

개별 입력 공간에 의한 퍼지 추론 시스템의 비선형 특성

박건준¹, 이동윤^{2*}

¹원광대학교 정보통신공학과, ²중부대학교 전기전자공학과

Nonlinear Characteristics of Fuzzy Inference Systems by Means of Individual Input Space

Keon-Jun Park¹ and Dong-Yoon Lee^{2*}

¹Department of Information Communication Engineering, Wonkwang University

²Department of Electrical Electronic Engineering, Joongbu University

요약 비선형 공정에 대한 퍼지 모델링은 일반적으로 주어진 데이터를 이용하여 입력 변수를 선정하고 각 입력 변수에 대한 입력 공간을 분할하여 이들 입력 변수 및 공간 분할에 의해 퍼지 규칙을 형성한다. 퍼지 규칙의 전반부는 입력 변수 선정, 공간 분할 수 및 소속 함수에 의해 동정되고 퍼지 규칙의 후반부는 간략 추론, 선형 추론에 의해 다항식 함수의 형태로 동정된다. 일반적으로 주어진 데이터를 이용한 비선형 공정에 대한 퍼지 규칙의 형성은 차원이 증가할수록 규칙의 수가 지수적으로 증가하는 문제를 가지고 있다. 이를 해결하기 위해 각 입력 공간의 퍼지 분할에 의한 퍼지 규칙을 개별적으로 형성함으로써 복잡한 비선형 공정을 모델링 할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 개별적인 입력 공간을 활용하여 퍼지 규칙을 생성한다. 퍼지 규칙의 전반부 파라미터는 입력 데이터의 최소 값과 최대 값을 이용하는 최소-최대 방법을 이용하여 동정되고, 소속 함수는 삼각형, 범종형, 사다리꼴형 소속 함수를 사용한다. 마지막으로, 비선형 공정으로는 널리 이용되는 데이터를 이용하여 시스템 특성 및 성능을 평가한다.

Abstract In fuzzy modeling for nonlinear process, typically using the given data, the fuzzy rules are formed by the input variables and the space division by selecting the input variable and dividing the input space for each input variables. The premise part of the fuzzy rule is identified by selection of the input variables, the number of space division and membership functions and the consequent part of the fuzzy rule is identified by polynomial functions in the form of simplified and linear inference. In general, formation of fuzzy rules for nonlinear processes using the given data have the problem that the number of fuzzy rules exponentially increases. To solve this problem complex nonlinear process can be modeled by separately forming the fuzzy rules by means of fuzzy division of each input space. Therefore, this paper utilizes individual input space to generate fuzzy rules. The premise parameters of the fuzzy rules are identified by Min-Max method using the minimum and maximum values of input data set and membership functions are used as a series of triangular, gaussian-like, trapezoid-type membership functions. And lastly, using the data which is widely used in nonlinear process we evaluate the performance and the system characteristics.

Key Words : Fuzzy Inference Systems, Individual Input Space, Membership Functions, Nonlinear Characteristics

1. 서론

퍼지 집합 이론은 1965년에 Zadeh에 의해 처음으로 창안되었으며 비선형적이고 복잡한 시스템의 특성을 해석함으로써 수학적 모델보다 좋은 결과를 가져왔다. 이들

은 if-then 규칙, 퍼지추론, 퍼지추론 시스템, 퍼지모델링 등과 같은 다양한 응용영역을 형성하며 많은 분야로 발전되었다. 복잡한 시스템의 언어 모델링을 이용하여 1974년 Mamdani가 제어에 응용 한 것이 퍼지제어의 시초이다. 비선형적이고 다변수인 시스템을 대상으로 한 퍼

*교신저자 : 이동윤(dylee@joongbu.ac.kr)

접수일 11년 07월 04일

수정일 (1차 11년 09월 29일, 2차 11년 11월 09일)

게재확정일 11년 11월 10일

지 모델링 기법의 유용성은 이미 알려진 사실이며 이들은 퍼지 추론 시스템에 기초하고 있다. 퍼지 모델의 성능은 퍼지 규칙의 구성 방법에 의존하며 보다 좋은 성능을 위해서는 퍼지 규칙의 동정이 필연적이다. 퍼지시스템 이론의 발전으로 퍼지모델 동정 알고리즘의 접근 방식도 향상되었다. 초기 퍼지 모델의 동정연구로는 언어적 접근 방식[1,2]과 퍼지 관계 방정식에 기초한 접근방식[3,4]이 제안되었다. 언어적 접근방식에서, Tong은 논리적 조사 방법에 의해 가스로 공정을 동정하였고[5], Xu와 Zailu는 이 방법의 수정으로 더 좋은 결과를 얻는 방법과 결정 테이블에 기초한 자기 학습 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 필요한 컴퓨터 용량 및 계산시간 때문에 고계 다변수 시스템의 적용에 문제점을 발생시켰다[6,7]. 이와 같이, 비선형 공정에서 퍼지 모델링하는 것은 많은 시행착오를 거쳐 진행된다. 전반부 및 후반부 동정에서 전체 입력 공간을 지역 공간으로 퍼지 분할하고 각 지역 공간을 표현하는 것은 많은 어려움이 있다. 또한, 이들 모든 동정알고리즘은 주어진 공정의 학습 데이터에 기초함으로써 보다 좋은 성능 즉 근사화 능력에 초점이 맞추어졌다.

