

## Form Parameter 방법과 신경망을 이용한 초기 선형 설계

박 원\* · 신 성 철\* · 김 수 영\*\* · 장 현 재\*\*\*  
(99년 9월 11일 접수)

### Preliminary Hull Form Design Using Form Parameter Method and Neural Networks

Won Park\* · Sung Chul Shin\* · Soo Young Kim\*\*

**Key Words** : Form Parameter(형상 계수), Neural Networks(신경망), Hull Form(선형)

#### Abstract

A form parameter method compounds the form parameters which define the hull geometric characteristics. This method can transform a hull form by changing the form parameters. The form parameter method is a hull define method without utilization of mother ships. However it is difficult to determine these form parameters. Thus, we are complemented the form parameter method using the neural networks. It is found that the form parameter method using the neural networks is efficient in hull form design by consideration of application examples.

#### 1. 서 론

Form parameter 방법에 의한 선형 생성 방법은 선형의 기하학적 특성을 규정하는 form parameter 들의 결합에 의해 선체 형상을 수학적으로 표현한다<sup>1~3)</sup>. 신경망(neural networks)은 병렬처리를 하는 생물의 신경계의 정보 처리 메커니즘을 모방하여 이를 수학적으로 모델링한 것이다<sup>4)</sup>.

Form parameter 방법은 form parameter들을 결합시키는 결합 곡선에 따라 다항식 form parameter 방법, Cubic spline form parameter 방법, B-spline form parameter 방법 등이 있다.

본 연구에서는 form parameter 방법의 일반적 단점인 form parameter 값 결정의 어려움을 신경망을 이용하여 해결하고자 하였다.

\* 부산대학교 조선·해양공학과 대학원

\*\* 종신회원, 부산대학교 조선·해양공학과(생산기술연구소)

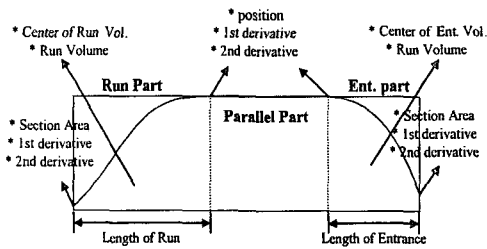
\*\*\* 선박검사기술협회

## 2. Form parameter 방법

### 2.1 Form parameter 방법

Form parameter 방법은 선형이 갖는 다양한 형상을 수학적으로 표현하기 위하여 형상의 특성을 나타내는 기하학적 크기인 form parameter들을 적절히 조합하여 선형을 생성하는 방법이다<sup>2,3)</sup>.

선형을 정의하는 form parameter들은 점 parameter(위치), 미분형 parameter(기울기, 곡률), 적분형 parameter(면적, 도심)로 이루어지며 Fig. 1은 선형을 정의하는 form parameter들을 나타낸 것이다.



Area : are a between curve and x-axis

Yc : Y direction centroid of area

$(x_0, y_0)$ ,  $(x_1, y_1)$  : positions

$\alpha_0$ ,  $\alpha_1$  : tangent angles

$T_0$ ,  $T_1$  : magnitude of tangent vector

$k_0$ ,  $k_1$  : curvatures

Fig. 1 Form parameters defining hull form

### 2.2 다항식 form parameter 방법

다항식 form parameter 방법은 form parameter의 개수와 같은 영향 함수(Influence function)들의 중첩에 의하여 선형을 표현하는 곡선을 유도해 내는 방법이다. 다항식 form parameter 방법은 점형, 미분형, 적분형 parameter들을 form parameter로 사용할 수 있으며, 다항식의 형태에 따라 general 다항식, square root polynomial, quadratic polynomial 방법으로 나눌 수 있다.

