

# 퍼지-뉴럴 제어를 적용한 도립진자 제어기의 실현

강민구, 문석우, 허옥렬, 이종호

인하대학교 공과대학 전기공학과

## Realization of a Fuzzy-Neural Controller for the Inverted Pendulum

Min-Goo Kang, Seok-Woo Moon, Uk Youl Huh, Chong Ho Lee

Dept. of Electrical Engineering  
Inha University

### Abstract

In this paper, we propose the fuzzy-neural controller which is fuzzy controller with learning ability of neural network. The neural network in this controller is same as the membership function in current fuzzy controller and a parts of inference rules. And, it can be easily extend the control algorithm to multivariable systems. We can show effectiveness of the control algorithm through experiment of the inverted pendulum system.

### 1. 서론

본 논문은 퍼지 추론형태를 기초로한 퍼지-뉴럴 제어기를 제안한다.

퍼지이론은 애매하고 불확실한 정보를 잘 처리할 수 있으며, 제어기로 이용되어 여러 분야에서 이용되어 왔다. 그 예로 스티엔진[1], 열교환기[2], 시멘트 용융로[3], 정수처리 시스템[4], 지하철[5] 등에 적용되어 좋은 결과를 보여주고 있다. 그러나, 이러한 퍼지 제어기는 소속 함수를 결정하는데 많은 어려움이 뒤따른다.

이러한 어려움을 해결하기 위하여 인공 신경 회로망의 학습 기능을 도입할 수 있다. 인공 신경회로망도 학습 기능이 요구되어지는 여러 분야에 적용되어 그 사례들이 발표되고 있다. 예를 들면 로봇제어[6], 도립진자 제어[7][8] 등을 들 수 있다. 본 논문에서는 기존 퍼지 제어기의 소속 함수 및 추론의 일부를 대신할 인공 신경회로망으로 역전파(back propagation) 모델을 이용했다. 이는 최근 가장 많이 사용되는 모델로 매우 우수한 학습 및 재현 능력을 가지고 있다.

퍼지-뉴럴 제어기는 퍼지이론과 신경회로망 각각이 지닌 장점을 결합한 제어기로 이에 대한 연구[9][10][11][12]가 계속되고 있다. 이들 중 가장 두드러진 방법은 기존의 퍼지 추론을 구하는 과정에 신경회로망의 학습 조정기능을 도입하여, 학습에 의해 보다 성능이 향상된 퍼지 추론을 얻고자 하는 노력이다. 본 논문도 이러한 방향의 연구라 볼수있을 것이다.

Tagagi와 Hayashi는 신경회로망에 의해 동작하는 퍼지 추론법[9]을 제안했다. 이 논문은 기존의 Sugeno가 제안한 퍼지 추론법[12]을 통하여 신경회로망에 의해 동작

하는 퍼지 추론법 구현했다. 이는 후건부(THEN 부)에 대해 하나의 규칙에 하나의 신경회로망을 적용하기 때문에 n개의 규칙에 n개의 신경회로망이 필요하여, 규칙이 많은 경우 PC로 구현할때 연산 시간이 길어지고, 학습시간이 길어진다. 하지만, 기존의 퍼지 추론과 1:1로 대응됨으로 그 원리를 쉽게 이해할수 있다. 이 알고리즘을 실현할때 필요한 데이터는 실험자의 조작에 의해 얻었다.

제안하는 퍼지-뉴럴 제어기는 퍼지 규칙의 전건부(IF 부)와 후건부(THEN 부)를 각각 다입력 다출력의 신경회로망으로 대체시킨 것으로 위의 문제점을 해결하고, 0에서 1사이의 시그모이드(sigmoid) 함수를 포함한 신경회로망을 이용함으로써, 정규화시 이용되는 최대, 최소값을 조정함으로써 손쉽게 최적의 제어를 실현할수 있었다. 또한, 기준 입력(reference input)이 여러개인 다변수 시스템에 대해서도 비슷한 구조를 취함으로써 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

제어 알고리즘을 적용할 대상 시스템으로 도립 진자를 선정하였다. 제안된 퍼지-뉴럴 제어기를 도립진자에 적용하여, 실지 필요한 데이터의 수집없이 정규화를 위한 최대, 최소값만을 조정함으로써 진자를 안정하게 세울수 있었다.

