

## Design of a Neuro-Fuzzy System Using Union-Based Rule Antecedent

Chang-Wook Han<sup>†</sup> · Don-Kyu Lee<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

In this paper, union-based rule antecedent neuro-fuzzy controller, which can guarantee a parsimonious knowledge base with reduced number of rules, is proposed. The proposed neuro-fuzzy controller allows union operation of input fuzzy sets in the antecedents to cover bigger input domain compared with the complete structure rule which consists of AND combination of all input variables in its premise. To construct the proposed neuro-fuzzy controller, we consider the multiple-term unified logic processor (MULP) which consists of OR and AND fuzzy neurons. The fuzzy neurons exhibit learning abilities as they come with a collection of adjustable connection weights. In the development stage, the genetic algorithm (GA) constructs a Boolean skeleton of the proposed neuro-fuzzy controller, while the stochastic reinforcement learning refines the binary connections of the GA-optimized controller for further improvement of the performance index. An inverted pendulum system is considered to verify the effectiveness of the proposed method by simulation and experiment.

Keywords : Neuro-Fuzzy System, Fuzzy Rule, Genetic Algorithms

## 합 기반의 전건부를 가지는 뉴로-퍼지 시스템 설계

한 창욱<sup>†</sup> · 이돈규<sup>\*\*</sup>

## 요 약

본 논문에서는 규칙의 수를 줄여 간결한 지식 기반을 보장할 수 있는 합 기반의 전건부를 가지는 뉴로-퍼지 제어기를 제안하였다. 제안된 뉴로-퍼지 제어기는 모든 입력 변수의 AND 조합을 전건부로 하는 구조의 퍼지 규칙보다 더 큰 입력 영역을 커버하기 위해 전건부에 입력 퍼지 집합의 합집합 연산을 허용하였다. 이러한 뉴로-퍼지 제어기를 구성하기 위해 본 논문에서는 OR 및 AND 퍼지 뉴런으로 구성된 multiple-term unified logic processor (MULP)를 고려하였다. 이러한 OR 및 AND 퍼지 뉴런은 조정 가능한 연결 강도 집합을 가지므로 학습을 통하여 최적의 연결 강도 집합을 찾을 수 있다. 초기 최적화 단계에서 유전 알고리즘은 제안된 뉴로 퍼지 제어기의 최적화된 이진 구조를 구성하고, 이후 확률에 기반한 강화 학습은 성능 지수를 더욱 향상시켜서 유전 알고리즘에 의해 최적화된 제어기의 이진 연결을 개선하였다. 역진자 시스템을 제어하기 위한 모의실험 및 실험을 통해 제안된 방법의 유효성을 검증하였다.

키워드 : 뉴로-퍼지 시스템, 퍼지 규칙, 유전 알고리즘

## 1. 서 론

오늘날 다양한 시스템을 모델링 하기 위해 퍼지 또는 퍼지 뉴럴 네트워크에 대한 활발한 연구가 이어져 왔다[1-3]. 퍼지 규칙을 구축하는 전통적인 접근 방식은 입력 퍼지 집합의 모든 AND 조합을 전건부로 사용하는 것이다. 이 경우 이러한 조합의 개수는 입력의 개수에 따라 기하급수적으로 증가한다 [4]. 본 논문에서는 이러한 기하급수적으로 증가하는 퍼지 규

칙의 수를 줄이기 위해 합 기반의 전건부를 가지는 뉴로-퍼지 제어기를 제안하였다. 제안된 뉴로-퍼지 제어기는 모든 입력 변수의 AND 조합을 전건부로 하는 구조의 규칙에 비해 더 큰 입력 영역을 커버하기 위해 전건부에 입력 퍼지 집합의 합집합(OR) 연산을 사용하였다. 제안된 제어기 구조는 [5]에서 소개된 전건부를 기반으로 하지만 구조의 기본 요소와 매개변수 학습은 매우 다르다. 즉, 제안된 제어기는 OR와 AND 퍼지 뉴런[4]으로 구성된 multiple-term unified logic processor (MULP)를 기초로 구성되었다.

제안된 제어기는 [5]의 방법에 비해 다음과 같은 주요 장점이 있다.

