

論 文

大韓造船學會論文集
第 35 卷 第 3 號 1998年 8月
Journal of the Society of
Naval Architects of Korea
Vol. 35, No. 3, August 1998

선박의 개념 설계 지원용 뉴로 퍼지 시스템 개발

김수영*, 김현철**

A Development of Neurofuzzy System for a Conceptual Design of Ship

by

Sooyoung Kim* and Hyuncheol Kim**

요 약

본 연구는 선박의 개념 설계 단계에서 설계 변수 - 주요 치수 및 선형 요소 등 - 들을 효율적으로 도출할 수 있는 선박 설계용 뉴로 퍼지 시스템 개발을 내용으로 한다. 선박 설계용 뉴로 퍼지 시스템(NeFHull)은 주어진 입출력 데이터에 대한 정보를 퍼지 이론으로 처리하여, 이를 신경 회로망에 적용하는 것으로, 무차원화한 입출력 데이터로부터 소속 함수로 입력 패턴을 재 정의한 후, 신경 회로망으로 그 정보를 처리한다. 신경 회로망 학습에는 혼합 학습 방법을 사용하였으며, 수학적·공학적 예를 통해 본 방법의 유용성을 검토하였다.

Abstract

The purpose of this paper is to develop a neurofuzzy system for a ship design which can determine efficiently design values e.g. principal dimensions and hull factors in a conceptual design. The neurofuzzy system for a ship design(NeFHull) applies a information about given input-output data to fuzzy theories and deals these fuzzificated values with neural networks, e.g. first, redefines normalized input-output data as membership functions and then executes these fuzzificated information with backpropagation neural networks. We use a hybrid learning algorithm in the training of neural networks and examine the usefulness of suggested method through mathematical and mechanical examples.

접수일자: 1998년 3월 19일. 재접수일자: 1998년 6월 29일

* 정회원, 부산대학교 조선해양공학과/부산대학교 기계기술연구소

** 학생회원, 부산대학교 조선해양공학과

1. 서론

선박의 초기 개념 설계에서는 이용 가능한 정보가 한정되어 있고 비선형 특성을 가지는 설계 요소가 많으며, 경험적 지식이나 수치로써 표현하기 힘든 각종 정보를 동시에 고려해야 하므로 기존의 유사 실적선을 바탕으로 설계를 수행하는 경우가 많으며, 설계자의 경험에 의한 의존도가 높다. 따라서 전문가의 지식에 바탕을 둔 시스템 - 전문가 시스템, 지식 기반 시스템 - 이나, 실적선 데이터로부터 자동 내부 지식을 구성하는 시스템 - 퍼지 시스템, 신경 회로망 - 과 같이 지능형 시스템 구성을 필요로 한다.

전자의 경우에는 특정 분야에 대한 전문가의 지식 획득과 표현에 어려움이 있고, 후자의 경우에는 실적선 데이터로부터 직접 내부 지식을 표현하고자 하므로 정도(precision)있고 신뢰성이 있는 데이터를 필요로 한다. 후자에 속한 신경 회로망은 지식이 학습으로 획득되지만 학습과정이 상대적으로 느리고 학습된 신경 회로망을 해석하기가 어려우며, 퍼지 시스템은 퍼지 규칙과 추론에 바탕을 두고 있으므로, 그 성능은 규칙을 조정함으로써 개선될 수 있으나, 전문 지식을 자연 언어 수준의 규칙으로 직접 사용하여 코드화(code)하는데 많은 시간이 걸린다. 그러므로 퍼지 시스템과 신경 회로망의 특성을 적절히 결합함으로써 상호보완적 성능을 가지는 지능형 시스템을 구현하여 개념 설계에 적용할 수 있을 것이다.

퍼지 시스템과 신경 회로망을 결합시킨 뉴로 퍼지 시스템들을 정리하면 다음과 같다:

● 모듈러 회로망[1][2]

Takagi & Hayashi 모듈러 회로망의 개발 목적은, 퍼지 if-then 규칙에서 전제부의 가중치와 결론부 출력을 신경 회로망으로 모듈화하여, 시스템에 조정 능력을 부여하는 것이다. 즉, 각 퍼지 추론 시스템의 내부 출력 - 각 규칙의 가중치 및 출력 - 을 모듈러 회로망으로 시스템화하여 퍼지 추론 시스템의 주변 환경에 대한 적응 능력을 향상시켰다.

