

뉴로 퍼지 모델링을 이용한 초기 주요요목 결정 및 선형 생성

김수영* · 김현철** · 이충렬***

(98년 5월 23일 접수)

The Determination of Initial Main Particulars and a Hull Form Generation Using a Neurofuzzy Modeling

Soo-Young Kim* · Hyun-Cheol Kim** · Choong-Ryeol Lee***

Key Words : Neurofuzzy Modeling(뉴로퍼지모델링), NeF Hull(선형설계용 뉴로퍼지시스템), Particular Dimensions(주요요목), Hull Form(선형), Body Plan(정면도)

Abstract

This paper describes the initial hull form design process which generate a hull form using a neurofuzzy modeling. Neurofuzzy system is to combine the merits of fuzzy inference system and neural networks. Therefore it has structured knowledge representations as well as adaptive capacities. Initial hull form design stage is the process which generate an adoptable hull form from the limited design information and multi-decisions considering correlations with design factors. It can be assisted efficiently by neurofuzzy system. This paper suggests two methods of an initial hull form generation using the neurofuzzy modeling and B-spline theory, and examines the usefulness of suggested method through its application examples.

1. 서론

선박 설계는 그 규모가 방대하고 복잡하여 설계로부터 생산에 이르는 전 과정에서 발생하는 각종 정보의 관리와 이들 정보간의 상호 작용 문제에 대한 효율적인 대처 방안이 필요하다. 특히, 초기 선형 설계는 후속되는 상세 설계와 생산 설계에 필요한 정보를 신속하고 정확하게 제공함으로써

설계의 소요 시간 단축과 정도(precision)의 향상에 기여할 수 있으므로 본 연구와 같은 뉴로 퍼지 시스템의 구축으로 설계와 생산 효율을 더욱 향상시킬 필요가 있다.

선형 설계는 주어진 설계 조건 아래 보다 합리적인 선형을 도출하는 과정으로, 모선(parent ship)을 이용한 일반적인 선형 설계의 개념적 구성도는 Fig. 1과 같다. 먼저 기존의 실적선 데이터로부터 선

* 종신회원, 부산대학교 조선해양공학과/부산대학교 생산기술연구소

** 부산대학교 조선해양공학과 박사과정

*** 부산대학교 조선해양공학과 석사과정

주(ship owner)의 요구 조건에 맞는 모선을 선택하고, 주요 치수 변환과 C_p 변환을 통해 선형을 구체화시킨다. 이때 C_p 곡선의 확인 작업과 유체역학적 검토가 반복적으로 수행된다. 그리고 선형의 곡선 및 곡면에 대한 순정 작업을 하고, 순정도(fairness) 검토를 통해 최종적인 선형이 확정되면 이들 정보를 데이터 베이스에 저장한다. 후공정으로의 선형 데이터 전달은 각 설계 단계별 데이터 베이스를 통해 수시로 이루어진다[1][2].

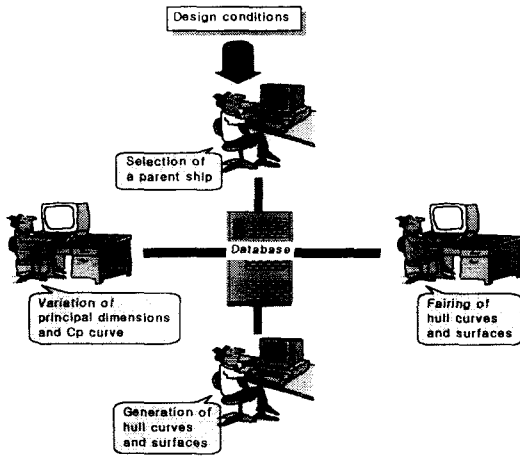


Fig. 1 Hull form generation stage

Fig. 1의 선형 설계 과정은 각 단계별 설계자의 경험적 판단을 필요로 하는 요소가 많이 존재하므로 이를 효과적으로 지원할 수 있는 지능형 시스템 개발이 필요하다. 예를 들면 Fig. 1은 주어진 설계 조건에 대한 주요 요목을 결정한 후 유체역학적 성능 수준에 적합한 선형 설계 과정을 나타낸다. 그러나 유체역학적 성능 수준을 근원적으로 한정짓는 것은 선박의 주요요목이므로, 주요요목부터 적절하게 선정한 후 이에 맞추어 기하학적 형상을 올바르게 설계해야 우수한 선형을 설계할 수 있다. 그러나 주요요목이 성능과 선가에 미치는 영향은 복잡적이고, 경험적 지식이나 수치로서 표현하기 힘든 각종 정보를 동시에 고려하여 수행해야 하므로 적절한 주요요목을 결정하는 일은 어렵다. 따라서 초기 선형 설계에서 설계 조건, 주요요목, 선형의 기

