

신경망을 이용한 서보제어기의 자동조정

°연 제근*, 염 진 호**, 남 현 도*
*단국대학교 전기공학과, **서일 DSP

Auto-tuning of a FLC using Neural Networks

°Jae-Kuen Yeon* , Jin-Ho Yum**, Hyun-Do Nam*
*Dept. of Electrical Engineering, Dankook University, **Seoil DSP

ABSTRACTS In this paper, an adaptive fuzzy logic controller is presented for auto-tuning of the scaling factors by using learning capability of neural networks. The proposed scheme consists of the FLC which includes the PI-type FLC and PD-type FLC in parallel form and the neural network which learns scale factors of FLC. Computer simulations were performed to illustrate the effectiveness of a proposed scheme. A proposed FLC controller was applied to the second order system and velocity control of the brushless DC motors. For the design of the FLC, tracking error, change of error, and acceleration error are selected as input variables of the FLC and three scale factors were used in the parallel-type FLC. This scheme can be used to reduce the difficulty in the selection of the scale factors.

제1장 서론

PID 제어기법은 이미 1940년대에 프로세스 제어에 도입되기 시작한 가장 고전적인 제어방식이지만 구조의 단순성에도 불구하고, 목표치 추적, 외란효과 감쇄, 프로세스와 모델 파라미터의 불일치에 대한 강인성등 제어계에 요구되는 제반 특성면에서 우수한 특성을 가지고 있어 산업용 프로세스 제어에 가장 많이 사용되고 있다. 그러나 PID 제어기와 관련된 중요한 문제점은 프로세스 모델의 불확실성이 존재하는 경우 및 운전환경이 변화하는 경우, 프로세스 동작점에 따라 최적이득이 다른 경우등 많은 경우에 만족할 만한 제어성능을 얻을 수 없다는 점이다. 이러한 문제점의 한가지 해결책으로 언어적 제어규칙을 사용하는 퍼지 제어방식이 보다 효과적으로 사용될 수 있다. 이러한 퍼지 논리제어기(FLC)의 구조는 편차와 편차의 변화율로부터 제어입력의 증분을 구하는 PI형(Proportional - Integral) FLC와 편차와 편차의 변화율로부터 제어입력을 구하는 PD형(Proportional - Derivative) FLC로 나눌 수 있다. PI형 FLC는 스텝엔진의 온도와 압력, 자동차의 속도등을 제어하는데 있어서 많은 경우에 적용되어 왔으며 이러한 거의 모든 경우에 있어서 제어 요소는 인간의 운용경험이나 지식에 기반을 두고 있다. 이러한 PI형 FLC는 정상상태 편차를 개선하는데는 용이하나 상승시간을 줄이거나 오버슈트를 개선하는데 등의 과도상태 특성은 바람직하지 않다. 이에 C.H. Chang, F.H. Haung[1]등이 병렬 형태의 FLC를 제시하였는데, 이러한 형태의 FLC는 편차(error, e)와 편차의 변화율(change of error, de)에 가속도 편차(acceleration error, d²e)를 고려함으로써 이루어진다. 이 방식은 PI형 FLC의 단점을 극복하기 위하여 과도상태 성능을 개선할 수 있는 PD형 FLC를 병렬 구조로 도입함으로써 각각의 제어입력을 합한 전체 제어입력을 발생시키는 방법이다. 그러나 FLC는 여러가지 면에서 기존의 제어기에 비해서 우수한 성능을 가지고 있으나 그 성능을 좌우하는 여러가지 요인(소속 함수, 언어적 제어규칙, scale factor)등을 적절하게 구성한다는 것은 쉽지 않은 일이며, 원하는 성능에 도달하기까지는 많은 시행착오를 거쳐 수정된다. 한편, 신경회로망(Neural Networks)은 주어진 입력에 대해 원하는 출력이 나오도록 가중치를 조정하는 학습(learning) 또는 훈련(training)기능을 갖고 있으며, 각 뉴런이 독립적으로 동작하는 처리기(processor) 역할을 하기 때문에 병렬성이 뛰어나고, 주어진 환경에 대한 적응능력이 있다. 두 이론을 어떤 형태로든 함께 사용하여 보다 나은 성능을 갖는 시스템을 만들려는 시도가 많은 사

람들에 의해 계속되고 있다.

