

## 퍼지-역전파 알고리즘을 이용한 ADALINE 구조

강성호\*, 임중규\*, 서원호\*, 이현관\*\*, 엄기환\*

\*동국대학교, \*\*호남대학교

### ADALINE Structure Using Fuzzy-Backpropagation Algorithm

Seong Ho Kang\*, Joong Gyu Lim\*, Woon Ho Seo\*, Hyun Kwan Lee\*\*, Ki Whan Eom\*

\*Dongguk Univ., \*\*Honam Univ.

E-mail : ksh7209@dongguk.edu

#### Abstract

In this paper, we propose a ADALINE controller using fuzzy-backpropagation algorithm to adjust weight. In the proposed ADALINE controller, using fuzzy algorithm for training neural network, controller make use of ADALINE due to simple and computing efficiency. This controller includes adaptive learning rate to accelerate learning. It applies to servo-motor as an controlled process. And then it take a simulation for the position control, so the verify the usefulness of the proposed ADALINE controller.

#### I. 서론

퍼지 이론은 1965년 미국 버클리 대학의 L.A. Zadeh 교수에 의해 '퍼지 집합 이론(Fuzzy Set Theory)'이 처음으로 소개되어진 뒤 많은 분야에서 다용도로 그리고 빠르게 응용되어져 오고 있다. 기존의 부울 논리

체계는 0과 1의 개념이 확실한 반면 퍼지 논리는 임의의 값이 어떤 집합에 속하는 정도에 따라 0과 1사이의 값을 가지게 되며, 정확한 수치를 가지고 나타낼 수 없는 애매한 상황을 다루는데 적합하다. ADALINE(Adaptive Linear Neuron)모델은 1960년도에 Widrow와 Hoff에 의해 소개되었고, 신경망을 이용한 적응제어(Adaptive Control)방식에 관한 관심은 계속 증가하고 있다. 신경망은 비선형 특성이 강한 시스템제어에 적합하며, 실시간 제어에도 이용 할 수 있다. ADALINE구조는 다층신경망에 비해 구조가 간단하고 신경망 학습과정을 통한 연결강도 조정에서 계산상의 효율성이 높다.

본 논문에서는 신경회로망의 연결강도를 변화시키는 과정 즉, 신경망 학습과정을 퍼지 알고리즘 개념을 도입한 퍼지-역전파 알고리즘을 이용한 ADALINE구조를 제안한다. 제안한 방식은 신경회로망의 오차 역전파 알고리즘에서 연결 강도 부분을 퍼지추론을 통해 조정하는 방식이다.

신경망의 학습 소요 시간 단축을 위해 적용 가능한 학습률을 이용했다. 제안한 방식의 유용성을 확인하기 위해 시뮬레이션을 통해 입증한다.

#### II. 퍼지논리 시스템

퍼지논리 시스템(Fuzzy Logic System)은 입력신호의

퍼지화, 전문가의 지식에 기반을 둔 퍼지규칙에 의한 퍼지 추론, 비퍼지화로 구성되며, 그림1은 FLS의 블록선도이다.

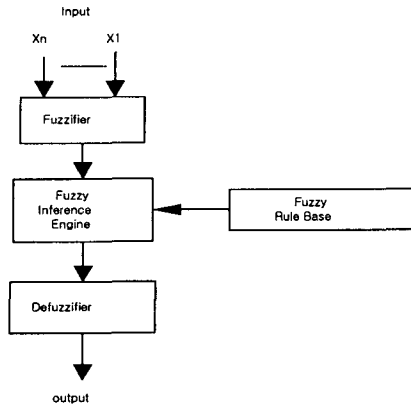


그림 1. FLS의 블록선도

본 논문에서 퍼지화부(Fuzzifier)는 입력변수의 퍼지화를 수행하고 삼각형 소속 함수를 사용한다.

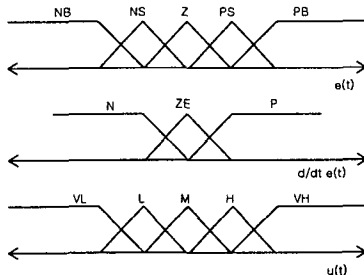


그림 2.오차,오차의 변화를 및 출력에 대한 소속함수 퍼지 규칙베이스는 전문가의 경험을 토대로 if-then 형식의 언어적인 제어규칙으로 표현되며, 식(1)은 일반적인 규칙의 형태를 나타낸다.

$$\begin{aligned}
 R_1: & \text{if } e \text{ is } F_{11} \text{ and } de \text{ is } F_{12}, \text{ then } z \text{ is } B_1 \\
 R_2: & \text{if } e \text{ is } F_{21} \text{ and } de \text{ is } F_{22}, \text{ then } z \text{ is } B_2 \\
 & \vdots \\
 R_n: & \text{if } e \text{ is } F_{n1} \text{ and } de \text{ is } F_{n2}, \text{ then } z \text{ is } B_n
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

