

ASMOD와 혼합 곡선 근사법을 이용한 SAC의 생성

Generation of SAC using
a ASMOD and a Hybrid curve approximation

김현철*, 이경선*, 김수영*
Hyun Cheol Kim*, Kyung Sun Lee*, Soo Young Kim*

* 부산대학교 조선해양공학과

* Dept. of Naval Architecture and Ocean Engineering
Pusan National University

ABSTRACT

This paper presents the process generating a SAC(Sectional Area Curve) by using ASMOD(Adaptive Spline Modeling of Observation Data). That is, we define SACs of real ships as B-spline curves by a hybrid curve approximation(which is the combination method of a B-spline fitting method and a genetic algorithm) and accumulate a database of control points. Then we let ASMOD learn from the correlation principal dimensions with control points.

I. 서 론

3차원 자유형상 물체인 선박의 설계에서는 주어지는 설계 요구 조건아래 적절한 SAC(Sectional Area Curve)를 생성하는 것이 가장 중요하다.

본 연구에서는 입출력 데이터로부터 비선형 다변수 모델을 자동 인식할 수 있는 적응형 Spline 모델링(ASMOD:Adaptive Spline Modeling of Observation Data)[1][2][3]을 이용하여 혼합 곡선 근사법에 의한 SAC 생성을 시도한다. 즉, 실적선의 SAC를 B-spline 근사법(Fitting method)[4]과 유전자 알고리즘(Genetic algorithm)에 의해 정의하여, 조정점(Control points)에 대한 데이터 베이스를 구축한다. 그리고 주요치수와 이를 조정점과의 관계를 학습 데이터로 하여 ASMOD를 학습시키고, 이를 SAC 생성을 위한 B-spline 곡선의 조정점으로 도출한다.

II. 본 론

2.1 ASMOD의 구조

ASMOD 모델 $m(x)$ 는 입력변수 $x \in \mathbf{x} = (x_0, \dots, x_n)$ 에 대해 U 개의 부모델(Submodel) $s_u(x)$ $u = 1, \dots, U$ 들의 합으로 식(1)과 같이 표현된다.

$$m(x) = \sum_{u=1}^U s_u(x_u) \quad (1)$$

여기서 x_u 는 $\{x_u\} \subseteq \{x\}$ 인 입력변수를 나타내며, $i \neq j$ 에 대해 $\{x_i\} \cap \{x_j\} = \emptyset$ 이다.

각 부모델은 Univariate 혹은 Multivariate B-spline 회로망[1][2][3]으로 표현되며, 식(2)와 같이 선형 결합으로 구성된다.

$$s_u(x) = \sum_{i=1}^{K_u} c_{u,i} b_{u,i}(x) = c_u^T b_u(x) \quad (2)$$

여기서 K_u 은 $s_u(x)$ 에서 기저 함수의 갯수이고, $b_{u,i}(x)$ 는 B-spline 기저함수이다. 그리고 c_u 는 계수 벡터이며 가중치와 같은 역할을 한다.

전체 모델은 부모델의 합이므로 식(3)과 같이 기저함수의 결합으로 나타낼 수 있다.

$$m(x) = \sum_{i=0}^K c_i b_i(x) = c^T b(x) \quad (3)$$

여기서 K 는 전체 기저함수의 갯수를 나타낸다.

ASMOD 부모델에서 2개 혹은 더 많은 입력 변수들의 연성된 의존성(Coupled dependencies)을 모델링하기 위해서는 다차원 spline 공간을 사용한다. 다차원 B-spline 공간은 2개 혹은 그 이상의 Univariate spline 공간의 Tensor product로서 구성된다. 따라서 n 차원 B-spline 기저 함수는 식(4)와 같이 표현된다.

$$b_i(x) = \prod_{k=1}^n b_{ik}(x_k) \quad (4)$$

여기서 b_{ik} 는 각 부모델에 속하는 Univariate B-spline 기저함수이다.

2.2 ASMOD의 학습 알고리즘

식(3)의 ASMOD 모델에 의해 신경 회로망은 3개의 층으로 구성된다.

