
 論 文

大韓造船學會論文集
 第33卷第1號 1996年2月
 Transactions of the Society of
 Naval Architects of Korea
 Vol. 33, No. 1, February 1996

퍼지모델링을 이용한 저속비대선의 선미형상 주요치수 결정

김수영*, 김현철**, 정성재**,
 하문근***, 안 당***, 신수철***

Determination of Principal Dimensions of Stern profile Using Fuzzy Modeling for Full Slow-Speed Ship

by

Soo Young Kim*, Hyun Cheol Kim**, Seong Jae Jeong**,
 Mun Keun Ha***, Dang Ahn*** and Soo Chul Shin***

요 약

본 연구에서는 유전자 알고리즘을 적용한 퍼지모델링 기법을 이용하여 저속비대선에서 선미형상의 주요치수를 결정하고, 이를 실적선과 비교하였다.

Abstract

This paper presents a method that determines the stern profile dimensions for full, slow-speed ship using fuzzy modeling applied the genetic algorithm and compares with the database of ships.

발 표 : 1994년도 대한조선학회 추계연구발표회('94. 11. 12)

접수일자 : 1995년 1월 20일, 재접수일자 : 1995년 10월 19일

* 정회원, 부산대학교 조선해양공학과/기계기술연구소

** 학생회원, 부산대학교 조선해양공학과 대학원

*** 정회원, 삼성중공업 조선해양사업본부

1. 서론

일반적으로 저속비대선이란 Froude number 0.2 이하, 방형계수(Block coefficient) 0.75이상의 선박을 말한다. 이러한 선형에서는 점성저항이 크고, 선수부는 조파저항에 선미부는 형상저항과 추진성능에 큰 영향을 미친다. 프로펠러(Propeller) 클리어런스는 타의 형상, 선체의 형상 및 진동 소음문제와 밀접한 관계를 가지기 때문에 초기선형설계시 체계적인 계산 및 수조시험을 통한 선미부의 기하학적 형상과 위치 검증이 필요하다. 그러나 초기설계시 기존의 저속비대선의 선미형상과 프로펠러의 데이터를 정리해 두고, 이를 퍼지모델링(Fuzzy modeling)으로 처리하면 선미형상의 주요 치수가 보다 신속하게 얻어질 것으로 기대된다. 퍼지이론(Fuzzy theory)에 의하면 복잡한 비선형 시스템(Nonlinear system)과 같이 내부구조를 알기 어려운 시스템에 대하여 입출력 데이터만으로도 그러한 시스템의 모델링(modeling)이 가능하다. 퍼지모델링을 선형설계에 접목시키는 연구들은 초기선형을 결정하는 방법 중 유사실적선이 없을 경우에 사용할 수 있는 Form parameter방법에 퍼지모델링을 이용한 것[1]과 C_p -곡선으로부터 직접 선체선도를 얻는 것[2] 등이 있다. 이들 방법에서는 선수미부형상이 전체선형과 분리되지 않고 함께 결정된다. 따라서 선형가분원리[3]가 적용될 수 있는 저속비대선과 같이 선수미부 형상을 보다 정교하게 분리해서 결정할 필요가 있을 때는 선수미부 형상을 새롭게 수정해야 하는 문제가 남아 있었다.

본 연구에서는 선형가분원리가 적용될 수 있는 저속비대선형에서 축적된 선미부의 기하학적 정보들로 퍼지모델링을 행하여, 주어지는 설계요구조건을 만족시키는 선미형상 결정을 시도한다. 이는 초기선형설계에서 과거에 연구된 퍼지모델링을 이용하는 결과[1][2][8][9]들을 연결하며, 선미부형상을 고려한 프로펠러 클리어런스(Clearance)를 결정토록 하는 점에서 실용성을 갖도록 하고 있다.

2. 저속비대선의 선미형상

저속비대선형의 선미형상을 Fig. 1에 나타내 보이고 있다. Fig. 1은 다양한 선미형상의 공통적인 기하학적 특성을 나타내는 하나의 예를 보이고 있다. 또한 Fig. 1에서 표시되어 있는 바와 같이 프로펠러 위치와 선미형상에는 많은 기하학적 정보들이 존재한다. 이들 중 특히 프로펠러 클리어런스 α, β, γ 에서 α 는 프로펠러 착탈작업에, γ 는 진동 소음에 영향을 미치고, β 는 추력감소계수와 관계가 있기 때문에 이들의 적절한 초기값 결정은 실용적으로 매우 의미가 있다.