본 논문에서는 퍼지 모델을 동정하기 위해 입력 공간 분할 및 퍼지 추론 방법에 따른 개별 입력 공간에 의한 퍼지 추론 시스템의 입출력 특성을 분석한다. 퍼지 규칙은 각 입력 공간에 대한 퍼지 공간 분할을 행하여 각각의 분할된 퍼지 공간이 하나의 규칙을 갖도록 형성한다. 전반부 파라미터의 동정에는 입출력 데이터의 최대, 최소값을 이용하는 최소-최대 방법을 사용하며 전반부 소속 함수는 세 가지 형태의 소속 함수를 사용하여 입력 공간을 분할한다. 후반부 동정에서 퍼지 추론 방법은 간략추론 및 선형추론에 의해 수행되며, 표준 최소자승법을 사용하여 후반부 파라미터를 동정한다. 비선형 공정으로 적용하기 위해 Box와 Jenkins가 사용한 가스로 공정 데이터[8]를 모델링함으로써 입출력 공간 특성 및 성능을 분석한다.

본 연구는 서론에 이어 제2장에서는 퍼지 모델의 전반부 및 후반부 동정에 대해 다루며, 제3장에서는 비선형 공정으로 적용하고, 마지막으로 제4장에서는 결론으로 끝을 맺는다.

2. 개별 입력 공간 기반 퍼지 모델

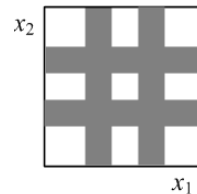
퍼지 모델은 if~then 형식으로 표현되며, 구체적으로 입출력 데이터의 상호관계에 의해 확립된다. 퍼지 모델의 동정은 if절의 전반부 동정과 then 절의 후반부의 동정으로 나누어진다[9].

2.1 전반부 동정

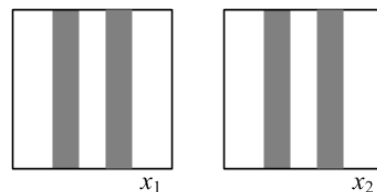
전반부 입력 변수의 선택과 선택된 입력 변수의 공간 퍼지 분할 그리고 파라미터 동정은 비선형 시스템의 성능을 결정하는데 많은 영향을 미친다.

퍼지 모델 동정에서 입력 공간의 분할은 각 공간의 상호 관계에 의해 분할되고, 그림 1(a)에서 입력 공간이 2차원 공간일 때 각 입력에 대해 3개로 분할된 부분공간을 보여준다. 분할된 부분공간은 퍼지 규칙을 형성하고 부분 공간의 수는 퍼지 규칙 수가 된다. 각각의 입력 공간에 대해 공간 분할 수가 같은 경우 상호 공간 분할에 의한 퍼지 규칙의 수는 c^k 가 된다. 여기서 k 는 차원의 수이고, c 는 각 입력 공간의 분할 수이다. 이러한 상호 공간 분할 방식은 차원이 증가할수록 규칙 수가 지수적으로 증가하는 단점이 있다. 한편, 개별 공간 분할 방식은 그림 1(b)와 같이 각 입력 차원의 개별적인 공간 분할에 의해 각각의 분할된 공간이 규칙이 된다. 각각의 입력 공간에 대해 공간 분할 수가 같은 경우 개별 공간 분할에 의한 퍼지 규칙의 수는 $c*k$ 가 된다.

삼각형 소속 함수의 파라미터를 결정하기 위하여 입력 변수의 최소 값과 최대 값 사이에서 임의의 개수로 등분하여 분할점을 각 파라미터로 결정한다. 범종형 소속 함수의 파라미터는 같은 방법으로 등분하여 분할점을 중심점으로 설정하고 기울기는 중첩도가 0.5가 되도록 결정한다. 사다리꼴형 소속 함수의 경우 입력 변수의 최소 값과 최대 값 사이에서 $2n-1$ 개로 등분하여 공간 분할이 n 개가 되도록 각 파라미터를 결정한다.



