

도립진자 시스템의 뉴로-퍼지 제어에 관한 연구

소 명 옥* · 류 길 수*

A Study on the Neuro - Fuzzy Control for an Inverted Pendulum System

M. O. So · K. S. Rhyu

Key words : Neuro - Fuzzy control(뉴로 - 퍼지 제어), Fuzzy rule(퍼지 규칙), Membership function(소속함수), Fuzzy inference(퍼지추론), Multilayered feedforward network(다층-퍼드포워드 회로망), Backpropagation learning rule(역전파 학습규칙)

Abstract

Recently, fuzzy and neural network techniques have been successfully applied to control of complex and ill - defined systems in a wide variety of areas, such as robot, water purification, automatic train operation system and automatic container crane operation system, etc.

In this paper, we present a neuro-fuzzy controller which unifies both fuzzy logic and multi-layered feedforward neural networks. Fuzzy logic provides a means for converting linguistic control knowledge into control actions. On the other hand, feedforward neural networks provide salient features, such as learning and parallelism. In the proposed neuro - fuzzy controller, the parameters of membership functions in the antecedent part of fuzzy inference rules are identified by using the error backpropagation algorithm as a learning rule, while the coefficients of the linear combination of input variables in the consequent part are determined by using the least square estimation method. Finally, the effectiveness of the proposed controller is verified through computer simulation of an inverted pendulum system.

1. 서 론

과학기술의 발달과 더불어 산업분야에서의 자동화가 가속됨에 따라 더욱 복잡한 시스템이 등장하고 있으며, 제어시스템의 설계에 있어서 최근까지 연구되어 온 제어 알고리즘의 대부분은 일반적

으로 프로세스의 수학적인 모델링에 근거하여 이루어져 왔다. 따라서, 제어시스템의 동특성이 복잡하여 제어대상의 모델링이 어렵거나 비선형성이 강한 경우, 종래의 제어이론으로는 만족스러운 제어성능을 얻지 못할 뿐만 아니라, 강인한 제어기의 구성이 용이하지 못하다. 또한, 이러한 문제점을

* 정회원, 한국해양대학교

보상하기 위하여 현재까지 많이 응용되어 온 최적 제어나 기준모델적응제어(MRAC) 등은 주위 환경에 따른 파라미터의 변동, 외란에 대한 적응성이나 시스템의 비선형성 등에 대한 복잡한 제어이론이 부가되어야 하는 문제점을 안고 있다¹²⁾.

따라서 이러한 어려움을 해결하기 위해서 최근에는 인간의 사고능력과 적응능력을 갖는 지능형 제어가 연구되고 있으며³⁾, 이러한 연구방향으로서 간단하면서도 외란에 대해 강인하고, 비선형 시스템에 적용이 용이한 퍼지제어 기법을 이용한 퍼지논리 제어기와 신경회로망 기법을 이용한 신경회로망 제어기를 들 수 있다.

퍼지제어 시스템은 종래의 PID 제어기나 정확한 모델에 근거하여 설계된 어떠한 종류의 제어기보다도 자유도가 많고, 적절히 잘 설계하면 강인한 제어특성을 갖는 병렬형, 논리형 제어기로서 언어적 제어의 특징을 가지고 있으며⁴⁾, 실제적인 응용은 이미 많은 분야에서 보고되고 있다^{5)~7)}.

일반적으로 퍼지논리 제어기의 구조는 퍼지화부, 지식베이스부, 퍼지추론부 및 비퍼지화부의 네 가지 중요한 요소로 이루어져 있으며, 퍼지제어는 규칙베이스 제어의 특수한 형태로 볼 수 있다⁸⁾.

그러나 위에서 기술한 단순한 퍼지제어 알고리즘은 퍼지논리 제어기의 규칙베이스와 데이터베이스를 전문가의 지식이나 경험에 의존하여 주관적으로 구성함으로써 퍼지제어기의 구조와 퍼지규칙을 최적으로 설계한다는 것은 어려운 과제 중의 하나이다^{9)~12)}.

위와 같은 문제점을 극복할 수 있는 방법중 하나는 언어적 정보를 직접 취급할 수 있고 논리와 추론의 기능이 있는 퍼지논리와 학습기능과 적응능력을 가지는 다층-피드포워드 회로망을 결합하여 서로의 단점을 보완하면서 제어 시스템에 적응성을 부여하는 것이다^{13)~15)}. 최근 널리 응용되고 있는 회로망 모델은 다층-피드포워드 회로망, 홉필드 신경회로망, 볼츠만머신 등이 있으며 제어기의 구성에는 다층-피드포워드 회로망이 널리 사용되고 있다¹⁶⁾¹⁷⁾.

본 논문에서는 퍼지논리 제어와 다층-피드포워드 회로망의 장점들을 결합한 새로운 뉴로-퍼지 제어기(Neuro-Fuzzy Controller ; NFC)를

제안하고, 이는 퍼지논리 제어기의 추론과정을 다층-피드포워드 회로망 형태로 표현하여 다층-피드포워드 회로망의 학습기능을 퍼지 시스템에 도입한 것으로서 소속함수의 파라미터 또는 후건부의 파라미터의 조정에 학습기능을 이용한 것이다. 학습방법으로는 다층-피드포워드 회로망에서 널리 사용되는 오차 역전파 학습규칙과, 최소자승추정법을 결합한 하이브리드 학습규칙(Hybrid learning rule)을 적용한다. 본 연구에서는 비선형성이 강한 독립진자 문제를 채택하여 대차의 위치제어와 막대의 각도제어에 뉴로-퍼지제어를 적용시킴으로서, 제안한 기법의 타당성을 입증하고자 한다.