따라서 본 연구에서는 기존의 병렬형 구조 FLC에 신경망 학습능력을 이용하여 FLC의 scale factor(SF)를 실시간으로 찾는 적응퍼지논리제어기(adaptive fuzzy logic controller)를 제안한다. 제안된 적응퍼지논리제어기의 유용성을 입증하기 위하여 2차 모델을 가지고 기존의 방식들과 비교 평가하였으며, BLDCM(Brushless DC Motor)의 속도제어에 적용하여 그 성능을 분석 하였다. 본 논문의 구성은 제2장에서는 FLC의 scale factor를 자동조정할 수 있는 적응퍼지논리제어기의 구조에 대해 설명하였으며, 제3장에서는 제안된 적응퍼지논리제어기의 성능검토를 위한 계산기 시뮬레이션 및 결과 고찰 보였다. 마지막으로 제4장에서는 결론을 기술하였다.

제2장 적응퍼지논리제어기

2.1 제안된 적응퍼지논리제어기의 구조

제안된 제어기의 구조는 그림 2.1과 같이 기준입력발생기, 퍼지논리제어기, 신경회로망의 세 부분으로 구성되어 있다.

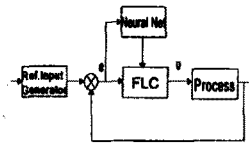


그림 2.1 적응퍼지논리제어기의 구조

2.1.1 기준입력 발생기 (Reference Input Generator)

기준입력 발생기는 출력 설정치를 입력으로 하여 제어계의 원하는 응답 특성 즉, 프로세스가 추종해야 할 기준 응답을 발생하도록 설계되며 일반적으로 다음과 같은 1차계 또는 2차계로 선정된다.

$$P_{m1}(s) = \frac{1}{(1+Ts)} \quad (2.1)$$

$$P_{m2}(s) = \frac{w_n^2}{s^2 + 2\zeta w_n s + w_n^2} \quad (2.2)$$

이와 같은 기준입력 발생기를 사용하게 되면 프로세스의 출력이 기준입력을 추종하도록 설계되는 제어계에서의 FLC의 입력변수들이 과도상태 및 정상상태에서 항상 비슷한 정도의 작은 값을 갖게 되므로 과도상태에서 적합한 제어규칙과 정상상태에서 적합한 제어규칙간의 불일치 정도가 작아지게 되며, 따라서 FLC 설계시 scale factor의 변동폭을 감소시킬 수 있으므로 출력 설정치(set point) 변동에 대해 강인한 특성을 가지게 된다.

2.1.2 병렬형 퍼지논리제어기

PID는 출력편차와 그 미분치 및 적분치를 서로 적절한 가중치에 의해 조합시켜 제어입력으로 사용하며, 제어법칙은 다음과 같다.

$$u(t) = k_p[e(t) + 1/T_i \int e(t) dt + T_d de/dt] \quad (2.3)$$

여기서 식(2.3)을 미분하고 하면 식(2.4)와 같이 표현될 수 있다.

$$u = K_1 e + K_2 \Delta e + K_3 \Delta^2 e \quad (2.4)$$

식(2.3),(2.4)를 비교해 보면 PID 제어법칙의 $e, \Delta e, \Delta^2 e$ 가 식(2.3)의 직분항, 비례항, 미분항에 대응됨을 알 수 있으므로 제안된 병렬형 FLC는 개념적으로 보면 PI 제어와 PD 제어를 병렬로 동작시키는 것과 비슷하다. 병렬형 FLC의 구조는 그림 2.2에 나타나 있다.

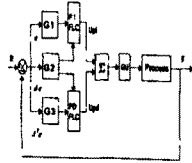


그림 2.2 병렬형 FLC의 구조

단, G1, G2, G3는 FLC의 입력변수와 scale factor와의 곱이다.

그런데, 병렬형 FLC의 경우 $e, \Delta e, \Delta^2 e$ 를 동시에 고려한 제어규칙을 구성하는 것이 어렵기 때문에 $e - \Delta e$ 부분(PI형 FLC)과 $\Delta e - \Delta^2 e$ 부분(PD형 FLC)으로 분리하여 각각 제어규칙을 구성하여 두 개의 FLC를 병렬 동작시켜 제어입력을 발생하는 방법이 채택 되었다. FLC의 입력변수로는 편차(error, e)와 편차의 변화율(change of error, Δe) 및 가속도 편차(acceleration error, $\Delta^2 e$)로 선정 하였으며, 다음과 같이 정의한다.

$$e(k) = y(k) - R(k), \quad \Delta e = e(k) - e(k-1), \quad \Delta^2 e = \Delta e(k) - \Delta e(k-1) \quad (2.5)$$

단, $R(k)$: 기준입력, $y(k)$: 플랜트의 출력
PI 및 PD형 FLC의 언어적 제어규칙은 아래와 같으며, 입력 출력 변수의 소속함수는 그림 2.3에서 보여진 것과 같은 각각 삼각형 형태를 사용하였다.