(a) 상호 공간 분할



(b) 개별 공간 분할

[그림 1] 2차원 입력 공간 분할
[Fig. 1] Division of 2-D input space

2.2 후반부 동정

후반부 구조로는 퍼지추론에 의해 구별되는 간략 추론과 선형 추론을 사용한다. 여기서는 간략 추론법을 설명한다. 후반부가 단일 상수항만을 가지는 것으로, 이와 같은 추론법을 간략추론법이라 한다. 개별 공간 분할에 의한 퍼지모델은 아래와 같은 형태를 가지는 구현규칙들로 구성된다.

$$\begin{aligned}
 R^1: & \text{If } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ then } y_1 = a_{10} \\
 & \vdots \\
 R^j: & \text{If } x_k \text{ is } A_{kc} \text{ then } y_j = a_{j0} \\
 & \vdots \\
 R^n: & \text{If } x_d \text{ is } A_{dg} \text{ then } y_n = a_{n0}
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

여기서 R^j 는 $j(j=1, \dots, n)$ 번째 규칙, $x_k(k=1, \dots, d)$ 는 입력변수, $A_{kc}(c=1, \dots, g)$ 는 퍼지 집합의 소속 함수, a_{j0} 는 상수이다. 추론된 값 y^* 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 y^* &= \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji} a_{j0}}{\sum_{j=1}^n w_{ji}} \\
 w_{ji} &= A_{kc}(x_{ki})
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

여기서, i 는 데이터 수이다.

후반부 파라미터 동정에서 전반부 입력변수 및 파라미터가 주어지면, PI(Performance Index)를 최소화하는 최적 후반부 파라미터를 결정할 수 있다. PI는 원 시스템의 출력 데이터와 모델의 데이터간의 차이를 의미하는 성능지수로 정의된다.

후반부의 파라미터는 a_{j0} 로써 입력력 데이터가 주어졌을 때 최소자승법에 의해 구해진다. 최소자승법에 의한 후반부 파라미터의 동정은 식(4)에 의해 구해진다.

$$\hat{a} = (X^T X)^{-1} X^T Y \tag{4}$$

$$\begin{aligned}
 E &= [\epsilon_1, \dots, \epsilon_m]^T, \quad a^T = [a_{10}, \dots, a_{n0}], \\
 X &= [x_1, x_2, \dots, x_m]^T, \quad x_i^T = [w_{1i}, \dots, w_{ni}], \\
 Y &= [y_1, y_2, \dots, y_m]^T.
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

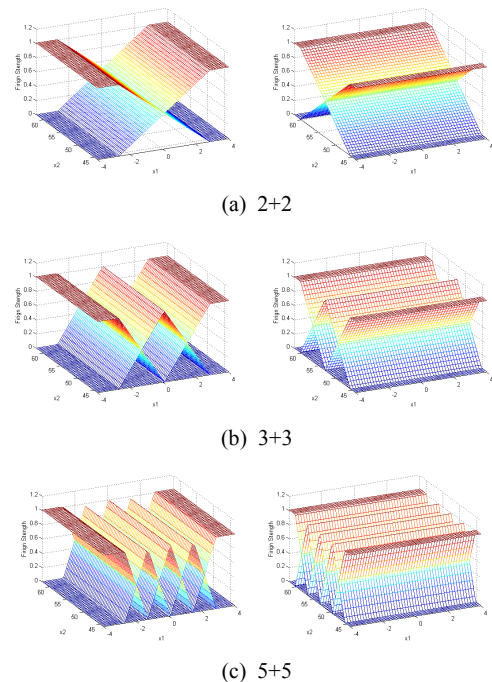
3. 비선형 공정으로의 적용

제안된 퍼지 모델의 평가를 위해 다른 지능모델에 널

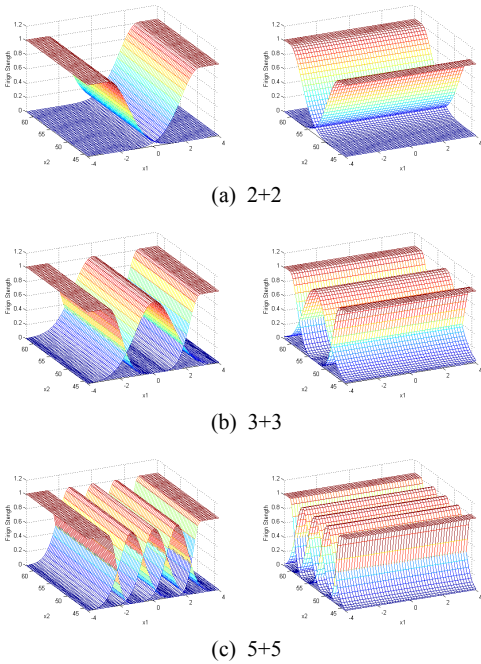
리 사용된 비선형 공정에 대한 성능 평가의 척도로 사용되고 있는 가스로 공정[8,9]을 사용한다. 모델의 평가 기준인 성능지수는 수치 데이터인 가스로 공정에 대해서 MSE(Mean Squared Error)를 이용한다.