2. 뉴로-퍼지 제어기

2.1. 뉴로-퍼지 제어기의 설계

퍼지제어는 퍼지집합이론, 퍼지 "If-then" 규칙베이스 및 근사추론에 기반을 둔 특수한 제어형태로서 여러 분야에서 성공적으로 적용되고 있으며, 일반적으로 퍼지논리 제어기(Fuzzy Logic Controller)의 기본구조는 그림 1과 같이 퍼지화부(Fuzzification Interface), 지식베이스부(Knowledge base), 퍼지추론부(Fuzzy Inference Engine) 및 비퍼지화부(Defuzzification Interface)의 네 가지의 중요한 부분으로 이루어져 있다. 퍼지화부는 입력데이터를 받아들여 퍼지집합으로 적절히 변환하는 기능을 갖고 있으며, 지식베이스부는 퍼지공간의 경계 및 가능한 변환, 언어적인 값에 상응하는 퍼지집합에 대한 정보를 가지고 있는 데이터베이스와 전문가의 경험등을 "If-then" 형식의 문장으로 기술한 규칙베이스로 이루어져 있다. 그리고 퍼지추론부는 규칙베이스의 규칙을 이용하여 퍼지입력에 대한 퍼지출력을 추론하는 기능을 가지며, 비퍼지화부는 추론기에서 추론한 퍼지출력 결과를 명확한 제어 입력값으로 변환시키는 기능을 갖는다.

이 중에서 퍼지추론부는 인간의 추론형태를 흉내내는 퍼지제어기의 핵심 부분이고, 퍼지조건과 추론의 합성규칙을 사용하여 퍼지입력에 대한 퍼

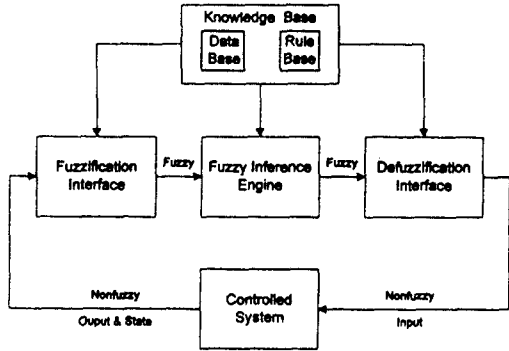


Fig. 1 Basic structure of a fuzzy logic controller

지출력을 추론하는 기능을 가지며, 다입력 - 단일 출력(MISO) 퍼지논리 제어기의 경우에 r 개의 퍼지 "If-then" 규칙을 가진 퍼지제어 규칙 R_i 는 다음과 같은 형태로 표현될 수 있다.

$$R_i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{1,i} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2,i} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{n,i} \\ \text{then } z \text{ is } C_i, i \in I, I = \{1, \dots, r\} \quad (2.1)$$

여기서, $R_i(i=1,2,\dots,r)$ 는 퍼지제어 규칙을 나타내고, r 은 퍼지제어 규칙의 수이다. $x_j(j=1,2,\dots,n)$ 와 z 는 각각 $X_j(j=1,2,\dots,n)$ 과 Z 내에 있는 값을 취하는 언어적 변수이며, $A_{j,i}(j=1,2,\dots,n; i=1,2,\dots,r)$ 및 C_i 는 삼각형, 사다리꼴, 범종형, 시그모이드형 등과 같은 여러가지 형태의 소속함수에 의해 특성이 주어지는 언어적 변수의 퍼지집합을 나타낸다.

일반적으로 퍼지 제어기에 있어서 퍼지규칙의 전건부는 입력공간이 여러개의 국부적인 퍼지영역으로 퍼지분할되며, 후건부는 여러가지로 연구되고 있다. Mamdani-퍼지모델에서는 후건부가 소속함수로 되어 있고, Tsukamoto-퍼지모델에서는 단조형 소속함수이며, Sugeno-퍼지모델에서는 상수로 된 0차 Sugeno-퍼지모델과, 입력변수의 선형결합으로 되어 있는 1차 Sugeno-퍼지모델 등이 있다.

본 연구에서는 Takaki와 Sugeno가 제안한 1차 Sugeno-퍼지모델을 사용하며¹⁸⁾¹⁹⁾, 다입력 - 단일 출력구조의 일반적인 퍼지 시스템을 고려할 때 r 개의 퍼지 "If-then" 규칙을 가진 퍼지제어 규칙 R_i 는 다음과 같이 표현된다.

$$R_i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{1,i} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2,i} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{n,i} \\ \text{then } f_i = \sum_{j=1}^n (p_{i,j} x_j + p_{i,0}) \quad (2.2)$$

여기서, f_i 는 제어규칙 $R_i(i=1,2,\dots,r)$ 에 대한 출력이고, $p_{i,j}$ 와 $p_{i,0}$ 는 후건부 내에 포함되어 있는 파라미터이다. 식 (2.2)와 같은 퍼지규칙과 다음에 설명될 추론과정을 다층-퍼드포워드 신경망으로 구현한 것이 뉴로-퍼지 제어기(NFC)이고, 그림 2는 1차 Sugeno-퍼지모델에 대한 추론기구를 설명하고 있고, 그림 3은 이것에 해당하는 등가 뉴로-퍼지 제어기의 구조를 나타내고 있다.