여기서  $R_1, R_2, \dots, R_n$ 는 퍼지규칙,  $e$  와  $de$ 는 공정상태를 나타내는 언어변수이고,  $z$ 는 제어변수

이며,  $F_{11}, F_{21}(i=0, \dots, n)$ 는 퍼지집합인 소속함수로서 각각  $e, de$ 가 각각의 퍼지집합에 0~1사이의 소속도를 가지고 포함된다. 퍼지추론기(Fuzzy Inference Engine)는 퍼지 규칙베이스(Fuzzy Rule Base)에서 사용된 퍼지 제어규칙을 이용하여 추론을 하며 결론을 내리는 논리연산 부분으로, 최소-최대 연산, 적-대수합 연산을 많이 사용된다. 비퍼지화기(Defuzzifier)는 퍼지추론의 결과인 퍼지값을 단일 실수값으로 변환시키는 부분으로 본 논문에서는 무게중심법을 이용한다. 식(2)은 무게중심법을 나타내는 식이다.

$$G_{Fuzzy} = \frac{\sum_{i=1}^n R_i \cdot Z_i}{\sum_{i=1}^n R_i} \cdot s \tag{2}$$

여기서  $n$ 은 제어규칙의 수이고,  $R_i$ 는 퍼지추론후의 적합도,  $Z_i$ 는  $i$ 번째 제어규칙에서 추론된 후의 퍼지 집합의 지지값,  $s$ 는 스켈링 벡터이다.

### III. ADALINE 구조

신경망은 입력력을 가진 시스템이며, 단순하고 유사한 처리소자(processing element)들로 구성된다. 각 처리소자들은 연결강도라고 하는 많은 내부 파라미터를 가지고 있다. 소자의 연결강도를 조정함으로써 소자의 동작을 변화시킬 수 있다. 따라서 신경망의 동작을 조정할 수 있다. 연결강도 조정의 목적은 신경망을 통해 원하는 입출력관계를 얻기 위함이다.

그림2는 제어시스템에서 처리소자로 이용된 기본 ADALINE구조이다. 각각 4개 요소로 된 입력 벡터 와 4개 요소로 된 연결강도 벡터 그리고, 단일 출력  $y$ 로 구성된 ADALINE구조이다. 그림에서  $\alpha$ 는 학습 소요 시간을 단축하기 위한 가변 학습률 이다.

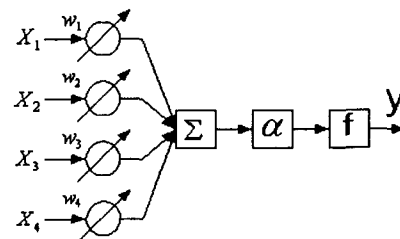


그림 3. 기본 ADALINE구조

출력  $y$ 는 식(4)와 같다. [1]

$$s(\mathbf{x}) = \alpha \sum_{i=1}^r w_i x_i \quad (3)$$

$$y(\mathbf{x}) = f(s(\mathbf{x})) \quad (4)$$

여기서 이용된 비선형 함수  $f(s)$ 는 sigmoid 함수이다.

$$f(s) = \frac{1 - e^{-2s}}{1 + e^{-2s}} = \tanh(s) \quad (5)$$

#### IV. 퍼지-역전파 ADALINE 구조

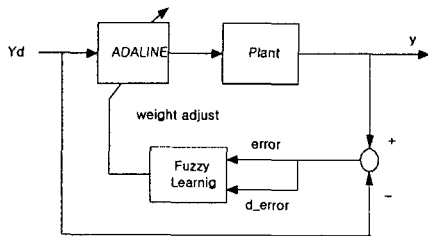


그림 4. 퍼지-역전파 ADALINE 구조

퍼지-역전파 ADALINE 구조의 기본 전략은 신경망을 이용한 비선형 제어이다. 시스템 적응성을 향상하기 위해 신경망 연결강도 조정을 퍼지 알고리즘을 이용하는 방식을 제안하며 이에 대한 시스템 구성은 그림4 과 같다. 여기서,  $Y_d$ 는 기준신호  $y$ 는 출력을 나타낸다.

퍼지출력을  $g_{Fuzzy}$  로 정의하면, 각 ADALINE의 연결강도는 식(6) 이다.

$$\begin{aligned} w_1(t+1) &= w_1(t) + g_{Fuzzy1} \\ w_2(t+1) &= w_2(t) + g_{Fuzzy2} \\ w_3(t+1) &= w_3(t) + g_{Fuzzy3} \\ w_4(t+1) &= w_4(t) + g_{Fuzzy4} \end{aligned} \quad (6)$$

여기서,  $w(t+1)$ 은 다음상태 연결강도 벡터이고,  $w(t)$ 은 현재상태 연결강도 벡터이다.

