

# 회귀분석을 통한 선형 단면의 변환가능 중점영역 예측

Nguyen, Si Bang · 남종호<sup>†</sup> · 이민규  
한국해양대학교 대학원 조선해양시스템공학과

## A Method to Predict the Feasible Region of Geometric Centroid for Closed Hull Form Area Using Regression Analysis

Si Bang Nguyen · Jong-Ho Nam<sup>†</sup> · Minkyu Lee  
Department of Naval Architecture & Ocean Systems Engineering, Korea Maritime & Ocean University

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

There is a constant demand for hull variation related to ship design. Various input variables are generally given to achieve the objective functions assigned by each variation process. When dealing with geometric shapes accompanied by nonlinear operations during the variation process, vague relationships or uncertainties among input variables are commonly observed. Therefore, it is strongly recommended to identify those uncertainty factors in advance. A method to modify the shape of a closed hull form with a new area and a centroid had been introduced as a new process of hull variation. Since uncertainty between input variables still existed in the method, however, it was not easy for the user to enter the area and the corresponding centroid. To overcome this problem, a method is presented in this paper to provide the feasible region of centroids for a given area. By utilizing the concept and techniques used in the statistics such as the number of samples, probability, margin error, and level of confidence, this method generates the distribution of possible centroids along the regression curve. The result shows that the method helps the user to choose an appropriate input value following his or her design intention.

**Keywords** : Hull variation(선형변환), Statistics(통계학), Uncertainty(불확실성), Regression analysis(회귀분석), NURBS(NURBS)

## 1. 서론

선박설계에 관련된 일련의 작업 중 선형변환(hull variation)에 대한 요구는 끊임없이 제기된다. 모션으로부터 변환을 통한 수정 작업은 필수불가결한 단계이며, 새로운 선형개발을 수행할 때도 정도의 차이는 있지만 각종 변수를 바꿔가면서 형상을 개선하는 것은 설계자가 반드시 수행하는 업무의 하나이다.

위와 같은 변환작업에는 항상 목적함수가 존재하는데, 주어진 목적을 달성하기 위하여 각종 입력변수를 제공하는 것이 일반적이다. 올바른 입력변수가 주어질 때 목적함수를 편히 구할 수 있지만 많은 공학 분야에서 모든 입력변수가 사전에 마련되지 않는다. 특히 기하학적 형상을 다룰 때는 비선형적 요소가 수반되는 경우가 많으며 이때 입력변수 간 상관관계 역시 불분명할 여지가 존재한다. 또한 입력변수와 그 결과 나타나는 출력 값이 비결정적인(non-deterministic) 경우도 많이 발생하는데, 이런 경우 변

환작업이 어렵거나 많은 시간이 소요되는 것이 현실이다. 따라서 해석단계에서 발생하는 불확실성 요소를 사전에 파악하고 대비하는 전략이 필요하다.

통계학적 측면에서도 불확실성이 발생하는데, 이 불확실성 관계는 회귀분석을 포함한 다양한 방법에서 흔히 나타난다(Uusitalo, et al., 2015). 회귀분석은 입력변수의 변화가 발생할 때 상관관계를 찾아주는 편리한 도구로서 기초적인 요구조건만 존재하는 초기설계단계에서 매우 유용하게 활용되고 있고, 본 논문에서 다루는 연구수행에도 주요한 역할을 한다. 하지만 입력변수의 불확실성이 존재하는 경우, 그 활용도에 제약이 있는 것은 자명하다. 따라서 입력변수와 출력 값에 관련되는 불확실성을 제거하기 위한 방법을 모색할 필요가 있다.

다양한 조선공학 분야에서 불확실성을 해석하는 연구가 수행된 바 있다. 회귀분석기법을 활용하여 선박을 분석하거나 유체정역학적 요소들을 파악하는 초기 노력이 있었다(Fairlie-Clarke,

1975; Cassella & Russo Krauss, 1983). 복수의 회귀분석을 사용하여 120개의 프로펠러를 시험, 분석하고 프로펠러 날개 면과 두께를 선택하도록 도와주는 연구 역시 설계에서 나타나는 불확실성을 제거하기 위함이었다 (Oosterveld & van Oossanen, 1975). 최근 항모의 크기와 속력 간의 관계를 기술하기 위한 연구가 Bi and Zong (2014)에 의하여 수행되었는데, 이들은 회귀분석을 이용하여 초기설계단계에서 사용가능한 각종 실험적 공식들을 산출하였다.