(i) 퍼지 뉴런은 조정 가능한 연결 강도 집합과 함께 제공되

<sup>†</sup> 정 회 원 : 동의대학교 전기공학과 교수

<sup>\*\*</sup> 비 회 원 : 동의대학교 전기공학과 교수

Manuscript Received : December 13, 2023

Accepted : December 18, 2023

\*Corresponding Author : Chang-Wook Han(cwhan@deu.ac.kr)

므로 학습 능력을 가진다.

(ii) 가변 문자열 길이 유전 알고리즘(VGA)[6][7]을 사용하여 다른 결론에 대한 규칙 수의 상한을 미리 결정할 필요가 없다.

(iii) 시각화된 네트워크 구조는 사용자가 규칙을 쉽게 읽고 이해할 수 있도록 도와준다.

따라서 제안된 제어기는 특정 문제에 제한되지 않는 보다 유연하고 일반적인 네트워크 구조를 가진다. 본 논문에서는 VGA를 통해 제안된 제어기의 이진 구조를 구축한 다음 [8]에 소개된 시뮬레이티드 어닐링을 적용한 랜덤 신호 기반 학습(SARSL)을 통해 이진 연결을 미세 학습하여 그 성능을 더 개선하였다. 제안된 뉴로-퍼지 제어기의 효용성을 검증하기 위해 역진자 시스템의 모의실험 및 실험을 수행하였다.

## 2. 퍼지 뉴런

MULP의 상세한 구조와 전체 네트워크에 대해 학습을 진행하기 전에 [4]에서 소개된 바와 같이 로직 기반 뉴런의 두 가지 기본 유형을 간략히 설명하고자 한다.

퍼지 모델의 궁극적인 목표는 데이터를 논리적으로 명확한 모델 구조로 변환시키는 것이며, 이것은 로직에 기반한 뉴런을 사용하여 모델을 구성함으로써 달성될 수 있다. AND/OR 퍼지 뉴런은 이러한 요건을 충족시키는 기본 logic processing 요소이다.

AND 뉴런은 먼저 입력 신호(멤버십 값)  $\mathbf{X} = [x_1 x_2 \dots x_n]$ 와 조정 가능한 연결(가중치)  $\mathbf{W} = [w_1 w_2 \dots w_n] \in [0, 1]^n$ 을 개별적으로 결합한 다음, 이 결과를 전역적으로 Equation (1)과 같이 AND 연산한다.

$$y = AND(x;w) = T_i^n(w_i s_i x_i) \quad (1)$$

여기서  $w$ 는 조정 가능한 연결 (가중치)의  $n$  차원 벡터를 나타낸다. "s"는 s-norm을 나타내고 "t"는 t-norm을 나타낸다. 개별 입력  $x$ 는 s-norm을 이용하여 해당 가중치와 or 결합되며, 이렇게 개별적으로 생성된 결과들은 t-norm을 이용하여 and 결합된다.

AND 뉴런에서 t-norm과 s-norm의 순서를 바꾸면 OR 뉴런을 Equation (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$y = OR(x;w) = S_i^n(w_i t_i x_i) \quad (2)$$

OR 퍼지 뉴런에서 입력은 연결강도와 and 형태의 연산을 수행한 후 or 형태로 결합되어 진다. AND 및 OR 뉴런은 멤버십 값에 대해 순수한 로직 연산을 구현한다.

퍼지 뉴런에 대한 몇 가지 분명한 점은 아래와 같다.

- AND 퍼지 뉴런

- 연결강도  $w_i$ 의 값이 작을수록 그에 대응하는 입력  $x_i$ 의 관련성(relevance)이 높다. 즉,  $w_i = 1$  이면 AND 퍼지 뉴런으로의  $x_i$ 의 입력 연결이 없는 것과 같다.
- 0.5를 기준으로 해서  $w_i > 0.5$  이면, 이 연결은 제거되었다고 생각할 수 있으며, 그 반대인 경우는 연결강도가 0 이라고 생각할 수 있다.
- $x$ 와  $w$ 가 {0, 1}의 이진 값만을 가진다면, 이 퍼지 뉴런은 논리 AND 게이트와 같은 동작을 한다.
  - OR 퍼지 뉴런
- 연결강도  $w_i$ 의 값이 클수록 그에 대응하는 입력  $x_i$ 의 관련성(relevance)이 높다. 즉,  $w_i = 0$  이면 OR 퍼지 뉴런으로의  $x_i$ 의 입력 연결이 없는 것과 같다.
- 0.5를 기준으로 해서  $w_i < 0.5$  이면, 이 연결은 제거되었다고 생각할 수 있으며, 그 반대인 경우는 연결강도가 1 이라고 생각할 수 있다.
- $x$ 와  $w$ 가 {0, 1}의 이진 값만을 가진다면, 이 퍼지 뉴런은 논리 OR 게이트와 같은 동작을 한다.