### 2. 인공 신경 회로망과 퍼지 제어기

#### 2.1 인공 신경 회로망

잘 알려져 있듯이 신경회로망은 우수한 학습 능력을 가지고 있다. 본 논문에서 이용되는 역전파 모델의 학습 방법은 다음과 같다.

역전파 모델의 학습 단계는 순방향 처리와 역방향 처리로 구성된다. 순방향 처리는 각 입력 값에 대해 출력을 산출하는 과정이고, 역방향 처리는 지도 출력과 실 출력 사이의 오차를 역전파 시켜 이 오차를 최소화 시키는 방향으로 신경회로망의 층과 층사이의 연결강도를 조절하는 과정이다. 재현(Recall)은 순방향처리와 동일한 과정이다. 식 2-1은 2층 구조를 갖는 역전파 모델의 입력벡터 X로부터 출력벡터 Y를 산출하는 재현 과정을 나타낸다.

$$Y = \text{sig} [ W^2 \cdot \text{sig} [ W^1 \cdot X + Wb^1 ] + Wb^2 ] \quad (2-1)$$

여기서

$$\text{sig}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Y: 출력벡터 [ p\*1 ]

X: 입력벡터 [ n\*1 ]

W1: 중간층뉴런과 입력뉴런의 연결강도 행렬 [m\*n]

W2: 출력뉴런과 중간층뉴런의 연결강도 행렬 [p\*m]

Wb1: 중간층뉴런을 위한 바이어스 연결강도 벡터[m\*1]

Wb2: 출력뉴런을 위한 바이어스 연결강도 벡터[p\*1]

이때, 이러한 신경회로망을 다음과 같은 함수의 형태로 표현할 수 있다.

$$Y = NN(X)$$

## 2.2 퍼지 제어기

퍼지 제어는 퍼지 이론의 응용 분야로서 인간의 판단 등, 애매성을 포함한 제어 알고리즘을 IF-THEN 형식으로 표현하고, 퍼지 추론을 이용하여 실행되어진다.

일반적으로 알려진 퍼지 추론법의 원리를 간단히 살펴 보자.

(직접법)

규칙 1: IF x is "Negative" and dx is "Negative"  
THEN y is "Negative" — (1)

(Sugeno 퍼지 추론법)

규칙 1: IF x is "Negative" and dx is "Negative"  
THEN  $y_1 = ax + bdx + c$

규칙 2: IF x is "Negative" and dx is "Positive"  
THEN  $y_1 = a'x + b'dx + c'$

규칙 3: IF x is "Positive"  
THEN  $y = ax'' + c''$  — (2)

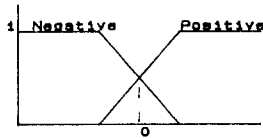


그림 2-1 소속 함수 예

Fig 2-1 The example of membership function

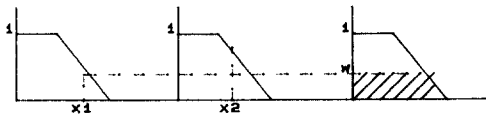


그림 2-2 퍼지 추론의 일부 예

Fig 2-2 A part of fuzzy inference example

위의 직접법과 Sugeno의 추론법을 살펴 보면 전건부는 같고 후건부는 다른것을 볼수 있다. 하지만 두 규칙이 의미하는 바는 비슷하다고 볼 수 있다.

직접법에서의 전건부는 x, dx, 그리고 소속함수에 의해 그림과 같이 소속도(w)를 산출하고, 그 값을 가지고

후건부 소속함수를 잘라 주어 그림의 빗금 친 부분이 결정 된다. 즉, x, dx가 변함에 따라 빗금 친 부분의 면적이 변하게 된다. 이와 비슷한 개념에서 (2) 추론법도 전건부에서 소속도 w를 산출하고 후건부의 비선형 함수와 곱해준다. 따라서, 퍼지 규칙의 전건부는 feedback된 변수나 그 기준 입력값에대한 오차를 입력으로 하고, 후건부의 소속함수 혹은 비선형함수에 대한 소속도를 출력으로 하는 하나의 비선형함수로 볼수 있다.

$$w = f1(X) \quad (2-2)$$

후건부의 소속함수와 비선형 함수도 feedback된 변수나 그 기준 입력값에대한 오차를 입력으로 하고, 그때의 필요한 제어입력(제어기출력)을 출력으로 하는 비선형 함수로 볼수 있다.

$$y = f2(X) \quad (2-3)$$

구해진 w와 y값들은 무게 중심법이 적용되어 최종적인 제어입력(u)을 산출한다.

$$u = \frac{\sum_{s=1}^r (w^s \times y^s)}{\sum_{s=1}^r w^s} \quad (2-4)$$

여기서, r은 규칙의 수이다.