#### V. 시뮬레이션

제안한 퍼지-역전파 알고리즘을 이용한 ADALINE 구조의 유용성을 입증하기 위해 직류 서보 전동기의 위치제어에 대한 시뮬레이션을 했으며 MATLAB언어를 사용하였다. 직류 서보 전동기의 상태방정식은 식(7)이다.

$$\begin{bmatrix} \dot{X}_1 \\ \dot{X}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\frac{1}{T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{K_m}{T} \end{bmatrix} V \quad (7)$$

$$T = \frac{J_m R}{K_b K_t + R B_m} \quad (8)$$

$$K_m = \frac{K_t}{K_b K_t + R B_m} \quad (9)$$

여기서  $X_1, X_2, V$ 는 각각 각변위, 각속도, 입력 전압이고,  $K_b$ 는 역기전력상수,  $K_t$ 는 토크 상수,  $J_m$ 은 관성모우먼트,  $B_m$ 은 마찰 계수,  $R$ 은 전기자 저항을 나타낸다.

0.01[sec]스텝사이즈 간격으로 0~10[sec]까지 시뮬레이션 하였다. 학습률이 2로 일정하고 기준신호가 램프 함수일 때, LMS알고리즘과 제안한 방식을 비교한 그래프는 그림5 이다.

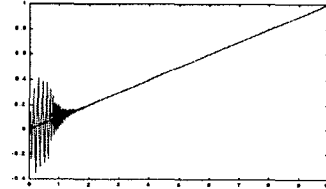


그림5-1, LMS알고리즘

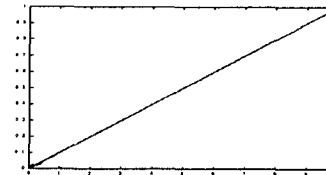


그림5-2, 제안한 방식

기준입력이 정형과 일 때, 외란에 대한 적응성을 비교한 그래프는 그림6이다.

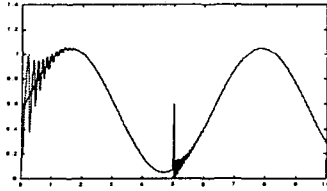


그림6-1, LMS알고리즘

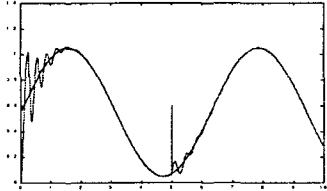


그림6-2, 제안한 방식

오차가 0.2이상 일 때, 학습률이 0.1이고 오차가 0.2이하 일 때, 학습률이 2인 가변 학습률을 이용했을 때 그래프는 그림7이다.

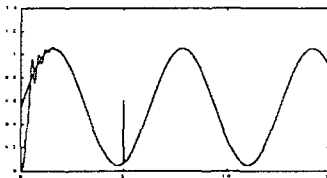


그림7, 가변 학습률

기준신호가 램프함수 일 때, 기존의 LMS알고리즘에 비해 수렴속도가 우수함을 알 수가 있다. 외란에 대한 경우 우수한 성능을 나타내고 있음을 알 수가 있다. 단순히 오차에 따라 학습률을 변화 시켜줄 경우에도 성능이 향상되었음을 확인 할 수 있다. 시뮬레이션 결과 제안한 퍼지-역전파 알고리즘을 이용한 ADALINE 구조의 유용성을 알 수가 있다.

## VI. 결 론

본 논문에서는 퍼지-역전파 알고리즘을 이용한 ADALINE구조를 제안하였다. 제안한 방식은 ADALINE구조의 신경망을 기본으로 시스템을 구성했다. 신경망의 학습과정에서 퍼지 논리를 적용하였다. 시뮬레이션 결과를 통해 제안한 방식은 적응제어 시스템구조로서 유용성과 역전파 알고리즘으로서 퍼지알고리즘의 유용성을 입증하였고, 가변 학습률은 성능향상에 기여 했다. 이후의 연구과제로 비 선형특성이 강한 시스템 제어를 위한 제어기 구조 및 소속함수를

찾는 것이 필요하며, 적합한 가변 학습률을 찾는 것이 필요하다.

## 참고문헌

- [1]Q.-H. Max Meng and W.-S. Lu, " A Neural Network Adaptive Control Scheme For Robot Manipulators ", IEEE Pacific Rim Conference Volume:2, Page(s):606-609, 1993
- [2]T.H. Lee, W.K. Tan, and M. H. Ang, "A Neural Network Control System with Parallel Adaptive Enhancements Applicable to Nonlinear Servomechanisms ", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 41, Page:266-277, 1994
- [3]V. Etxebarria " Adaptive Control of Discrete Systems Using Neural Networks ", IEEE Proceedings Control theory Application, Vol. 141, Page:209-215, 1994
- [4]Chin-Teng Lin and Ya-ching Lu, " A Neural Fuzzy System with Fuzzy Supervised Learning ", IEEE Transaction on Systems, Vol. 26, Page:744-763, 1996