이러한 파라미터(연결 강도)의 유연성은 네트워크 설계에 이용되는 중요한 특징이다.

본 논문의 모든 실험에서 퍼지 뉴런 연산을 위해 곱 연산( $a \cdot b = ab$ )과 확률적 합( $a \oplus b = a + b - ab$ )을 각각 사용한다.

## 3. 합 기반의 뉴로-퍼지 제어기

제안된 뉴로-퍼지 제어기를 구성하기 위해 먼저 Fig. 1과 같이 OR 및 AND 퍼지 뉴런으로 구성된 MULP에 대해 자세히 설명하고자 한다. 여기서,  $\mu_{N_i}(x_i)$ ,  $\mu_{Z_i}(x_i)$ ,  $\mu_{P_i}(x_i)$ 는 퍼지 집합 N(negative), Z(zero), P(positive) 각각에 대한 입력 변수  $x_i$ 의 소속도이다( $i = 1, 2, 3, 4$ ). OR 및 AND 퍼지 뉴런은 [4]에서 소개된 것처럼 소속도에 대한 순수 논리 연산을 구현하고 학습 능력을 가진다. 본 논문에서는 [4]에서와 같이 t-norm과 s-norm으로 곱연산과 확률적인 합을 각각 사용하였다. MULP의 중요한 특징은 입력 퍼지 집합의 합집합 연산이 전건부에 허용된다는 것이다. 입력의 수가 많은 복잡한 퍼지 시스템의 경우 MULP가 모든 입력의 AND 조합을 가지는 전건부 구조에 비해 더 큰 입력 영역을 커버할 수 있다[5]. 예를 들어 입력  $x_1, x_2$  출력  $y$ 를 가지는 시스템이 각각 N, Z, P라는 세 가지 퍼지 집합으로 특징지어져 있다고 가정하자. 불완전한 구조의 규칙 "If ( $x_1 = N$ ) then  $y = N$ "은 다음 세 가지 완전한 구조의 규칙을 커버한다.

- If ( $x_1 = N$ ) and ( $x_2 = N$ ) then  $y = N$
- If ( $x_1 = N$ ) and ( $x_2 = Z$ ) then  $y = N$
- If ( $x_1 = N$ ) and ( $x_2 = P$ ) then  $y = N$

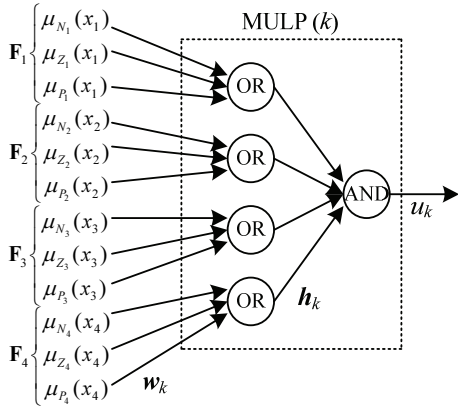


Fig. 1. Basic Structure of MULP

이와 유사하게 “If (x1=N or Z) and (x2=N or Z) then y=N”은 다음 네 가지 완전한 구조의 규칙을 커버한다.

- (i) If (x1=N) and (x2=N) then y=N
- (ii) If (x1=N) and (x2=Z) then y=N
- (iii) If (x1=Z) and (x2=N) then y=N
- (iv) If (x1=Z) and (x2=Z) then y=N.

Fig. 2는 MULP의 도움으로 구성된 제안된 뉴로-퍼지 제어를 보여주고 있다. Fig. 2의 MULP는 4개의 입력과 1개의 출력을 가지며, 각 입력은 3개의 퍼지 집합을 가지며 출력은 5개의 퍼지 집합을 가지는 구조의 예이다. 출력층의 OR 뉴런은 각 해당 후건부에 대한 MULP의 출력을 모으기 위해 사용되었다. 퍼지 규칙에서 같은 AND 조합에 대해 다른 결론이 내려지면 퍼지 규칙 내에서 상충된 결과가 발생한다. 그러므로 퍼지 규칙에서 같은 AND 조합에 대해 다른 결론을 가지는 모든 경우의 수(conflicting amount:CA)를 파악해야 한다[5]. CA를 계산하기 위해 다음 두 가지 규칙을 고려해 보자.