## 2.3 퍼지 분할과 신경회로망 분할

Sugeno 추론법의 규칙을 보면 전건부가 입력변수 공간을 그림 2-3과 같이 분할 하는 것을 알 수있다. 이때의 후건부는 분할된 영역에서의 입력 변수에 대한 비선형 함수이다. 분할된 영역 사이는 애매한 영역이 되는데 이는 퍼지 추론에 의해 알맞은 값으로 보간된다.

신경회로망 역시 학습을 통하여 입력 변수의 공간을 분할할 수 있다. 마찬가지로 분할된 영역 사이는 보간된다.

그런데, 퍼지분할은 직선적인 분할만 가능한 반면, 신경회로망을 이용한 분할은 그림 2-4와 같이 그 제한이 없어 매우 자유롭다.

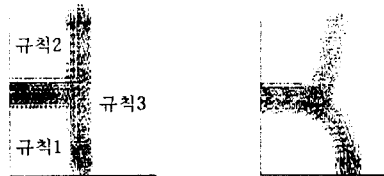


그림 2-3 퍼지 분할

그림 2-4 신경회로망 분할

Fig2-3 Fuzzy partition Fig2-4 Neural net partition

## 3. 단일 입력 시스템을 위한 퍼지-뉴럴제어기

퍼지 제어기는 애매한 정보에 대한 처리 능력이 뛰어나다. 그러나, 뛰어난 정보 처리 능력을 갖는 퍼지 제어기를 구현하려면 그만큼 정확한 소속 함수를 구해 내야하는 어려움이 있다.

본 절에서는 퍼지 제어기 구성시 문제가 되었던 소속 함수의 신경회로망을 이용한 구현과 추론 방법의 세밀한 해석을 통한 새로운 퍼지-뉴럴 제어기 설계 방법을 소개한다.

2.2절에서 퍼지 제어규칙의 전건부와 후건부는 식 2-2와 식 2-3와 같은 비선형 함수로 표현가능 했다. 이러

한 비선형 함수를 신경회로망에 학습시켜 적용한다. 이 두 식은 다입력 1 출력의 형태지만, 규칙의 수(분할된 영역의 수)만큼의 소속도  $w$ 와 후건부 출력  $y$ 가 필요하므로 2개의 다입력 다출력의 신경회로망이 필요하다. 따라서 식 2-2과 2-3는 다음으로 표현할 수 있다.

$$W = NN_1(X)$$

$$Y = NN_2(X)$$

이는 그림 3-1과 같은 구조를 갖는다.

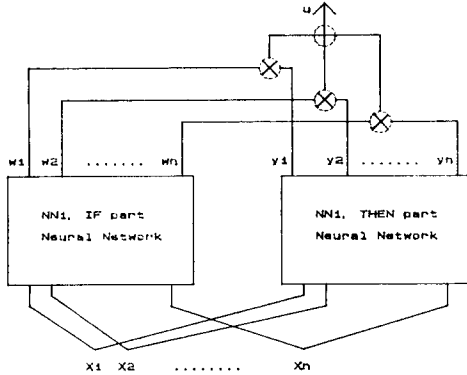


그림 3-1 단입력을 갖는 퍼지-뉴럴 제어기의 구조  
Fig 3-1 The structure of Fuzzy-Neural Controller with single input

그림 3-1에서 입력 뉴런의 수는 피드백(feedback)되어 오는 변수의 수와 같고, 출력 뉴런의 수는 규칙의 수, 분할된 영역의 수와 일치한다. 두 인공 신경망에서 나오는 출력은 식 2-4에 의하여 최종적인 출력인 제어입력  $u$ 를 구해낸다. 이는 기존 퍼지 제어기의 무게 중심법과 일치한다.

이와 같이 신경회로망을 이용해 퍼지 소속함수 및 추론의 일부를 대체할 수 있다. 뒷 절에서 도립진자에 적용한 본 알고리즘의 자세한 예를 다룬다.