하학적 특성 등에 대한 기하학적·물리적 상호관계(correlation)를 파악하여, 이를 바탕으로 한 선형 설계 시스템을 구현할 필요가 있다. 이러한 설계 과정에서의 의사 결정 방안으로 본 연구에서는 뉴로 퍼지 시스템을 사용하였다. 뉴로 퍼지 시스템은 퍼지 추론 시스템[3]의 구조화된 지식 표현과 신경 회로망[4]의 적응 능력을 결합한 것으로 내부 구조를 알기 어려운 복잡한 비선형 시스템에 대해 입력력 데이터만으로도 시스템의 모델링이 가능하다.

1990년 후반부터 연구가 시작된 뉴로 퍼지 모델링은 대표적으로 퍼지 if-then 규칙에서 전진부의 가중치와 후건부 출력을 신경 회로망으로 모듈화하여 시스템에 조정 능력을 부여한 Takagi & Hayashi 모듈러 회로망[5], 퍼지 추론 시스템의 구조를 신경 회로망으로 구성한 ANFIS[6], 퍼지 규칙의 소속 함수를 B-spline 기저 함수로 정의하고, 전체 시스템 모델을 부모모델의 합으로 표현한 ASMOD[7] 등이 있다.

본 연구에서는 이용 가능한 정보가 한정되어 있고 비선형 특성을 가지는 설계 요소가 많으며, 경험적 지식이나 수치로서 표현하기 힘든 각종 정보를 동시에 고려해야 하는 특성을 가지기 때문에 전적으로 설계자의 경험에 의존하는 초기 선형 설계 단계에서 설계자의 의사 결정에는 뉴로 퍼지 모델링을 사용하고, 선형 생성에는 B-spline 이론을 적용함으로써 보다 효율적인 설계 작업을 가능하게 하는 선형 생성 시스템을 구현하였다. 그리고 뉴로 퍼지 모델링과 B-spline 이론을 이용한 선형 생성의 2가지 방법을 제시하였다. Fig. 2는 뉴로 퍼지 시스템과 B-spline 이론을 이용한 선형 생성의 개념도를 나타낸 것이다.

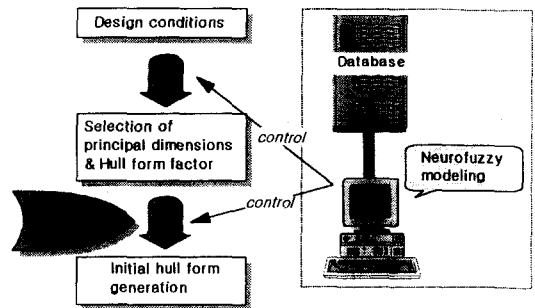


Fig. 2 Hull form generation stage using the neurofuzzy system & B-spline theory

2. 선형 설계용 뉴로 퍼지 시스템(NeFHull)

선형 설계시 설계 요구 조건 - 선종(Ship type), 재화 중량, 적하 종류, 항로 조건, 선급 등 - 에 포함된 선형에 대한 물리적·기하학적 특성과 성능 사이에 있는 입력과 출력사이의 관계는 비선형적이고 복잡적이다. 따라서 이러한 설계 조건들로부터 초기 선형 설계 단계에서 주요요목과 선형 요소들을 결정하여 최종 선형을 도출하기 위해서 요구되는 추론 시스템의 특성은 다음과 같다.

- ① 입출력 데이터의 분포 상황을 고려한 입력 변수의 퍼지화
- ② 최적의 내부 구조 구성을 위한 다양한 구성 parameter 인식
- ③ 설계 환경 변화에 따른 유연성
- ④ 다중 입력에 대한 다중 출력의 용이함

여기서 ②의 내부 구조는 퍼지 규칙, 신경 회로망의 망 구조, 퍼지 시스템과 신경 회로망의 결합 방법 등이며, ④는 설계 과정에서 동시에 다수의 의사 결정을 수행하여 원하는 결과를 추론하는 과정을 의미한다.