### 2.3 Cubic spline form parameter 방법

본 연구에서 시도해 본 것으로, Cubic spline과

form parameter들을 결합시킨 것으로 곡선 양끝의 위치와 기울기 및 곡선 상의 위치를 나타내는 form parameter들을 사용한다. Cubic spline은 두 가지의 공학적 요구 특성을 갖고 있다. 첫째, spline은 임의의 점들을 부드럽게 연결하는 특성을 수학적으로 표현하며 둘째, Cubic의 3차식은 2차 미분값을 보장하며 이는  $C^2$  연속 조건의 전제가 된다. 이러한 특성을 가지는 Cubic spline과 form parameter 방법을 결합함으로써 다항식 form parameter 방법에 비해서는 보다 유연한 곡선을 생성할 수 있고, B-spline form parameter 방법보다 간단하게 곡선식을 결정할 수 있다. Cubic spline form parameter 방법은 form parameter의 개수에 관계없이 곡선의 차수가 3차여서 곡률 연속 조건을 쉽게 만족시킨다. 지금까지의 form parameter 방법에서는 다항식과의 결합에서 곧바로 B-spline과의 결합으로 가고있으며 Cubic spline과의 결합 시도가 없었다. 본 연구에서는 Cubic spline form parameter 방법으로 선수미 형상 표현을 시도하였고 어려움 없이 형상 표현이 가능하였다.

### 2.4 B-spline form parameter 방법

B-spline form parameter 방법<sup>1)</sup>은 점 parameter, 미분형 parameter, 적분형 parameter를 오더(order)가 4이고, 조정점(Vertex)이 7개인 B-spline 곡선식과 결합하여 초기 선형을 생성하는 방법으로, 처음과 마지막 3개의 조정점은 점과 미분형 parameter에 의해 도출되고, 중간 조정점은 점, 미분형 그리고 적분형 parameter의 조합에 의해 유도된다<sup>1~3)</sup>.

## 3. 신경망을 이용한 form parameter 방법

### 3.1 신경망을 이용한 form parameter 방법

신경망을 이용한 form parameter 방법은 다음 두 가지로 분류한다.

방법 (1)

실적선의 form parameter와 설계 조건을 학습시켜 새로운 설계 조건에 적합한 form parameter 값

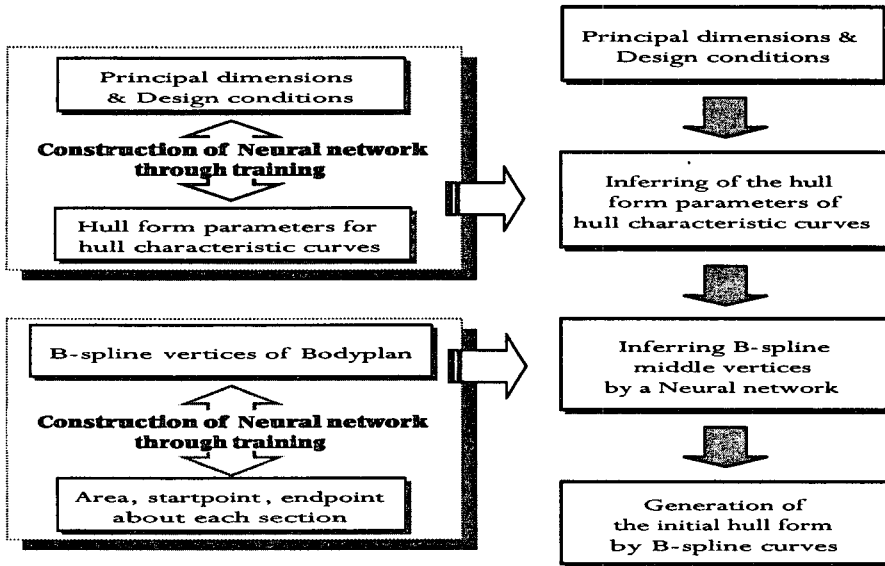


Fig. 2 Flow chart of form parameter method using neural networks

들을 얻는다. 이 경우 설계 조건 - Lbp(Length Between Perpendiculars), B(breadth), d(design draft),  $\nabla$ (displacement), Rn(Reynolds No.), Fn(Froude No.) - 등을 입력 변수로 하고, 곡선의 form parameter들을 출력 변수로 한다. 다항식 form parameter 방법의 경우에는 곡선 양끝의 위치, 1차 미분, 2차 미분, 면적, 도심을 form parameter로 하고 Cubic spline form parameter 방법의 경우에는 곡선 양끝의 위치, 탄젠트 벡터의 크기, 각도이다.

방법 (2)

실적선의 선형을 정의하는 곡선상의 점의 위치 (Cubic spline) 또는 곡선을 정의하는 조정점 (B-spline)들과 설계 조건(Lbp, B, d,  $\nabla$ , Rn, Fn)과의 상관관계를 신경망을 통해 학습시키고 새로운 설계 조건에 적합한 곡선의 위치 또는 조정점들을 얻는다.