#### 4. 다입력 시스템을 위한 퍼지-뉴럴 제어기

기존 입력이 다수인 경우 우리는 기존의 제어 알고리즘을 적용하는데 많은 어려움이 있다. 이번 절에서는 3 절에서 살펴 보았던 단입력 구조를 확장하여 다입력 시스템에 적용할 수 있는 알고리즘을 제안한다.

일반적으로 우리가 퍼지 규칙을 세울때 하나의 변수와 그 변화율에 대해서 규칙을 세운다. 이와같은 관계의 두 변수 사이에서 만들어진 퍼지 규칙테이블은 일반적으로 표 4-1과 같은 형태를 취한다.

일반적으로 하나의 기존 입력에 대하여 하나의 퍼지 규칙 테이블을 생성할 수 있다.  $n$ 개의 기존 입력에 대하여  $n$ 개의 퍼지 규칙 테이블을 형성한다. 하나의 퍼지 규칙 테이블은 하나의 기존 입력을 갖는 단입력 시스템을 위한 퍼지-뉴럴 제어기로 구현될수 있다. 그러나, 이와 같이 하자면 전체적인 구조가 복잡해지고 계산량이 많아 지므로, 퍼지 규칙 테이블이 입력 변수가 많아 구조가 복잡하고 학습이 어려운 경우를 제외하고는 모두 하나의 신경회로망에 학습 시킨다. 여러개의 규칙 테이블을 여러개의 신경회로망에 학습시키고, 이들 학습된 신경회로망을 후건부 규칙으로 이용한다. 전건부 신경회로망은 피드백(feedback)된 변수나 그 기존 입력에 대한 오차를 입력으

PB	ZE	PS	PS	PM	PM	PB	PB
PM	NS	ZE	PS	PS	PM	PM	PB
PS	NS	NS	ZE	PS	PS	PM	PM
ZE	NM	NS	NS	ZE	PS	PS	PM
NS	NM	NM	NS	NS	ZE	PS	PS
NM	NB	NM	NM	NS	NS	ZE	PS
NB	NB	NB	NM	NM	NS	NS	ZE
	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB

표 4-1 퍼지 규칙 테이블  
Table 4-1 Fuzzy rule table

로, 후건부 신경회로망들의 출력에 대한 소속정도를 출력 하도록 학습된다. 그 자세한 구조는 그림 4-1과 같다. 여기서  $NN_p$ 는 전건부 신경망이고,  $NN_{c1}$ ,  $NN_{c2}$ , ...,  $NN_{cn}$ 은 퍼지 규칙 테이블을 학습시킨 신경회로망이다.

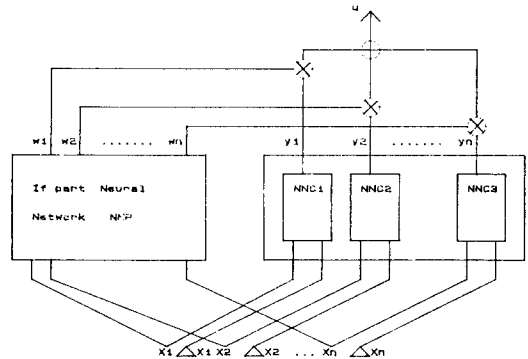


그림 4-1 다입력을 갖는 퍼지-뉴럴 제어기의 구조  
Fig 4-1 The structure of Fuzzy-Neural Controller with multi-input

다입력 시스템을 위한 퍼지-뉴럴 제어 알고리즘은 많은 실험을 통해 그 성능이 평가 되어져야 할 것이다.

#### 5. 도립진자에 적용된 단입력 퍼지-뉴럴 제어기의 예

##### 5.1 도립진자 시스템

로켓트의 발사, 걷는 로봇트, 로봇트 팔과 유사한 기계적 구조를 갖는 도립진자는 막대기를 거꾸로 세워서 그 불안정 상태를 유지하도록 하는 기계장치이다.

도립 진자에 붙어있는 대차를 움직이기 위하여 DC 모터를 사용하였으며 모터 드라이브는 PWM방식으로 구현하였다. 진자의 위치각을 포텐서 미터를 사용하여 검출하고 12bit A/D 변환기를 통하여 제어기로 입력하였다. 제어기 구현을 위하여 사용된 PC는 AT를 이용하였고, 제어 알고리즘은 C 언어로 구현하였다.