	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	PS	PS	PS	PS	PM	PS	ZO
NM	PS	PS	PM	PM	PS	SO	NS
NS	PS	PM	PS	PS	ZO	NM	NB
ZO	PS	PM	PS	ZO	NB	NM	NB
PS	PM	PS	SO	NB	NM	NB	NB
PM	PS	ZO	NB	NM	PM	NB	NB
PB	ZO	NB	NM	NB	NB	NB	NB

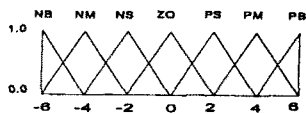


그림 2.3 입력변수와 출력변수에 대한 소속함수의 형태
퍼지 추론규칙으로는 Mandani의 max-min 합성연산자를 사용하였으며, 비퍼지화 방법으로는 무게 중심법을 사용하였다.

여러 논문에서 지적한 바와 같이 한가지 형태의 FLC에 의해 프로세스가 제어되는 경우, 서로 상호보완 관계에 있는 정상상태 특성과 과도상태 특성을 동시에 만족할 수 있는 FLC의 scale factor를 선정한다는 것은 어렵다[2]. 즉, PD형 FLC의 경우 정상상태 편차 발생의 문제가 발생하며, PI형 FLC의 경우 과도상태의 응답특성에 문제점이 있다. 한 형태의 FLC만이 사용되는 제어계가 갖는 문제점들을 극복하기 위하여 과도상태 응답특성에서 장점을 갖는 PD형 FLC와 정상상태 특성에서 장점을 갖는 PI형 FLC를 병렬 형태 또는 입력 보상 형태로 사용하는 방법들이 연구된 바 있다[2][3]. 이러한 구조의 FLC는 단일 FLC 제어계에 비해 외란, 파라미터 변동 등 프로세스 운전환경의 변동에 대해 더욱 강한 특성을 가지게 된다.

2.1.3 신경 회로망을 이용한 학습부
신경회로망의 입력으로는 편차(e)와 편차의 변화율(ce) 및 가속도 편차(cae)가 사용되며 그 출력으로는 병렬형 FLC에 사용되는 3개의 입력 SF이다. 사용된 역전파 알고리즘과

관련된 중요한 문제는 신경회로망이 목표치(target)와 그 출력사이의 편차에 의해 학습된다는 사실이다. 따라서 신뢰성 있는 SF가 목표치로 주어져야 하는데 이는 다음과 같은 학습신호의 발생 알고리즘으로 대치 가능하다.

예를 들어 편차에 대한 학습신호의 발생 알고리즘은 다음과 같다.

- 1) 만약 편차와 SF의 곱이 universe of discourse보다 클 경우 신경회로망의 학습신호로 (-)값을 인가한다.
- 2) 편차와 SF의 곱이 universe of discourse보다 너무 작을 경우 신경회로망의 학습신호로 (+)값을 인가한다.
- 3) 위의 두가지 경우에 해당되지 않으면 신경회로망의 학습신호로 영을 인가한다.



그림 2.4 universe of discourse의 영역

즉, 그림 2.4에서 편차와 SF의 곱이 universe of discourse보다 클 경우(1)는 주로 과도기간 및 정상상태에서 외란등의 영향이 있어 편차가 크거나 SF가 큰 경우 이므로 이 경우에는 coarse control을 하기 위하여 SF를 적당히 줄여 주는 것이 필요하며, 편차와 SF의 곱이 universe of discourse보다 너무 작을 경우(2)는 출력이 기준입력에 접근하여 편차가 작거나 또는 SF가 너무 작은 경우에 해당되므로 fine control을 위하여 SF가 커져야 한다. 위의 두가지 경우에 해당되지 않으면(3) 현재 Lookup-table상의 적절한 입력이 투입되고 있는 상황이므로 SF의 값의 변경은 가하지 않는다.

