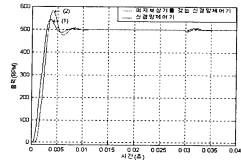


그림 10. 퍼지보상기를 갖는 신경망 제어기(1)와 신경망 제어기(2)의 2차 플랜트 응답.(정속도 제어시)

Fig. 10. The response of second order plant for the neural network controller within fuzzy compensator(1) and the neural network controller(2).(When constant speed)

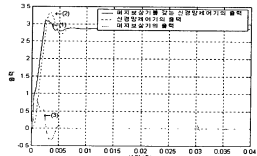


그림 11. 퍼지보상기를 갖는 신경망 제어기(1), 신경망 제어기(2), 퍼지보상기(3)의 출력 응답.

Fig. 11. The output response of the neural network controller within fuzzy compensator(1), the neural network controller(2) and the fuzzy compensator(3).

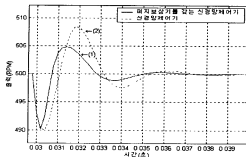


그림 12. 30ms에서 7rpm 외란을 가했을 경우의 퍼지보상기를 갖는 신경망 제어기(1), 신경망 제어기(2)의 플랜트 출력 응답.

Fig. 12. For a disturbance of 7rpm at 30ms, the response of the neural network controller within fuzzy compensator(1) and the neural network controller(2).

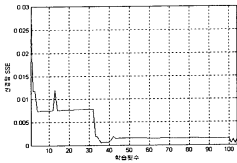


그림 13. 신경망 SSE 그래프.
Fig. 13. The graphics of neural network SSE.(Sum of Squared Error)

표 3. 응답특성 비교.(500rpm)

Table 3. Comparison of a response characteristics. (500rpm)

	지연시간	상승시간	정정시간	최대 오버슈트	외란 인가시 수렴시간
신경망 제어기	2.21ms	1.63ms	8.7ms	16.29%	41ms
퍼지보상기를 갖는 신경망제어기	1.7ms	1.81ms	6.7ms	8.94%	37ms

30ms에서 7rpm 외란을 가했을 때, 퍼지보상기를 갖는 신경망제어기가 신경망제어기에 비해 낮은 오버슈트와 4ms 빠른 수렴시간을 가졌다.(그림 12과 표 3 참조) 그리고, 그림 13에 나타난 바와 같이 신경망 SSE는 초기엔 0.0285이지만 학습횟수가 110번일 땐 0.000376으로 감소되었다.

IV. 실험 및 결과고찰

본 논문에서 제안한 신경망-퍼지 하이브리드 제어기를 이용한 속도제어기의 성능을 확인하기 위하여 비선형 유압 서보시스템에 적용하여 그 성능을 확인한다.

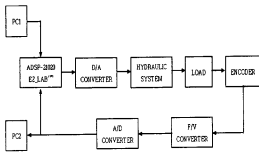


그림 14. 유압 서보 시스템 실험 구성도.
Fig. 14. The block diagram of hydraulic servo experimental system.

그림 14는 DSP 프로세서로 유압 서보모터의 속도제어를 하기 위한 전체 실험장치의 구성도이다.

PC1은 ADSP-21020 제어 개발 소프트웨어를 사용하여 C 언어로 작성하고 제안한 알고리즘을 DSP 어셈블리 언어로 번역한 뒤 실행 파일을 생성시켜 ADSP-21020 EZ-LAB™ DSP 보드로 RS-232 통신 방식으로 다운로드(Down loading)하여 알고리즘을 수행한다.

유압 서보시스템은 유압모터와 직접구동 밸브(Direct Drive valve), 관성부하로 이루어진다. 유압 서보시스템에서 제어기의 제어 입력 신호를 D/A 변환기를 사용하여 아날로그 전압으로 바꾼 다음 직접구동 밸브에 인가한다.

직접구동 밸브는 서보 증폭기를 내장하고 있는 일체형으로 직접구동 밸브의 구동신호(제어입력)는 ±10V로 ADSP-21020 EZ-LAB™ DSP 보드에 D/A 변환기를 연결하여 생성하며 직접구동 밸브의 A, B 포트는 유압모터의 포트에 연결되고 유압모터의 축은 커플링을 통해 관성부하를 연결하는 축에 결합된다. 밸브에 의해 제어된 유량은 유압모터로 공급되고 공급된 유량을 비례하여 회전력을 발생시킨다.