Box와 Jenkins가 사용한 가스로 시계열 데이터를 이용하여, 입출력 데이터인 가스 흐름률과 연소된 이산화탄소 농도의 가스로 공정을 퍼지 모델링한다. 입력이 가스 흐름률이고 출력이 이산화탄소 농도인 1입력 1출력의 가스로 시계열 입출력 데이터 296쌍을 모의 실험을 위해 입력으로 $[u(t-3), u(t-2), u(t-1), y(t-3), y(t-2), y(t-1)]$ 을, 출력으로 $y(t)$ 를 구성하여 사용한다. 먼저, 대표적으로 사용되는 $u(t-3)$ 과 $y(t-1)$ 을 입력으로 사용하여 2입력 1출력 시스템을 구성하여 2차원 시스템을 퍼지 모델링한다.

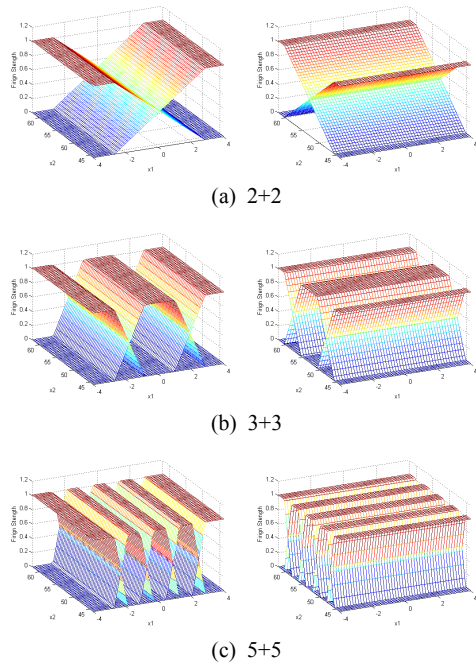
그림 2부터 그림 4까지는 2차원 입력 공간에 대한 개별적인 공간 분할 및 세 가지 소속 함수를 이용한 입력 데이터의 최소-최대 방법에 의해서 정의된 소속 함수를 보여준다.



[그림 2] 입력 공간 분할 및 삼각형 소속 함수
 [Fig. 2] Division of input space and triangular membership functions



[그림 3] 입력 공간 분할 및 범종형 소속 함수
 [Fig. 3] Division of input space and gaussian membership functions



[그림 4] 입력 공간 분할 및 사다리꼴형 소속 함수
 [Fig. 4] Division of input space and trapezoidal membership functions

표 1은 일반적으로 이용하는 입력 공간을 상호 연계하여 공간을 분할하는 방법과 소속 함수의 형태와 수 및 추론 방법에 의한 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 보여준다. 여기서, 2x2 및 3x3은 각각 각 입력 변수에 대해 2개 및 3개의 소속 함수를 이용하고 상호 연계하여 분할된 입력 공간의 수 즉, 규칙 수가 4개 및 9개를 의미한다.

표 2는 입력 공간을 상호 연계하여 공간을 분할하지 않고 개별적으로 입력 공간을 분할하는 방법을 이용하고, 소속 함수의 형태와 수 및 추론 방법에 의한 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 보여준다. 여기서, 2+2, 3+3 및 5+5는 각각 각 입력 변수에 대해 2개, 3개 및 5개의 소속 함수를 이용하고 개별적으로 분할된 입력 공간의 수 즉, 규칙 수가 4개, 6개 및 10개를 의미한다.

표 1과 표 2로부터 일반적으로 간략 추론 보다는 선형 추론이 더 좋은 성능을 보여주며 소속 함수의 수가 증가할수록, 즉 규칙 수가 많을수록 더 좋은 성능을 보여준다. 상호 입력 공간에 의한 퍼지 모델은 3개의 사다리꼴형 소속 함수를 이용하여 9개의 퍼지 규칙을 가지고 선형 추론을 이용한 경우가 가장 좋은 성능을 보여준다. 개별 입력 공간을 이용한 경우에는 3개의 사다리꼴형 소속 함수를 이용하여 6개의 퍼지 규칙을 가지고 선형 추론을 이용한 경우가 가장 좋은 성능을 보여준다. 상호 및 개별 입력 공간을 이용한 경우 둘 다 학습데이터에 의한 근사화 능력과 테스트 데이터에 의한 일반화 능력이 대체로 균형을 잘 잡는 것을 알 수 있다.