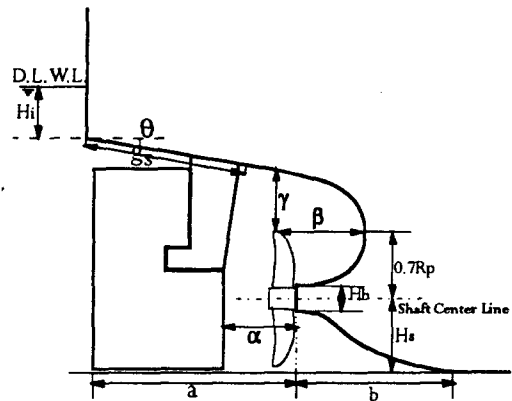


Fig. 1 Geometric information of stern profile

3. 퍼지모델링 방법

퍼지모델링은 입출력 데이터가 구성하는 입력 및 출력 공간으로 부터 각 변수들간의 전체적인 관계를 수학적 모델로서 나타내는 방법이다. 비선형시스템의 특성을 복수개의 선형시스템의 조합으로 근사시키는 이 방법은 입출력 데이터의 관계가 비선형적인 관계를 가지고 있을 경우에도 보다 효율적인 모델링이 가능하다.

본 연구에서의 퍼지모델링은 Tagaki & Sugeno[4]가 제안한 If~then규칙과 추론법을 이용하였다.

퍼지추론규칙은 If~then형식으로 다음과 같이 표현된다.

i번째 규칙 R^i 는

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{1i}, x_2 \text{ is } A_{2i}, \dots, x_m \text{ is } A_{mi} \\ \text{then } y_i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_m^i x_m \quad (1)$$

여기서

R^i : i번째 규칙

A_{ji} : 사다리꼴의 퍼지변수

x_i : 입력변수

y_i : R^i 가 동작하는 규칙의 출력

여기서 퍼지모델링이란 입출력 데이터를 주고 (1)식의 여러 변수를 설정하는 것이다.

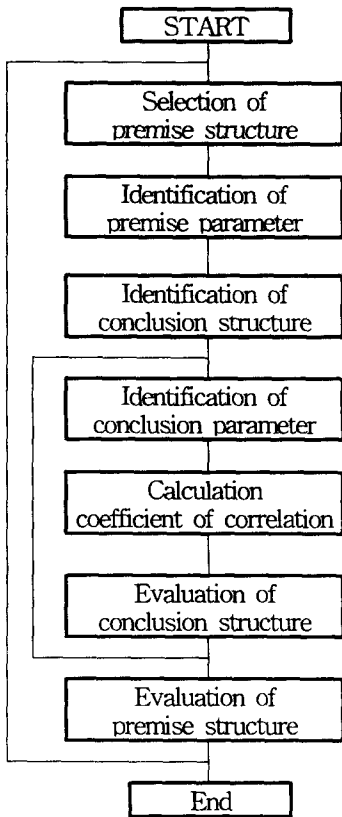


Fig. 2 Algorithm for Fuzzy Modeling

Fig. 2는 퍼지모델링의 알고리즘을 흐름도로 나타

타내고 있다. 이것은 먼저 전제부에 관계되는 여러 변량을 가정하며 최적의 결론부를 발견하고, 다음에 전제부를 수정하는 반복형의 알고리즘이다.

4. 유전자 알고리즘을 이용한 전제부 변수설정

퍼지모델링의 구조설정 알고리즘에서 전제부 구조설정이란 입력변수의 데이터가 펼쳐고 있는 입력공간을 임의개의 부분공간으로 나누어 주는 것을 말한다. 이 부분공간을 사다리꼴 퍼지집합으로 구성하여, 각 퍼지집합이 가지는 퍼지 변수의 값을 찾을 때 최적화 알고리즘이 이용된다.