관성부하를 고정하는 축은 다시 커플링을 통하여 증분 광부하기로 연결된다. 증분 광부하기는 유압모터의 회전수를 감지하는 부분으로 F/V 변환기를 사용하여 유압모터의 회전수를 전압신호로 변환하고, 변환된 신호는 A/D 변환기를 통과하여 ADSP-21020 EZ-LAB™ DSP 보드로 연결된다.

PC2는 A/D 변환 카드(Lab-PC-1200/AI)로 실험 결과를 기록한다.

부하는 프라이 휠(Fly wheel) 형태의 회전 관성부하 48.836 kg/cm²를 사용하였고 유압모터의 축에 스프링 커플러를 연결하여 사용하였다. 유압 서보시스템 실험장치는 서보밸브를 100% 열고 유압펌프의 압력을 최대로 하면 250rpm)으로 모터가 회전한다.

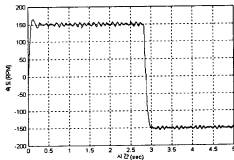


그림 15. 퍼지보상기를 갖는 신경망제어기의 응답 I.(설정치: ±150rpm, Oil 압력: 60[kg/cm²], 관성부하: 79.882[kg/cm²])
Fig. 15. The response of neural network controller within fuzzy compensator I.(Reference: ±150rpm, Oil pressure : 60[kg/cm²], Inertia load : 79.882[kg/cm²])

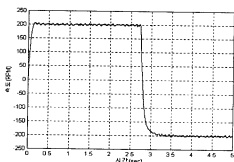


그림 16. 퍼지보상기를 갖는 신경망제어기의 응답 II. (설정치: $\pm 200\text{rpm}$, Oil 압력: $80\text{kg}/\text{cm}^2$, 관성부하: $79.882\text{kg}/\text{cm}^2$)
 Fig. 16. The response of neural network controller within fuzzy compensator II. (Reference: $\pm 200\text{rpm}$, Oil pressure : $80\text{kg}/\text{cm}^2$, Inertia load : $79.882\text{kg}/\text{cm}^2$)

표 4. 제안한 제어기의 실험결과.

Table 4. The experimental result of proposed controller.

성능지수 설정치	지연시간	상승시간	정정시간	최대 오버슈트
$\pm 150\text{ rpm}$	26 ms	49.6 ms	148 ms	9.7 %
$\pm 200\text{ rpm}$	39.4 ms	80.2 ms	108 ms	3.1 %

실험은 설정치가 $\pm 150\text{rpm}$ 일때 공급 유압 $60\text{kg}/\text{cm}^2$ 으로 하고, 설정치가 $\pm 200\text{rpm}$ 일 때 $80\text{kg}/\text{cm}^2$ 의 유압을 유지하여 수행하였다. 이상의 실험 결과는 표 4에서 비교 검토하였다.

실험 결과를 살펴보면 $\pm 150\text{rpm}$ 보다 $\pm 200\text{rpm}$ 일 때 더 나은 결과를 얻을 수 있다. 이는 유압 서보시스템의 역모멘을 $\pm 200\text{rpm}$ 로 학습시켰기 때문이다.

그림 15와 그림 16을 살펴보면 정상상태에서 리플이 주기적으로 발생한다는 것을 볼 수 있다. 이는 부하와 유압 모터 사이에 연결된 스프링 커플링의 관성작용으로 인해 나타나는 것이다.

리플이 주기적으로 좀 더 크게 나타나는 것은 스프링 커플러에 의한 것이고, 큰 리플 속에 포함된 작은 리플은 제어기에서 디지털 회로가 동작할 때 나타나는 스위칭 잡음으로서 ADSP-21020 EZ-LAB™ DSP 보드가 제어 알고리즘을 수행할 때 DSP 프로세서에 의해서 유도되는 잡음이다. 필요한 노이즈 대책을 적용하여 잡음을 많이 제거하였기 때문에 측정 데이터를 확대하여 보면 A/D 변환시 발생하는 양자화 잡음으로 생각해도 무방하다.

