

## 다구찌 방법을 이용한 뉴로퍼지 시스템 파라미터의 최적화

김수영 †\*, 신성철\*, 고창두\*\*

부산대학교 선박해양공학과\*, 한국해양연구원 해양안전시스템연구소\*\*

### A Study on Optimization of Neuro-Fuzzy System Parameter using Taguchi Method

S. Y. Kim\*, S. C. Shin\* and C. D. Koh\*\*

Dept. of Naval Architecture and Ocean Engineering, Pusan University\*  
Korea Research Institute of Ships & Ocean Engineering, KORDI\*\*

#### Abstract

Neuro-Fuzzy System is to combine merits of fuzzy inference system and neural networks. The neuro-fuzzy system applies a information about given input-output data to fuzzy theories and deals these fuzzy values with neural networks, e.g. first, redefines normalized input-output data as membership functions and then executes thses fuzzy information with backpropagation neural networks.

This paper describes an innovative application of the Taguchi method for the determination of these parameters to meet the training speed and accuracy requirements. Results drawn from this research show that the Taguchi method provides an effective means to enhance the performance of the neuro-fuzzy system in terms of the speed for learning and the accuracy for recall.

※Keywords: Neuro-fuzzy System(뉴로퍼지시스템), Taguchi Method(다구찌 방법), Design Variables(설계변수), System Parameter(시스템 파라미터)

#### 1. 서언

뉴로퍼지 시스템은 퍼지 추론의 자연어 처리능력과 신경망의 학습 기능 및 병렬성을 통합시키고 있다.

많은 국내외 연구자들이 뉴로퍼지 시스템의 성능을 향상시키기 위한 방법들을 연구해왔지만 현재까지 최적화된 시스템 설계를 위한 체계적인 기술이 부족하다(김수영 1996, 김수영 1998, Jang 1995, Halgamuge 1994, Rong 1996, Kasabov 1996, Ishigami 1995).

본 연구에서는 뉴로퍼지 시스템의 설계시 다구찌 방법을 적용하여 설계 파라미터 최적 설정을 시도하고, 이러한 접근법을 선박의 저항 성능 추

접수일: 2002년 6월 27일, 승인일: 2002년 12월 3일

† 주저자, E-mail: sykim@pusan.ac.kr

Tel: 051-510-2346

정을 위한 뉴로퍼지 시스템 구성에 활용함으로써 그 유용성을 확인한다.

## 2. 뉴로 퍼지 시스템 설계

### 2.1 뉴로퍼지 시스템 설계문제

뉴로퍼지시스템의 구성은 다루고자하는 대상에 따라 달라지며, 본 연구에서는 입력을 선형요소로 하고 출력을 저항성분으로 하는 뉴로퍼지시스템의 구성으로 본연구의 접근방향을 한정시켰다. 연구용 뉴로퍼지 시스템의 구조는 Fig. 1과 같다. 입력 변수로는 선박의 주요 요목에 해당하는 7가지 항목을 선정했고, 출력 변수로는 저항성능을 나타내는 3가지 항목을 선정했다. 시스템은 주어진 입출력 데이터에 대한 정보를 퍼지 이론으로 분산 정리하여, 이를 신경 회로망에 적용하는 방법으로, 무차원화된 입출력 데이터로부터 소속 함수로 각 입력 패턴을 재 정의한 후, 신경망으로 처리한다.

시스템 설계라는 견지에서 뉴로퍼지시스템은 Fig. 2와 같이 'black box'로 간주될 수 있으며 시스템 성능에 영향을 주는 설계 파라미터들은 잡음

인자와 설계 인자의 두 종류로 나누어진다. 입력 변수의 퍼지 분할수, 연결 가중치의 초기값, 입력 데이터 값 등과 같은 잡음 인자는 시스템 외부에 존재하고, 이것은 조정이 불가능하다.

본 연구에서 중요한 설계 관심사는 제한된 뉴로퍼지 시스템의 성능에 있다. 여기서 시스템의 성능은 크게 정밀도와 수렴 속도라는 두 가지 측면에서 고려된다.

### 2.2 다구찌 방법의 단계

다구찌 방법은 잡음 요소에 대해 둔감한 뉴로퍼지 시스템을 만드는 설계 인자의 최적 설정을 찾기 위한 접근법이다. 다구찌 방법을 사용하는 뉴로퍼지 시스템의 설계는 다음 단계를 따른다(Ross 1998).