퍼지변수 결정을 위한 최적화 처리는 유전자 알고리즘을 이용하여 수행하였다. 이는 유전자 알고리즘이 국부적 최적해(Local minimum)에 빠지지 않고 보다 신속하게 전역적 최적해(Global minimum)에 접근할 수 있게 하기 때문이다[7].

본 연구에서 이용한 유전자 알고리즘의 각 단계를 정리하면 Fig. 3과 같다[8].

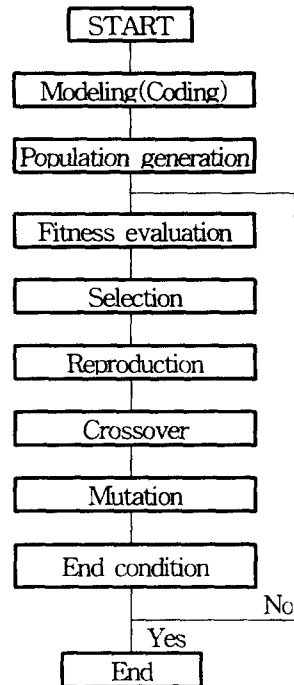


Fig. 3 Procedure of Genetic Algorithm

5. 퍼지추론

본 연구에서 사용되는 규칙의 전제부는 퍼지명제로 부터 되고 결론부는 선형식으로 정의된다. 전제부에서 사용되는 퍼지변수는 Fig. 4에서 보여주는 것과 같은 사다리꼴 모양의 멤버십 함수를 갖는다.

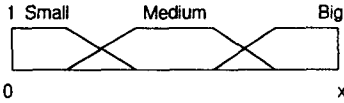


Fig. 4 Fuzzy variable of trapezoid form

예를 들어 규칙이 두가지 일때의 추론방법은

- R¹ : if x₁ is A₁₁ and x₂ is A₁₂
then y₁ = f₁(x₁, x₂)
- R² : if x₁ is A₂₁ and x₂ is A₂₂
then y₂ = f₂(x₁, x₂)

여기서 f₁, f₂ 는 y = ax₁ + bx₂ + c와 같은 형태의 선형식이다.

입력 x₁⁰, x₂⁰에 대한 전제부의 적합도 ω₁, ω₂ 는 다음과 같이 입력변수의 퍼지부분집합 사이의 곱으로 정의된다.

$$\omega_1 = A_{11}(x_1^0)A_{12}(x_2^0)$$

$$\omega_2 = A_{21}(x_1^0)A_{22}(x_2^0)$$

각 규칙에 의한 추론 결과는 결론부에 직접 x₁⁰, x₂⁰ 를 대입하여,

$$y_1 = f_1(x_1^0, x_2^0)$$

$$y_2 = f_2(x_1^0, x_2^0)$$

와 같이 구해지며, 전체 추론 결과는 이들의 하중평균으로서 나타난다.

$$y^0 = \frac{\sum_{i=1}^2 w_i y_i}{\sum_{i=1}^2 w_i}$$

규칙이 n개일 때의 추론으로 일반화하면 다음과 같다.

$$y^0 = \frac{\sum_{i=1}^n w_i y_i}{\sum_{i=1}^n w_i}$$

$$w_i = \prod_{j=1}^m A_j^i(x_j^0)$$

본 연구에서는 8개의 규칙을 사용하였으며 이들의 추론결과를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$y^0 = \{ \omega_1 f_1(x_1^0, x_2^0, x_3^0, x_4^0, x_5^0, x_6^0) + \dots + \omega_8 f_8(x_1^0, x_2^0, x_3^0, x_4^0, x_5^0, x_6^0) \} / (\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4 + \omega_5 + \omega_6 + \omega_7 + \omega_8)$$