3.2 기본 곡선 및 정면 선도 생성을 위한 form parameter 방법

신경망을 이용한 form parameter 방법을 적용한 선형선의 초기 선형 생성 과정은 Fig. 2에서 나타난 것과 같다. 먼저 설계 조건이 입력되면, 첫 번째

단계로 방법 (1), (2)로 학습된 신경망을 이용하여 기본 곡선의 form parameter들을 추론하여 기본 곡선을 생성하고, 두 번째 단계로 방법 (2)로 학습된 신경망을 통해 정면선도의 B-spline 조정점들을 생성하고, 세 번째 단계로 두 번째 단계에서 생성된 B-spline 조정점들과 첫 번째 단계에서의 기본 곡선으로부터 구한 정면선도 양끝의 위치값을 이용해 정면선도를 생성한다.

3.2.1 기본 곡선의 생성

Fig. 2에서 나타난 것과 같이 설계 조건이 입력되면 신경망을 이용하여 기본 곡선의 form parameter를 추론하게 된다.

기본 곡선 SAC(Sectional Area Curve)와 DWL(Design Water Line)은 적분형 form parameter 인 면적과 도심이 중요한 form parameter 이다. 따라서 이들 기본 곡선을 생성하기 위해 적분형 form parameter를 사용하기에 편리하고 곡선식이 간단한 다항식 form parameter 방법을 사용한다. 또한 기본 곡선 BTL(Bottom Tangential Line), STL(Side Tangential Line)의 경우에도 다항식 form parameter 방법을 적용한다. 3.1절의 방법 (1)에 의해 신경망을 학습시킨다. SAC, DWL, STL 그리고 BTL의 form parameter를 추론하기 위한

입력값으로는  $\nabla$ , LCB (Longitudinal Center of Buoyancy),  $F_n$ 에 기존의 방법으로는 동시에 고려할 수 없는  $R_n$ 과 entrance 계수( $r_E$ ) 또는 run 계수( $r_A$ )를 입력값으로 한다. 곡선을 생성하기 위한 form parameter는 곡선의 면적과 도심, 양단의 위치와 1차 미분값(기울기) 및 2차 미분값(곡률)이다. 평행부의 시작과 끝에서의 1차 미분값과 2차 미분값은 0에 가까운 값으로 하여 근사적으로 entrance 부 또는 run 부와 평행부의 접점에서의 연속 조건을 만족하도록 한다.

Fig. 3은 기본 곡선 SAC, DWL, STL 그리고 BTL의 entrance 부의 form parameter를 추론하기 위한 신경망의 구성도이다. Run 부의 경우에는 출력층에서는  $y_0, T_0, x_1$  대신  $y_1, T_1, x_0$ 가 되고 입력층에서는  $r_E$  대신  $r_A$ 가 사용된다.

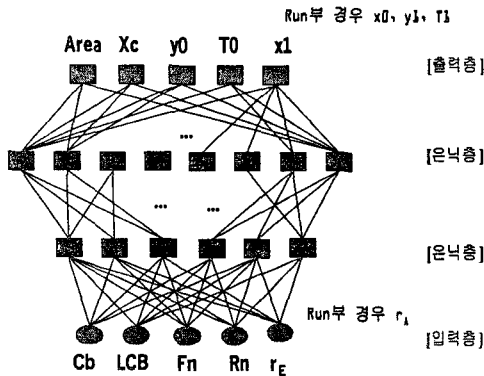


Fig. 3 Construction of neural networks for learning the form parameters of SAC, DWL, STL and BTL

선수미 profile을 생성하기 위해 Cubic spline form parameter 방법을 사용한다. 선수미 profile은 곡선의 굴곡이 심하여 B-spline form parameter 방법과 다항식 form parameter 방법보다는 Cubic spline form parameter 방법으로 곡선을 생성하는 것이 편리하다. 사용된 form parameter로는 곡선상의 점과 곡선 양끝의 탄젠트 벡터의 크기와 각도이다. 선수미 Profile의 form parameter를 추론하기 위한 신경망의 입력값은 배수량, 부심,  $F_n$ ,  $R_n$ ,  $r_E(r_A)$ 이다. Fig. 4는 이 신경망의 구성도이다. 이 경우에도 평행부의 시작과 끝에서의 연속 조건을

만족하도록 기울기를 근사적으로 0으로 한다.