- (i) If (x1=N or Z) and (x2=N or Z) then y=N
- (ii) If (x1=Z or P) and (x2=N or Z) then y=Z

이 경우 두 전건부 “(x1=Z) and (x2=N)”와 “(x1=Z) and (x2=Z)”는 다른 후건부를 가지므로 CA=2 이다.

CA는 나중에 퍼지 규칙에서 상충된 결과를 제거하기 위해 성능평가지수에 포함된다.

제안된 제어기의 최적화를 위해 VGA는 Fig. 2에 나타난 것처럼 이진 연결 W 및 u, 규칙의 수, 멤버십 함수를 동시에 최적화한다. Fig. 1의 MULP에서 입력 및 출력 연결인  $w_k$  및  $u_k$ 는 염색체에서 그룹으로 인코딩된다. 개체군에서 각 염색체에는 서로 다른 수의 MULP가 포함되어 있지만 소속 함수의 문자열 길이는 동일하다. 교차 연산에서 MULP 그룹은 분할할 수 없는 것으로 간주된다[7]. MULP에서 AND 뉴런으로의 모든 연결인  $h_k$ 는 0(유효한 연결)으로 초기화 한다. 만약  $F_i$ 에서 MULP의 OR 뉴런으로의 연결 강도가 모두 1인 경우는 MULP에서 입력  $x_i$ 가 'don't care'인 경우가 되므로 해당 AND 뉴런으로의 연결 강도는 1(무효한 연결)로 수정되어야 할 것이다.

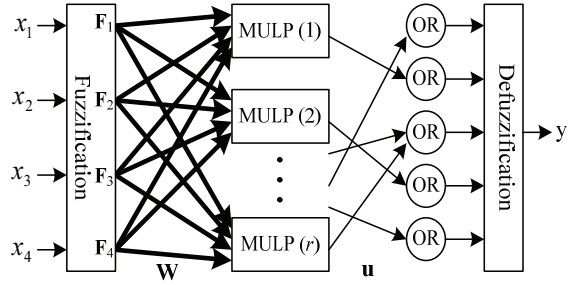


Fig. 2. Structure of the Proposed Neuro-fuzzy Controller

다음 두 가지의 경우는 유효하지 않은 규칙 전건부이다[5].

- (i) MULP로의 모든 연결 강도가 1인 경우
- (ii) MULP의 한 OR 뉴런에 대한 연결 강도가 모두 0 즉, 해당 입력 변수에 대한 공집합인 경우

따라서 이러한 MULP는 퍼지 규칙에서 제거되어야 한다. 퍼지 규칙의 상충을 방지하려면 MULP의 출력이 출력층의 OR 뉴런 중 하나에만 연결되어야 한다.

VGA를 이용하여 이진 구조의 뉴로-퍼지 제어기를 구축한 후에는 SARSL[8]를 사용하여 VGA에 의해 구축된 유효한 이진 연결의 미세 학습을 수행한다. 유효한 이진 연결의 수는 제안된 뉴로-퍼지 제어기의 가능한 모든 연결의 수보다 훨씬 적을 것이다. SARSL을 이용한 미세 학습은 VGA에서 최적화된 '0' 또는 '1'의 값을 가지는 이진 연결 강도를 [0, 1]의 범위 안에서 연결 강도를 최적화시키는 작업이다. 이러한 미세 학습은 이진 구조의 제어기 성능평가지수를 더욱 향상시키기 위해 수행된다. SARSL이 이러한 미세 학습을 위한 가장 효과적인 학습 방법이 아닐 수 있지만, 본 논문에서는 연결 강도의 미세 개선이 제안된 뉴로-퍼지 제어기의 성능 개선에 얼마나 영향을 미치는지 보여주고자 SARSL을 사용하였다.