6. 퍼지모델링을 이용한 프로펠러 클리어런스 결정

6.1 입력 데이터의 범위

선미형상과 프로펠러의 기하학적 크기를 변수로 표시하였을 때, 이들 사이에 설계자가 얻고자 하는 여러가지 값들을 결정할 수 있는 비선형적인 관계가 있다고 설정하면, 우리는 이들 관계를 근사화하는 퍼지모델링을 통해 필요한 설계값들을 찾아볼 수가 있다. Fig. 1에서 나타낸 프로펠러 클리어런스 α, β, γ의 적절한 초기값을 결정하기 위해서 우선 20척의 실적선 값들로부터 퍼지모델링을 시도하였다. Table 1은 이때 사용한 입력변수의 종류와 값들로서 프로펠러 클리어런스 α, β, γ외에도 L/B, B/T, Dp, Hb, Hs, b 등을 사용했다. 이들을 선택한 것은 선미형상 및 프로펠러 클리어런스에 직접적인 영향을 줄 수 있는 인자들로 경험 많은 설계자들이 생각할 수 있기 때문이다[3].

6.2 β 추론

프로펠러 클리어런스 중 β의 추론에서는 입력변수로 L/B, Dp, Hs를 선택하였다. 입력변수의 선택시 다양한 입력변수들로부터 β를 추론하기 위

Table 1 variables & their range as input parameters for propeller clearance

Range Variable	Min	Max	Remarks
L/B	5.14	6.68	at $Dp = 0.7R$
B/T	2.46	3.94	
Dp	5.70	10.20	
Hb	1.10	1.70	
Hs	3.25	6.00	
b	5.90	8.70	
α	3.10	4.10	
β	2.20	7.10	
γ	2.00	3.00	

해서 상관도가 가장 높은 변수들의 조합을 찾아 입력변수로 선택한다[2].

프로펠러 클리어런스 β 의 추론을 위한 규칙들은 Table 2와 같고, β 의 추론결과는 Table 3과 같다.

6.3 α 추론

프로펠러 클리어런스 β 에서와 마찬가지로 방법으로 α 추론을 수행하였다. 이때의 입력변수는 L/B, B/T, Dp 였고, α 의 추론결과는 Table 4와 같다.

Table 2 Rule for infer β

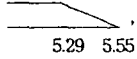
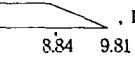
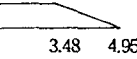
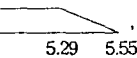
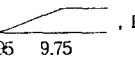
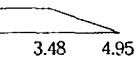
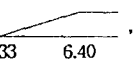
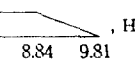
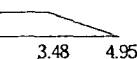
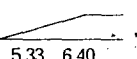
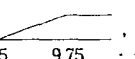
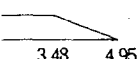
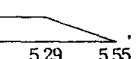
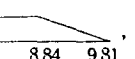
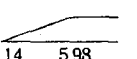
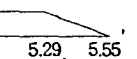
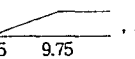
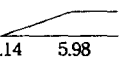
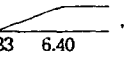
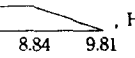
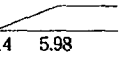
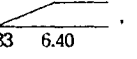
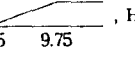
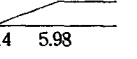
R^1 : if L/B is  , Dp is  , Hs is  then $\beta = 0.40250 + 0.46641L/B + 0.31237B/T + 0.15917Dp - 0.16979Hb + 0.28158Hs - 0.45207b$
R^2 : if L/B is  , Dp is  , Hs is  then $\beta = -8.43919 - 8.67663L/B - 8.40661B/T - 1.22374Dp + 9.42707Hb + 8.80406Hs + 9.13645b$
R^3 : if L/B is  , Dp is  , Hs is  then $\beta = 2.77344 + 0.00000L/B + 0.00000B/T + 0.00000Dp + 0.00000Hb + 0.00000Hs + 0.00000b$
R^4 : if L/B is  , Dp is  , Hs is  then $\beta = 9.83009 - 2.10991L/B - 4.58475B/T + 0.18381Dp + 9.99524Hb + 1.28943Hs + 2.32779b$
R^5 : if L/B is  , Dp is  , Hs is  then $\beta = 2.19759 - 0.29248L/B - 0.41844B/T + 0.87458Dp + 0.85475Hb - 1.13495Hs + 0.10869b$
R^6 : if L/B is  , Dp is  , Hs is  then $\beta = -3.48836 - 5.01335L/B - 6.74213B/T + 5.90476Dp + 4.14744Hb + 1.92714Hs - 0.945446b$
R^7 : if L/B is  , Dp is  , Hs is  then $\beta = 6.18002 + 0.00000L/B + 0.00000B/T + 0.00000Dp + 0.00000Hb + 0.00000Hs + 0.00000b$
R^8 : if L/B is  , Dp is  , Hs is  then $\beta = -6.43861 + 2.10231L/B + 7.75988B/T - 0.135232Dp - 5.13080Hb + 1.07255Hs - 3.07884b$