상기의 특성을 토대로 하여 본 연구에서는 다음의 선형 설계용 뉴로 퍼지 시스템(NeFHull: Neuro-Fuzzy modeling & inference system for a Hull form design)을 사용하였다[8]. 즉, 선형 설계용 뉴로 퍼지 시스템은 선형 설계를 위해 주어진 입출력 데이터에 대한 정보를 퍼지 규칙[7]으로 분산·정리하여, 이를 신경 회로망[8]에 적용하여 시스템화한 것으로, NeFHull의 구조는 식(1)과 같다.

$$\text{Premise} : \left\{ \begin{array}{l} p^1 : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^1 \text{ and } \dots, x_m \text{ is } A_m^1 \\ p^2 : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^2 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^2 \text{ and } \dots, x_m \text{ is } A_m^2 \\ \vdots \\ p^n : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^n \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^n \text{ and } \dots, x_m \text{ is } A_m^n \end{array} \right.$$

$$\oplus$$

$$\text{Conclusion} : \quad \text{[Neural network structure]} \quad (1)$$

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 전단계에서의 출력이 직접 다음 단계의 입력 패턴으로 연결됨을 나타낸다.

식(1)을 도식화하여 나타내면 Fig. 3과 같이 4개의 구성 요소로 분리하여 표현할 수 있다.

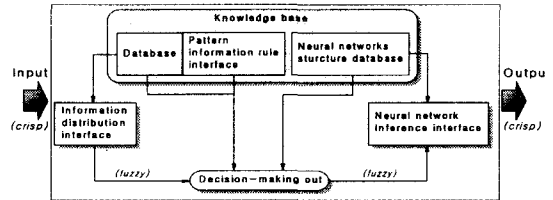


Fig. 3 The block diagram for a NeFHull

식(1)에서 최적의 퍼지 집합을 정의하는 문제는 입력 변수의 분포를 보다 잘 반영하도록 퍼지 분할하는 소속 함수를 결정하는 parameter들을 인식해야 한다. 이러한 parameter 인식 문제를 본 연구에서는 퍼지 단위(fuzzy unit)의 개념을 사용하여 단순화하여 그 인식 개수를 감소시켰다. 전제부 parameter의 미지수를 최소화하기 위해 Fig. 4에서 퍼지 단위를 식(2)와 같이 정의하였다.

$$\begin{aligned}
 a_{ij} &= x_{ij} \\
 b_{ij} &= a_{ij} + \alpha_{ij} (\max_{ij} - a_{ij}) \\
 c_{ij} &= a_{ij} + \alpha_{ij} (b_{ij} - a_{ij}) \\
 d_{ij} &= b_{ij} + \alpha_{ij} (\max_{ij} - b_{ij})
 \end{aligned} \quad (2)$$

- $a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}, d_{ij}$: i 번째 입력 변수에서 j 번째 퍼지 unit의 parameter
- x_i : i 번째 입력 변수에서 j 번째 퍼지 unit의 초기 설정값
- α_{ij} : 0 ~ 1 사이의 값. 즉 parameter들 사이 간격의 비율

Fig. 4는 퍼지 분할 개수와 퍼지 단위와의 관계를 나타낸 것이다.

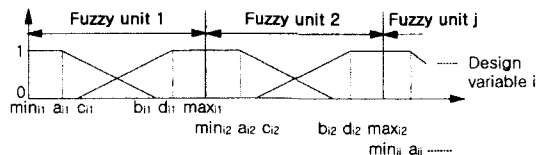


Fig. 4 Relationship of fuzzy partitions and fuzzy units

3. 혼합 근사법을 이용한 선형 조정점의 데이터베이스화

선형 설계에서 각 단계별 뉴로 퍼지 모델링을 위해서는 설계 조건과 주요요목, 주요요목과 기하학적 선형 요소에 대한 입출력 관계 및 데이터베이스를 구축해야 한다. 본 연구에서는 선형 표현을 위한 데이터베이스로 실적선 데이터의 오프셋(offsets)을 사용하지 않고 혼합 근사법을 사용하여 오프셋을 정의하는 B-spline 조정점(control points)에 대한 데이터베이스를 구축하였다. 혼합 근사법은 B-spline 근사법[9]과 유전자 알고리즘(실수 표현)[10]을 이용하여 선형에 대한 기하학적 경계 조건 - 양끝점의 위치 벡터 및 접선 벡터 - 을 만족하도록 오프셋을 보간하는 방법으로, 이를 선형 설계에 적용할 경우 반복되는 순정 작업을 최소화할 수 있는 장점을 가진다. 따라서 혼합 근사법에 의한 선형 표현 알고리즘은 크게 2단계 과정으로 수행된다.

첫 번째 단계 : 전역적 조정점 결정 단계로서, 주어진 선형 곡선 상의 점들을 근사하게 지나도록 B-spline 근사법을 사용하여 조정점들을 결정한다.

두 번째 단계 : 국부적 조정점 결정 단계로서, 첫 번째 방법에서 결정된 조정점들을 초기 점으로 하여 유전자 알고리즘을 사용하여 선형의 기하학적 경계 조건을 만족시키는 새로운 조정점을 찾아서 B-spline 곡선을 생성한다.