뉴로-퍼지 제어기는 노드와, 노드-노드를 연결하는 유향링크로 이루어진 다층-퍼드포워드 회로망으로서, 각 노드는 파라미터를 가지고 있는 적응노드와 파라미터가 없는 고정노드로 되어 있으며, 유향링크는 단지 노드들 간의 신호의 흐름 방향을 나타낼 뿐 링크의 가중치와는 관계가 없다.

한편, 상기의 퍼지제어 규칙을 이용해서 원하는 제어출력을 추론하기 위한 본 논문에서의 퍼지추론 방법은 다음과 같다.

계층 1: 계층 1에 \square 로 표시되어 있는 모든 노드 i 는 식 (2.3)에 의해 정의되는 노드출력을 가지는 적응노드이며, 이 층의 노드에 있는 파라미터를 전건부 파라미터라고 한다.

$$O_i^1 = A_{j,i}(x_j) \quad (2.3)$$

여기서, x_j 는 계층 1에 있는 노드 i 에 대한 입력이고, $A_{j,i}(x_j)$ 는 이러한 노드함수에 관계되는 "Positive Big", "Zero", "Negative Big" 등과 같은 언어적 변수의 퍼지집합이다. 바꾸어 말하면, 이 층의 출력은 퍼지규칙에 있는 전건부에 있는 소속함수의 값으로서, x_j 가 주어질 때 x_j 가 정량자 $A_{j,i}$ 를 만족하는 정도를 나타낸다. $A_{j,i}$ 에 대한 소속함수는 삼각형, 사다리꼴, 범종형 등과 같이 연속이고 구간적 미분가능한 파라미터를 가진 소속함수가 이 층에서의 노드함수로 사용될 수 있으며, 예로서, $A_{j,i}$ 는 식 (2.4)와 같이 최대값이 1이고, 최소값이 0인 범종형이 많이 사용되어 진다.

$$A_{j,i}(x_j) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_j - c_k}{a_k}\right)^{2k}} \quad (2.4)$$