● ANFIS(Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System)[3]

ANFIS의 개발 목적은 퍼지 추론 시스템의 구조를 신경 회로망으로 구성하여 일괄 학습 방법을 사용함으로써, 소속 함수의 적응 능력과 학습 속도를 향상시키는 것이다. 즉, 일괄 학습 방법은 퍼지 if-then 규칙에서 전제부 소속 함수를 정의하는 매개변수들을 경사 강하법으로 조정하고, 결론부 선형식의 매개변수들을 Kalman filter 알고리즘[4]을 사용하여 결정함으로써, 주어진 조건에 대해 최적의 퍼지 추론 시스템을 구현하였다.

● ASMOD(Adaptive Spline Modeling of Observation Data)[5][6]

ASMOD의 개발 목적은 입력 변수의 증가에 대한 차원의 지수적 증가를 감소시키면서 원하는 출력값을 생성하는 최적의 시스템을 구현하는데 있다. 즉, 각 퍼지 규칙의 소속 함수를 B-spline 기저 함수로 정의하고, 전체 시스템 모델을 부모모델의 합으로 표현함으로써 시스템의 복잡성을 최소화하였다.

본 연구에서는 상기 뉴로 퍼지 시스템들의 구조 및 특성을 고찰하여, 개념 설계시 주어진 설계 조건으로부터 원하는 설계 변수들 - 주요치수 및 선형 요소 등 - 을 효율적이고 정도있게 추론할 수 있는 선박 설계용 뉴로 퍼지 모델링 기법을 개발하였다. 선박 설계용 뉴로 퍼지 시스템은 설계 변수 상호간의 관계를 퍼지 시스템과 신경 회로망의 내부 구조로 저장하여 다입력, 다출력할 수 있는 시스템으로, 수학적·공학적 적용 예(주요치수 추론)를 통해 그 유용성을 검토하였다.

2. 선박 설계용 뉴로 퍼지 시스템 (NeFHull)

2.1 NeFHull의 구조

선박 설계용 뉴로 퍼지 시스템(NeFHull:Neuro-Fuzzy modeling & inference system for a ship design)은 선박 설계에서 주어진 입출력 데이터에

대한 정보를 퍼지 규칙[7][8][9]으로 분산·정리하여, 이를 신경 회로망[10]에 적용하여 시스템화한 것으로, NeFHull의 구조는 식(1)과 같이 표현된다.

Premise

$$\begin{cases} p^1 : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^1 \cdots x_m \text{ is } A_m^1 \\ p^2 : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^2 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^2 \cdots x_m \text{ is } A_m^2 \\ \vdots \\ p^n : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^n \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^n \cdots x_m \text{ is } A_m^n \end{cases} \oplus$$

Conclusion : Neural network structure

(1)

여기서 x_i 는 설계 변수이고, A_j^i 는 사다리꼴의 퍼지 소속 함수이다.

p^i 는 i 번째 퍼지 규칙에 해당하지만 신경 회로망의 입력 패턴을 형성한다는 의미에서 i 번째 패턴 정보 규칙("i'th pattern information rule")이며, 이들의 모임이 전제부(premise)가 된다. 그리고 신경 회로망 구조가 결론부(conclusion)로 된다. "⊕" 기호는 전 단계에서의 출력이 직접 다음 단계의 입력 패턴으로 연결됨을 나타낸다.

식(1)은 결론부가 신경 회로망으로 구성되어 있으므로 다수의 출력을 가능하게 하며, 퍼지 이론과 결합됨으로 내부 지식을 구조화할 수 있는 특성을 가진다.

Fig.1은 2입력 1출력의 간단한 NeFHull의 구조를 나타낸다.