본 연구에서는 특정 선형변환 방법에서 발생하는 입력변수와 출력 값에 대한 상관관계를 분석하여 입력변수의 불확실성을 제거하는 방법을 소개한다. 2장에서 소개되는 이 방법은 사용자가 입력변수를 제공하면 그에 상응하는 결과가 산출되어야 하는 문제인데, 입력변수 간 불확실성이 존재하는 관계로 올바른 입력값을 사전에 정하기 어려운 상황을 포함한다. 이 상황을 해결하는 방법으로 통계학 기술을 적용하여 입력변수의 가능영역을 사전에 제시하는 방법을 개발한다.

2장에서는 본 연구의 대상이 되는 선형변환 방법을 간략히 소개한다. 곡선으로 둘러싸인 폐곡선의 면적과 그 중심을 변환하는 과정이 결과 중심적으로 설명된다. 통계학 개념을 도입한 입력변수 분석이 3장에서 다뤄진다. 오차와 신뢰도를 바탕으로 입력변수의 가능영역을 선택할 수 있는 방법이 예제와 함께 제시된다.

## 2. 폐곡면 면적 및 중심 변환

### 2.1 면적 및 중심을 이용한 폐곡면 변환

폐곡선으로 구성된 평면을 변화시키는 방법은 다양하다. 그 중 하나는 폐곡면의 일부인 경계곡선을 조정하여 기하학적인 특성을 만족시키는 것이다. 선형설계에서도 폐곡면이 널리 이용되는데 예를 들면 Fig.1에 보이는 폐곡면(단면)은 워터라인이 포함된 수선면의 일부를 나타내는 것으로 볼 수 있다. 이 수선면은 가로와 세로 축, 그리고  $C_0(t)$ 로 명명된 경계곡선으로 구성되어 있다. 수선면이 정의되면 면적  $A_0$ 와 중심  $G_0$ 가 계산된다.

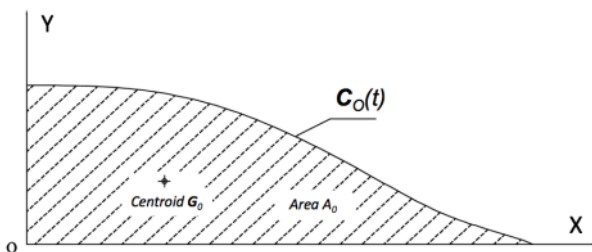


Fig. 1 Waterline area with its boundary curve  $C_0(t)$

위 수선면을 변형하는 방법 중 조선공학에서 전통적으로 사용된 것은  $C_b$ 법,  $1-C_p$ 법, 그리고 널리 통용되어온 Lackenby법

(1950) 등이다. 이러한 방법들은 조선공학자에게 주어지는 기하학적 형상과 제한조건들을 적극 활용하는 것으로 대부분 만족스러운 결과를 제공하고 있다. 하지만 자유로운 형상변환에는 다소 제한적이다.

느슨한 제약조건이 존재하는 경우에 활용될 수 있는 단면형상 변환을 위한 방법이 최근 소개되었다 (Nam & Nguyen, 2017). 이 방법은 단면의 면적과 중심을 자유자재로 변화시키는데, 이때 올바른 입력변수가 제공되어야 한다. 본 논문에서 다루는 내용은 이 단면형상변환 방법을 수행할 때 수반되는 입력변수 처리와 관계가 있으므로 아래에 단면형상변환 방법을 간략히 기술하도록 한다.

우선 원래 단면이 Fig. 2에 보이듯이 경계곡선  $C_0(t)$ 로 구성되어 있으며 중심은  $G_0$ 이다. 이 단면을 변화시키는 방법의 하나는 새로운 면적과 이에 상응하는 새로운 중심( $G_F$ )을 부여하는 것이다. 즉 사용자가 기대하는 새로운 면적과 중심을 입력변수로 넣으면, 그에 상응하는 새로운 형상이 계산되는 것이다. 결과적으로 새로운 형상의 경계곡선인  $C_F(t)$ 를 구하는 절차가 필요하다.