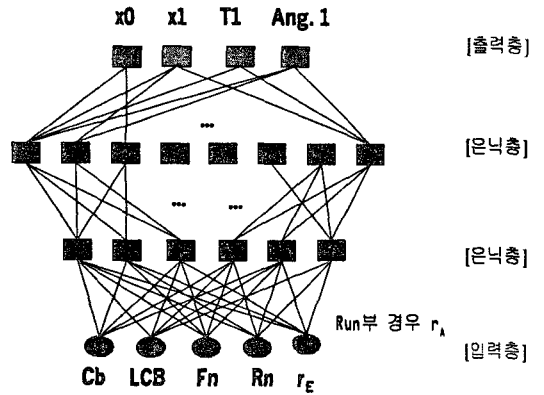


Fig. 4 Neural networks for inferring form parameters of Profile

### 3.2.2 정면선도의 생성

정면선도는 기본 곡선에 비해 굴곡이 심하며 면적 form parameter가 곡선의 설계 조건이 된다. 따라서 다항식 form parameter 방법과 Cubic spline form parameter 방법을 사용하기에는 적합하지 않다. 따라서 정면선도를 생성하기 위해서는 B-spline form parameter 방법을 사용한다. 여기서 사용된 form parameter들로는 B-spline 조정점으로 한다.

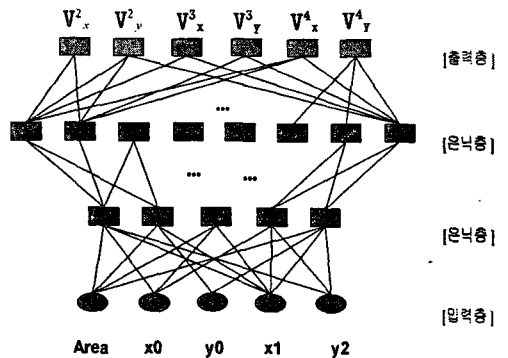


Fig. 5 Neural networks for inferring form parameters of bodyplan

정면 선도의 B-spline 조정점 추론을 위해 곡선 양단의 위치와 면적을 입력 패턴으로 Order 4, 조

정점 개수 4, 5인 B-spline으로 보간한 정면 선도의 조정점들 중 양끝을 제외한 2, 3 개의 조정점을 출력 패턴으로 하였다. Fig. 5는 이 신경망의 구성도이다.

#### 4. 적용 예

Fig. 2에서 보인 선형 생성 과정을 사용하여 유조선의 초기 선형 설계에 적용하여 보았다. 설계 조건으로는 Lbp, Draft, Breadth, Displacement, LCB, Fn, Rn으로 하였다. 기본 곡선 및 정면선도는 주요 치수를 이용하여 정규화 하였다. Table 1은 신경망을 이용한 form parameter 방법에서 사용된 실적선의 주요치수 및 선형 계수 그리고 Fn의 범위를 나타낸다. 실적선 데이터는 Tanker 12척, Bulker 10척을 사용하였다. 실적선 데이터가 저속 비대선이므로 Fn은 폭에 대한 값을 사용하였다.

Table 1 Parent ships

62,000	≤	$\nabla$ (m <sup>3</sup> )	≤	336,000
0.77	≤	Cb	≤	0.82
3%	≤	LCB(from midship)	≤	4%
10	≤	d	≤	26
$9.0 \times 10^8$	≤	Rn	≤	$2.2 \times 10^9$
0.35	≤	Fnb	≤	0.40

Table 2는 Table 1의 실적선을 이용하여 학습된 신경망으로 form parameter들을 추론하여 기본곡선과 정면선도를 도출하고 이를 비교하기 위해서 사용된 배의 설계조건을 나타낸다.

Table 2 Design conditions

Disp.	132,000 m <sup>3</sup>
LCB	139 m
Lbp	260 m
B	47.3 m
d	13.5 m
Rn	$1.59 \times 10^9$
Fnb	0.37

#### 4.1 기본 곡선 생성

Table 2의 설계 조건을 입력값으로 하여 Fig. 3의 신경망으로 추론한 form parameter들을 다항식 form parameter 방법을 사용하여 얻어낸 SAC과 DWL, BTL 그리고 STL를 Fig. 6~Fig. 9에서 나타내고 있다.