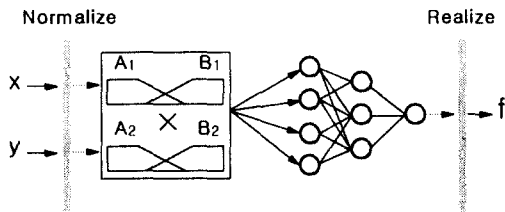


Fig.1 NeFHull structure of 2-inputs, 1-output

2.2 NeFHull의 퍼지 공간의 분할

설계 변수들이 입력될 때 NeFHull은 이들 정보

들을 퍼지 공간 내에 사상(mapping)하여 입력 정보를 분산한다. 이때 입력 변수의 개수가 증가하면 설계 공간(design space)의 차원(dimension)에 따른 퍼지 규칙은 지수적으로 증가하게 된다.

NeFHull에서는 전체 모델을 부모모델(submodel)로 분해하여 이러한 문제를 극복하려 하였다. 즉, 최종 결과에 큰 영향을 주며 각 부모모델에서 상관관계가 큰 입력 변수들만 연결하여 퍼지 공간을 분할하고, 이들이 서로 합(sum)해져서 전체 패턴 정보 규칙을 구성하며, 구성식은 식(2)와 같다.

$$p^i(x) = s_1(x_1^*) + \cdots + s_n(x_n^*) \quad (2)$$

여기서 x 는 전체 입력 변수 벡터이며, x_j^* 는 $x_j \in x$ 인 부분 입력 변수 벡터이다. 그리고 p^i 는 i 번째 패턴 정보 규칙이며, s_j 는 i 번째 패턴 정보 규칙을 구성하는 부모모델을 나타낸다.

부모모델은 설계 변수들 사이에 물리적·기하학적 상관관계가 높다고 생각되는 요소들을 설계자의 경험에 따라 판단하여 구성되며, 시행착오를 거쳐 원하는 출력을 추론하는 뉴로 퍼지 시스템을 전체적으로 체계화한다.

Fig.2는 정보 분산 과정을 부모모델 개념으로 나타낸 것이다.

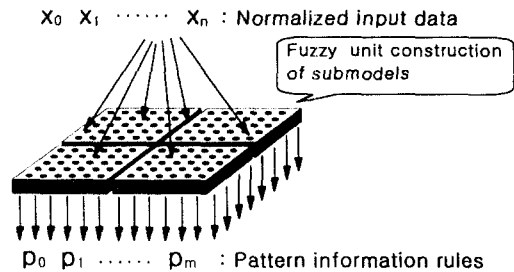


Fig.2 The process of information distribution splitted in a NeFHull

예를 들면 입력 변수 a_i 의 개수가 6 이고, 각 변수는 "작은", "중간", "큰"과 같은 3개의 자연 언어 변수를 가진다고 하면 전체 퍼지 공간 분할은 $3^6 = 729$ 이다. 그러나 입력 변수의 상관성을 고

려해서 전체 모델을 설계자의 경험에 따라 부모모델로 분해된다고 하면 식(3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$p^i(a_1, \dots, a_6) = s_1(a_1, a_3, a_4) + s_2(a_2, a_5) + s_3(a_1, a_2, a_6) \quad (3)$$

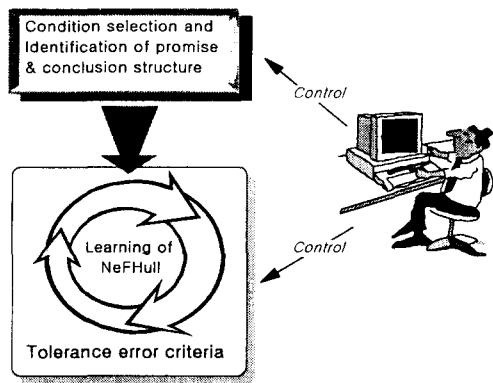
따라서 이 경우 전체 퍼지 공간 분할은 $3^3 + 3^2 + 3^3 = 63$ 이 되어 설계 공간의 현저한 차원 감소를 보인다.