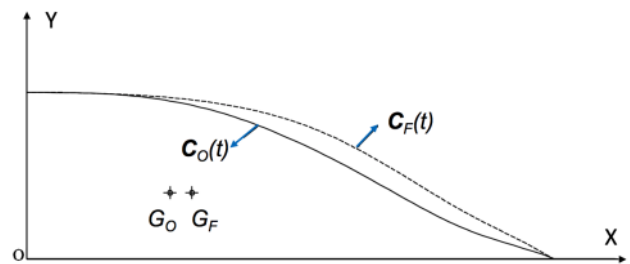


Fig. 2 Two waterline areas with their centroids and boundary curves:  $C_0(t)$  for original area and  $C_F(t)$  for new area

이 방법의 핵심은 NURBS 방법(Piegl & Tiller, 1997)에 의거하여 표현된 경계곡선을 중첩법에 의하여 변형시키는 것이다. 원 경계곡선인  $C_0(t)$ 와 같은 차수, 그리고 같은 노트벡터를 가지는  $C_I(t)$ 를 만들어 중첩하여 최종적으로  $C_F(t)$ 를 선형적으로 산출한다. Fig.2의 두 곡선은 3차식으로 9개의 조정점(control points)과 13개의 노트로 구성되어 있다. 식 (1)은 NURBS표현법에 의하여  $C_F(t)$ 를 구하는 수식을 나타내고 있다.

$$\begin{aligned}
 C_F(t) &= C_0(t) + C_I(t) \tag{1} \\
 &= \sum_{k=0}^N P_k^O R_k^n(t) + \sum_{k=0}^N P_k^I R_k^n(t) \\
 &= \sum_{k=0}^N (P_k^O + P_k^I) R_k^n(t) \\
 &= \sum_{k=0}^N P_k^F R_k^n(t)
 \end{aligned}$$

식 (1)에서 첨자 O, I, F는 각각 처음 단계, 중간 단계, 그리고 마지막 단계를 나타내며, n은 차수, N은 조정점 개수, P는 조정점, R은 NURBS의 기저함수를 의미한다.

중첩된 NURBS곡선에 의하여 새롭게 얻어진  $C_F(t)$ 가 원 경계곡선인  $C_O(t)$ 와 유사한 특성을 가진다는 점은 이 방법의 핵심적인 효과로서 선형수정작업에서 요구하는 원상태유지 또는 향상이라는 긍정적인 효과를 제공한다. 이는 에너지최소법칙과 균일분포라는 제약조건을 적용한 결과다. 이 선형변환방법에 대한 자세한 설명은 참고문헌 (Nam & Nguyen, 2017)을 참조하기 바란다.

### 2.2 입력변수 모호성

2.1절에서 소개된 단면형상변환방법은 간편하고 효과적인 변환결과를 제공하지만, 불행하게도 사용자가 제공하여야 하는 올바른 입력변수를 사전에 가늠하기 어렵다는 제약을 가진다.

원 단면의 면적 대신 새로운 면적을 부여하는 것은 어렵지 않다. 미세 선형변환이라는 목적에 걸맞게, 원 면적의 작은 퍼센티지 또는 미세 면적을 가감하는 것이 보편적이기 때문이다. 하지만 면적과 달리 새로운 중심을 사전에 지정하는 것은 간단하지 않다. 중심은 면적에 종속적이지만 일대대응 관계를 가지므로 특정 면적 변화에 대한 중심을 임의로 선택할 수 없기 때문이다. 그럼에도 불구하고 사용자는 본인이 원하는 중심을 부여하기 원하며, 이 중심이 이전에 제공한 새로운 면적에 부합되기를 바란다.

본 연구에서는 단면형상변환방법을 효율적으로 활용하기 위하여 중심선정을 위한 가이드라인을 제시하고자 한다. 이를 위하여 새로운 면적에 대응하는 중심 후보군을 자동적으로 만들고, 그 후보군으로부터 의미 있는 중심을 선택하는 기하학적 영역을 제공한다.

## 3. 중심이동 가능 영역

### 3.1 개발 알고리즘

주어진 면적에 따라 선택 가능한 중심이 어떤 형태로 분포될 것인가를 산정하는 알고리즘은 Fig. 3과 같이 정리된다.