- (1) 설계 인자와 잡음 인자를 규명하고, 목적 함수를 결정한다.
- (2) 실험을 계획하고 데이터 분석 과정을 결정한다.
- (3) 실험을 수행하고 성능을 계산한다.
- (4) 목적함수를 최적화하는 가장 적당한 설계 파라미터를 결정한다.

## 3. 설계 인자와 목적함수

Table 1 Design factors and their alternative levels

FACTOR	LEVEL	
	1	2
A. Number of hidden layer	1	2
B. No. of nodes in one hidden layer	$2N+1$	$\frac{2}{3}(N+OP)$
C. No. of nodes in two hidden layers	$2N+1+(2N+1) \frac{1}{3}$	$\frac{2}{3}(N+OP) + \frac{2}{3}(N+OP) \frac{1}{3}$
D. Training sample size	20	40
E. Types of learning coefficient	Variable	Fixed

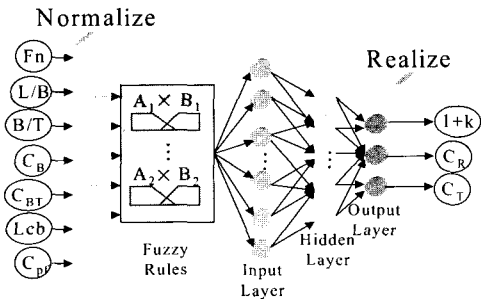


Fig. 1 Structure of a neuro-fuzzy system

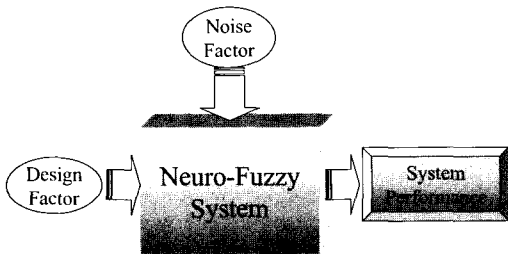


Fig. 2 A 'black box' view of the neural network

설계 인자와 그들의 대안이 되는 수준은 Table 1과 같다.

설계 인자가 정해졌으면 다음엔 신호잡음비(S/N비, signal/noise)와 관련하여 성능을 비교할 목적 함수를 결정한다. 실제값과 목적값 사이의 오차가 작으면 작을수록 정밀도는 더 좋아질 것이다. 따라서 망소특성(smaller the better, Ross 1998)에 의해 정밀도를 정의하면 최대화해야 할 목적함수는 식 (1)로 표현된다.

$$\eta = -10 \times \log_{10} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2 \quad (1)$$

여기서  $\eta$ 는 정밀도를 위한 S/N 비;  $n$ 은 측정 횟수;  $y_i$ 는 (2)식으로 정의된다.

$$y_i = \sum_p y_{pj} = \sum_p \sum_j (t_{pj} - o_{pj}) \quad (2)$$

여기서  $p$ 는 테스트 데이터 집합에 대한 지수;  $j$ 는 출력 신경세포 집합에 대한 지수;  $y_{pj}$ 는 테스트 데이터의 오차;  $t$ 와  $o$ 는 각각 목적값과 실제값을 나타낸다.

수렴 속도에 대한 이상적인 값은 0이다. 즉, 수렴하기 위해 필요한 반복수가 적으면 적을수록 시스템의 성능은 더욱 좋은 망소 특성을 보인다. 상응하는 목적 함수는 (3)식으로 표현된다.

$$\eta' = -10 \times \log_{10} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i^2 \quad (3)$$

여기서  $\eta'$ 는 수렴 속도를 위한 S/N 비;  $z_i$ 는 허용오차 0.182로 수렴하기 위한 반복 회수를 나타낸다.