2.3 NeFHull의 학습 알고리즘

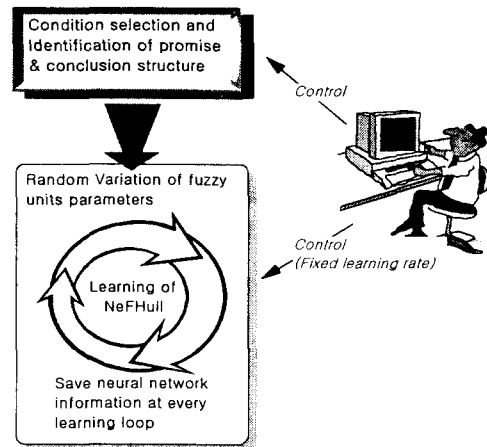
NeFHull의 학습은 전제부 패턴 정보 규칙의 구조 인식과 결론부 신경 회로망의 구조 인식으로 구분되어 수행되며, 학습을 수행하기 전에 다음 사항을 설정해야 한다.

- ① 입력 변수의 설정 및 각 변수에 대한 퍼지 소속 함수의 설정
- ② 입력 변수의 물리적·기하학적 상관 관계로부터 부모모델 구성
- ③ 신경 회로망의 입력 변수 및 출력 변수의 개수 결정
- ④ 은닉층과 뉴런의 개수 결정
- ⑤ 초기 연결 가중치의 설정 방법, 학습률, 모멘텀, 바이어스 등의 설정

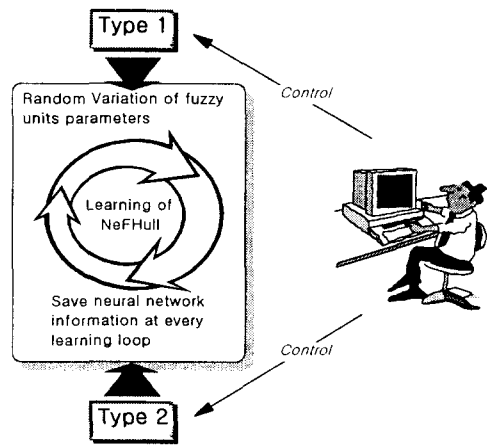
상기 조건이 결정되면 NeFHull은 Fig.3과 같은 3가지 유형의 학습 방법으로 학습을 수행할 수 있다.



(a) Type 1



(b) Type 2



(c) Type 3

Fig.3 The learning type of a NeFHull

(1) 유형 1 (Fig.3 (a))

유형 1은 전제부의 구조와 결론부 신경 회로망의 구조를 설계자의 경험에 의해 설정한 뒤, 성능 기준을 최소화하도록 충분한 학습 회수를 주거나 허용 범위 내에 도달하도록 학습하는 방법이다. 이 유형은 조기 수렴(predominant convergence)하거나 국부 최소해에 빠질 위험이 있으므로 설계자의 초기 조건 설정에 따라 그 결과가 크게 좌우된다.

(2) 유형 2 (Fig.3 (b))

유형 2는 결론부의 신경 회로망의 학습 회수를 고정해 두고, 퍼지 함수들을 구성하는 매개변수들을 무작위로 설정하여 계속 반복 학습을 수행하는 방법으로 다음과 같이 단계 별로 수행된다.

- 【1단계】** 전제부와 결론부 구조를 결정한 뒤 결론부 신경 회로망의 학습 회수를 적절하게 고정시킨다.
- 【2단계】** 전제부를 구성하는 퍼지 소속 함수의 매개변수들을 무작위로 설정한다.
- 【3단계】** 결론부 신경 회로망에 주어진 전제부 구조와 학습 회수에 따라 학습을 수행한다. 이때 학습이 끝날 때마다 연결 가중치에 대한 정보를 저장하고, 새로운 학습이 시작될 때 이들 정보를 참조한다.
- 【4단계】** 종료 조건(허용 오차 범위)을 만족할 때까지 **【2단계】**와 **【3단계】**를 반복하여 수행한다.

이 유형은 퍼지 소속 함수들을 구성하는 매개변수들을 무작위로 변화시켜가면서 이전의 신경 회

로망의 구조 정보를 인식하므로 국부적인 최적해에 빠질 위험은 없지만, 주어진 문제에 대한 정확한 신경 회로망의 구조 인식이 어렵다.