[표 1] 상호 입력 공간 기반 성능 지수

[Table 1] Performance index based on mutual input space

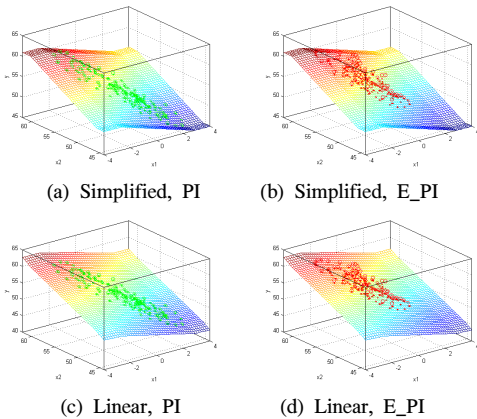
Type of MFs	No. of MFs	Type	PI	E_PI
삼각형	2x2	Simplified	0.022	0.336
		Linear	0.022	0.332
	3x3	Simplified	0.021	0.346
		Linear	0.017	0.298
범종형	2x2	Simplified	1.184	1.555
		Linear	0.019	0.309
	3x3	Simplified	1.092	1.733
		Linear	0.017	0.293
사다리꼴형	2x2	Simplified	0.022	0.336
		Linear	0.022	0.332
	3x3	Simplified	1.108	1.843
		Linear	0.018	0.283

[표 2] 개별 입력 공간 기반 성능 지수

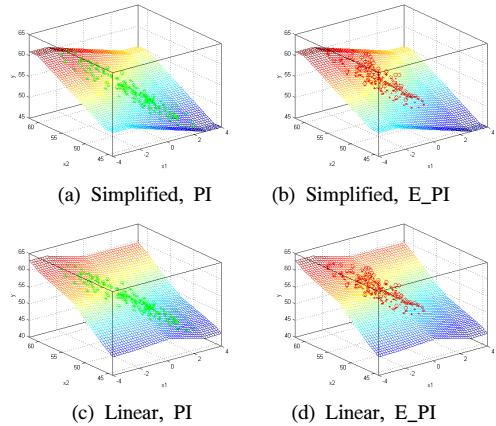
[Table 2] Performance index based on individual input space

Type of MFs	No. of MFs	Type	PI	E_PI
삼각형	2+2	Simplified	0.022	0.336
		Linear	0.022	0.339
	3+3	Simplified	0.022	0.338
		Linear	0.020	0.329
	5+5	Simplified	0.021	0.334
		Linear	0.017	0.305
범종형	2+2	Simplified	1.355	1.628
		Linear	0.020	0.324
	3+3	Simplified	1.661	2.620
		Linear	0.019	0.300
	5+5	Simplified	0.105	0.557
		Linear	0.018	0.329
사다리꼴형	2+2	Simplified	0.022	0.336
		Linear	0.022	0.339
	3+3	Simplified	1.554	2.493
		Linear	0.019	0.298
	5+5	Simplified	0.247	0.673
		Linear	0.018	0.341

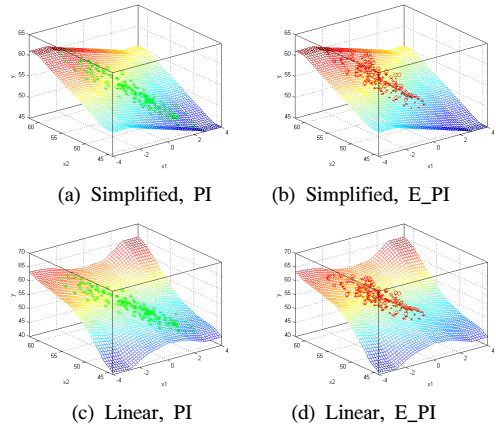
그림 5부터와 그림 13까지는 표 2의 방법을 이용하여 개별적인 입력 공간 분할 및 소속 함수의 형태와 수 및 추론 방법에 따른 입출력 특성 평면을 보여준다. 그림 5부터 그림 7까지는 삼각형 소속 함수를, 그림 8부터 그림 10까지는 범종형 소속 함수를, 그림 11부터 그림 13까지는 사다리꼴형 소속 함수를 이용하였다. 각각의 그림은 소속 함수의 수가 2개, 3개 및 5개일 때의 간략 추론 및 선형 추론에 의한 입출력 공간을 보여준다. 최소-최대 방법에 의한 공간 분할은 입출력 공간에서 입력 데이터의 최소 값 또는 최대 값 및 균등 분할된 부분에서 공간이 분할되며 각 분할된 퍼지 공간은 간략 추론에 의한 상수 및 선형 추론에 의한 선형의 평면 특성 보여준다.