#### 4. 직교배열표에 의한 실험 계획

주어진 설계 문제는 Table 1에서 보인 것과 같은 고려된 네 개의 주요 인자 - 은닉층의 수, 은닉층의 노드 수, 학습표본 크기, 학습률 타입 -를 가진다. 각각의 인자들에는 두 개의 수준이 있다. 인자 A와 인자 B, C사이, 그리고 인자 A와 인자 D 사이의 상호 작용을 고려하여 본 연구에서는

Table 2 L8 orthogonal array and factor assignment

Expt. No.	Column Number					
	1	2	3	4	5	6
1.	A1	B1	nil	D1	nil	E1
2.	A1	B1	nil	D2	nil	E2
3.	A1	B2	nil	D1	nil	E2
4.	A1	B2	nil	D2	nil	E1
5.	A2	C1	nil	D1	nil	E1
6.	A2	C1	nil	D2	nil	E2
7.	A2	C2	nil	D1	nil	E2
8.	A2	C2	nil	D2	nil	E1

L8 직교 배열표가 적당하다. L8 직교 배열표는 Table 2에 나타내었다.

초기 연결 가중치는 난수로 할당하게 되는데 서로 다른 10개의 초기치 집합으로 L8 직교 배열표의 각 행에 대응하는 실험조합에 대해 실험을 수행한다. 그러므로 총 80개(8개 행에 10개의 초기치 조건)의 실험이 조절된 잡음 변화량으로 뉴로퍼지 시스템 성능을 평가하기 위해서 실행된다.

#### 5. 실험 수행 및 데이터 분석

80회의 실험(뉴로퍼지 시스템 학습)에 대해 많은 결과가 수집된다. L8 직교 배열표의 각 행에 대해 식 (1)과 (3)를 사용하여 두 개의 S/N 비  $\eta$ 와  $\eta'$ 를 계산한다. Table 3에 그 결과를 나타내었다.

분산 분석은 반응으로서 S/N 비를 사용하여 각 성능치에 대해 수행되었다(Ross 1998). 분산 분석의 목적은 목적 함수  $\eta$ 와  $\eta'$ 에 대해 각 인자의 영향력의 상대적 크기를 결정하기 위함이다. 이 단계에서 각 S/N 비에 대해 중요한 영향을 갖는 인자가 확인된다. 이러한 인자들은 S/N 비를 최대화하는 수준으로 설정된다. 뉴로퍼지 시스템의 정확성과 수렴 속도에 영향을 주는 인자들의 분산 분석은 Table 4에 나타내었고, 이것을 그림으로 나타낸 것이 Fig. 3과 Fig. 4이다.

Table 3 Summary of results for network performance measures

Expt. No.	$\eta$ (dB)	$\eta'$ (dB)
1	-13.151958	-48.499168
2	-11.354943	-87.439308
3	-13.402681	-45.275307
4	-11.363033	-85.638008
5	-13.336725	-47.781715
6	-11.362835	-90.95771
7	-13.488113	-48.988754
8	-11.413573	-96.328987

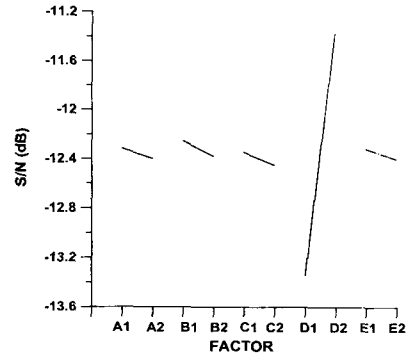


Fig. 4 Plots of factor effects for accuracy data

Table 4 Effects of each factor

Factor	Measure	Accuracy		Convergence Speed	
		Level 1	Level 2	Level 1	Level 2
A	S/N Ratio	-12.318	-12.400	-66.713	-71.014
	Raw data	4.155	4.197	10737.3	23107.1
B	S/N Ratio	-12.253	-12.383	-67.969	-65.457
	Raw data	4.121	4.189	11856.3	9618.3
C	S/N Ratio	-12.350	-12.451	-69.370	-72.659
	Raw data	4.171	4.222	17262.8	28951.4
D	S/N Ratio	-13.345	-11.374	-47.636	-90.091
	Raw data	4.647	3.704	241.0	33603.4
E	S/N Ratio	-12.313	-12.402	-69.562	-68.165
	Raw data	4.152	4.199	19298.3	14546.1

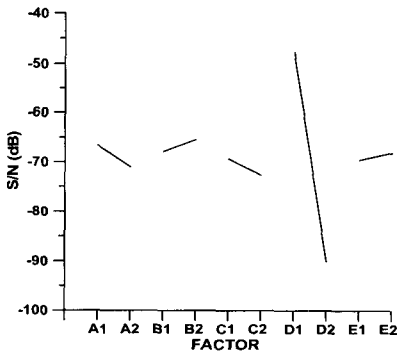


Fig. 3 Plots of factor effects for convergence speed data

뉴로퍼지 시스템 설계 문제를 위한 최적 파라미터 설정에 대한 사항들은 Table 4와 Fig. 3, 4로부터 도출될 수 있다.