(3) 유형 3 (Fig.3 (c))

이 유형은 유형 1과 유형 2를 결합한 방법으로 초기에는 유형 2의 방법을 사용하여 전역적 탐색을 수행한 후, 다음에 유형 1을 사용하여 최적의 NeFHull 구조를 결정하는 방법이다. 본 연구에서는 유형 3의 방법으로 NeFHull을 학습하였다.

3. NeFHull의 적용 예

본 연구에서는 수치적인 추론 과정의 효율성 및 초기 개념 설계에서의 유용성을 확인하기 위해 수학적 데이터와 선박의 주요 치수 추정에 대해 NeFHull을 적용하였다.

3.1 수학적 데이터에 대한 적용

수학적 데이터를 구성하기 위해 식(4)와 같은 3

Table 1 Input-output data

No.	z ₁	z ₂	z ₃	z ₄	y	No.	z ₁	z ₂	z ₃	z ₄	y
	Training Data						Test Data				
1	1	3	1	1	11.11	21	1	1	5	1	9.545
2	1	5	2	1	6.525	22	1	3	4	1	6.043
3	1	1	3	5	10.19	23	1	5	3	5	5.724
4	1	3	4	5	6.043	24	1	1	2	5	11.25
5	1	5	5	1	5.242	25	1	3	1	1	11.11
6	5	1	4	1	19.02	26	5	5	2	1	14.36
7	5	3	3	5	14.15	27	5	1	3	5	19.61
8	5	5	2	5	14.36	28	5	3	4	5	13.65
9	5	1	1	1	27.42	29	5	5	5	1	12.43
10	5	3	2	1	15.39	30	5	1	4	1	19.02
11	1	5	3	5	5.724	31	1	3	3	5	6.380
12	1	1	4	5	9.766	32	1	5	2	5	6.521
13	1	3	5	1	5.870	33	1	1	1	1	16.00
14	1	5	4	1	5.406	34	1	3	2	1	7.219
15	1	1	3	5	10.19	35	1	5	3	5	5.724
16	5	3	2	5	15.39	36	5	1	4	5	19.02
17	5	5	1	1	19.68	37	5	3	5	1	13.39
18	5	1	2	1	21.06	38	5	5	4	1	12.68
19	5	3	3	5	14.15	39	5	1	3	5	19.61
20	5	5	4	5	12.68	40	5	3	2	5	15.39

입력 1출력 형태를 고려하였다[7].

$$y = (1 + z_1^{0.5} + z_2^{-1} + z_3^{-1.5})^2 \quad (4)$$

식(4)에 Dummy 변수 z_4 를 부가하여, Table 1과 같이 z_1, z_2, z_3, z_4 를 입력 변수로 하고, y 를 출력 변수로 하는 입출력 데이터를 설정하였다. 이때 20개의 데이터는 NeFHull을 모델링하기 위해 사용되고, 나머지 20개의 데이터는 시험용으로 사용되었으며, 입력 변수는 모두 정수이지만 출력값은 실수값을 가진다. NeFHull의 학습은 유형 3으로 수행하였다. 이때 학습 주기는 100번으로 하였으며, 초기 200번은 유형 2로 수행하고 나머지는 유형 1로 학습을 수행하여 총 1000번의 학습을 수행하였다. 그리고 학습률과 모멘텀은 각각 0.8과 0.3으로 설정하였다. 이것은 설계자가 경험적으로(Heuristically) 결정한 것이다.

Fig.4는 NeFHull 모델링 결과 각 입력 변수에 대한 퍼지 소속 함수들이고, Fig.5는 NeFHull의 퍼지 소속 함수들의 결합 방법 및 신경 회로망의 구조를 도식화한 것이다. Fig.6은 학습이 수행되는 동안 오차(추정값과 실제값과의 차이)의 진행 상황을 나타낸다. 그리고 Fig.7은 모델링에 사용된 학습용 데이터와 모델링에 사용되지 않은 시험용 데이터에 대한 실제값과 추론값을 비교한 것으로, 학습용 데이터에 대한 오차율은 2.57%이고, 시험용 데이터에 대해서는 오차율이 3.245%임을 나타낸다.