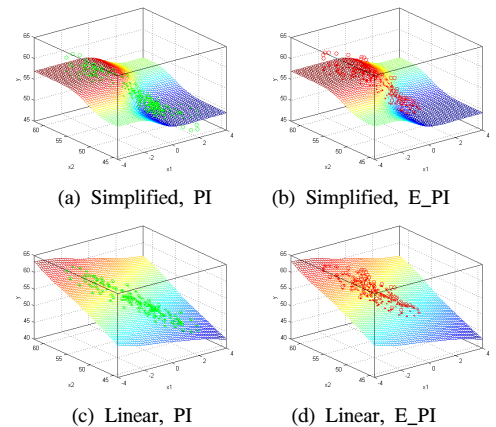
[그림 5] 입출력 공간 평면 (삼각형, 2+2)
[Fig. 5] Input-output space (triangle, 2+2)



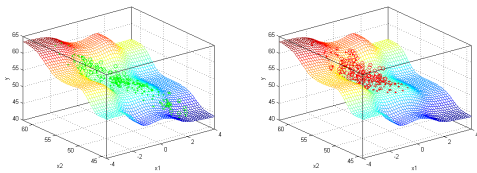
[그림 6] 입출력 공간 평면 (삼각형, 3+3)
[Fig. 6] Input-output space (triangle, 3+3)



[그림 7] 입출력 공간 평면 (삼각형, 5+5)
[Fig. 7] Input-output space (triangle, 5+5)

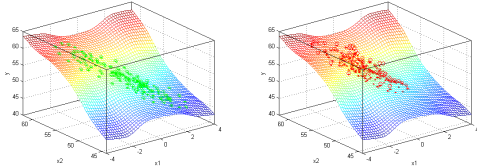


[그림 8] 입출력 공간 평면 (범종형, 2+2)
[Fig. 8] Input-output space (gaussian, 2+2)



(a) Simplified, PI

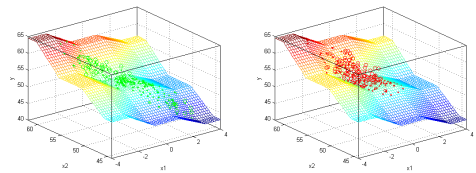
(b) Simplified, E_PI



(c) Linear, PI

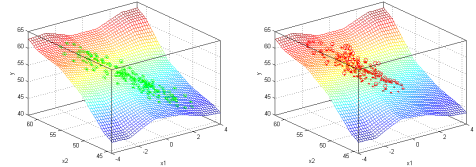
(d) Linear, E_PI

[그림 9] 입출력 공간 평면 (범중형, 3+3)
[Fig. 9] Input-output space (gaussian, 3+3)



(a) Simplified, PI

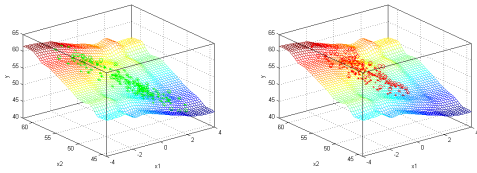
(b) Simplified, E_PI



(c) Linear, PI

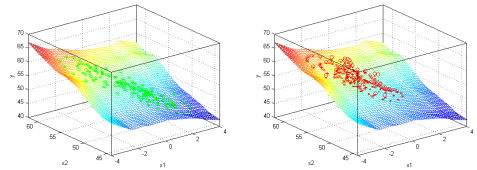
(d) Linear, E_PI

[그림 12] 입출력 공간 평면 (사다리꼴형, 3+3)
[Fig. 12] Input-output space (trapezoidal, 3+3)



(a) Simplified, PI

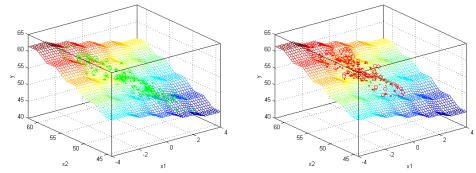
(b) Simplified, E_PI



(c) Linear, PI

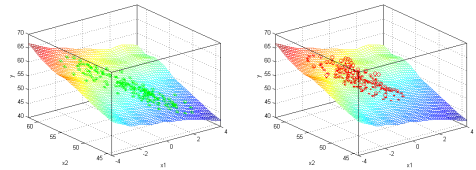
(d) Linear, E_PI

[그림 10] 입출력 공간 평면 (범중형, 5+5)
[Fig. 10] Input-output space (gaussian, 5+5)



