

# 퍼지-역전파 알고리즘을 이용한 ADALINE 제어기

강성호\*,정성부\*\*,김주웅\*,엄기환\*

\*동국대학교,\*\*서일대학

## ADALINE Controller Using Fuzzy-Backpropagation Algorithm

Seong Ho Kang\*, Sung Boo Chung\*\*, Joo Woong Kim\*, Ki Whan Eom\*

\*Dongguk Univ.,\*\*Seoil College

E-mail : ksh7209@dongguk.edu

### 요약

본 논문에서는 퍼지-역전파 알고리즘을 이용하여 연결강도를 조정하고 ADALINE(Adaptive Linear Neuron)을 제어기로 사용하는 새로운 제어방식을 제안하였다. 제안된 ADALINE 제어기는 퍼지 알고리즘을 이용하여 학습하고, 구조가 간단하고 계산량이 작은 장점으로 적응제어나 실시간 제어에 적합한 제어방식이다. 제안된 제어방식의 유용성을 입증하기 위하여 서보 전동기를 대상으로 위치제어에 대하여 시뮬레이션 하였다.

### 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. And then 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.

### 1. 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. 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 다중신경망에 비해 구조가 간단하고 로봇 복귀자 운동(robot regressor dynamics)에 완전히 매치되며[1], 특히 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. 제안

한 방식의 유용성을 확인하기 위해 시뮬레이션을 통해 입증한다.

### II. 퍼지논리 시스템

퍼지논리 시스템(Fuzzy Logic System)은 입력 신호의 퍼지화, 전문가의 지식에 기반을 둔 퍼지 규칙에 의한 퍼지 추론, 비퍼지화로 구성되며, 그림1은 FLS의 블록선도이다.

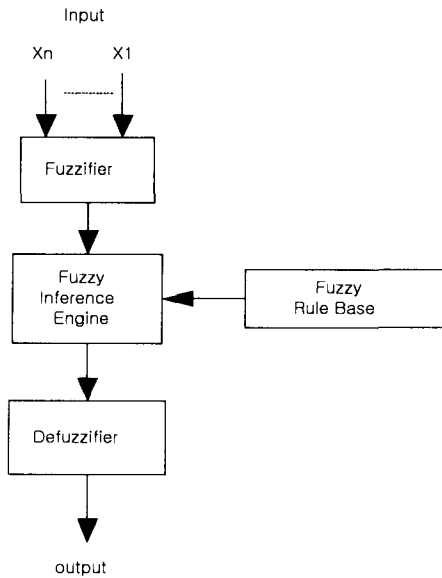


그림 1. FLS의 블록선도

본 논문에서 퍼지화부는 입력변수의 퍼지화를 수행하고 삼각형 소속 함수를 사용한다. 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 제어변수이며,  $F_{11}, F_{12}(i=0, \dots, n)$ 는 퍼지 집합인 소속함수로서 각각  $e, de$ 가 각각의 퍼지 집합에 0~1사이의 소속도를 가지고 포함된다. 퍼지 추론기는 퍼지 규칙베이스에서 사용된 퍼지 제어 규칙을 이용하여 추론을 하여 결론을 내리는 논리연산 부분으로, 최소-최대 연산, 적-대수합 연산을 많이 사용된다. 비퍼지화기는 퍼지추론의 결과인 퍼지값을 단일 실수값으로 변환 시키는 부분으로 본 논문에서는 무게중심법을 이용한다.

$$g_{Fuzzy} = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \cdot z_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \cdot s \tag{2}$$

여기서  $n$ 은 제어규칙의 수이고,  $w_i$ 는 퍼지추론 후의 적합도,  $z_i$ 는  $i$ 번째 제어규칙에서 추론된 후의 퍼지집합의 지지값,  $s$ 는 스켈링 벡터이다.

### III. ADALINE 구조

신경망은 입출력을 가진 시스템이며, 단순하고 유사한 처리소자(processing element)들로 구성된 다. 각 처리소자들은 연결강도라고 하는 많은 내부 파라미터를 가지고 있다. 소자의 연결강도를 조정함으로써 소자의 동작을 변화시킬 수 있다. 따라서 신경망의 동작을 조절할 수 있다. 연결강도 조정의 목적은 신경망을 통해 원하는 입출력 관계를 얻기 위함이다.

그림2는 제어시스템에서 처리소자로 이용된 기본 ADALINE구조이다. 각각 4개 요소로 된 입력 벡터와 4개 요소로 된 연결강도 벡터 그리고, 단일 출력  $y$ 로 구성된 ADALINE구조이다.

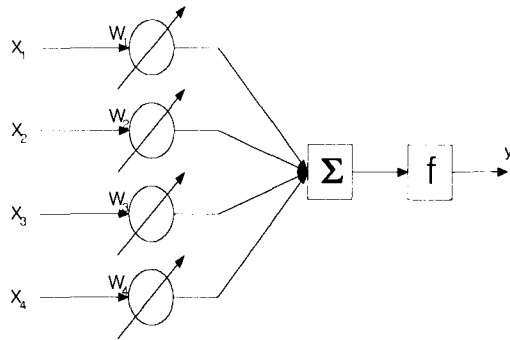


그림 2. 기본 ADALINE구조

출력  $y$ 는 식(4)와 같다. [1]

$$s(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i \tag{3}$$

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

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

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

### IV. 퍼지-역전파 ADALINE구조

퍼지-역전파 ADALINE구조의 기본전략은 신경망을 이용한 비선형 제어이다. 을 향상하기 위해

신경망 연결강도 조정을 퍼지 알고리즘을 이용하는 방식을 제안하며 이에 대한 시스템구성은 그림 3 과 같다.