Fig. 5는 혼합 근사법에 의한 선형 조정점의 데이터베이스화에 대한 개념도를 나타낸다.

4. NeFHull 모델링을 이용한 선형 생성

선형 특성 곡선들과 각 Section별 선형을 정의하는 조정점에 대한 데이터베이스와 주요요목과의 관계를 토대로 하여 각 설계 단계의 특성에 따라 다음 2가지 방법으로 NeFHull 모델링을 수행하였다. 실적선에 대한 일관성 있는 데이터가 충분치 않기 때문에 데이터를 재정리하여, 선형 생성 방법 1과 선형 생성 방법 2에 각각 적용하였다.

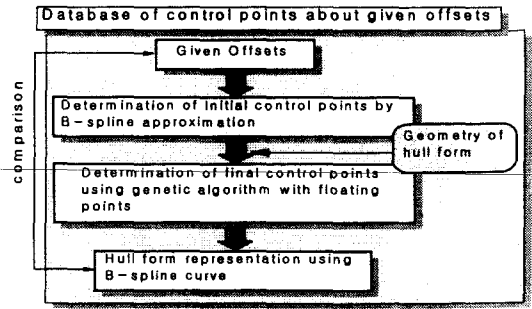


Fig. 5 The concept of control points generation using a hybrid approximation

4.1 선형 생성 방법 1

선형 생성 방법 1은 주어진 설계 조건으로부터 NeFHull과 B-spline 곡선을 이용하여 Fig. 6과 같은 선형 특성 곡선들 - Sectional area curve(SAC), Design waterline curve, Bottom tangential line, Side tangential line, Center profile line - 을 생성하여, 이들 기본 곡선들로부터 선형을 생성하는 방법이다[11].

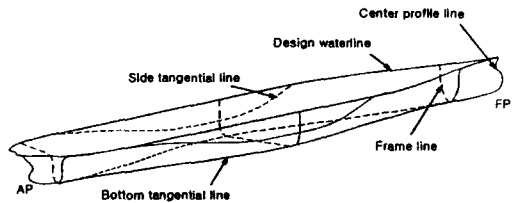


Fig. 6 The concept of hull form characteristic curves

선형 생성 방법 1에 의한 선형 생성 과정은 다음과 같다.

- 【1단계】 주어진 설계 조건들로부터 NeFHull를 사용하여 초기 주요 치수 및 선형 계수를 추론한다.
- 【2단계】 초기 주요 치수 및 선형 계수들로부터 NeFHull를 사용하여 각 선형 특성 곡선을 정의하는 B-spline 조정점을 생성한다.
- 【3단계】 【2단계】에서 정의된 조정점들로부터

B-spline 곡선식을 이용하여 선형 특성 곡선들을 생성한다.

【4단계】 각 선형 특성 곡선들을 결합하여 초기 선형을 생성한다.

Fig. 7은 선형 생성 방법 1의 개념도를 나타낸다.

선형 생성 방법 1은 기존의 각 선형 특성 곡선들에 대한 데이터베이스를 기초로 모델링된 NeFHull을 선형 설계 단계별로 적용하여 원하는 초기 선형을 도출하기 때문에 선형 설계 단계에서 기존의 다른 선형 생성 기법들과 결합하여 적용할 수 있다. 또한 설계 변수들간의 비선형 관계를 설계자의 경험과 기준선에 대한 수치적 데이터베이스에만 의존하던 기존의 선형 설계 방법에 보다 효율적인 작업을 수행하도록 도움을 줄 수 있다.

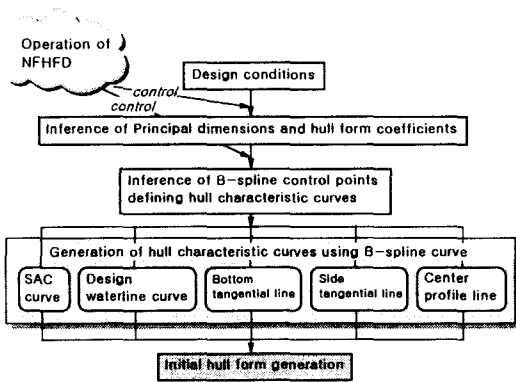


Fig. 7 The hull form generation flowchart of method 1

4.2 선형 생성 방법 2

선형 생성 방법 2는 주어진 설계 조건으로부터 주요 치수를 결정하여 직접 초기 선형을 정의한 후 선형 계수 및 성능 계수들을 계산하는 방법으로, 기존의 선형 설계 방법 - 선형 생성 방법 1 - 과는 정반대의 개념을 가진다. 이 방법은 각 Section별 B-spline 조정점에 대한 데이터 베이스를 구축하여 NeFHull과 결합하여 모델링한다.