우선 원 단면과 면적변화량, 그리고 기타 필요 자료를 입력한다. 두 번째 단계에서 통계학을 이용하여 필요한 샘플 수를 계산한다. 면적변화를 위하여 단면의 경계곡선을 변화시키는데 이때 NURBS로 표현된 경계곡선의 조정점(control points)을 설계변수로 설정한다. 이 설계변수가 무작위로 변화하며 주어진 면적을 만족시키는 경계곡선을 찾는다. 경계곡선이 구해지면 그 단면의 중심이 자동적으로 계산되고 하나의 데이터로 저장된다. 모든 샘플에 대하여 중심이 구해지면 전체 중심집합군에 대한 경향을 회귀분석법으로 파악한다. 마지막으로 신뢰도를 고려한 밴드를 설정하여 사용자가 선택할 수 있는 중심가능영역(feasible region of centroid)을 제공한다.

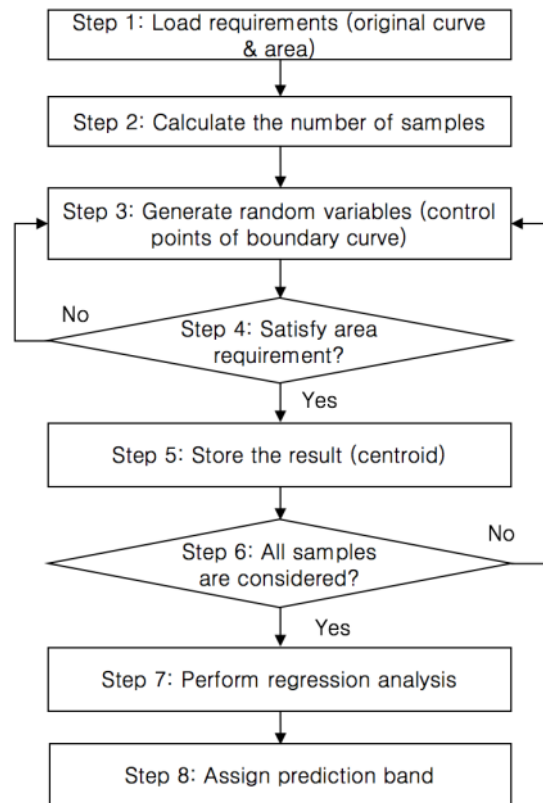


Fig. 3 Overall procedure of finding feasible region of centroid

### 3.2 샘플 크기 결정

가능영역에 포함되는 후보를 찾는 첫 번째 단계로 얼마나 많은 수의 샘플을 가질 것인가를 결정하여야 한다. 샘플 수가 많을수록 가능영역이 더욱 분명해지지만, 무한정 샘플 수를 늘리는 것은 공학적인 해법이 아니며 또한 수행시간이나 크기 면에서 볼 때 현실성이 떨어진다. 따라서 적정수의 샘플을 구비하는 것은 핵심적인 요소가 된다.

본 연구에서 샘플 수( $n_s$ )는 통계학에서 널리 활용되는 다음 식(2)으로부터 결정되도록 한다 (Walpole, et al., 2016; STAT200, 2017). 식에서 z는 t 분포(t-distribution)를 따르는데, 일반적으로 자유도가 증가할수록 정규분포에 가까워지며 본 예 제처럼 자유도가 높다면 정규분포로 가정할 수 있다.

$$e = z \sqrt{\frac{p_R(1 - p_R)}{n_s}} \tag{2}$$

여기서 e는 오차에 대한 여유값이다. 샘플이 전체를 대변할 수 없으므로 얼마나 큰 오차를 가질 것인지 사전에 결정한다. z는 z-점수로 불리는 요소로서 신뢰수준을 나타낸다. 예측확률  $p_R$ 은 얼마나 큰 확률로 데이터가 가능영역에 속하는지 아닌지를 기대하는냐를 말한다. 일반적으로 확률이 알려졌을 때는 그 값을 사용하면 되지만, 본 연구의 문제와 같이 가능영역이 되느냐 마느냐를 사전에 결정하는 확률을 모르는 경우 0.5를 택하는 것이 안

전하다. 따라서  $p_r=0.5$ 는 식(2)의 분자를 최대로 만드는 값으로 주어진 환경에서 샘플 수 또한 충분히 큰 값을 가진다는 것을 의미한다. 식 (2)로부터 사용자가 지향하는 오차와 신뢰도에 대한 샘플 수를 계산할 수 있다.

95% 신뢰도를 택할 경우 z점수는 1.96이 되며, 5% 오차를 고려하면 식 (2)에 의하여  $n_s$ 는 384.2가 되는데 본 연구에서는 샘플 수를 390으로 정한다.