결국, 신경회로망은 편차신호를 학습하여 편차신호에 따른 적절한 SF값을 출력하게 된다. 신경회로망은 편차신호가 클 경우 작은 값을, 편차신호가 작을 경우에는 큰 값을 출력하여 편차와 SF의 곱이 항상 universe of discourse내의 타당성있는 범위내에 있도록 한다.

제3장 시뮬레이션 및결과검토

3.1 2차 모델

$$G(s) = \frac{1}{s(s+1)}$$

사용된 적용퍼지논리제어기는 편차, 편차의 변화율 및 가속도 편차의 scale factor 초기치로 각각 1, 50, 100의 값을 가지며, 샘플링 시간은 0.01로 선정 하였다. 또한, 기존의 PI형 FLC 및 병렬형 FLC와 성능을 비교 하였다.

3.2 BLDCM(brushless DC Motor)

시뮬레이션을 위하여 사용한 BLDCM의 상수값들은 다음과 같다.

$$J_m = 0.00164 [kg \cdot m^2] \quad K_b = 0.052 [V/rad] \quad K_t = 5.64 [N \cdot m/A] \\ R_m = 2.5 [\Omega] \quad L_m = 0.0125 [H] \quad B_m = 0.000015 [kgm^2/sec]$$

편차, 편차의 변화율 및 가속도 편차의 scale factor 초기치로 각각 0.01, 1, 1의 값을 가지며, 샘플링 시간은 1[msec]로 선정 하였다. 그리고 제어계의 속도응답특성을 알아보기 위해 기준속도를 1000[rpm], 2000[rpm]으로 가속 및 1000[rpm], -1000[rpm]으로 감속을 실시하였고, 부하변동시(0% → 100%)의 속도응답특성에 대해 알아 보았다.

3.3 결과 검토

제안한 적용퍼지논리제어기를 2차 모델 및 BLDCM에 적용한 결과 다음과 같은 특성이 나타남을 보았다.

3.3.1 2차 모델

그림 3.1은 기존의 PI형 FLC와 병렬형 FLC를 적용한 경우의 출력특성으로, PI형 FLC는 상승시간이 늦으며 오버슈트가 발생하고 병렬형 FLC는 정상상태에서 일정한 크기의 진동이 발생하는 것을 알 수 있다.

그러나 그림 3.2(a)의 제안된 적용퍼지논리제어기에 의한 출력 특성을 보면 오버슈트 및 정상상태 편차가 없고, 상승시간은 PI형 FLC보다 빠르게 병렬형 FLC와는 거의 비슷하다. 그림 3.2(b)는 신경회로망의 학습이 계속되다가 SF의 값이 특정값에 수렴하는 것을 보여준다.

3.3.2 BLDCM

그림 3.3(a)는 1000[rpm]에서 2000[rpm]으로 가속시의 무부하 속도응답특성으로 오버슈트 및 정상상태 편차가 거의 없으며, 그림 3.3(b)의 제어입력 특성도 상당히 우수함을 알 수

있다. 또한, 그림 3.3(c)는 신경회로망의 출력, 즉 SF로서 작은 크기의 진동을 하지만 그 평균값은 결국 수렴하는 것을 볼 수 있다. 그림 3.4(a), 그림 3.4(b)는 앞과 같은 기준속도에 대해 부하변동이 발생했을 경우 속도변화 특성 및 제어입력을 나타낸 것으로, 최초 무부하 1000(rpm)의 속도로 운전중 시간이 1초가 되었을때 100%의 부하변동을 가정하였다. 속도변화 특성으로 부터 제안된 제어기법을 적용하였을 경우 부하변동에 거의 영향을 받지않고 기준속도를 유지하는 강인한 특성을 갖음을 볼 수 있으며 부하변동시 제어입력이 증가하여 그 영향을 보상하고 있음을 나타내고 있다. 그림 3.4(c)는 그 때의 신경회로망의 출력(SF)이다.