Fig. 10-1과 Fig. 10-2는 Table 2의 설계 조건을 입력값으로 하여 Fig. 4의 신경망으로 추론한 profile의 form parameter들을 Cubic spline form parameter 방법에 의해 생성한 선수미 profile이다. Fig. 10-2의 선미부는 bossing의 하부( $\tilde{AB}$ )와 상부( $\tilde{CD}$ )를 분리하여 두 개의 곡선으로 생성하였다.

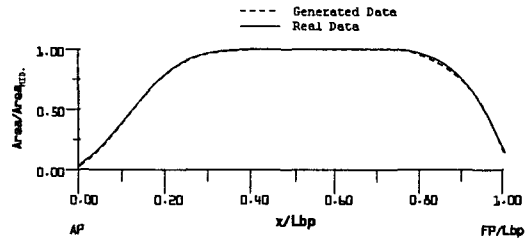


Fig. 6 Sectional area curve

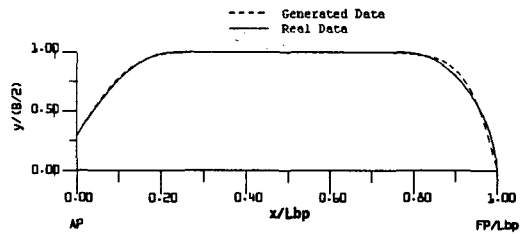


Fig. 7 Design water line

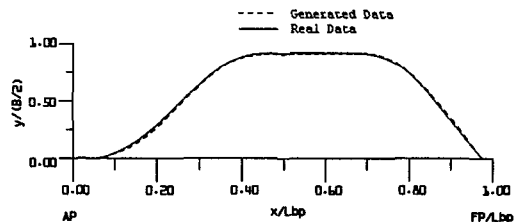


Fig. 8 Bottom tangential line

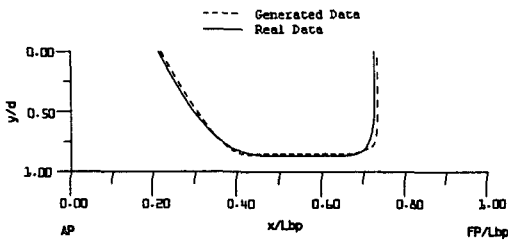


Fig. 9 Side tangential line

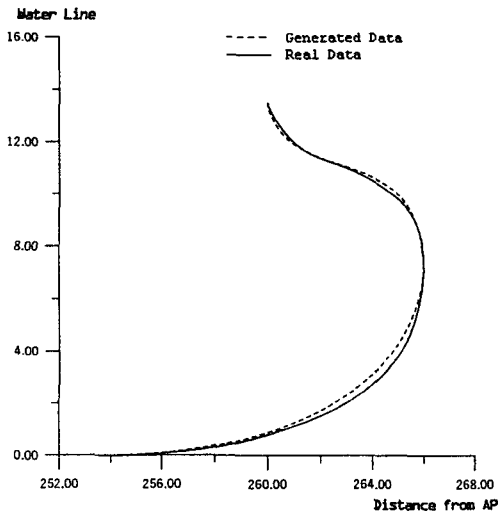


Fig. 10-1 Stem profile

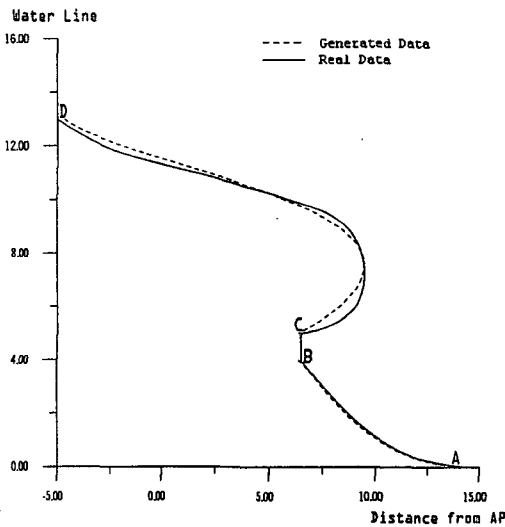


Fig. 10-2 Stern profile

#### 4.2 정면선도 생성

기본 곡선으로부터 획득한 정면선도 양단의 위치와 단면의 면적을 설계 조건으로 하여 정면선도의 B-spline 조정점들을 Fig. 5의 신경망으로 추론한다. Fig. 11은 추론된 정면선도의 B-spline 조정점들을 사용하여 기본 곡선 부분은 제외하고 생성한 정면선도이다.