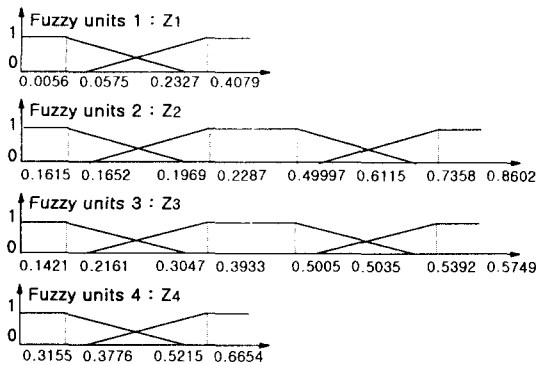


Fig.4 Premise fuzzy units resulted by NeFHull modeling for y

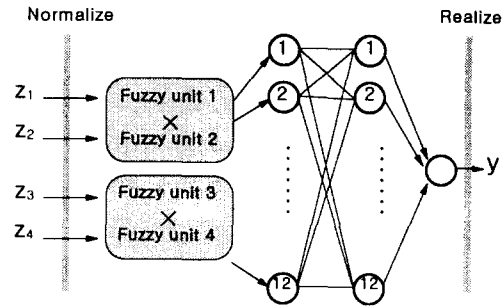


Fig.5 The structure of NeFHull for y

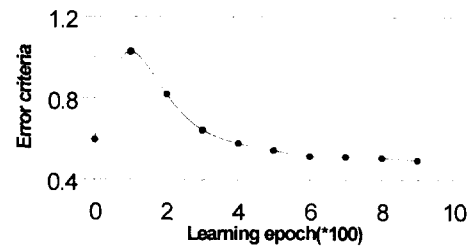


Fig.6 The progress of error criteria during the learning of NeFHull for y

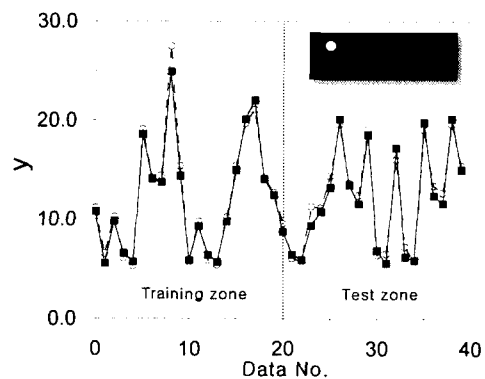


Fig.7 Comparison real values and values inferred by NeFHull modeling for y

3.2 선박의 주요 치수 추정에 대한 적용

선박의 초기 설계 조건에 따른 주요 치수 추정에 NeFHull을 적용하였다. 설계 조건 및 설계 변수는 Table 2와 같으며, 선형은 Bulk carrier와 Tanker의 두가지로 구성되어 있다[9][10].

Table 2 Design conditions and variables

45×10^3	\leq	재화중량(Ton)	\leq	310×10^3
11.0	\leq	선속(Knot)	\leq	16.0
9.5	\leq	홀 수(m)	\leq	21.4

Table 2의 설계 범위 내에 있는 20개의 실적선 데이터 중에서 18척 - Bulk carrier 6척, Tanker 12척 - 이 학습용 모델링에 사용되었고, 2척 - Bulk carrier 1척, Tanker 1척 - 이 모델 시험용으로 사용되었다. 본 연구에서는 주요 치수 - 수선간장(length between perpendiculars:LBP), 선폭(breadth:B) - 에 대한 NeFHull 모델링을 수행하고, 그 결과를 검토하였다. NeFHull의 학습은 유형 3으로 수행하고, 학습 주기는 200번으로 하였다. 초기 200번은 유형 2로 수행하고, 나머지는 유형 1로 학습을 수행하여 총 102,000번의 학습을 수행하였다. 학습률과 모멘텀은 각각 0.8과 0.3으로 설정하였고, 3.1절과는 달리 출력층의 뉴런이 2개 - LBP와 B - 이다.