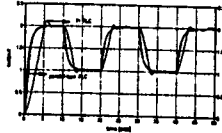


그림 3.1 기존의 PI 및 병렬형 FLC의 출력특성

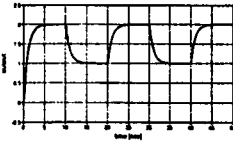


그림 3.2(a) 제안된 기법의 출력특성

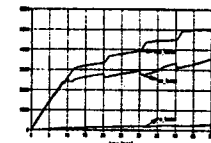
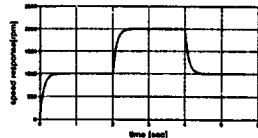
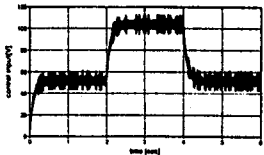


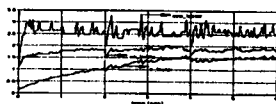
그림 3.2(b) 신경 회로망의 출력



(a) 가속 및 감속 (1000rpm --> 2000rpm --> 1000rpm)

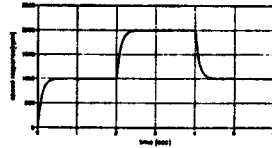


(b) 무부하시의 제어입력특성

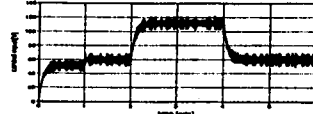


(c) 신경회로망의 출력

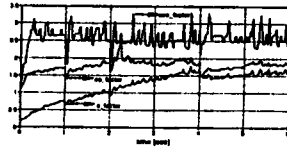
그림 3.3 무부하시의 속도 응답특성



(a) 가속 및 감속 ($t \geq 1$, 0% ==> 100% 부하)



(b)부하의변동시의 제어입력특성



(c) 신경회로망의 출력

그림 3.4 부하변동시의 속도 응답특성

제4장 결론

제안된 적용퍼지논리제어기의 유용성을 입증하기 위해 2차 모델 및 BLDC Motor에 적용되었으며 기준입력의 변화와 부하의 변동시에도 scale factor가 일정한 수렴값을 찾아가는 적용성과 부하변동 등의 외란에도 매우 강인한 특징을 가지고 있음을 알 수 있다.

2차 모델의 경우 기존의 PI형 FLC, 병렬형 FLC와의 응답특성을 비교한 결과, 제안된 기법은 정상상태 및 과도상태에서 두가지 제어기보다 우월한 성능을 가졌으며 BLDC Motor에 적용된 결과도 부하변동에 대해서 매우 강인한 특성을 가짐을 보여준다.

따라서 제안된 적용퍼지논리제어기는 FLC 설계에서 발생하는 scale factor의 선정시, 현재 많은 시행착오법에 의해 수행되는 어려움을 개선하는데 효과적으로 사용될 수 있는 한 가지의 대책이 될 수 있으리라 생각된다.

참고 문헌

- [1] C. H. Chang, and F. H. Haung, "Design of a Fuzzy Controller Using Input and Output Mapping Factors," IEEE Trans. Syst. Man, Cybern., Vol. SMC-21, No.5, pp. 952-960, 1991.
- [2] G. T. Park, S. W. Bae, K. S. Lee and D. W. Lee, "Design of PD-type Fuzzy Logic Controller and its Application," J. Institute of Ind. Tech., Korea Univ., Vol.28, pp. 55-61, 1992.
- [3] K. Ohishi, "Robust Temperature Control of Thermostatic Oven Based on Adaptive and Fuzzy Algorithm," IEEE, 1989.
- [4] P. J. MacVicar-Whelan, "Fuzzy set for man-machine interaction," Int. J. of Man-Machine Studies, Vol. 8, pp. 87-697, Nov. 1976.
- [5] S. Deley, "Comparison of a fuzzy logic controller with a P+D control law," ASJM J. Dynamic System, Measurement, and Control, Vol. 111, pp. 128-137, 1989.
- [6] H. Takagi, "Fusion Technology of Fuzzy Theory and Neural Networks-Survey and Future Direction," Proc. int. Conf. Fuzzy Logic and Neural Networks, pp. 13-26, 1990.
- [7] S. Nakanish and T. Takagi, "Pattern Recognition by Neural Networks and Fuzzy Inference," Proc. int. Conf. Fuzzy Logic and Neural Networks, pp. 183-186, 1990.
- [8] T. Iwakata and K. Machida, "Fuzzy Control Using Neural Networks Technique," Int. J. Conf. Neural Networks, Vol.3, pp. 365-370, 1990.
- [9] Don R. Hush and G. Horwe, "Progress in supervised Neural Network," IEEE SPM, Jan, pp.12-14, 1993.
- [10] 김관준, 이철희, 남현도, "PID제어방식에 근거한 퍼지 제어 시스템의 설계," 한국자동제어 학술회의 논문집, pp. 404-407, 1993.