(a) Simplified, PI

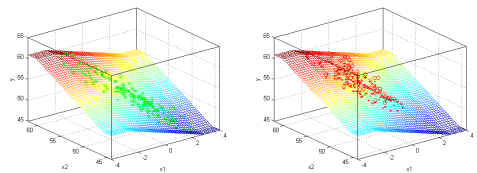
(b) Simplified, E_PI



(c) Linear, PI

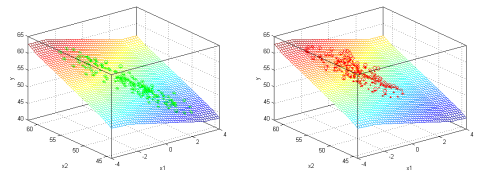
(d) Linear, E_PI

[그림 13] 입출력 공간 평면 (사다리꼴형, 5+5)
[Fig. 13] Input-output space (trapezoidal, 5+5)



(a) Simplified, PI

(b) Simplified, E_PI



(c) Linear, PI

(d) Linear, E_PI

[그림 11] 입출력 공간 평면 (사다리꼴형, 2+2)
[Fig. 11] Input-output space (trapezoidal, 2+2)

다음으로, 고차원의 비선형 시스템을 모델링하기 위하여 전체 입력을 사용하여 6입력 1출력 시스템을 구성하여 6차원 시스템을 퍼지 모델링한다.

표 3은 상호 입력 공간 분할 방법과 소속 함수의 형태와 수 및 추론 방법에 의한 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 보여준다. 여기서, $2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2$ 및 $3 \times 3 \times 3 \times 3 \times 3 \times 3$ 은 각각 각 입력 변수에 대해 2개 및 3개의 소속 함수를 이용하고 상호 연계하여 분할된 입력 공간의 수 즉, 규칙 수가 64개 및 729개를 의미한다.

[표 3] 상호 입력 공간 기반 성능 지수

[Table 3] Performance index based on mutual input space

Type of MFs	No. of MFs	Type	PI	E_PI
삼각형	2x2x2 x2x2x2	Simplified	7.19E-03	0.365
		Linear	6.28E-12	716.975
	3x3x3 x3x3x3	Simplified	3.43E-20	505.021
		Linear	1.84E-20	156.181
범종형	2x2x2 x2x2x2	Simplified	0.240	33.920
		Linear	4.17E-07	27908.987
	3x3x3 x3x3x3	Simplified	6.24E-03	484814.719
		Linear	1.11E-04	1963.944
사다리꼴형	2x2x2 x2x2x2	Simplified	7.18E-03	0.365
		Linear	6.28E-12	716.975
	3x3x3 x3x3x3	Simplified	0.309	3909.915
		Linear	5.70E-04	370.890

고차원의 비선형 시스템에 대한 상호 입력 공간에 의해 퍼지 모델링한 경우 소속 함수의 형태와 수 및 추론 방법에 상관없이 일반적으로 근사화 능력은 매우 탁월하나 일반화 능력에서 매우 불안정한 결과를 보여준다.

표 4는 개별적으로 입력 공간을 분할하고, 소속 함수의 형태와 수 및 추론 방법에 의한 학습 데이터와 테스트 데이터에 대한 성능 지수를 보여준다. 여기서, 2+2+2+2+2, 3+3+3+3+3 및 5+5+5+5+5는 각각 입력 변수에 대해 2개, 3개 및 5개의 소속 함수를 이용하고 개별적으로 분할된 입력 공간의 수 즉, 규칙 수가 12개, 18개 및 30개를 의미한다.

[표 4] 개별 입력 공간 기반 성능 지수

[Table 4] Performance index based on individual input space

Type of MFs	No. of MFs	Type	PI	E_PI
삼각형	2+2+2 +2+2+2	Simplified	0.015	0.181
		Linear	0.014	0.339
	3+3+3 +3+3+3	Simplified	0.015	0.181
		Linear	0.007	0.232
	5+5+5 +5+5+5	Simplified	0.013	0.195
Linear	9.03E-05	258.193		
범종형	2+2+2 +2+2+2	Simplified	0.905	1.632
		Linear	4.63E-03	0.577
	3+3+3 +3+3+3	Simplified	1.434	2.919
		Linear	1.60E-03	1.449
	5+5+5 +5+5+5	Simplified	0.135	0.818
Linear		3.41E-14	67.665	
사다리꼴형	2+2+2 +2+2+2	Simplified	0.015	0.181
		Linear	0.014	0.339
	3+3+3 +3+3+3	Simplified	1.185	2.519
		Linear	4.71E-03	0.936
	5+5+5 +5+5+5	Simplified	0.214	0.848
Linear		9.36E-04	51.967	