도립진자 시스템의 구조는 그림 5-1과 같다. 이 시스템은 단진자의 각도에 대한 제어만을 요구한다.

도립진자의 시스템 파라미터는 다음과 같다.

- 대차의 질량(kg) : 0.3749
- 진자의 질량(kg) : 0.0479
- 진자의 길이(m) : 0.3
- 트랙상의 대차의 마찰계수 : 0.383



표 5-1을 퍼지 제어기로 구성한다면 많은 규칙이 요구된다. 물론 속도형으로 바깥 경우 규칙을 간단히 할수 있다. 하지만, 제안된 알고리즘을 적용하여 더욱 손쉽게 진자를 세울수 있다.

먼저 퍼지 규칙 테이블의 특징영역을 찾아 영역을 분할한다. 표 5-1에서 두꺼운 선으로 둘러 쌓인 부분이 바로 분할된 두 영역이다. 이 영역은  $\theta$ 와  $\Delta\theta$ 가 매우 크거나 매우 작아 모터가 최대 속도로 대차를 움직이는 영역이다.

표 5-1을 보고 분할된 영역에서의 표 5-2와 같은 데이터를 추출해 전건부와 후건부를 학습시킨다. 여기서 사용한 역전파 신경회로망 모델은  $2 \times 2 \times 2$  모델을 이용한다. 학습시 이용한 관성 계수는 0.9, 학습율은 0.9이고 전체 오차가 0.001이하로 학습시켰다. 연결강도  $w1, w2$ 의 초기치는 -0.1 과 0.1사이의 난수를 사용하였다.

학습 데이터와 재현(Recall) 데이터, 그리고 학습이 완료된 후의 신경회로망의 연결강도는 표5-2, 그림 5-3과 같다. 여기서  $w1', w2', y1', y2'$ 는 재현값이다.

$\theta$	$\Delta\theta$	$w1$	$w2$	$w1'$	$w2'$	$\theta$	$\Delta\theta$	$y1$	$y2$	$y1'$	$y2'$
2.0	0.0	1.0	0.0	0.998052	0.001628	0.0	0.0	0.0	0.0	0.004473	0.000090
0.0	0.1	1.0	0.0	0.997749	0.002251	0.0	0.1	0.0	0.0	0.004614	0.000095
0.0	0.2	1.0	0.0	0.997639	0.001985	0.0	0.2	0.0	0.0	0.004967	0.000106
0.0	0.3	1.0	0.0	0.997079	0.002474	0.0	0.3	0.0	0.0	0.005883	0.000136
0.0	0.4	1.0	0.0	0.995840	0.003565	0.0	0.4	0.0	0.0	0.004896	0.000230
0.1	0.0	1.0	0.0	0.997868	0.001786	0.1	0.0	0.0	0.0	0.004634	0.000095
0.1	0.1	1.0	0.0	0.997552	0.002061	0.1	0.1	0.0	0.0	0.005215	0.000107
0.1	0.2	1.0	0.0	0.996216	0.003151	0.1	0.2	0.0	0.0	0.006012	0.000140
0.1	0.3	1.0	0.0	0.995403	0.003948	0.1	0.3	0.0	0.0	0.008883	0.000245
0.2	0.0	1.0	0.0	0.997450	0.002150	0.2	0.0	0.0	0.0	0.005068	0.000109
0.2	0.1	1.0	0.0	0.996874	0.002829	0.2	0.1	0.0	0.0	0.006152	0.000144
0.2	0.2	1.0	0.0	0.994887	0.004813	0.2	0.2	0.0	0.0	0.009312	0.000261
0.3	0.0	1.0	0.0	0.996412	0.003060	0.3	0.0	0.0	0.0	0.006305	0.000149
0.3	0.1	1.0	0.0	0.994251	0.004982	0.3	0.1	0.0	0.0	0.009786	0.000279
0.4	0.0	1.0	0.0	0.994472	0.005682	0.4	0.0	0.0	0.0	0.030212	0.000300
0.5	0.5	0.5	0.5	0.477742	0.522545	0.5	0.5	0.5	0.5	0.481910	0.514054
7.6	1.0	0.0	1.0	0.007080	0.992782	0.6	1.0	0.0	1.0	0.013796	0.991348
0.7	0.9	0.0	1.0	0.006718	0.993147	0.7	0.9	0.0	1.0	0.013654	0.991439
0.7	1.0	0.0	1.0	0.004607	0.995287	0.7	1.0	0.0	1.0	0.009108	0.994299
0.8	0.8	0.0	1.0	0.006391	0.993479	0.8	0.8	0.0	1.0	0.013515	0.991528
0.8	0.9	0.0	1.0	0.004462	0.995434	0.8	0.9	0.0	1.0	0.009046	0.994339
0.8	1.0	0.0	1.0	0.003569	0.996342	0.8	1.0	0.0	1.0	0.006962	0.995645
0.9	0.7	0.0	1.0	0.006993	0.993781	0.9	0.7	0.0	1.0	0.013378	0.991615
0.9	0.8	0.0	1.0	0.004328	0.995970	0.9	0.8	0.0	1.0	0.008984	0.994378
0.9	0.9	0.0	1.0	0.003504	0.996407	0.9	0.9	0.0	1.0	0.006932	0.995664
0.9	1.0	0.0	1.0	0.003091	0.996827	0.9	1.0	0.0	1.0	0.005901	0.996309
1.0	0.6	0.0	1.0	0.005822	0.994056	1.0	0.6	0.0	1.0	0.013243	0.991701
1.0	0.7	0.0	1.0	0.004206	0.995694	1.0	0.7	0.0	1.0	0.008923	0.994416
1.0	0.8	0.0	1.0	0.003444	0.996468	1.0	0.8	0.0	1.0	0.006903	0.995622
1.0	0.9	0.0	1.0	0.003060	0.996859	1.0	0.9	0.0	1.0	0.005886	0.996319
1.0	1.0	0.0	1.0	0.002859	0.997064	1.0	1.0	0.0	1.0	0.005346	0.996656