Table 3 Comparison of β values

No.	L/B	B/T	Dp	Hb	Hs	b	Parent β	Inferred β
1	5.57	3.42	6.85	1.40	3.65	6.95	2.90	2.8978
2	5.53	3.27	8.00	1.30	4.20	5.90	3.30	3.3003
3	5.73	2.90	8.00	1.20	4.20	8.70	3.30	3.3023
4	5.73	3.07	8.00	1.20	4.30	6.70	2.80	2.8004
5	5.50	2.79	9.80	1.60	6.00	8.30	4.10	4.1021
6	5.48	2.71	9.80	1.70	6.00	8.50	5.70	5.6984
7	5.48	2.71	9.80	1.60	5.20	6.50	4.40	4.4008
8	5.55	3.14	9.80	1.50	6.00	6.50	7.10	7.0996
9	5.14	3.94	8.00	1.20	4.10	7.20	3.00	3.0002
10	6.00	2.73	8.20	1.30	4.30	8.20	3.40	3.3968
11	6.14	2.92	7.50	1.20	4.00	7.60	3.07	3.0694
12	5.94	2.75	9.50	1.60	5.17	7.80	3.90	3.8992
13	5.49	3.49	7.80	1.30	4.10	7.10	3.10	3.0993
14	6.11	2.65	8.00	1.40	4.40	6.80	3.20	3.2013
15	5.54	2.83	10.0	1.50	5.25	6.50	3.80	3.8003
16	5.43	3.02	10.2	1.40	5.40	6.40	3.50	3.4994
17	6.68	2.46	6.80	1.20	3.90	6.70	2.45	2.4479
18	5.61	3.11	7.30	1.30	4.00	6.90	3.00	3.0020
19	6.45	2.39	5.70	1.10	3.25	6.20	2.20	2.1978
20	6.25	2.52	6.00	1.20	3.30	6.40	2.60	2.6048

* Modeling with Genetic Algorithm

- Generation : 30
- Crossover rate : 0.66
- Mutation rate : 0.033

* Coefficient of correlation : 0.983

* Premise variable : L/B, Dp, Hs

Table 4 Comparison of a values

No.	L/B	B/T	Dp	Hb	Hs	b	Parent a	Inferred a
1	5.57	3.42	6.85	1.40	3.65	6.95	3.10	3.0985
2	5.53	3.27	8.00	1.30	4.20	5.90	3.60	3.5986
3	5.73	2.90	8.00	1.20	4.20	8.70	3.60	3.5986
4	5.73	3.07	8.00	1.20	4.30	6.70	3.20	3.2001
5	5.50	2.79	9.80	1.60	6.00	8.30	4.00	3.9983
6	5.48	2.71	9.80	1.70	6.00	8.50	4.10	4.1013
7	5.48	2.71	9.80	1.60	5.20	6.50	3.70	3.6985
8	5.55	3.14	9.80	1.50	6.00	6.50	3.70	3.7004
9	5.14	3.94	8.00	1.20	4.10	7.20	3.10	3.1008
10	6.00	2.73	8.20	1.30	4.30	8.20	3.60	3.6010
11	6.14	2.92	7.50	1.20	4.00	7.60	3.20	3.1997
12	5.94	2.75	9.50	1.60	5.17	7.80	3.80	3.7997
13	5.49	3.49	7.80	1.30	4.10	7.10	3.20	3.1999
14	6.11	2.65	8.00	1.40	4.40	6.80	3.30	3.2997
15	5.54	2.83	10.0	1.50	5.25	6.50	3.70	3.7026
16	5.43	3.02	10.2	1.40	5.40	6.40	3.60	3.5992
17	6.68	2.46	6.80	1.20	3.90	6.70	3.00	3.0003
18	5.61	3.11	7.30	1.30	4.00	6.90	3.10	3.1029
19	6.45	2.39	5.70	1.10	3.25	6.20	2.80	2.7993
20	6.25	2.52	6.00	1.20	3.30	6.40	3.00	3.0006