입력 공간을 개별적으로 분할하여 규칙을 형성한 경우에는 표 4와 같이 일반적으로 근사화 능력과 일반화 능력이 보다 좋은 성능을 보여준다. 또한, 고차원일수록 선형 추론보다는 간략 추론이 선호되는 것을 알 수 있으며, 규칙 수가 증가할지라도 반드시 성능이 개선되는 것은 아니며, 선형 추론의 경우 일반화 능력이 다소 불안정한 결과를 가져오는 것을 알 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 개별적인 공간 분할에 의한 퍼지 규칙을 형성함으로써 비선형 공정에 대해 퍼지 모델을 구축하여 특성을 분석하였다. 퍼지 모델은 상호 연계 및 개별적인 방법으로 입력 공간을 분할하였고, 삼각형, 범종형, 사다리꼴형의 세 가지 소속 함수를 이용하였으며, 2개, 3개 및 5개의 소속 함수를 이용하여 분할된 부분 공간을 형성하였다. 또한 간략 추론 및 선형 추론을 이용하여 후반부 구조를 표현하였다.

저차원을 갖는 비선형 시스템은 상호 입력 공간을 분할할 때 근사화와 일반화 측면에서 보다 효율적으로 모델을 설계할 수 있었다. 하지만 고차원 비선형 시스템은 근사화 능력에서 매우 정확하나 일반화 능력에서 매우 불안정한 결과를 가져왔으며, 소속 함수의 수와 차원이 증가하면 퍼지 규칙 수는 지수적으로 증가하는 문제를 갖고 있었다.

개별 공간 분할에 의한 퍼지 모델은 저차원의 비선형 시스템에 대해 상호 공간 분할에 의한 퍼지 모델과 비슷하거나 다소 낮은 결과를 보여주지만 고차원의 비선형 시스템에 대해서는 각 입력 공간의 퍼지 분할에 의한 퍼지 규칙을 개별적으로 형성함으로써 적은 수의 규칙 수를 가지고 효율적으로 모델을 설계할 수 있었다. 또한, 근사화 능력과 일반화 능력에서 다소 안정된 결과를 갖는 것을 알 수 있었으며 선형 추론보다는 간략 추론이 선호되었다.

References

- [1] R.M. Tong, "Synthesis of fuzzy models for industrial processes", Int. J. Gen. Syst., Vol. 4, pp.143-162, 1978.
- [2] W. Pedrycz, "An identification algorithm in fuzzy relational system", Fuzzy Sets Syst., Vol. 13, pp.153-167, 1984.
- [3] W. Pedrycz, "Numerical and application aspects of

fuzzy relational equations", Fuzzy Sets Syst., Vol. 11, pp.1-18, 1983.

- [4] E. Czogola and W. Pedrycz, "On identification in fuzzy systems and its applications in control problems", Fuzzy Sets Syst., Vol. 6, pp.73-83, 1981.
- [5] R. M. Tong, "The evaluation of fuzzy models derived from experimental data", Fuzzy Sets Syst., Vol. 13, pp.1-12, 1980.
- [6] C. W. Xu, "Fuzzy system identification", IEEE Proceeding Vol. 126, No. 4, pp.146-150, 1989.
- [7] C. W. Xu and Y. Zailu, "Fuzzy model identification self-learning for dynamic system", IEEE Trans. on Syst. Man, Cybern., Vol. SMC-17, No. 4, pp.683-689, 1987.
- [8] Box and Jenkins, "Time Series Analysis, Forecasting and Control", Holden Day, SanFrancisco, CA.
- [9] Keon-Jun Park, Dong-Yoon Lee, "Characteristics of Fuzzy Inference Systems by Means of Partition of input Spaces in Nonlinear Process", KOCON, Vol. 11, No. 3, pp. 48-55, 2011. 3.

이 동 윤(Dong-Yoon Lee)

[정회원]



- 1990년 2월 : 연세대학교 전기공학
학과 (공학석사)
- 2001년 2월 : 연세대학교 전기전
자공학과 (공학박사)
- 2002년 3월 ~ 현재 : 중부대학
교 전기전자공학과 교수

<관심분야>
시큐리티시스템, 인공지능

박 건 준(Keon-Jun Park)

[정회원]



- 2005년 2월 : 원광대학교 제어계
측공학과 (공학석사)
- 2010년 8월 : 수원대학교 전기공
학과 (공학박사)
- 2010년 9월 ~ 현재 : 원광대학
교 정보통신공학과 Post-Doc

<관심분야>
컴퓨터 및 인공지능, 퍼지추론시스템, 신경망, 유전자 알고리즘 및 최적화이론, 자동화시스템 및 제어