선형 생성 방법 2에 의한 선형 생성 과정은 다음과 같다.

【1단계】 주어진 설계 조건들로부터 NeFHull를 사용하여 초기 주요 치수 및 선형 계수를 추론한다.

【2단계】 초기 주요 치수와 선형 계수들로부터 NeFHull를 사용하여 각 Section별 B-spline 조정점을 생성한다.

【3단계】 【2단계】 에서 정의된 조정점들로부터 B-spline 곡선식을 이용하여 초기 선형을 생성한다.

【4단계】 【3단계】 에서 추론된 선형의 각 선형 특성 곡선 및 기타 선형 계수들을 검토한다.

Fig. 8은 선형 생성 방법 2의 개념도를 나타낸다.

선형 생성 방법 2는 각종 선형의 Section별 B-spline 조정점을 정리해 두고 이를 NeFHull를 통해 활용함으로써 초기 선형 설계에서 설계자에게 신속하고 순정도 높은 선형 정보를 제공함으로써 작업을 효율적으로 수행할 수 있다.

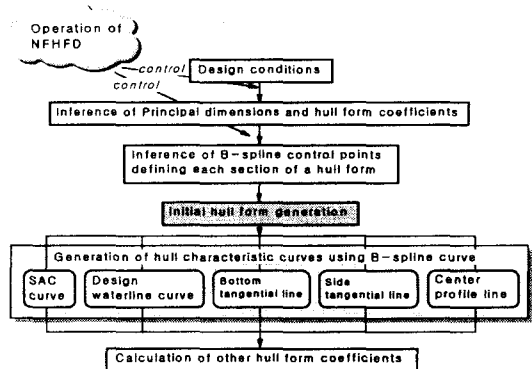


Fig. 8 The hull form generation flowchart of method 2

5. 적용 예

NeFHull을 이용한 선형 생성 방법은 크게 2가지 유형으로 분류할 수 있다.

첫 번째 유형은 주어진 설계 조건으로부터 주요 치수와 선형 계수를 결정하는 NeFHull 모델링이며,

두 번째 유형은 주요 치수와 선형 계수들로부터 선형 생성 방법 1에서는 각 선형 특성 곡선들을 정의하는 B-spline 조정점을 결정하고, 선형 생성 방법 2에서는 각 Section을 정의하는 B-spline 조정점을 결정하는 NeFHull 모델링이다.

선형 생성 방법 1과 2는 선형 특성 곡선들과 각 Section을 정의하는 부분 이외에는 NeFHull에 의한 설계 과정이 동일하므로 본 연구에서는 선형 생성 방법 2를 통해 그 적용 가능성을 검토하였다. Table 1은 선형 생성 방법 2에 의한 선형 생성의 NeFHull 모델링에 사용된 설계 변수 및 범위를 나타낸다. 학습용 데이터로는 Tanker 4척, Bulker 3척, VLCC 2척을 사용하였다.

Table 1 Design conditions and variables

45×10^5	\leq 재화중량(Ton)	$\leq 310 \times 10^3$
0.13	\leq Froude 수	≤ 0.18
11.0	\leq 흘 수(m)	≤ 21.5

5.1 주요 치수 및 선형 계수 추정을 위한 NeFHull 모델링

설계 조건에서 선종, 재화 중량, Froude 수, 계획 흘수를 입력 변수로 하고 주요 치수와 선형 계수 - Lbp, B, Cpa, Cpf - 를 출력 변수로 하는 NeFHull를 모델링하였다. Table 2는 주요 치수 및 선형 계수 추정을 위한 NeFHull 모델링 조건을 나타낸 것이다.

Table 2 Learning conditions of NeFHull modeling for inferring particular dimensions

Premise	Input variables	Ht(Hull type), DW, Fn, d
	Number of fuzzy units	3, 3, 3, 3
	Combination method of fuzzy units	Ht×DW, DW×Fn, Fn×d, DW×d
Conclusion	Learning rate	0.8
	Momentum	0.3
	Number of hidden layer	1
	Partial learning period	200
	Output variables	Lbp, B, Cpa, Cpf

Fig. 9는 모델링 결과 전제부 퍼지 unit들을 나타낸 것이며, Fig. 10은 주요 치수 및 선형 계수 추정을 위한 NeFHull의 구조도이다. Fig. 11은 사용된 실적선 데이터의 최대값과 최소값으로 정규화한 후, NeFHull 모델링한 결과를 나타낸 것으로 각각 Lbp, B, Cpa, Cpf에 대한 추론값과 실제 값을 비교하였다. 오차율은 Lbp 0.458%, B 0.482%, Cpa 0.114%, Cpf 0.364이며, 전체 오차율은 0.3321%이다. Fig. 11의 Cpa와 Cpf의 추론 결과에서 VLCC가 다소 다른 선형에 비해 오차가 다소 크게 나타낸다. 이것은 NeFHull 모델링에 사용된 VLCC의 임출력 데이터 분포가 다른 선형에 비해 큰 차이를 나타내므로 Tanker와 Bulker를 중심으로 후선부 신경 회로망의 내부 구조를 구성하였음을 의미한다.