* Modeling with Genetic Algorithm

- Generation : 30
- Crossover rate : 0.66
- Mutation rate : 0.033

* Coefficient of correlation : 0.998

* Premise variable : L/B, B/T, Dp

6.4 γ 추론

프로펠러 클리어런스 γ 추론의 입력변수로 Hb, Dp, Hs였고, γ 의 추론결과는 Table 5와 같다.

7. 결과분석 및 비교

프로펠러 클리어런스 β, α, γ 의 추론결과가 Table 3, 4, 5. 및 Fig. 5에 비교되어 있다. Table 3, 4, 5.에서는 입력 데이터로 사용된 실적선들의 L/B, B/T, Dp, Hb, Hs, b 및 이들 6가지 입력값을 갖는 실적선의 β, α, γ 와 퍼지모델링으로 얻어진 β, α, γ 값이 대비되어 있다. 사용되는

퍼지모델의 정확도를 평가하기 위해서 Table 6에서 나타낸 것과 같이 퍼지모델링에 이용된 20점의 실적선 데이터와는 별도로 4척의 실적선 데이터를 갖고 퍼지추론된 β, α, γ 값을 비교해 보았다.

퍼지추론을 통해 얻어진 프로펠러 클리어런스의 값은 실적선에 사용된 값들과 매우 근접해 있었다. Fig. 5에서 볼 수 있듯이 L/B의 값에 대응시킨 실적선의 β, α, γ 값들이 선형식이나 2차 또는 3차식으로 나타낼 수 있는 것과 같은 일정 경향을 전혀 갖지 않는 불규칙적인 변동값임에도 불구하고 퍼지모델링으로 얻어진 β, α, γ 값이 실적선 값들에 매우 근접해 있다.

Table 5 Comparison of γ values

No.	L/B	B/T	Dp	Hb	Hs	b	Parent γ	Inferred γ
1	5.57	3.42	6.85	1.40	3.65	6.95	1.67	1.6703
2	5.53	3.27	8.00	1.30	4.20	5.90	1.90	1.8833
3	5.73	2.90	8.00	1.20	4.20	8.70	2.40	2.4017
4	5.73	3.07	8.00	1.20	4.30	6.70	1.95	1.9651
5	5.50	2.79	9.80	1.60	6.00	8.30	3.40	3.3962
6	5.48	2.71	9.80	1.70	6.00	8.50	3.60	3.6066
7	5.48	2.71	9.80	1.60	5.20	6.50	4.20	4.2025
8	5.55	3.14	9.80	1.50	6.00	6.50	3.40	3.3945
9	5.14	3.94	8.00	1.20	4.10	7.20	1.72	1.7118
10	6.00	2.73	8.20	1.30	4.30	8.20	2.10	2.0842
11	6.14	2.92	7.50	1.20	4.00	7.60	2.10	2.1041
12	5.94	2.75	9.50	1.60	5.17	7.80	2.80	2.7901
13	5.49	3.49	7.80	1.30	4.10	7.10	2.00	2.0840
14	6.11	2.65	8.00	1.40	4.40	6.80	2.30	2.3085
15	5.54	2.83	10.0	1.50	5.25	6.50	2.60	2.5959
16	5.43	3.02	10.2	1.40	5.40	6.40	2.40	2.4103
17	6.68	2.46	6.80	1.20	3.90	6.70	1.80	1.7981
18	5.61	3.11	7.30	1.30	4.00	6.90	1.70	1.6969
19	6.45	2.39	5.70	1.10	3.25	6.20	1.50	1.4935
20	6.25	2.52	6.00	1.20	3.30	6.40	1.80	1.8069

* Modeling with Genetic Algorithm
 - Generation : 30
 - Crossover rate : 0.66
 - Mutation rate : 0.033
 * Coefficient of correlation : 0.989
 * Premise variable : Hb, Hs, Dp

따라서 주요치수로 부터 얻은 L/B, B/T, b 및 Dp, Hb, Hs 등이 초기설계에서 주어지면 이에 상응하는 저속비대선의 적절한 프로펠러 클리어런스 결정은 짧은 시간에 보다 정확하게 결정될 수 있을 것으로 판단된다.