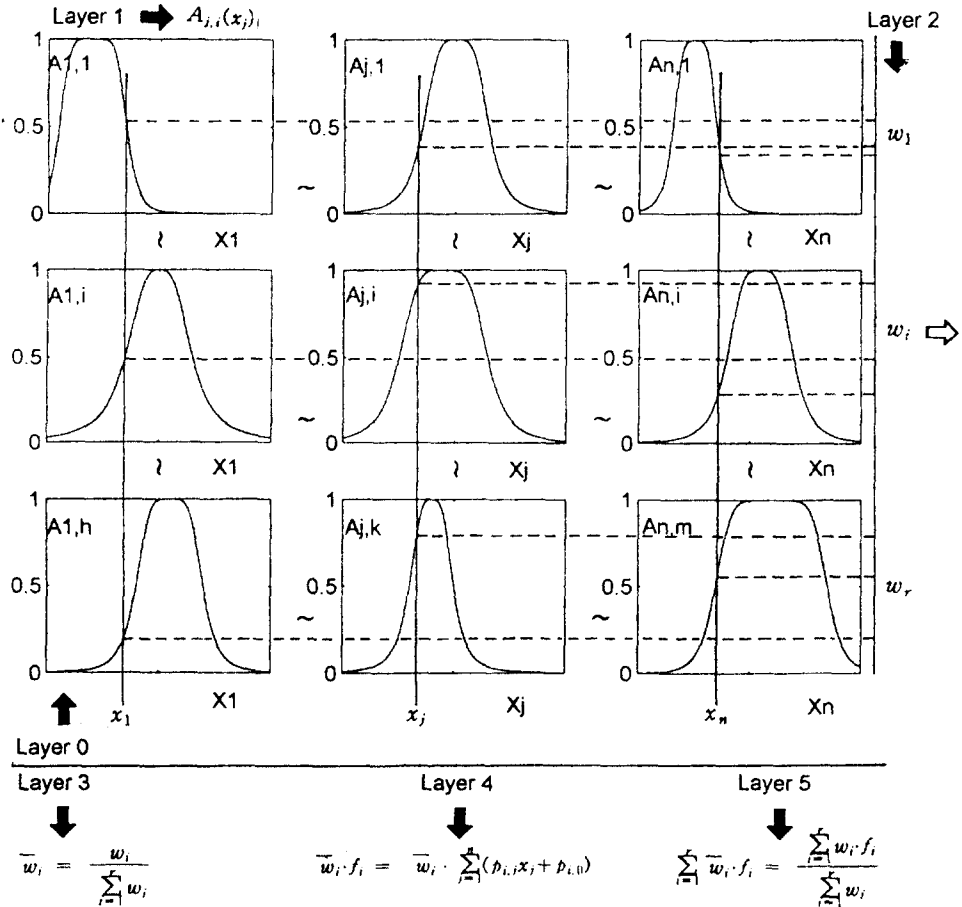


Fig. 2 Structure of first-order Sugeno fuzzy model

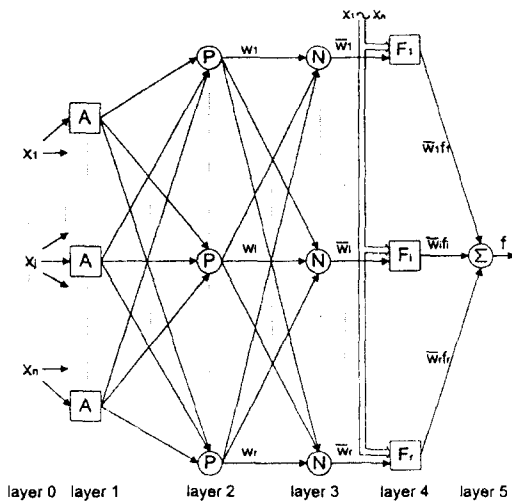


Fig. 3 Structure of a neuro-fuzzy controller

여기서, $\{a_k, b_k, c_k\}$ 는 소속함수의 파라미터 집합이고, 이러한 파라미터의 값을 조절하여 언어적 라벨 $A_{j,i}$ 에 대한 소속함수를 여러가지 모양의 범종형으로 변화시킬 수 있다.

계층 2: 계층 2에 있는 노드 i 는 모두 고정노드이고 \textcircled{P} 로 표시되어져 있으며, 각 인입신호들에 대한 소속정도의 값을 곱하여 출력으로 내보낸다.

$$O_i^2 = w_i = A_{1,i}(x_1) \cdot A_{1,i}(x_2) \cdot \dots \cdot A_{n,i}(x_n) \quad (2.5)$$

각 노드의 출력은 규칙의 점호강도를 나타내며, 각각의 항은 입력 $x_j(j=1,2,\dots,n)$ 에 대한 소속함수 중 임의의 것을 나타낸다. 일반적으로 퍼지-AND 연산을 하는 T-NORM 연산자는 이 층에서의 노드함수로서 사용되어 질 수 있다.

계층 3 : 계층 3에 있는 ㉞으로 표시되어 있는 노드 i 는 모두 고정노드이고, i 번째 노드는 전체 규칙의 점호강도의 합에 대한 i 번째 규칙의 점호강도의 비를 나타내므로 이 계층에 있는 노드출력은 정규화된 점호강도이다.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{j=1}^r w_j} \quad (2.6)$$

여기서, r 은 규칙수이다.

계층 4 : 계층 4에 ㉟로 표시되어 있는 모든 노드 i 는 식 (2.7)과 같은 노드함수를 갖는 적응노드이다.

$$O_i^4 = \bar{w}_i \cdot f_i = \bar{w}_i \cdot \sum_{j=1}^n (p_{i,j} x_j + p_{i,0}) \quad (2.7)$$

여기서, \bar{w}_i 는 계층 3의 출력이고, $\{p_{i,j}, p_{i,0}\}$ 는 파라미터의 집합으로서, 이 계층에 있는 파라미터를 후건부 파라미터라고 한다.

계층 5 : 계층 5에 있는 단일노드는 ㊱로 표시되어 있는 고정노드이고 모든 인입신호의 가중합으로서 전체 출력을 계산한다.

$$O_1^5 = \sum_{i=1}^r \bar{w}_i \cdot f_i = \frac{\sum_{i=1}^r w_i \cdot f_i}{\sum_{i=1}^r w_i} \quad (2.8)$$

2.2. 다층-피드포워드 회로망의 구조와 하이브리드 학습규칙

주어진 다층-피드포워드 회로망이 L 개의 계층을 가지고 있고, 계층 $l(l=0,1,\dots,L)$ 이 $N(l)$ 개의 노드를 가지고 있다면, 계층 l 에 있는 노드 $i(i=1,\dots,N(l))$ 의 출력과 함수를 각각 O_i^l 와 g_i^l 로 표현할 수 있다. 여기서 $l=0$ 과 $l=L$ 은 각각 입력층과 출력층을 나타내고 있다. 노드출력은 인입신호와 노드의 파라미터 세트에 따라 다르므로 노드함수 g_i^l 에 대해 다음과 같은 일반적인 표현으로 나타낼 수 있다.

$$O_i^l = g_i^l(O_1^{l-1}, \dots, O_{N(l-1)}^{l-1}, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots) \quad (2.9)$$

여기서, $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 등은 이러한 노드에 포함되어 있는 파라미터이다.

주어진 훈련 데이터 쌍이 P 개 있다고 하고, $p(1$

$\leq p \leq P)$ 번째 훈련 데이터 쌍에 대한 오차척도를 여러가지로 정의할 수 있지만 식 (2.10)과 같이 오차제곱의 합으로 정의하면, 전체 오차척도는 식 (2.11)과 같이 된다.

$$E_p = \sum_{k=1}^{N(l)} (d_{k,p}^L - O_{k,p}^L)^2 \quad (2.10)$$

$$E = \sum_{p=1}^P E_p = \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^{N(l)} (d_{k,p}^L - O_{k,p}^L)^2 \quad (2.11)$$

여기서, $d_{k,p}^L$ 는 p 번째 입력 벡터에 대한 목표출력 벡터의 k 번째 요소이고, $O_{k,p}^L$ 는 회로망의 k 번째 요소의 실제 출력벡터이다.