표 5-2 학습 데이터와 재현값  
Table 5-2 Learning data and Recall value

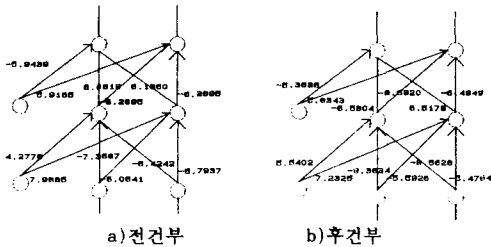


그림 5-4 신경회로망과 연결강도  
Fig 5-4 Neural network and weight

전건부 신경회로망은 출력축을  $\theta$ 와  $\Delta\theta$ 가 분할된 영역 안에 속하면 1, 속하지 않으면 0으로 학습시킨다. 후건부 신경회로망은 표 5-1의 데이터를 그대로 적용시켰다. 이때 진자가 서있을 때의 제어입력을 정확히 0으로 만들기 위하여 중간에  $\theta$ 와  $\Delta\theta$ 가 0.5, 0.5인 경우도 같이 학습시켰다.

학습된 두 신경회로망의 출력에 무게 중심법을 적용하여 최종출력  $u$ 를 얻는다. 이 값은 0에서 1사이의 값을 가지므로 -255에서 255사이로 비정규화 시켜야한다. 실제 시스템에 적용될때는 부호는 분리되어 모터의 회전방향을 결정하고, PWM회로는 0에서 255사이의 디지털 값만 보

내진다.

### 5.3 실험 결과 및 고찰

그림 5-5는  $\theta$ 가 -30에서 30,  $\Delta\theta$ 가 -60에서 60인 경우의 응답이다. 그림에서와 같이 감쇄율이 낮아 정상 상태 도달 시간이 2초정도로 수렴이 느리다. 그림 5-6는  $\theta$ 를 -40에서 40으로 하고,  $\Delta\theta$ 를 -80에서 80으로 했다. 이 경우는 감쇄율이 5-5보다 좋아 정상상태 도달시간이 1.5초였다. 그리고, 그림 5-7은  $\theta$ 를 -50에서 50,  $\Delta\theta$ 를 -100에서 100까지 했을 경우의 응답이다. 이때는 정상 상태 도달 시간이 0.85초로 위의 두 경우보다 잘 수렴함을 볼 수 있다.  $\theta$ 를 -60에서 60으로 했을 경우 수렴하지 않고 진자는 쓰러졌다. 이와 같은 실험으로 손쉽게 정규화를 위한 최적의 최대, 최소값을 구할수 있다. 위에서 언급했듯이 최적의  $\theta$ 와  $\Delta\theta$ 의 최대 최소값은  $\pm 50, \pm 100$ 으로 결정했다. 그림 5-8은 도입된 진자에 외란이 가해졌을 때의 응답을 xy-레코더(recorder)로 그린것이다.