### 3.3 중심 설정가능 영역 생성

폐곡선으로 이루어진 단면의 면적과 중심을 변수로 다루는 문제에서 면적과 중심에 대한 기하학적 상관관계가 다중성을 가지므로 양 요소 간 불확실성이 존재한다. 이에 따라 확률과 통계를 바탕으로 문제를 해결하는 것이 하나의 해법이 된다.

우선 입력되는 새로운 면적을 고려한다. 면적변화에 따라 중심은 새로운 위치로 이동할 것이다. 변화된 면적을 가지는 새로운 단면을 찾는 방법으로 단면의 경계곡선을 구성하는 NURBS의 조정점을 설계변수로 책정하고 이를 무작위로 변화시킨다. 무작위 변화를 위하여 PSO(Particle Swarm Optimization) 기법을 활용한다. 최적해를 찾는 기법 중 하나인 PSO는 유전(genetic) 또는 군집(colony) 알고리즘과 유사하다 (Kennedy & Eberhart, 1995). 비록 문제 성격에 따라 다르겠지만, 다중공간에서 연속적인 설계변수를 다루는 제약조건 없는 비선형 문제를 풀 때는 PSO가 유전알고리즘에 비해 효과적인 것으로 알려져 있다.

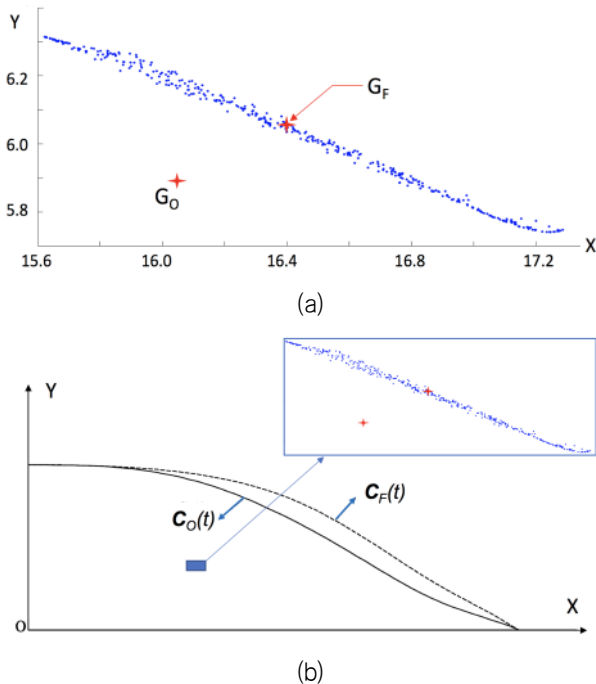


Fig. 4 Distribution of obtained centroids: (a) scattered 390 centroids ( $n_s = 390$ ) and (b) location of centroid cluster shown with the original and new boundary curves

PSO에 의하여 얻어진 새로운 형상은 주어진 면적을 만족시키는 단면으로 각 형상에 따른 중심을 산출하며, 계산된 중심들이 가능영역을 구성하는 데이터가 된다. 본 연구에서는 식 (3)의 목적함수  $f$ 를 설정하여 식 (1)의  $C_F(t)$ 를 구한다.

$$\text{Minimize } f(w_1 \cdot \Delta_{\text{area}} + w_2 \cdot \Delta_{\text{centroid}} + w_3 \cdot E_{\text{bending}} + w_4 \cdot E_{\text{rate of bending}}) \quad (3)$$

식 (3)은 면적차이, 중심차이, 곡선 굽힘에너지, 그리고 굽힘 에너지 미분값에 대한 요소들의 합을 최소화하는 것으로,  $w_i$ 는 각 요소에 대한 가중치를 나타낸다.

임의의 면적변화에 대하여 계산된 중심들과 전체 경계곡선에 대한 상대적인 위치가 Fig. 4에 보인다. 가능한 중심들이 x축 15.6~17.3과 y축 5.6~6.3사이에 분포되어 있음을 보여주는데, 가로축 측면에서 볼 때 시작부분과 끝부분에서는 분포가 매우 협소하고 중앙부로 갈수록 비교적 넓은 분포를 이루고 있다. Figs. 4~7의 x, y축은 Fig. 2 곡선이 위치하는 2차원 평면의 x 및 y 축의 실제좌표를 나타낸다.