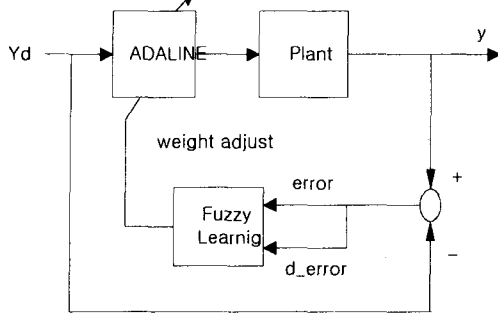


그림 3. 퍼지-역전파 ADALINE구조

신경망의 출력  $N_f$  식(6)와 같다. [2]

$$N_f(q, \dot{q}, x_3) = \hat{m}_f(q, \dot{q})x_3 + \hat{f}_f(q, \dot{q}) \quad (6)$$

$$x_3(t) = \ddot{q}_{ref}(t) + k_1 \{ \dot{q}_{ref}(t) - \dot{q}(t) \} + k_2 \{ q_{ref}(t) - q(t) \} \quad (7)$$

여기서 식(6)은 비선형 다이나믹 시스템을 나타내는 식(8)에서 신경망의 파라미터 값으로 매핑한 식이다.[2]

$$m(q, \dot{q})\ddot{q} + f(q, \dot{q}) = u \quad (8)$$

식(8)에서  $u$ 는 시스템의 입력,  $q$ 는 출력,  $m(q, \dot{q})$ 과  $f(q, \dot{q})$ 는  $m(\cdot, \cdot)$ 과 같은 연속 함수이다.[2]

퍼지출력을  $g_{Fuzzy}$  로 정의하면, 각 ADALINE의 연결강도는 식(11) 이다.

$$\begin{aligned} w_1(t+1) &= w_1(t) + \eta \cdot g_{Fuzzy1} \\ w_2(t+1) &= w_2(t) + \eta \cdot g_{Fuzzy2} \end{aligned} \quad (9)$$

여기서,  $\eta$ 는 학습율 이다.

### V. 시뮬레이션

제안한 퍼지-역전파 알고리즘을 이용한 ADALINE 구조의 유용성을 입증하기 위해 직류 서보 전동기의 위치제어에 대한 시뮬레이션을 했으며 MATLAB언어를 사용하였다. 직류 서보 전동

기의 상태방정식은 식(10)로 된다.

$$\begin{bmatrix} \dot{X}_1 \\ \dot{X}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\frac{1}{T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{K_m}{T} \end{bmatrix} V \quad (10)$$

$$T = \frac{J_m R}{K_b K_t + R B_m} \quad (11)$$

$$K_m = \frac{K_t}{K_b K_t + R B_m} \quad (12)$$

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.

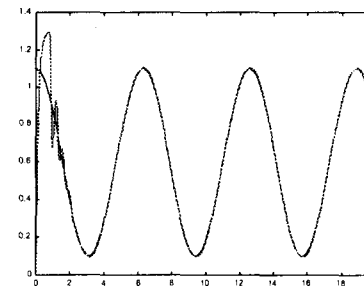
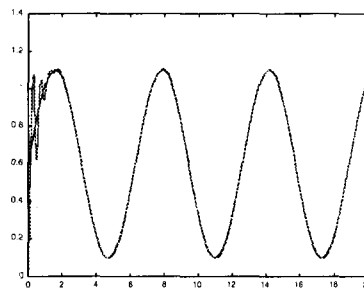
학습율  $\eta$ 는 0.05로 임의의 값을 이용했으며, 0.01[sec]스텝사이즈 간격으로 0~20[sec]까지 시뮬레이션 하였다.

서로 다른 3가지 기준입력에 대한 출력을 추적하는 경우를 시뮬레이션 했으며, 서로 다른 기준 입력은 다음과 같다.

$$y_{a1} = \sin(t)$$

$$y_{a2} = \cos(t)$$

$$y_{a3} = \sin(t/2)$$



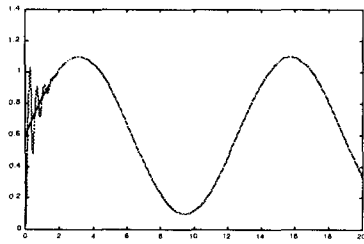


그림 4. 제안한 퍼지-역전파 알고리즘을 이용한 ADALINE구조의 추적결과

그림4에서 공통적으로 초기 2 [sec]동안 과도기 상태로 큰 오차를 갖고 있음을 나타낸다. 2[sec]이후 기준입력에 대한 출력추적은 기준입력의 변곡점 부근의 약간의 오차를 제외한 나머지 구간에서 거의 일치함을 나타낸다. 시뮬레이션 결과 정상상태에서 기준입력에 수렴하므로 제안한 퍼지-역전파 알고리즘을 이용한 ADALINE구조의 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 알고리즘을 적용하였다. 시뮬레이션 결과를 통해 제안한 방식은 적응제어 시스템구조로서 유용성과 역전파 알고리즘으로서 퍼지알고리즘의 유용성을 입증하였다. 이 후의 연구과제로 초기 불안정한 상태를 빨리 줄일 수 있는 퍼지 규칙 베이스를 정하는 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
- [5] D.H. Nguyen and B. Widrow, " Neural Networks for Self-learning Control Systems ", IEEE Control Systems Magazine, Vol. 10, Page:18-23, 1990
- [6] Fu-Chuang Chen, " Back-propagation Neural Network for Nonlinear Self-tuning Adaptive Control ", IEEE Control Systems Magazine, Vol. 103, Page:44-48, 1990