도입진자 시스템에 퍼지 뉴럴-제어기 구성시 가장 큰 문제는 샘플링(sampling) 시간이었다. 처음 실험시 적용한 신경회로망의 크기는  $2 \times 5 \times 2$  모델이었는데, 샘플링 시간이 길어져 응답이 좋지 않았다. 그래서, 이 시간의 단축을 위하여  $2 \times 2 \times 2$  모델을 이용했다. 실제 실험시 적용된 샘플링 시간은 8.5msec 이다. 만일, 샘플링 시간을 줄일수 있다면, 같은 제어기로 더 좋은 응답을 얻을수 있을 것이다.

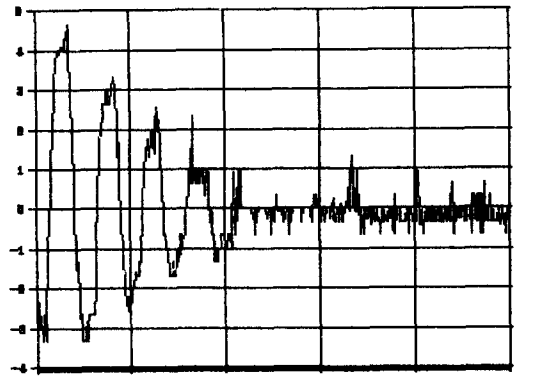


그림 5-5 도입진자의 응답 결과(  $\theta: \pm 30, \Delta\theta: \pm 60$  )  
Fig 5-5 The time response of Inverted Pendulum

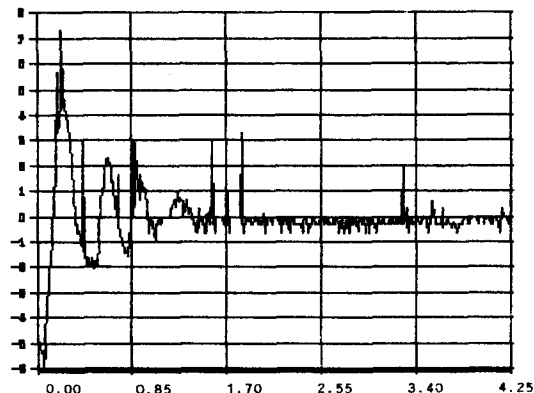


그림 5-6 도입진자의 응답 결과(  $\theta: \pm 40, \Delta\theta: \pm 80$  )  
Fig 5-6 The time response of Inverted Pendulum

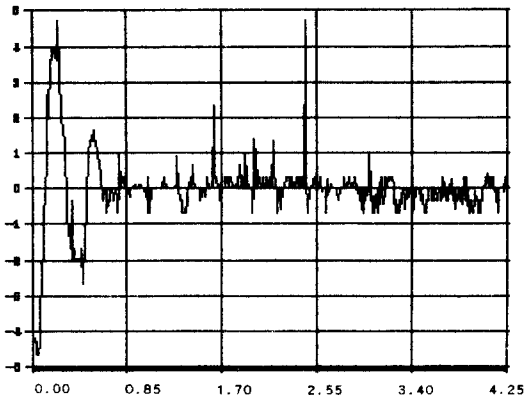


그림 5-7 도립진자의 응답 결과 ( $\sigma: \pm 50$ ,  $\Delta\theta: \pm 100$ )  
Fig 5-7 The time response of Inverted Pendulum



그림 5-8 외란이 가해진 경우  
Fig 5-8 The case of disturbance injection

## 6. 결론

제안된 제어기는 기존의 퍼지제어기의 소속함수 및 추론의 일부를 신경회로망의 학습 기능을 이용하여 쉽게 구현할 수 있으며, 역전파 모델의 유연한 입력변수 공간의 분할 능력으로 보다 간단한 규칙을 갖는 즉, 보다 적은 공간으로 분할이 가능해져 간단한 형태의 퍼지-뉴럴 제어기를 구현 할 수 있었다. 또한, 정규화를 위한 최대, 최소값의 조정으로 이미 학습되어진 신경회로망의 재학습 없이 그 성능을 조절할 수 있었다. 하지만, 본 알고리즘은 더욱 복잡한 시스템에 적용되어 많은 성능 평가가 앞으로 이루어져야 할 것이다. 다입력 시스템을 위한 퍼지-뉴럴 제어기도 실 시스템에 적용되어 성능 평가가 이루어져야 할 것이다.