### 3.4 회귀분석곡선 계산 및 유효성 검증

중심가능영역을 구성하는 데이터 즉 중심의 위치가 구해지면, 이들 데이터가 어떤 형태로 분포하는지 그 경향을 파악할 차례다. 군집형태 데이터의 경향을 파악하기 위한 수단으로 회귀분석(regression analysis)이 널리 활용되고 있다. 회귀분석은 하나의 종속변수와 이에 관계된 다수의 독립변수들 간의 관계를 결정짓는 강력한 도구다.

경향을 찾기 위하여 알맞은 곡선을 선정할 필요가 있다. Fig. 4에 나타난 기하학적 형상을 고려하여 본 연구에서는 식 (4)과 같이  $n$ 차의 다항식을 회귀분석곡선( $\hat{y}$ )으로 채택한다.

$$\hat{y} = \sum_{k=0}^n a_k x^k \quad (4)$$

주어진 데이터 세트  $(x_k, y_k), k = 1, \dots, n_s$ 에 대하여 식 (5)의 최소자승법을 수행한다.

$$S_R = \sum_{k=1}^{n_s} (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (5)$$

Fig. 4에 나타난 샘플 수는 390이며, 이에 대하여  $n$ 이 3인 회귀분석을 수행한 결과가 Fig. 5에 곡선으로 나타난다. 3차식의 선택은 샘플 분포가 선형적인 동시에 폭에 의한 형상이 미세하게 곡을 가진 사실을 고려한 결과다. 계산된 3차 회귀분석곡선식은 다음과 같으며 계산 결과는 매우 양호하여 3차식의 사용이 정당화된다.

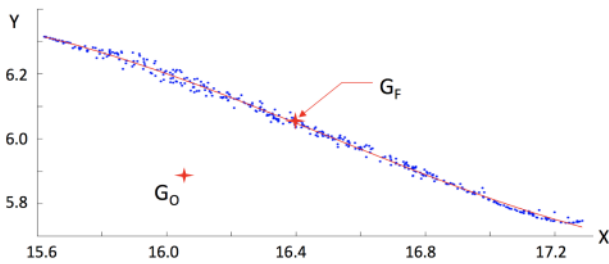


Fig. 5 Polynomial representation of degree 3 as a regression curve

$$\hat{y} = -2470.6983 + 458.2704 x - 28.2409 x^2 + 0.5796 x^3 \quad (6)$$

회귀분석모델의 정확성을 평가하기 위하여 식 (7)와 같이  $R^2$ 로 표현되는 결정계수(coefficient of determination)를 활용한다. 회귀곡선은 회귀곡선으로 설명되는 변동분(SSR)과 설명되지 않는 변동분(SSE)으로 구분되는데, 두 변동분을 합한 총변동분( $SST = SSR + SSE$ )에 대한 SSR의 비율을 결정계수로 정의한다. 회귀분석모델이 정확할수록 결정계수는 1에 수렴한다. 결정계수가 0에 가까워진다면 이는 회귀분석모델이 주어진 데이터를 제대로 반영하지 못함을 나타낸다.

$$R^2 = \frac{SSR}{SSR + SSE} = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (7)$$

$$SSE = \sum_{k=1}^{n_s} (y_k - \hat{y}_k)^2$$

$$SST = \sum_{k=1}^{n_s} (y_k - \bar{y}_k)^2$$

여기서  $\bar{y}$ 는  $y$ 값들의 평균을 뜻한다.

본 예제에서 결정계수는  $1 - 0.008/0.9713 = 0.9918$ 이 된다. 계산된 결정계수는 99%를 넘는 적합도로 주어진 데이터를 잘 반영하며, 단지 1% 미만이 경향에서 벗어남을 의미한다.

### 3.5 중심가능영역 밴드화

계산된 중심 집합에 대한 경향이 회귀분석으로 파악되면 회귀 분석된 곡선으로부터 가능한 중심집합 영역을 선정하는 작업이 수행된다. 중심집합이 띠 형태를 가지고 있으므로, 띠를 감싸는 밴드 형태로 영역을 설정하는 것이 타당하다.

밴드를 설정하는 기준으로 본 연구에서 채택한 개념은 통계학에서 이용되는 신뢰도이다. 통계학적인 중요도로 볼 때, 밴드는 특정한 신뢰도를 가지고 수학적 모델을 반복 수행할 때 데이터가, 본 예제에서 하나의 중심이, 밴드 내에 존재할 가능성을 설명한다. 즉 어떤 중심이 특정한 확률로 나타남을 의미하는데 신뢰도가 높을수록 중심집합 가능영역에 나타날 확률이 높아짐을 의미한다.