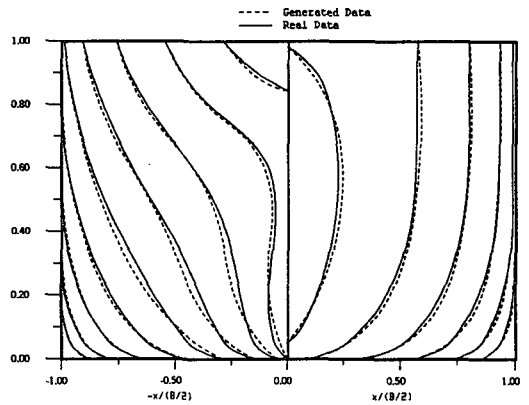


Fig. 11 Bodyplan

#### 5. 결과 검토

Table 2의 설계 조건에 따라 다항식 form parameter 방법을 기본 곡선 생성에 적용한 결과는 Fig. 6의 SAC, Fig. 7의 DWL, Fig. 8의 BTL, 그리고 Fig. 9의 STL에 나타나 있다. Fig. 6의 SAC의 경우, 실적선과 추론된 SAC의 면적 값이 0.1% 이내의 오차 범위를 갖고 형상도 매우 잘 접근하고 있다. 면적 값은 사용된 form parameter들 중 면적 parameter의 단순 비교만으로도 SAC의 적분 계산을 대체할 수 있다. Entrance 부와 중앙평행부의 접점과 run 부와 중앙평행부의 접점에서 발생하는 수학적 불연속 문제는 그 점에서의 기울기를 0에 근사시킴으로써 해결할 수 있다. Fig. 7~Fig. 9의 DWL, BTL, STL에서도 SAC와 동일하게 처리되며, DWL에서는 1.8%, BTL에서는 0.9%, STL에서는 3% 정도로 실적선의 면적과 오차를 가지며, 형상은 매우 잘 접근된 결과를 보이고 있다. 다항식 form parameter 방법이 나타낸 미소한 오