#### 4. 실험 및 결과분석

제안된 뉴로-퍼지 제어기의 효용성을 보여주기 위해 잘 알려진 벤치마크 테스트 베드인 아래의 도립진자 시스템[5]을 고려하였다.

$$\frac{d^2 x}{dt^2} = \frac{1}{1 + [P^2 / (M\Theta - P^2)] \sin^2 \theta} \times \left[ \frac{\Theta}{N_{01}^2} Ku - \frac{F_r \Theta}{N_{01}^2} \frac{dx}{dt} - \frac{P^2 g}{N_{01}^2} \sin \theta \cos \theta + \frac{PC}{N_{01}^2} \frac{d\theta}{dt} \cos \theta + \frac{P\Theta}{N_{01}^2} \left( \frac{d\theta}{dt} \right)^2 \sin \theta \right] \quad (3)$$

$$\frac{d^2 \theta}{dt^2} = \frac{1}{1 + [P^2 / (M\Theta - P^2)] \sin^2 \theta} \times \left[ \frac{PgM}{N_{01}^2} \sin \theta - \frac{CM}{N_{01}^2} \frac{d\theta}{dt} - \frac{P}{N_{01}^2} Ku \cos \theta + \frac{F_r P}{N_{01}^2} \frac{dx}{dt} \cos \theta - \frac{P^2}{N_{01}^2} \left( \frac{d\theta}{dt} \right)^2 \sin \theta \cos \theta \right] \quad (4)$$

이러한 도립진자 제어의 목표는 폴을 수직으로 유지한 채 카트를 중앙으로 가져오는 것이다. 이 시스템은  $\theta$ (폴의 수직 축과의 각도),  $\dot{\theta}$ (폴의 각속도),  $x$ (카트의 위치),  $\dot{x}$ (카트의 선속

도)의 네 가지 상태 변수를 가진다. 입력 변수들은 세 개의 퍼지집합(N, Z, P)를 각각 가지며, 출력은 다섯 개의 퍼지집합(NB, NS, Z, PS, PB)을 가진다.

제안된 뉴로-퍼지 제어를 최적화 하기 위해 다음의 적합도 함수를 사용하였다.

$$Q = \frac{1}{13} \sum_{cond} \left\{ \frac{q}{q_{max}} \left[ 1 - \frac{1}{2q} \sum_{j=1}^q \left( \frac{|\theta_j|}{\theta_{fail}} + \frac{|x_j|}{x_{fail}} \right) \right] \right\} \left\{ 1 - \frac{CA}{CA_{max}} \right\} \quad (5)$$

여기서  $\theta_{fail} = 12^\circ$ ,  $x_{fail} = 0.4m$ ,  $q$ 는 매번 시도할 때마다의 생존 시간,  $CA_{max}$ 는 허용되는 최대 CA이며 12로 두었다. 적합도를 구하기 위해 큰 영역의 입력 공간을 커버하는 13개의 다른 초기 조건들(cond1~cond13)을 사용하였다.

본 시뮬레이션에 사용된 모든 조건과 파라미터들은 [5]와 동일하게 설정하였다. SARSL에 사용된 파라미터들은 다음과 같다: 학습률=0.01, 초기 온도=0.1, 냉각 속도=0.99, 반복 횟수=500. SARSL의 파라미터 설정은 이진 연결 강도에 대한 미세 학습을 수행하도록 설정하였다. VGA의 경우, MULP 그룹과 멤버십 함수 그룹 간의 경계를 기반으로 하는 2점 교차연산을 포함하여 [5]에서 사용한 것과 동일한 적합도 함수 및 유전 연산자를 사용하였다. 비퍼지화를 위해서는 무게중심법을 사용하였다.

합리적인 결과 평가를 위해 제안된 뉴로-퍼지 제어기 최적화를 독립적으로 10회 수행했으며, 그 결과를 Table 1에 나타내었다. 이 표는 10회의 독립적인 시뮬레이션을 통해 VGA 및 SARSL 최적화 후의 평균 적합도와 최적화된 제어기의 최대, 최소 및 평균 유효 퍼지 규칙의 수를 보여준다. Table 1에서 볼 수 있듯이 VGA는 퍼지 규칙의 상충 없이 대부분의 필수 입력 영역을 커버하는 규칙의 수(MULP)를 최적화했으며, 더 나아가 SARSL은 VGA에 의해 최적화된 유효한 이진 연결을 더욱 미세 학습하여 그 성능을 개선하였다.