Fig.8은 NeFHull 모델링 결과 각 입력 변수에 대한 퍼지 소속 함수들을 나타낸다. Fig.9는 NeFHull 내의 퍼지 소속 함수들의 결합 방법 및 신경 회로망의 구조를 도식화한 것이다. Fig.10은 학습이 수행되는 동안 오차의 진행 상황을 나타낸다.

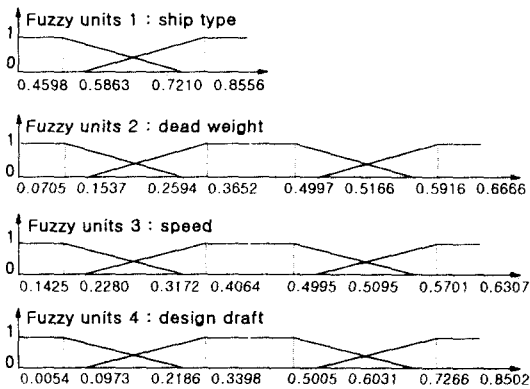


Fig.8 Premise fuzzy units resulted by NeFHull modeling for LBP & B

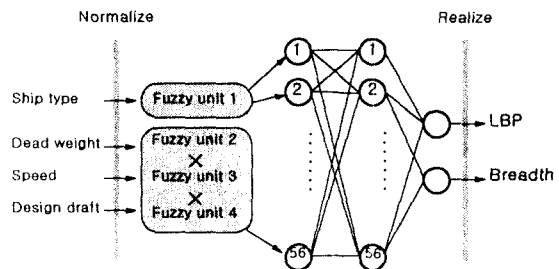


Fig.9 The structure of NeFHull for LBP & B

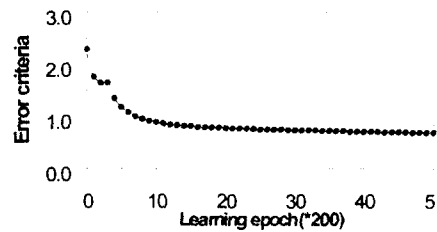
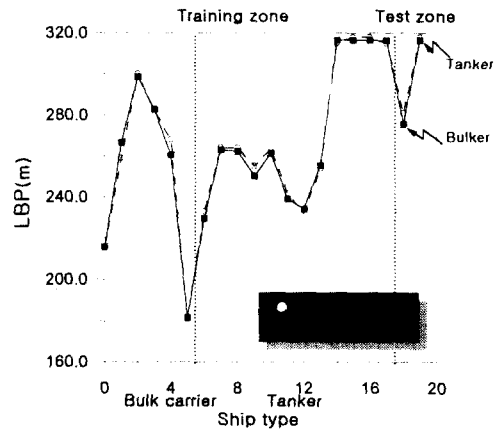


Fig.10 The progress of error criteria during the learning of NeFHull for LBP & B

Fig.11은 모델링에 사용된 학습용 데이터와 모델링에 사용되지 않은 시험용 데이터에 대한 실제 값과 추론값을 비교한 것이다. 학습용 데이터에 대한 오차율이 LBP는 1.429%이고 B는 3.347%이다. 그리고 전체 평균 오차율은 2.388%이다.



(a)

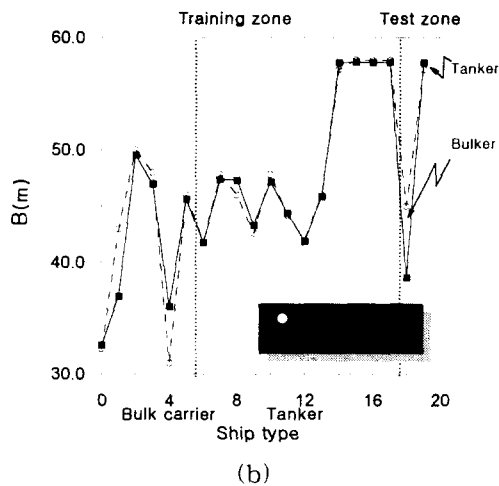


Fig.11 Comparison real values and values inferred by fuzzy neural network modeling for LBP & B