계층 l 에 있는 노드 i 의 출력에 대해 오차척도 E_p 를 미분함으로써 오차변화율 $e_{i,p}^l$ 를 식 (2.12)와 같이 정의한다.

$$e_{i,p}^l = \frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^l} \quad (2.12)$$

계층 L 에서의 i 번째 출력 노드에 대한 오차변화율은 다음과 같이 직접 계산 될 수 있다.

$$e_{i,p}^L = \frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^L} = -2(d_{i,p}^L - O_{i,p}^L) \quad (2.13)$$

계층 l 의 i 번째 위치의 내부노드에 대해서 오차변화율은 연쇄규칙에 의해 다음과 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} e_{i,p}^l &= \frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^l} = \sum_{m=1}^{N(l+1)} \frac{\partial E_p}{\partial O_{m,p}^{l+1}} \cdot \frac{\partial O_{m,p}^{l+1}}{\partial O_{i,p}^l} \\ &= \sum_{m=1}^{N(l+1)} e_{m,p}^{l+1} \cdot \frac{\partial O_{m,p}^{l+1}}{\partial O_{i,p}^l} \end{aligned} \quad (2.14)$$

여기서, $0 \leq l \leq L-1$ 이다. 즉 계층 l 에 있는 내부노드의 오차변화율은 계층 $l+1$ 에 있는 내부노드의 오차변화율의 선형결합으로 표현된다. 따라서 임의의 l 과 $i(0 \leq l \leq L, 1 \leq i \leq N(l))$ 에 대해, 일단 출력층에서의 오차신호를 구하기 위해 우선 식 (2.13)을 적용하고, 그 다음에 목표층 l 에 도달할 때까지 식(2.14)를 반복적으로 적용하여 $e_{i,p}^l = \frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^l}$ 를 구할 수 있다. 오차변화율이 순차적으로 출력층으로부터 입력층 쪽을 향해 역방향으로 구해지기 때문에 이러한 학습규칙을 역전파 학습규칙이라

부른다²⁰⁾.

만약 θ 가 주어진 다층 피드포워드 회로망의 파라미터이고, S 가 파라미터 θ 를 포함하는 노드의 집합이라면 식 (2.15)와 같이 표현할 수 있다.

$$\frac{\partial E_p}{\partial \theta} = \sum_{O^* \in S} \frac{\partial E_p}{\partial O^*} \cdot \frac{\partial O^*}{\partial \theta} \quad (2.15)$$

따라서, θ 에 대한 전체 오차척도 E 의 미분은 식 (2.16)으로 되며, 학습을 η 을 고려한 일반적인 학습공식은 식 (2.17)과 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial \theta} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial \theta} \quad (2.16)$$

$$\Delta \theta = -\eta \frac{\partial E}{\partial \theta} \quad (2.17)$$

일반적으로, 다층 - 피드포워드 회로망의 파라미터 동정에 구배법을 이용한 역전파 학습규칙을 적용할 수 있지만 이 방법은 일반적으로 수렴속도가 느리고 지역적 최소값(local minima)에 빠질 염려가 있다. 만약 다층 - 피드포워드 회로망의 출력 또는 그것의 변환이 회로망의 파라미터 중의 몇개로 선형이면 이러한 선형 파라미터는 최소자승추정법으로 동정할 수 있다. 따라서 파라미터를 동정하기 위해서 구배법(GM)과 최소자승추정법(LSE)을 결합한 하이브리드 학습규칙(Hybrid learning rule)을 적용할 수 있다²¹⁾.

다층 - 피드포워드 회로망이 입력변수들과 파라미터들에 의해서 한개의 출력변수 z 를 가지며, 또한 파라미터는 선형요소 파라미터 S_1 과 비선형요소 파라미터 S_2 로 분리되어 진다고 가정하고, 비선형요소 파라미터의 값이 주어지면 P 쌍의 훈련 데이터를 이용해 식 (2.18)과 같은 행렬 방정식을 얻을 수 있다

$$A\theta = B \quad (2.18)$$

여기서, A 와 B 는 P 쌍의 훈련 데이터로 이루어지는 행렬과 벡터로서 차원은 각각 $P \times M$ 및 $P \times 1$ 이다. 또한 θ 는 선형파라미터의 집합 S_2 내에 있는 미지의 파라미터 벡터로서 그 차원은 $M \times 1$ 이다. 훈련 데이터 쌍의 수인 P 는 보통 선형 파라미터의 수인 M 보다 크므로, 일반적으로 식(2.18)을 만족하

는 유일한 해 θ 는 없고, 대신에 오차의 제곱 $\|A\theta - B\|^2$ 을 최소화하는 θ^* 를 구한다.

$$\theta^* = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (2.19)$$

만편, 식 (2.19)는 역행렬을 계산할 때 시간이 많이 걸리므로 θ 에 대한 최적해 θ^* 를 계산하기 위해서 재귀적 최소자승추정법(RLSE)을 사용하고^{22,23)}, 이러한 재귀적 최소자승추정법은 선형 파라미터의 수 M 이 작을 때 특히 효율적이다. 특히 식(2.19)에서 정의된 행렬 A 의 i 번째 행벡터를 a_i^T 라 하고 B 의 i 번째 요소를 b_i^T 라 하면, 다음 식 (2.20)의 공식을 사용하여 반복적으로 θ 를 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} \theta_{i+1} &= \theta_i + S_{i+1} \alpha_{i+1} (I_{i+1}^T - \alpha_{i+1}^T \theta_i) \\ S_{i+1} &= S_i - \frac{S_i \alpha_{i+1} \alpha_{i+1}^T S_i}{1 + \alpha_{i+1}^T S_i \alpha_{i+1}}, \quad i = 0, 1, \dots, P-1 \end{aligned} \quad (2.20)$$

여기서, S_i 는 공분산 행렬이고, 최소자승추정법으로 추정된 해 θ^* 는 θ_p 와 같다. 초기조건은 $\theta_0 = 0$, $S_0 = \gamma I$ 이며 γ 는 양의 큰 수이고 I 는 $M \times M$ 차원의 항등행렬이다.