$100 \times (1 - \alpha)\%$  신뢰도로 중심가능영역을 가능하기 위하여, 하나의  $y_0$ 에 대한 가능영역 신뢰도 계산에 다음 식 (8)을 활용한다.

$$y_{0-low} < y_0 < y_{0-high} \quad (8)$$

$$y_{0-low} = \hat{y}_0 - t_{\frac{\alpha}{2}} \cdot s \sqrt{1 + \frac{1}{n_s} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{S_{dd}}}$$

$$y_{0-high} = \hat{y}_0 + t_{\frac{\alpha}{2}} \cdot s \sqrt{1 + \frac{1}{n_s} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{S_{dd}}}$$

여기서  $\hat{y}_0$ 는  $x = x_0$ 에서 계산된 값,  $t_{\alpha/2}$ 는  $n_s - n - 1$  자유도를 가진 t분포, 그리고  $s$ 는 평균제곱근오차(mean square error)다. 식 (8)에 포함되는 평균제곱잔차(mean of squared residuals)  $s^2$ 과 샘플표준편차  $S_{dd}$ 는 식 (9)와 같이 정의되며 (Walpole, et al., 2016), 이 식에서  $n_s$ 는 샘플 수,  $n$ 는 차수, 그리고 변수 위 바는 평균을 의미한다.

$$s^2 = \frac{\sum_{k=1}^{n_s} (y_k - \hat{y}_k)^2}{n_s - n - 1} \quad (9)$$

$$S_{dd} = \sum_{k=1}^{n_s} (x_k - \bar{x})^2$$

식 (8)과 (9)로부터 95%의 신뢰도를 가진 밴드를 구하면 Fig. 6과 같다. 회귀분석곡선 위아래에 점선곡선으로 밴드가 형성된다.

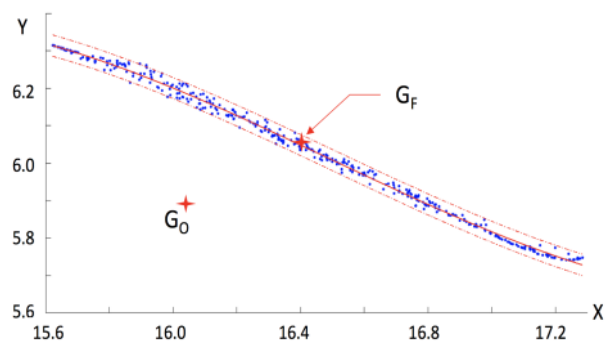


Fig. 6 Prediction band for feasible region of centroid

### 3.6 결과 분석

Fig. 6에서는 95%라는 신뢰도를 적용함에 따라 많은 중심집합 데이터가 밴드 내부에 존재한다. 높은 신뢰도를 택하는 것은 대부분의 데이터가 밴드 내에 존재하여 유용하다는 긍정적인 면도 있지만, 한편 밴드 폭이 지나치게 넓어 밴드경계곡선(점선) 주변에 데이터(중심)가 드물다는 것 즉 유효율이 감소하는 것으로 볼 수 있다. 만약 신뢰수준을 낮춘다면 밴드 폭은 감소 즉 유효율이



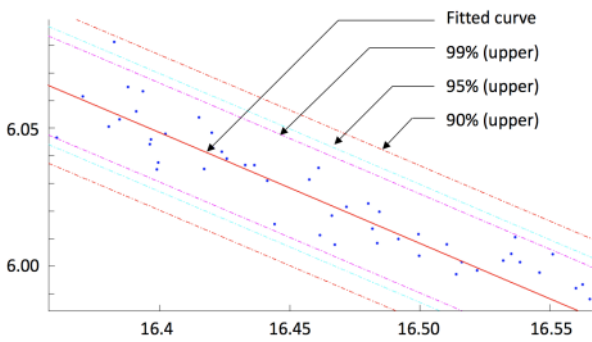


Fig. 7 Bands for three different levels of confidence

증가하나, 역으로 밴드를 벗어나는 데이터들이 상당수 발생할 수 있음을 인지하여야 한다. Fig. 6에서 샘플 수를 늘리면 밴드를 벗어나는 데이터가 출현한다.