NeFHull 모델링 결과는 2개의 출력을 신경 회로망에 의해 동시에 고려함으로써 상호 연관된 시스템을 구성할 수 있게 한다. NeFHull에 의해 수선간장을 추정할 때 Bulk carrier보다 Tanker의 추정값이 더 정확하게 근사하는데, 이는 모델링에 사용된 입출력 데이터의 수가 Tanker가 2배로 많아서, 전체부 신경 회로망의 학습이 Tanker를 기준으로 이루어졌기 때문이다. 따라서 충분한 입출력 데이터만 주어진다면 보다 유용한 값을 추론할 수 있으며, 이는 신경 회로망의 특성에 따라 실적선의 데이터가 축적되어 감에 따라 보다 안정된 뉴로 퍼지 시스템으로 구축됨을 의미한다.

4. 결론

본 연구 내용을 정리하면 다음과 같다.

- (1) NeFHull은 부모모델 개념을 적용하여, 기존의 퍼지 추론 시스템에서 입력 변수의 증가에 따라 퍼지 규칙이 지수 함수적으로 증가하게 되어 발생하는 차원의 과대증가 문제를 해결한, 간략화된 선박 설계용 뉴로 퍼지 시스템의 구현이 가능하다.
- (2) NeFHull의 혼합 학습 알고리즘을 사용하여 시

스템의 구조 인식에서 국소 최적해에 빠질 위험을 감소시킨다. 즉, 부분 학습에서 전체부의 매개변수를 무작위로 설정하여 신경 회로망을 학습하고, 다음 학습에 이들 정보를 사용함으로써 전역적 최적해를 탐색해 간다.

- (3) 퍼지 규칙과 퍼지 추론을 기본 틀(framework)로 하여 신경 회로망을 접목시킨 뉴로 퍼지 시스템의 경우, 출력은 알고리즘 구현시 일반적으로 출력이 1개로 제한되어 있으나, NeFHull은 출력 변수의 개수를 자유롭게 설정하여 입출력 변수들 간의 복합적 상관 관계를 가지도록 하였다.
- (4) (1), (2), (3)에 의해 기존의 퍼지 시스템에 의한 설계 방법에 비해 NeFHull은 다입력 설계 조건으로부터 다출력의 설계 변수 추론을 가능하게 하며 구조화된 지식 표현을 통해 설계자에게 보다 신속하고 정도 높은 설계 정보를 지원할 수 있는 지능형 시스템임을 확인하였다.

후 기

본 연구는 학술진흥재단 과제번호 01-E-0123의 지원에 의한 것입니다.

참 고 문 헌

- [1] T.Takagi and I.Hayashi, "Artificial-neural network-driven fuzzy reasoning", In Proc. of International Workshop on Fuzzy System Applications, pages 217-218, August 1988
- [2] T.Takagi and I.Hayashi, "NN-driven fuzzy reasoning", International Journal of Approximate Reasoning, 5(3):191-212, 1991
- [3] J.-S.R.Jang, "Neuro-Fuzzy Modeling: Architecture, Analysis and Application", PhD thesis, University of California, 1992
- [4] S.Shar, F.Palmieri and M.Datum, "Optimal filtering algorithms for fast learning in feedforward neural networks", Neural Networks, 5(5):779-787, 1992
- [5] T.Kavli, "ASMOD-an algorithm for Adaptive Spline Modeling of Observation Data", Int.

- J.Control, 58(4):947-968, 1993
- [6] M.Brown and C.J.Harris, "Neuro Fuzzy adaptive Modeling and Control", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, Nj, 1994
- [7] M.Sugeno and G.T.Kang, "Structure Identification of Fuzzy Model", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 28 pp.15-33, 1988
- [8] S.Y.Kim, H.C.Kim, and Y.S.Lee, "A Study on an Initial Hull Form Design using Fuzzy Modeling", Ship Technology Research / Schiffstechnik, 1996
- [9] 김수영, 김현철, "퍼지 모델링을 이용한 선미 형상 설계", 한국 퍼지 및 지능 시스템 학회, Vol. 6, No. 2, 1996
- [10] 김수영, 김현철, 박조일, "인공 신경망에 의한 주요 치수 및 방형 계수 결정", 대한 조선 학회 추계 연구 발표회, pages 90-95, 1996