어떤 다층 - 피드포워드 회로망 내에 있는 파라미터를 갱신하기 위해 구배법과 최소자승추정법을 결합한 하이브리드 일괄학습의 각 단계는 전방향 과정(forward pass)과 역방향 과정(backward pass)으로 이루어 진다.

전방향 과정에서는, 입력벡터가 주어진 후, 식 (2.18)의 행렬 A 및 B 에 있는 해당 행이 얻어질 때까지 한 계층 한 계층씩 회로망내의 노드출력을 계산한다. 이러한 과정은 완전한 행렬 A 와 B 를 형성하기 위해서 모든 훈련 데이터 쌍에 대해서 반복되고, 다음에 S_2 내의 선형 파라미터는 식(2.19) 또는 식 (2.20)의 재귀적 최소자승공식에 의해서 동정된다. S_2 내의 선형 파라미터가 동정되어진 후 각 훈련 데이터 쌍에 대한 오차척도를 계산할 수 있다.

역방향 과정에서는 오차변화율이 출력의 끝단부터 입력의 끝단 쪽으로 전파된다. 구배벡터가 각 훈련 데이터를 위해 축적되고, 모든 훈련 데이터에 대한 역방향 과정의 최후에는 S_1 내의 비선형 파라미터가 식 (2.17)의 구배법에 의해 갱신된다.

2.3. 도립진자 시스템의 뉴로퍼지 제어기

도립진자 시스템은 그림 4와 같고, 도립진자 시스템의 막대의 수직에 대한 각위치를 $\theta[rad]$, 각속도를 $\dot{\theta}[rad/s]$, 대차의 위치를 $y[m]$, 대차의 속도를 $\dot{y}[m/s]$ 라 하고, 상태변수 $x_1=\theta, x_2=\dot{\theta}, x_3=y, x_4=\dot{y}$ 로 두면 도립진자는 식 (2.21)과 같은 비선형 시스템으로 표현된다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= \frac{g \cdot \sin x_1 - \frac{ml}{M+m} x_2^2 \sin x_1 \cos x_1 - \frac{F \cdot \cos x_1}{M+m}}{l \left(\frac{4}{3} - \frac{m \cos^2 x_1}{M+m} \right)} \\ \dot{x}_3 &= x_4 \\ \dot{x}_4 &= \frac{F - ml(x_2 \cos x_1 - x_2^2 \sin x_1)}{M+m} \end{aligned} \quad (2.21)$$

여기서, $M[kg]$ 은 대차의 질량, $m[kg]$ 은 막대의 질량, $2l[m]$ 은 막대의 길이, $g[m/s^2]$ 는 중력 가속도, $F[N]$ 는 힘이다.

대차와 막대는 1차원의 수평방향으로 이동할 수 있으며 막대는 축으로부터 좌(-), 우(+)로 자유로이 회전할 수 있다. 제어목적은 힘 F 를 대차에 인가하여 대차를 수평방향으로 움직여 막대의 균형

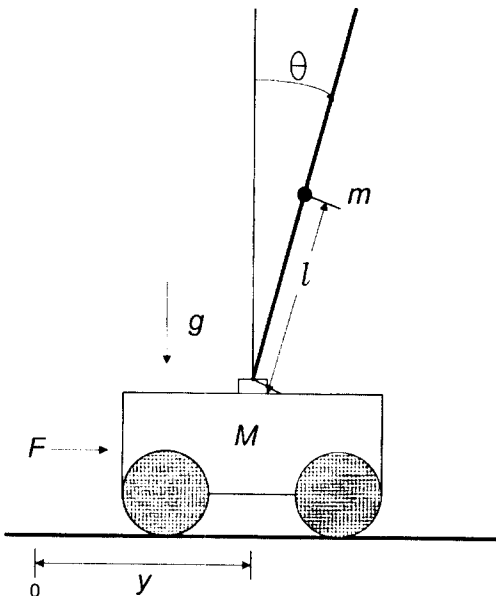


Fig. 4 An inverted pendulum system

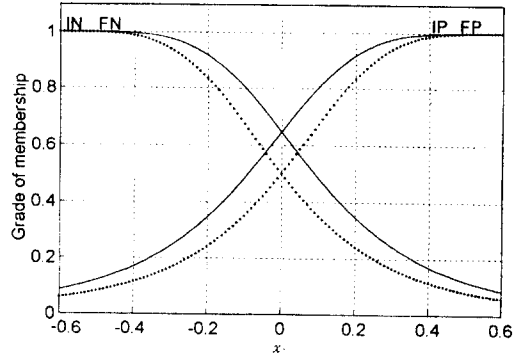


Fig. 5 Membership functions of the term sets over pole angle x_1

을 유지하면서 동시에 원하는 수평위치로 막대를 이동시키는 것이다.