Fig. 7에 3가지 신뢰도 90%, 95%, 99%에 대한 밴드가 각각 나타나 있다.

사용자는 신뢰도와 유효성 사이에서 절충할 필요가 있다. 계산된 밴드는 사용자가 일정한 면적변화에 따른 중심의 존재 가능성을 사전에 파악할 때 사용되므로, 안전하고 유효한 가이드라인은 밴드에서 중심 회귀곡선 주변 영역을 선택하는 것이다.

#### 4. 결론

폐곡선으로 이루어진 단면에서 새로운 면적을 부여할 때, 이 면적에 부합하는 중심을 선택할 수 있는 방법을 소개하였다. 이를 통하여 새로운 면적이나 중심을 부여할 때 이를 만족시키는 새로운 선형을 손쉽게 구할 수 있다. 전통적인 선형변환법에 더하여 자유롭게 단면을 변화시킬 수 있는 하나의 방법을 소개한 것이다.

사용자가 새로운 중심을 주고 이를 만족시키는 평면곡선을 구하는 것은 직관적이지 않다. 특히 주어진 면적에 대한 중심은 이론적으로 무한개가 존재하므로 사용자의 정확한 설계의도를 반영하기 위하여, 원하는 중심이 가능한지를 사전에 점검하는 것은 주요한 절차다.

본 논문에서 제시된 방법은 변화하는 면적에 대하여 이론적으로 가능한 중심 영역을 제시하는 것이며, 이를 위하여 회귀분석법을 활용하였다. 가능 영역을 신뢰도와 확률 개념이 적용된 밴드 형태로 제공하며, 제시된 밴드 내에서 사용자의 의도에 맞는 중심을 선택하도록 한다.

다만 단면 경계곡선의 처음 시작부분과 끝부분에서 밴드 폭이 균집 데이터에 비해 지나치게 넓은 점을 개선하는 것이 향후 과제로 남는다. 하지만 현실적인 설계단계에서 대부분의 중심변화는 경계곡선의 중앙부를 중심으로 발생하므로 본 연구에서 제시된 방법 적용에는 무리가 없다고 본다.

#### 후 기

본 논문의 일부 내용은 산업통상자원부 지원사업인 “한국해양대

학교 해양플랜트특성화대학사업” 및 “중소형조선소 시뮬레이션기반 생산관리 시스템 개발”과제의 도움을 받아 수행되었음을 부기합니다.

#### References

Bi, J.Y. & Zong, Z., 2014. Regression analysis of principal dimensions and speed of aircraft carriers. *Polish Maritime Research*, 1(81), 21, pp.35-41.

Cassella, P. & Russo Krauss, G., 1983. Hydrostatic data for cargo ships obtained with regression analysis. *Ocean Engineering*, 10(3), pp.145-155.

Fairlie-Clarke, A.C., 1975. Regression analysis of ship data. *International Shipbuilding Progress*, 22(251), pp.227-250.

Kennedy, J. & Eberhart, R.C., 1995. Particle swarm optimization. *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Net works*, Perth, Australia, November 27<sup>th</sup> - December 1<sup>st</sup>, 1995, IEEE: Piscataway, NJ, pp.1942-1948.

Lackenby, H., 1950. On the systematic geometrical variation of ship forms. *Transactions of INA*, 92, pp.289-315.

Nam, J.-H. & Nguyen S.B., 2017. A curve based hull form variation with geometric constraints of area and centroid. *Ocean Engineering*, 133, pp.1-8.

Oosterveld, M.W.C. & van Oossanen, P., 1975. Further computer-analyzed data of the Wageningen B-screw series. *International Shipbuilding Progress*, 22, pp.251-262.

Piegl, L. & Tiller, W., 1997. *The NURBS book*. 2nd ed. Springer: Berlin.

STAT200, 2017. *Finding sample size for estimating a population proportion* [Online] Available at: <https://onlinecourses.science.psu.edu/stat200/node/255> [Accessed 01 August 2017].

Uusitalo, L. Lehtikoinen, A. Helle, I. & Myrberg, K., 2015. An overview of methods to evaluate uncertainty of deterministic models in decision support. *Environmental Modelling & Software*, 63, pp.24-31.

Walpole, R.E. Myers, R.H. Myers, S.L. & Ye, K., 2016. *Probability and statistics for engineers and scientists*. 9th ed. Pearson education: Boston.



Nguyen Si Bang

남 종 호

이 민 규