Fig. 3은 최적화된 시스템에서 유효한 MULP 중에 하나를 나타낸 것이다. 이것을 "If-then" 퍼지 규칙으로 나타내면 다음과 같다.

If ( $\theta=P$ ) and ( $\dot{\theta}=Z$  or  $P$ ) and ( $x=P$ ) then  $u=PB$

Fig. 4는 10번의 독립적인 최적화 중 11개의 규칙을 가지는 제어기에 대해 초기 조건  $(\theta, \dot{\theta}, x, \dot{x})=(60, 70/s, 0.16m, 0.05m/s)$  로 시뮬레이션한 결과이며, 최적화를 위한 파라미터와 다른 값에 대한 결과(disturbed system)도 같이 나타내었다 [5].

Table 1. Results of the Optimized Neuro-fuzzy Controller

After VGA	After SARSL	Max rule	Min rule	Average rule
0.901	0.953	15	11	13.2

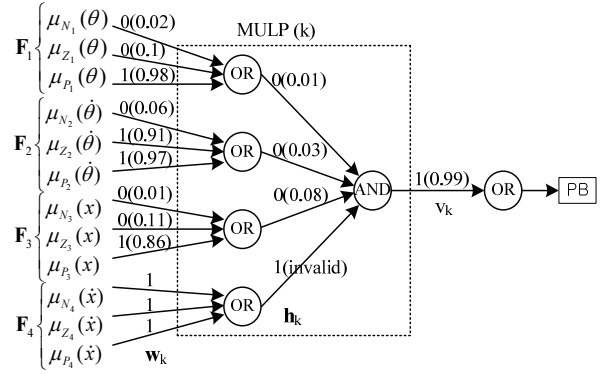


Fig. 3. Example of a Valid MULP Optimized by VGA Followed by SARSL

Fig. 4에서 사용한 최적화된 제어기의 실용성을 입증하기 위해 Realgain Co., Ltd.에서 제작한 0.5m 길이의 풀을 가지는 실제 도립진자 시스템에 대한 실험도 수행하였다(Fig. 5).

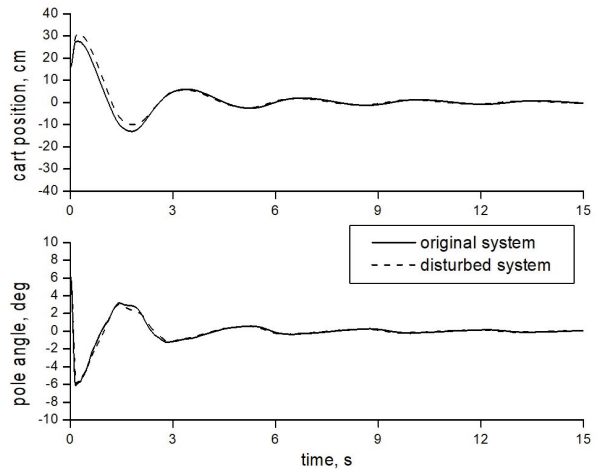


Fig. 4. Simulation Results Using a Testing Initial Condition (11 fuzzy rules)

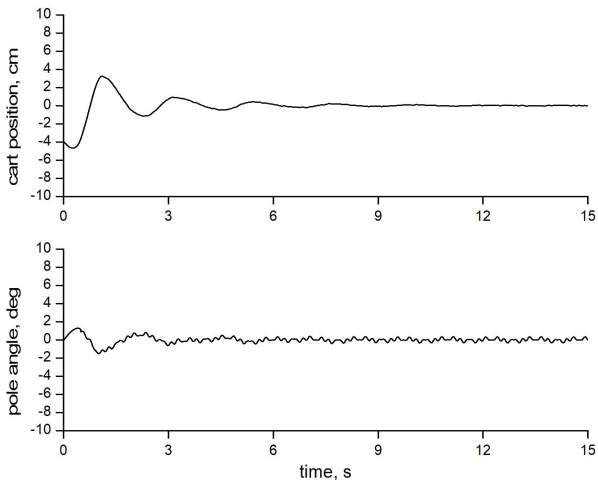


Fig. 5. Experimental Results Using a Real Inverted Pendulum System (11 fuzzy rules)