Table 6 Comparison of propeller clearance β, α, γ values for new data

No.	L/B	B/T	Dp	Hb	Hs	b	Parent β	Inferred β	Parent α	Inferred α	Parent γ	Inferred γ
1	5.48	2.71	9.80	1.65	5.60	7.50	5.05	5.0597	3.90	3.9004	3.85	3.8477
2	5.73	2.98	8.00	1.20	4.25	7.75	3.06	3.0604	3.40	3.3993	2.18	2.1841
3	5.75	3.13	8.00	1.30	4.20	7.65	3.25	3.2499	3.30	3.3005	2.04	2.0399
4	6.05	2.69	8.10	1.40	4.38	7.80	3.30	3.2978	3.50	3.4986	2.15	2.1615

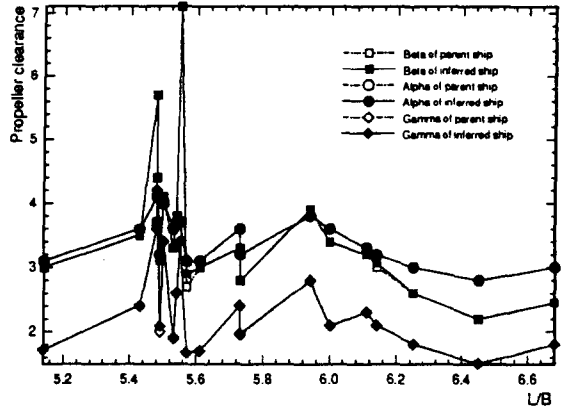


Fig. 5 Comparison of propeller clearance β, α, γ values

8. 결론

이상의 내용을 정리하여 다음의 결론을 얻었다.

1. 저속비대선의 선미형상과 프로펠러 클리어런스의 기하학적 특성을 입력변수로 하는 퍼지모델링이 가능하다.
2. 선미형상의 퍼지모델링에서 퍼지변수결정을 위한 최적화 과정을 유전자 알고리즘으로 처리하여 퍼지모델링의 수행효율을 높일 수 있다.
3. 선미형상과 프로펠러 클리어런스에 관한 퍼지모델링 프로그램을 이용하여 신속하고 신뢰성있는 프로펠러 클리어런스의 초기값 결정이 가능하다.

후 기

본 논문은 삼성중공업과의 공동 연구 내용을 일부 정리한 것 입니다.

참 고 문 헌

- [1] 김수영, 이연승, "Fuzzy모델링을 이용한 초기선형 생성", 대한조선학회 논문집 第29卷 第4號, 1992
- [2] Y.S. Lee, S.J. Jeong, S.Y. Kim, G.T. Kang, "Hull Form Generation by Using Fuzzy Model", Fifth IFSA World Congress Proceeding, pp.1234-1237, 1993
- [3] M. Mori, "선형설계 Note 1-10", 船의 科學 Vol.46, 1993-3,4,5,6,8,9,10,11,12, Vol.47 1994-1
- [4] T. Takagi and Sugeno, "Fuzzy Implication of Systems and its Applications to Modeling and Control", IEEE Trans, Systems, Man and Cybernetics, Vol.15, No.1. pp.116-132, 1985
- [5] M. Sugeno and G.T. Kang, "Structure Identification of Fuzzy Model", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 28 pp.15-33, 1988
- [7] D.E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search Optimization & Machine Learning", 1989, Addison-Wesley Pub. Company
- [8] 이동근, 김수영, "유전자 알고리즘과 직접탐색법의 결합에 의한 효율적인 최적화방법에 관한 연구", 대한조선학회 논문집 第31卷 第3號, 1994
- [9] 김현철, 김수영의 "퍼지모델링을 이용한 고속연안 어선의 선형요소 결정", 대한조선학회 논문집 第32卷 第4號, 1992.