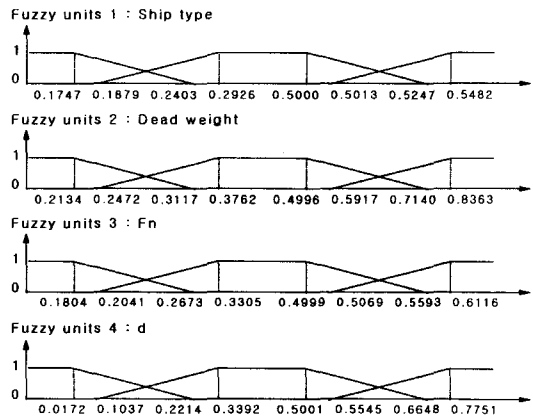


Fig. 9 Premise fuzzy units resulted by NeFHull modeling for Lbp, B, Cpa and Cpf

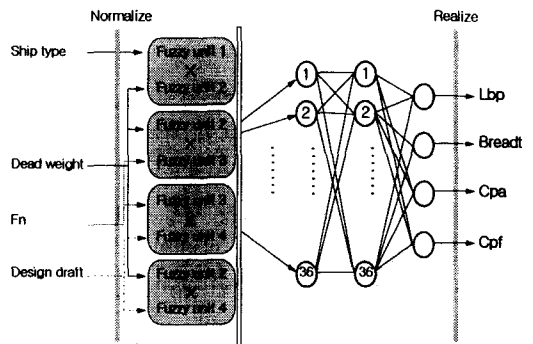


Fig. 10 The structure of NeFHull for Lbp, B, Cpa and Cpf

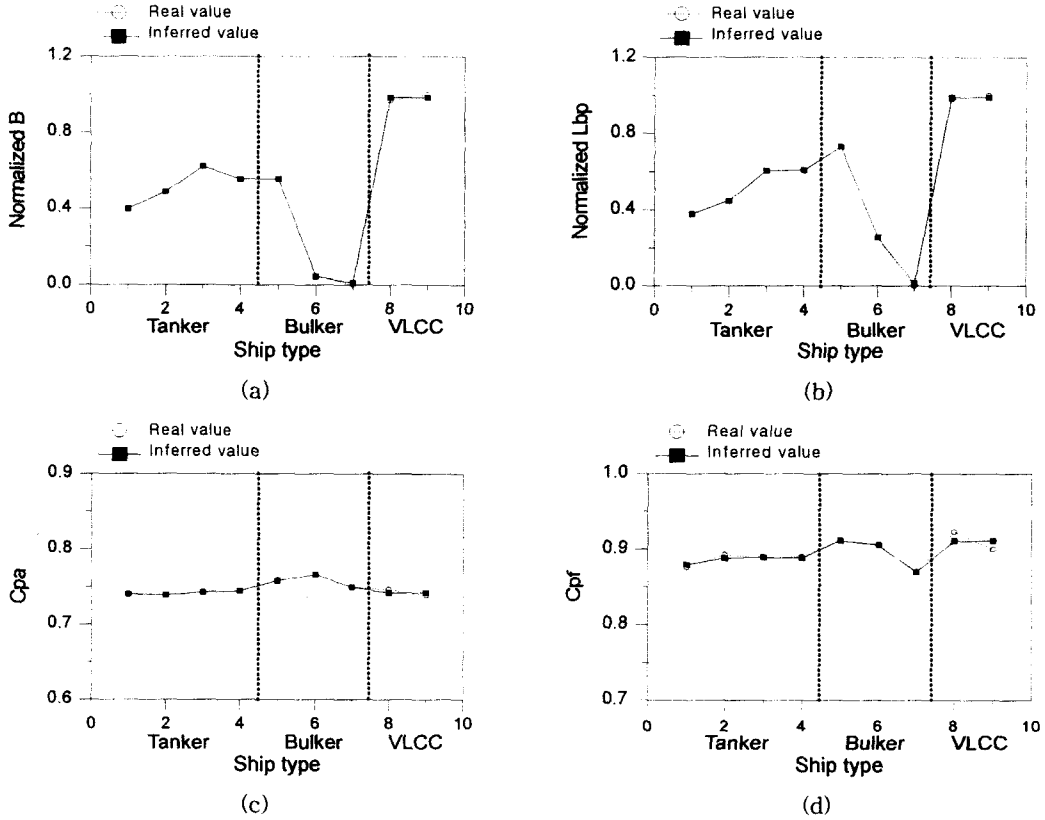


Fig. 11 Comparison real values and values inferred by NeFHull modeling for Lbp, B, Cpa and Cpf