전건부의 퍼지변수, x_1, x_2, x_3 및 x_4 에 해당하는 소속함수 $A_{1,i}, A_{2,i}, A_{3,i}$ 및 $A_{4,i}$ 를 각각 i 대신에 N (Negative)와 P (Positive)의 2가지 범종형으로 퍼지분할하면, 각 계층 l 에서의 노드수 $N(l)$ ($l=0 \sim 5$)은 $N(0)=4, N(1)=8, N(2)=16, N(3)=16, N(4)=16$ 및 $N(5)=1$ 이 되어, 입·출력층을 포함하여 전체의 노드수는 61개이고, 전체의 총 규칙 수는 16개로 된다. 또한 전건부의 파라미터 수는 24개, 후건부의 파라미터 수는 80개가 되며, $f_i = \sum_{j=1}^4 (p_{i,j} x_j + p_{i,0})$ 로 된다. 그림 5는 4개의 퍼지변수 중에서 막대의 각도 x_1 에 대한 학습전의 초기 소속함수 IN, IP 와 그리고 학습후의 최종 소속함수 FN 및 FP 를 나타내고 있으며, 여기서, 소속함수의 표시 앞에 붙여진 "I"와 "F"는 각각 학습전의 초기 소속함수와 학습후의 최종 소속함수를 의미하고 있다. 표 1은 학습후의 후건부의 선형 파라미터 값을 나타낸다.

3. 시뮬레이션 및 검토

시뮬레이션에 사용한 값들은 다음과 같다.

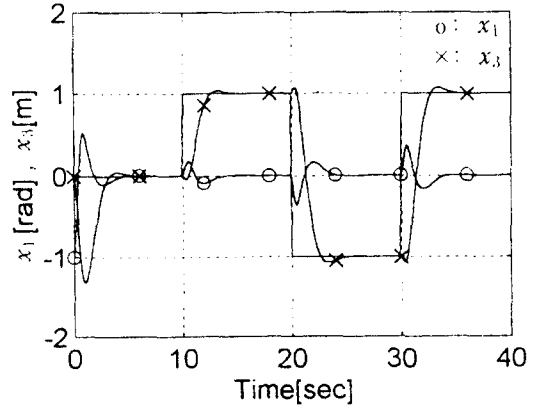
- $M : 1[kg]$, 대차의 질량
- $m : 0.1[kg]$, 막대의 질량
- $2l : 1[m]$, 막대의 길이
- $g : 9.8[m/s^2]$, 중력 가속도
- $F : \text{힘}[N]$

Table 1 The values of linear parameters in the consequent part

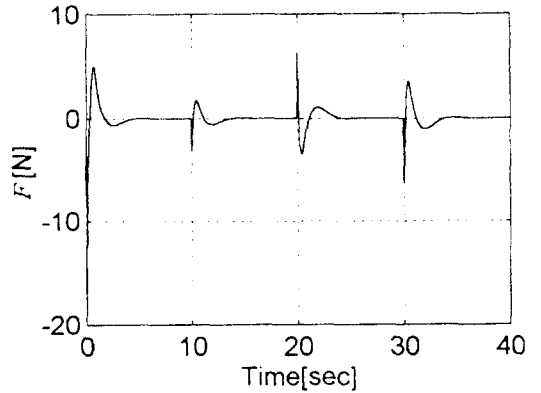
i	Antecedents				Consequents [p _{i,j}]				
	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	j				
					0	1	2	3	4
1	N	N	N	N	-14.37	30.13	4.46	11.18	7.04
2	N	N	N	P	0.89	44.08	11.38	2.42	4.74
3	N	N	P	N	-12.09	26.91	12.09	4.85	3.24
4	N	N	P	P	6.68	40.09	7.75	2.01	2.06
5	N	P	N	N	7.81	44.40	15.09	6.64	7.11
6	N	P	N	P	-9.66	11.80	4.13	-1.12	1.49
7	N	P	P	N	-2.23	41.07	8.36	3.90	3.34
8	N	P	P	P	-3.66	10.03	3.72	5.85	1.68
9	P	N	N	N	3.66	10.03	3.72	5.85	1.68
10	P	N	N	P	2.23	41.07	8.36	3.90	3.34
11	P	N	P	N	9.66	11.80	4.13	-1.12	1.49
12	P	N	P	P	-7.81	44.40	15.09	6.64	7.11
13	P	P	N	N	-6.68	40.09	7.75	2.01	2.06
14	P	P	N	P	12.09	26.91	12.09	4.85	3.24
15	P	P	P	N	-0.89	44.08	11.38	2.42	4.74
16	P	P	P	P	14.37	30.13	4.46	11.18	7.04

Fig. 6(a)는 초기상태가 각각 $x_{10} = -0.5, x_{20} = 0, x_{30} = 0, x_{40} = 0$ 즉, 대차는 레일의 중앙에 있고, 막대는 수직에서 왼쪽으로 0.5[rad] 기울어져 있는 상태에서 제어를 하기 시작하여 그 자리에 막대를 바로 세우고, 10초 후에는 오히려 막대가 초기에 기울어져 있던 방향과 반대인 오른쪽으로 1[m], 20초 경과 후에는 왼쪽으로 2[m], 30초 경과 후에는 다시 오른쪽으로 2[m] 이동하라는 계단상의 위치입력 신호를 주었을 때의 막대의 각도 x_1 [rad]과 대차의 수평위치 x_3 [m]를 나타내고 있고, Fig. 6(b)는 이러한 경우에 대차에 작용하는 힘 F [N]를 도시하고 있으며, 제어결과가 양호함을 알 수 있다.