본 논문에서 제안한 퍼지-뉴럴 제어기를 도립진자에 적용하여 그 유용성을 확인하였다. 도립진자의 정성적인 정보만을 이용하여 퍼지 규칙 테이블을 만들고, 정규화를 위한 최대, 최소값의 조절로 도립진자에 적용될 힘의 강약을 조절하여 진자를 안정하게 세울 수 있었다.  $\sigma, \Delta\theta$ 의 최대, 최소값을  $\pm 50, \pm 100$ 로 했을 때 정상상태 도달시간이 0.85초로 가장 좋은 응답을 얻을 수 있었다. 도립진자는 제어 문제에 자주 적용되는 대표적 비선형 시스템으로 로봇, CNC Machine 등의 공장 자동화 기기, Air Conditioner, 냉장고 등의 가전기기의 제어기 설계등 여러 곳에 퍼지-뉴럴 제어기의 적용 가능성을 보여 줄 것이다.

## 7. 참고 문헌

- [1] E.H.Mamdani, "Applications of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant", Proc. IEE, Vol.121, No 12, pp.1585-1588, 1974
- [2] J.J.Ostergaard, "Fuzzy Logic Control of a heat Exchanger Process", in Fuzzy Infomation and Decision Processes, North-Holland,1977
- [3] L.P.Holmblad and J.J.Ostergaard, "Control of a Cement Kiln by Fuzzy Logic", in Fuzzy Infomation and Decision Processes, North-Holland,1982
- [4] O.Yagishita, O.Itoh, M.Sugeno, "Application of Fuzzy Reasoning to the Water Purification Process", in Industrial Applications of Fuzzy Control, North-Holland, 1985
- [5] 安信, 官本, "Fuzzy 制御の列車自動運転システムへの應用", 電氣學會誌, Vol.104, No.10, pp.867-874, 1984
- [6] G.Josin, D.Charney, D.White, "Robot Control Using Neural Networks", Proc. of IEEE Int. Conf. on NN, pp.633-640, 1988
- [7] C.W.Anderson, "Learning to Control an Inverted Pendulum Using Neural Networks", IEEE Control System Magazine, 9(3), pp.31-37, 1989
- [8] B.Widrow, "The Original Adaptive Neural Net Broom-Balancer", Proc. of IEEE Int. on Circuits and Systems, pp.351-357, 1987
- [9] 林勳, 野村博義, 若見昇, "ニューラルネット駆動型ファジィ推論ルールの獲得", 日本ファジィ學會誌, vol.2, no.4, pp.585-597, 1990.
- [10] Y.Dote, "Fuzzy and Neural Network Controller", Proc. of IECON'90, Vol.2, pp.1315-1343, 1990
- [11] S.Hirikawa, T.Furuhashi, S.Okuma, Y.Uchikawa, "Composition Methods of Fuzzy Neural Networks", Proc. of IECON'90, Vol.2, pp.1253-1258, 1990
- [12] T.Takagi, M.Sugeno, "Fuzzy Indetification of Systems and Its Applications to Modeling and Control", IEEE, SMC-15, No.1, 1985
- [13] S.Mori, H.Nishimura, K.Fuuta, "Control of Unstable Mechanical System: Control of Pendulum", Int. J. Control, Vol.23, No.5, pp.673-692, 1976
- [14] Alexis P. Wieland, "Evolving Controls for Unstable systems", IJCNN, pp.91-102, 1990
- [15] C.C.Lee, "Intelligent control based on fuzzy logic and neural net theory", Proceedings of the International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks, pp.759-764, Japan, July 1990
- [16] 윤 관수, "가변 구조 제어를 적용한 도립 진자 제어기의 실현", 인하대 전기공학과 석사논문, February 1991
- [17] 명 노직, "전기로 제어를 위한 전문가 시스템에 관한 연구", 인하대 전기공학과 석사논문, February 1991