여기서 Raw data의 정밀도 부분은 오차를 나타내며, 수렴속도 부분은 반복횟수를 나타낸다.

S/N비의 분산분석을 통해서, 선박의 저항성능을 추정하기 위한 최적 뉴로퍼지 시스템은 다음의 특성을 갖고 있어야 한다.

- (1) 정밀도와 수렴 속도를 개선하기 위해 은닉층은 1개를 갖는다(인자 A1).
- (2) 수렴 속도를 개선시키기 위해 은닉층 신경세포 수는  $\frac{2}{3}(N+OP)$ 개를 갖는다(인자 B2).
- (3) 수렴 속도를 향상시키기 위해 20개의 학습 표본을 사용한다(인자 D1).
- (4) 수렴 속도를 위해 고정된 학습률을 사용한다(인자 E2).

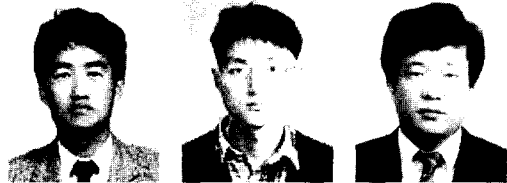
### 6. 결론

본 연구에서는 뉴로퍼지 시스템 최적 설계를 위한 다구찌 방법이 제시되었다. 이 방법의 사용으로 많은 이익을 얻을 수 있다. 첫째, 다구찌 방법은 중요한 설계 기준으로서 'robustness'를 명시적으로 고려한 설계 방법으로 알려져 있다. 이것은 뉴로퍼지 시스템 설계의 질을 향상시킬 것이다. 둘째, 다구찌 방법의 효율적 사용에서 뉴로퍼

지 시스템의 몇몇 중요한 설계 인자들이 동시에 고려될 수 있을 것이다. 이것은 설계자가 동시에 고려하는 인자들의 영향을 평가할 수 있게 할 것이며, 따라서 설계 과정상 필요한 변수 조절이 가능하게 될 것이다. 셋째, 다구찌 방법은 체계적으로 설계하기 위해 직교 배열표를 사용한다. 그러므로 뉴로퍼지 시스템의 설계와 개발에 필요한 시간이 줄어들 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- 김수영, 고창두, 신성철, 이주용, 1999, "선박초기 설계시 불확정성을 고려한 로버스트 설계기법의 활용", 대한조선학회 추계학술대회, pp. 53-56
- 김수영, 김현철, 이충철, 1998, "뉴로퍼지 모델링을 이용한 초기 주요요목 결정 및 선형 생성", 해양공학회, Vol. 12, No. 3.
- 김수영, 김현철, 1998, "선박의 개념 설계 지원용 뉴로퍼지 시스템 개발", 대한조선학회, Vol. 35, No. 3.
- 김수영, 김현철, 박조일, 1996, "인공 신경망에 의한 주요 치수 및 방형 계수 결정", 대한조선학회 추계학술대회, pp. 90-95
- P. J. Ross, 1998, "Taguchi Techniques for Quality Engineering", McGraw Hill.
- J. S. Roger Jang, C. T. Sun, 1995, "Neuro-Fuzzy Modeling and control", Proc. IEEE.
- S. K. Halgamuge, M.Glesner, 1994, "Neural Networks in Designing Fuzzy Systems for Real World Applications", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 65.
- Lili Rong, Zhongtuo Wang, 1996, "An Algorithm of Extraction Fuzzy Rules Directly from Numerical Examples by Using FNN", IEEE International Conference of Systems, Man and Cybernatics, pp. 1067-1072.
- Nikola K Kasabov, 1996, "Learning Strategies for Adaptive Fuzzy Neural Networks", Proc. IIZUKA'96, pp. 578-581.
- Hideyuki Ishigami, Toshio Fukuda, Takanori Shibata, Fumihito Arai, 1995, "Structure Optimization of Fuzzy Neural Network by Genetic Algorithm", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 71.



< 김 수 영 >   < 신 성 철 >   < 고 창 두 >