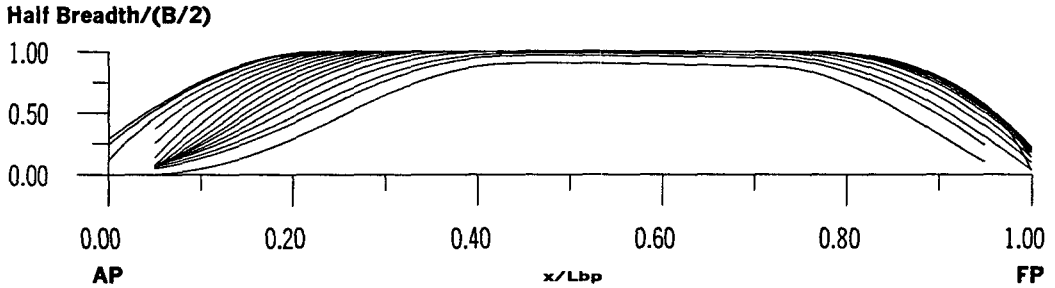


Fig. 12 Half breadth plan

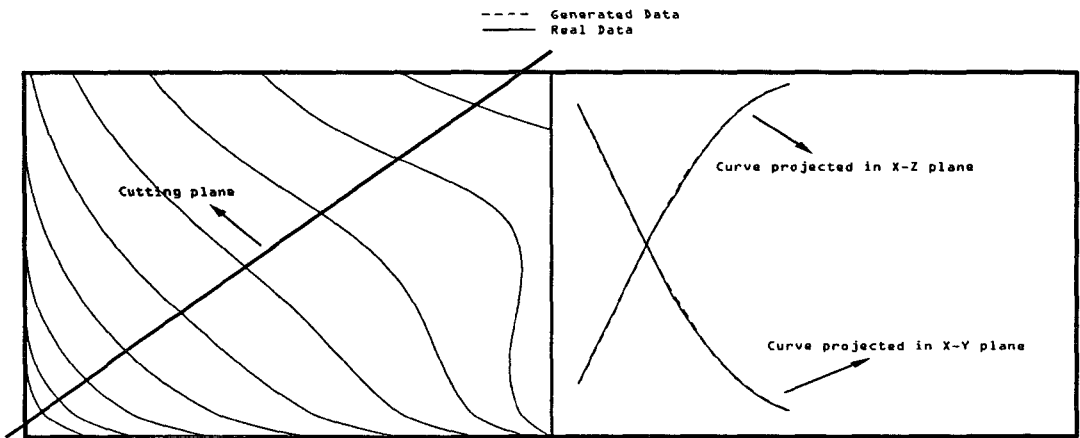


Fig. 13 Curves projected in the X-Y and X-Z plane

차는 다음의 두 가지에서 기인할 수 있다고 생각된다. 첫째, Table 1의 실적선의 기본 곡선의 형상 정의에서 사용된 form parameter 값의 적은 오차에 연유할 수 있다. 둘째, 신경망의 입·출력 패턴의 구성과 학습 과정에 적은 데이터가 사용된 것에 의할 수 있다.

Cubic spline form parameter 방법을 적용한 선수미 profile의 생성 결과는 Fig. 10-1,2이며, 선수미 profile의 아랫부분에 비해 위 부분에서 오차가 많이 발생했다. 그 원인은 본 연구에서 처음 시도한 Cubic spline form parameter 방법에서 form parameter 값의 정밀도에 기인하는 것으로 생각된다.

B-spline 조정점 추론에 의한 정면선도 생성 결과(Fig. 11)를 보면, 정면선도와 BTL이 만나는 부분의 각도가 0 이상인 문제점이 있다. 그 원인은 B-spline 조정점으로부터 정면선도를 생성할 때 곡선 끝의 탄젠트 벡터에 있는 것으로 보이며, 앞으

로의 연구에서 개선해야 할 점이라고 판단된다.

생성된 선형의 순정도는 Cross Faring으로 조사하였다. Fig. 12는 생성된 선형의 정면선도로부터 얻은 offset을 사용하여 생성한 반폭도이다. Cubic spline으로 얻어진 이 곡선들은  $C^2$  연속을 만족시키며, 전체적으로 매끄럽다. Fig. 13은 생성된 선형의 곡면을 만곡 정도가 큰 방향으로 임의의 절단한 단면을 X-Y 평면(X : 배의 길이 방향, Y : 배의 폭 방향)과 X-Z 평면(Z : 배의 높이 방향)에 투영한 곡선을 나타낸다. 실선은 실적선, 점선은 생성된 선형의 투영된 곡선을 나타내는데 생성된 선형과 실적선은 잘 일치하며 곡선이 매끄럽다.

## 6. 결 론

이상의 연구로부터 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 선형을 생성시키는 기본 곡선 정의에는 다항식 form parameter 방법과 Cubic spline form parameter 방법만으로도 쉽게 처리가 가능하다. 또한 B-spline form parameter 방법으로 처리한 정면선도 생성에서도 Cubic spline form parameter 방법이 새로운 대안으로 대치될 수 있다.
- 2) 설계 조건으로부터 신경망의 추론을 통해 기본 곡선을 생성할 수 있는 form parameter들의 결정이 가능하다.
- 3) 신경망을 활용한 form parameter 방법으로부터 결정된 기본 곡선으로부터 정면선도를 생성할 수 있다.

## 참고문헌

- 1) Creutz, C., "Curve and Surface Design from form parameter by Means of B-Splines", (In Germany), Doctoral Thesis, University of Berlin, 1977
- 2) 강사원, "B-Spline form Parameter 방법에 의한 선형 설계 기법 연구", 석사 학위 논문, 부산대학교, 1990
- 3) 안 당, "Form Parameter 방법을 이용한 선형 생성과 페어링에 관한 연구", 석사 학위 논문, 부산대학교, 1994
- 4) Bishop, M. Christopher, "Neural Networks for Pattern Recognition", Oxford University Press Inc., New York, 1997