IV. 결론

일반적으로 제어기 설계 방법은 먼저 제어하고자하는 제어대상 즉 플랜트에 대한 자료를 수집하여 모델링을 한 다음 제어기를 설계한다. 그러나 본 논문에서는 플랜트를 완전히 수학적으로 모델링하지 않고, 플랜트의 입출력만을 이용하여 제어기를 설계하였다.

본 논문은 속도제어기로서 신경망제어기의 성능을 향상시키기 위해 퍼지보상기를 이용하였다. 또 학습이 부족한 신경망제어기의 성능을 온라인으로 향상시키기 위해 플랜트의 역모멘 신경망을 사용하였다.

플랜트의 역모멘 신경망을 학습시킨 결과를 이용하여 주 신경망의 가중치를 변경시키므로서 원하는 플랜트의 동적 특성을 얻도록 하였으며 2차 플랜트에 제안한 알고리즘을 적용하여 성능을 모의실험한 결과 신경망제어기에 비해 지연시간은 비록 길지만, 정상상태에 이르는 정정시간과 상승시간은 짧았다. 최대오버슈트 역시 신경망제어기에 비해 낮았으며, 외란의 영향에 대해 제안한 제어기가 더욱 견실하였고 제어기의 학습횟수가 증가할수록, 즉 시간이 경과할수록 SSE가 감소하고 있음을 확인할 수 있었다. 정상상태에서 발생하는 리플을 감소시키기 위해서는 리플 주파수보다 빠르게 제어알고리즘을 수행시키거나, 진동이 발생하지 않는 커플링으로 교체하면 리플을 감소시킬 수 있으리라 생각합니다.

그리고, 비선형 유압 서보모터의 실시한 제어기를 위해 DSP 프로세서를 이용하여 제어기를 구현하였으며 본 논문에서 제안한 신경망과 퍼지보상기를 이용한 속도제어기의 성능을 실험을 통해 확인할 수 있었다.

접수일자 : 2001. 9. 4 수정완료 : 2001. 10. 18

이 논문은 2000년도 경남대학교 부설연구소 연구비 지원에 의하여 찍어진 것임

VI. 참고문헌

- [1] Peter Vas, "Artificial-Intelligence-Based Electrical Machines and Drives", Oxford University Press, Inc., pp.77~234, 1999
- [2] Lefteri.I.Tsoukalas, Robert E.Uhrig, "Fuzzy and Neural Approaches in Engineering", John Wiley & Sons, Inc., pp.13~405, 1997
- [3] Simon Haykin, "Neural Networks, A comprehensive foundation, Second Edition", Prentice Hall International, Inc., pp.1~255, pp.664~789, 1999
- [4] Michael A.Arbib, "The Handbook of Brain Theory and Neural Networks", The MIT Press, pp.19~20, 1995
- [5] Madan M.Gupta, Dandina H.Rao, "Dynamic Neural Processor and Its Applications to Robotics and Control: Intelligent Control Systems(Theory and

- Applications) Edited by Madan M.Gupta, Naresh K.Sinha", IEEE Press, pp.515-545, 1996
- [6] T. Takagi and M. Sugeno, "Derivation of fuzzy control rules from human operator's control actions", in Proc. of the IFAC Symp. on Fuzzy Information, Knowledge Representation and Decision Analysis, Marseille, France, 1983.
- [7] E. H. Mamdani and S. Assilian, "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller", Int. J. Man-Machine Studies, Vol. 7, No. 1, 1975.



신위재(Wee-jae Shin)

正會員

1975년 동아대학교 전자공학과

1979년 동대학원 전자공학과(공학석사)

1989년 동대학원 전자공학과(공학박사)

1996년-1997년 대한전자공학회

부산경남 지부장

1998년-1999년 대한전자공학회 학술위원

1998년 일본 Kyushu 대학원 객원교수

2000년-현재 한국신호처리·시스템학회 부회장

1983년-현재 경남대학교 전기전자공학부 교수

관심분야 : 시스템지능제어 및 자동화, 신호처리