5.2 정면도 생성을 위한 NeFHull 모델링

5.1의 단계에서 추론된 주요 치수와 선형 계수를 입력 변수로 하여 무차원화된 정면도를 도출하는 NeFHull 모델링을 수행하였다.

정면도 도출을 위한 NeFHull 모델링 조건은 Table 3과 같다.

Table 3 Learning conditions of NeFHull modeling for inferring hull forms

Premise	Input variables	L/B, B/d, Ea(run) or Ef(entrance)
	Number of fuzzy units	3, 3, 3
	Combination method of fuzzy units	L/B×B/d, B/d×Ea or Ef L/B×Ea or Ef
Conclusion	Learning rate	0.8
	Momentum	0.3
	Number of hidden layer	1
	Partial learning period	100
	Output variables	Each of section

$$Ea = L/B \times (1 - Cpa), Ef = L/B \times (1 - Cpf)$$

Fig. 12는 정면도 생성을 위한 NeFHull 모델링 개념도를 나타낸 것이다.

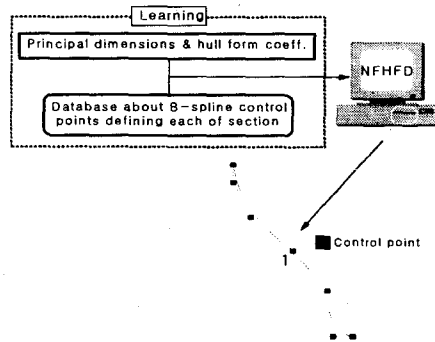


Fig. 12 The concept of NeFHull modeling for a body plan

Fig. 12는 Section No.2의 생성 예를 나타낸 것으로, 본 연구에서는 점1(x값)에 대한 NeFHull 모델링 예를 검토하였다. Fig. 13은 점1(x값)의 모델링 결과 전제부 퍼지 unit들을 나타낸 것이며, Fig. 14는 점1(x값)을 위한 NeFHull의 구성도이다. 정면도 생성에는 다입력 1출력 NeFHull 모델링 방법을 사용하며, 혼합 곡선 근사법에 의해 정리된 각 Section에 대한 B-spline 조정점 데이터 베이스와 결합하여 정면도를 생성한다.

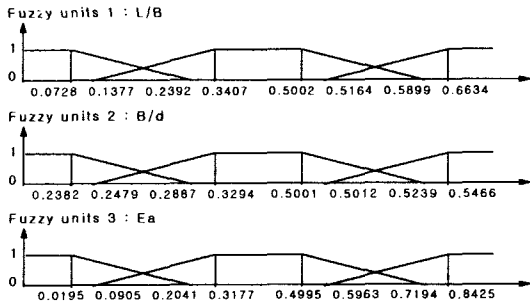


Fig. 13 Premise fuzzy units resulted by NeFHull modeling for point 1 (x position)

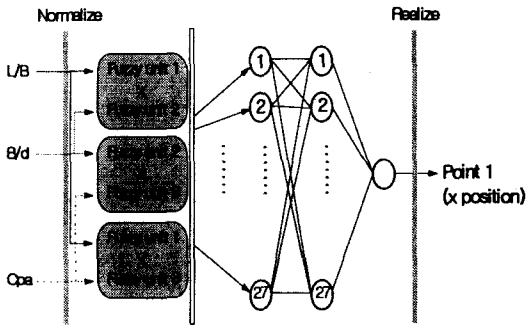


Fig. 14 The structure of NeFHull for point 1(x position)

Fig. 15는 점1(x값)의 NeFHull 모델링 결과 추론값과 실제 값을 비교한 것으로, 평균 0.545%의 오차를 나타내고 있다. Fig. 16의 결과에서 Bulker에 대한 추론값이 실제 값에 상대적으로 다소 큰 오차가 나타난다. 나머지 Section에 대해서도 동일하게 적용할 수 있다.