여기서, 막대의 각도와 막대의 수평위치에 대한 관계의 비교를 용이하게 하기 위해서 막대의 각도 x_1 과 막대의 수평위치 x_3 를 동일 좌표상에 나타내었으며, 막대의 각도 x_1 은 2배를 해서 나타내었다. 따라서 실제의 값은 그래프 값의 1/2이다.



(a) Responses of pole angle x_1 and cart position x_3



(b) Control input

Fig. 6 Simulation results

4. 결 론

본 연구에서는 퍼지논리와 다층-피드포워드 회로망의 장점들을 결합한 새로운 뉴로-퍼지제어기(NFC)를 제안하고, 전문가의 지식이나 경험에 의존하는 퍼지제어기의 구조와 퍼지규칙을 학습하여 설계했다. 학습방법으로는 다층-피드포워드 회로망에서 널리 사용되는 오차 역전파 학습규칙과 최소자승추정법을 결합한 하이브리드 학습기법을 이용했다. 이렇게 하여 설계된 뉴로-퍼지제어기를 비선형성이 강한 도립진자 시스템에 대한 대차의 위치제어와 막대의 각도제어에 적용해 본 결과 양호한 응답특성이 얻어졌으며 제어환경의 변화에 대해서도 강인함이 입증되었다.

참고문헌

- 1) M. Drouin, H. Hbou Kandil and M. Marition, "Control of Complex System", Plenum press, 1991.
- 2) Robert E. Skelton, "Dynamic Systems Control", John Wiley & Sons, 1988.
- 3) Gang - Gyoo Jin, "Intelligent Fuzzy Logic Control of Processes with Time Delays", 1995.
- 4) B. P. Graham and R.B. Newell, "Fuzzy Identification and Control of a Liquid Level Rig", Fuzzy Sets and Syst., Vol. 26, pp. 255 - 273, 1988
- 5) M. Sugeno and M. Nishida, "Fuzzy Control of Model Car", Fuzzy Sets and Syst., Vol. 16, pp. 103-113, 1985.
- 6) Y. F. Li and C. C. Lau, "Development of Fuzzy Algorithms for Servo Systems", IEEE Control Syst. Mag., pp. 65 - 72, 1989.
- 7) J. A. Bernard, "Use of a Rule - based System for Process Control", IEEE Control Syst. Mag., pp. 3 - 13, 1988.
- 8) C. Lee, "Fuzzy Logic in Control Syatems : Fuzzy Logic Controller - Part I, II", IEEE Trans. Syst., Man and Cybern, Vol. 20, pp. 404 - 435, 1990
- 9) J. Holgado, A. Ollero and J. Aracil, "Statistical Study on Stability Indices of Fuzzy Control Systems", 0 - 7803 - 1896 - x, pp. 936 - 941, 1994.
- 10) Shunji Kawamoto, Kensho Tada et al., "Construction and Stability Analysis of Fuzzy System for Fuzzy Control in Power Systems", 日本電気學會 電力 エネルギー - 部分大會, pp. 9 - 10, 1993.
- 11) K. Tanaka and M. Sugeno, "Stability Analysis of Fuzzy Systems using Lyapunov's Direct Method and Construction Procedure for Lyapunov Functions", Proc. of NAFIPS'90, pp. 133 - 136, 1990.
- 12) K. Tanaka and M. Sano, "Concept of Stability Margin for Fuzzy Systems and Design of Robust Fuzzy Controllers", IEEE 0 - 7803 - 0614 - 7, pp. 29 - 34, 1993.
- 13) Y. Dote, "Fuzzy and Neural Network Controller", Proc. of IECON'90. Vol. 2, pp. 1315 - 1343, 1990.
- 14) S. Hirikawa, T. Furuhasi, S. Okuma and Y. Uchikawa, "Composition Methods of Fuzzy Neural Networks", Proc. of IECON'90, Vol. 2, pp. 1253 - 1258, 1990.
- 15) T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control", IEEE, SMC - 15, No.1, 1985.
- 16) S. Nagata, M. Sekiguchi and K. Asakawa, "Mobile Robot Control by a Structed Hierarchical Neural Network", IEEE Control Syst., Mag., pp. 69 - 76, Apr. 1990.
- 17) C. W. Anderson, "Learning to Control an Inverted Pendulum using Neural Networks", IEEE Control Syst. Mag., pp. 31 - 37, 1989.
- 18) M. Sugeno and G. T. Kang, "Structure Identification of Fuzzy Model", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 28, pp. 15 - 33, 1988.
- 19) T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control", IEEE Trans. Systems, Man. and Cybernetics, Vol. 15, pp. 116 - 132, 1985
- 20) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, "Learning Internal Representations by Error Propagation", in Parallel Distributed Processing : Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1, D. E. Rumelhart and James L. McClelland, Eds. Cambridge, MA : MIT Press, 1986, chap. 8, pp. 318 - 362.
- 21) J. S. R. Jang, "Fuzzy Modeling Using Generalized Neural Networks and Kalman Filter Algorithm", Proc. 9th Nat. Conf. on Arif. Intell. (AAAI - 91), pp. 762 - 767, July 1991.
- 22) T. C. Hsia, System Identification : Least - Squares methods. New york : Heath, 1977.
- 23) L. Ljung, System Identification : Theory for the User, Englewood Cliffs, NJ : Prentice - Hall, 1987.