[5]에서 13가지 초기 조건의 값이 언급되지 않아 직접적인 비교는 불가능하지만, Fig. 3과 4를 통하여 제안된 뉴로-퍼지 제어기의 결과는 [5]의 방법보다 우수함을 알 수 있다. 또한 제안된 뉴로-퍼지 제어기는 11개의 퍼지 규칙을 가지므로 12개의 퍼지 규칙을 가지는 [5]의 방법보다 더 적은 퍼지 규칙을 가진다. 만약 제안된 뉴로-퍼지 제어기의 최적화된 퍼지 규칙 및 소속함수가 [5]의 결과와 매우 유사하다고 가정하면, 이러한 개선(채터링 현상 제거)은 조정 가능한 연결 강도를 [0, 1]의 범위 안에서 미세 학습한 결과라고 말할 수 있을 것이다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 규칙의 수를 줄여 간결한 지식 기반을 보장할 수 있는 합 기반의 전건부를 가지는 뉴로-퍼지 제어기를 제안하였다. 제안된 제어기는 퍼지 뉴런과 VGA-SARSL 2단계 최적화를 이용하여 개발되었다. 시뮬레이션과 실험 결과 모두 제안된 뉴로-퍼지 제어기가 다음과 같은 장점을 가지고 있음을 보여준다:

- (i) 자체 적응형 규칙 수
  - (ii) 이진 연결 강도를 개선하여 성능을 더욱 향상
  - (iii) 사용자가 쉽게 이해할 수 있는 구조의 일반적인 문제에 적용 가능한 네트워크 구조
- 더욱이 제안된 뉴로-퍼지 제어기는 적은 수의 퍼지 규칙만을 사용하여 적절한 성능을 보였으며, 실제 시스템에 적용하여 그 실용성도 보였다.

### References

[1] M. N. Uddin, Md. S. Arifin, and N. Rezaei, "A novel neuro-fuzzy based direct power control of a DFIG based wind farm incorporated with distance protection scheme and LVRT capability," *IEEE Trans. Industry Applications*, Vol.59, No.5, pp.5792-5803, 2023.

[2] S. Song, J. H. Park, B. Zhang, X. Song, and Z. Zhang, "Adaptive command filtered neuro-fuzzy control design for fractional-order nonlinear systems with unknown control directions and input quantization," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, Vol.51, No.11, pp.7238-7249, 2020.

[3] Md. M. Ferdous, M. Pratama, S. G. Anavatti, M. A. Garratt, and Y. Pan, "Generic evolving self-organizing neuro-fuzzy control of bio-inspired unmanned aerial vehicles," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, Vol.28, No.8, pp.1542-1556, 2019.

[4] W. Pedrycz, M. Reformat, and C. W. Han, "Cascade architectures of fuzzy neural networks," *Fuzzy Optimization and Decision Making*, Vol.3, No.1, pp.5-37, 2004.

[5] N. Xiong and L. Litz, "Reduction of fuzzy control rules by means of premise learning method and case study," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.132, No.2, pp.217-231, 2002.

[6] D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.

[7] S. Bandyopadhyay and U. Maulik, "Nonparametric genetic clustering: Comparison of validity indices," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics-PartC*, Vol.31, No.1, pp.120-125, 2001.

[8] C. W. Han and J. I. Park, "Design of a fuzzy controller using random signal-based learning employing simulated annealing," *Proceeding of the IEEE Conference on Decision and Control*, Sydney, Australia, pp.396-397, 2000.



### 한 창욱

<https://orcid.org/0009-0006-3055-7792>  
 e-mail : cwihan@deu.ac.kr  
 1994년 영남대학교 전자공학과(학사)  
 1996년 영남대학교 전자공학과(석사)  
 2002년 영남대학교 전자공학과(박사)  
 2008년~현 재 동의대학교 전기공학과 교수

관심분야 : Computational Intelligence & Intelligent Control



### 이 돈규

<https://orcid.org/0009-0000-9459-736X>  
 e-mail : donkyu@deu.ac.kr  
 2002년 부산대학교 전기공학과(학사)  
 2004년 부산대학교 전기공학과(석사)  
 2007년 부산대학교 전기공학과(박사)  
 2008년~현 재 동의대학교 전기공학과 교수

관심분야 : Electrical Materials & Gas Discharge