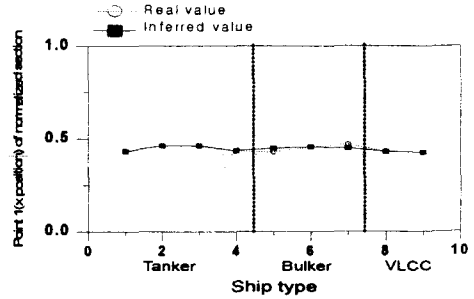


Fig. 15 Comparison real values and values inferred by NeFHull modeling for point 1 (x position)

Fig. 16은 정면도 생성을 위한 NeFHull 모델링 결과 중에서 $L/B=5.5230$, $B/d=3.2740$, $Cpa=1.4188$, $Cpf=0.6344$ 인 Bulker에 대해 추론된 정면도와 실적선의 정면도를 비교한 것이다. Fig. 16(a)는 조정점을 비교한 것이며, Fig. 16(b)는 B-spline 곡선에 의해 표현된 선형을 비교한 것이다. 추론된 조정점과 실적선의 조정점 사이의 평균 오차는 0.01%정도로 매우 정확한 추론 결과를 나타내었다.

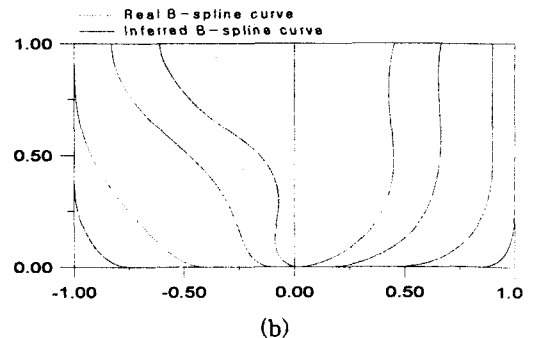
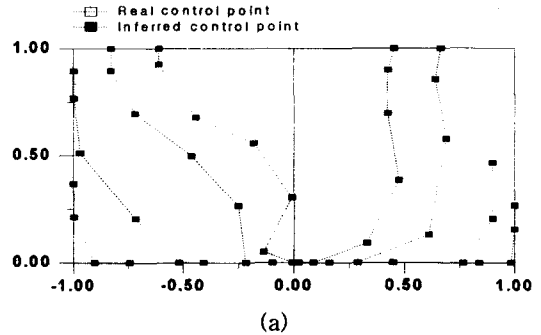


Fig. 16 Comparison real values and values inferred by a NeFHull modeling

4. 결론

이상의 연구로부터 다음의 결론을 얻었다.

- (1) 전제부는 퍼지 단위들로 정의하고, 결론부를 신경 회로망으로 정의한 NeFHull이 주요 치수 및 선형 계수 결정에는 다입력 다출력 NeFHull 모델링을, 선형 특성 곡선 및 선형 생성에는 다입력 1출력 NeFHull을 사용함으로써 초기 선형 생성에의 적용이 가능하다.
- (2) NeFHull은 선형 설계 단계에서 인간 전문가에 의존하던 경험적 작업을 효율적으로 지원할 수 있다.
- (3) NeFHull에 의한 선형 생성은 B-spline 조정점을 출력함으로써 정도(Precision) 있는 선형 특성 곡선 혹은 정면도를 제공한다.
- (4) 경험적 데이터베이스와 이의 효율적 추론 방법이 필요한 각 설계 단계에서 NeFHull은 유용한 설계 도구로 사용될 수 있다.

5. 참고문헌

[1] 김호충, "효과적인 선형 설계를 위한 주요목 선정", 선박 설계 연구회 동계 연구 발표회, pages 24-1-7, 1996

[2] 대한조선학회, "컴퓨터를 이용한 선박 제도", 문운당, 1997

[3] 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

[4] T.Khanna, "Foundation of Neural Networks", Addison-Wesley, 1990

[5] T.Takagi and I.Hayashi, "NN-driven fuzzy reasoning", International Journal of Approximate Reasoning, 5(3):191-212, 1991

[6] J.-S.R.Jang, "Neuro-Fuzzy Modeling: Architecture, Analysis and Application", PhD thesis, University of California, 1992

[7] K.M.Bossley, "Neurofuzzy Modeling Approaches in System Identification", PhD thesis, University of Southampton, 1997

[8] 김현철, 이충렬, 김수영, "뉴로 퍼지 시스템을 이용한 초기 주요 치수 및 선형 요소 추론의 GUI 구현", 한국 퍼지 및 지능 시스템 학회 '97 추계 학술회, pp. 237-240, 1997

[9] G.Farin, "Curves and Surfaces for Computer Aided Geometric Design", Academic press, Inc., 1990

[10] Z.Michalewicz, "Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs", Springer-Verlag, 1992

[11] 김현철, "SAC와 NURBS 곡선을 이용한 초기 선형 생성에 관한 연구", 석사학위논문, 부산대학교, 1995