1층은 입력층으로 입력변수의 집합으로 구성되어 있고, 2층은 각 부모델에서의 출력을 계산한다. 각 페지 규칙의 소속함수가 B-spline 기저함수로 정의되고, 정의된 소속함수는 입력변수에 대해 정규화된 값을 나타낸다. 그리고 3층은 각 부모델의 출력을 합하여 전체 출력을 생성한다.

학습 방법은 시그모이드 함수를 사용한 오류 역전파 알고리즘(EBP)[5]을 사용하였으며, 다음과 같이 수행된다.

【1 단계】 전방향 과정은 식(3)에 의해 각 기저함수와 가중치와의 곱의 합을 통해 추론된 값을 계산한다.

【2 단계】 후방향 과정은 ASMOD에 의한 추론값과 목적값과 차이를 엘타(δ)로 하여 후방향으로 전파하여 식(3)의 가중치 c_i 를 수정한다.

【3 단계】 모든 입출력 데이터에 대한 추론값과 목적값과 차이가 최소가 될 때까지 【1 단계】와 【2 단계】를 반복하여 수행한다.

식(3)의 ASMOD 모델을 신경 회로망의 개념으로 나타내면 Fig.1과 같다.

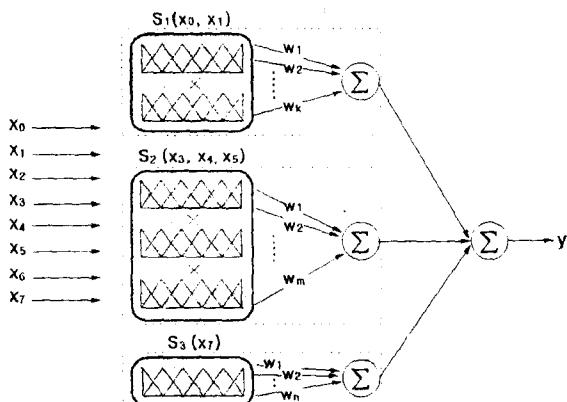


Fig.1 ASMOD model using a neural network concept

2.3 B-spline 근사법과 유전자 알고리즘을 이용한 SAC의 데이터 베이스

B-spline 근사법[5]을 이용하여 SAC상의 주어진 데이터(Offset)를 지나는 조정점을 생성한 후, 이들 조정점을 초기 점으로 하여 부동 소수점으로 표현되는 유전자 알고리즘[6]을 사용하여 SAC의 기하학적 특성 - 양 끝점의 위치 및 접선 벡터 - 을 만족하면서 주어진 데이터를 근사하게 지나는 곡선을 구하였다. SAC는 선수부와 선미부로 각각 나누어 정의하였고, B-spline 곡선은 Table 1과 같이 설정하였다.

Fig.2는 Table 1의 정의에 따른 SAC의 기하학적 형상을 나타낸다.

SAC의 기하학적 조건은 다음과 같이 설정하였다.

① 선수미부 양끝점은 “-1”과 “1”로 무차원화한다.

② 중앙 평행부의 시작점과 끝점에서의 접선방향은 항상 수평이어야 한다.

Table 1 Order and No. of control points in Stern & Bow part of ship data used in this paper

| | Order | No. of control points |
|-------------------|-------|-----------------------|
| Stern part | 5 | 5 |
| Bow part | 4 | 5 |

B-spline 근사법으로 조정점을 생성할 때 ②의 조건 만족이 어려우므로 중앙 평행부의 시작점과 끝점을 포함하는 조정 스펜(Control span)(Fig.2)이 평행하도록 유전자 알고리즘을 사용하여 조정점을 수정하였다.

SAC의 기하학적 조건을 만족하도록 B-spline 조정점을 수정하기 위한 유전자 알고리즘에서는 각 개체를 부동 소수점으로 표현하여 단순 교배 연산자와 균등 돌연변이 연산자를 적용한 엘리트 보존 전략을 사용하였다[6]. Fig.3는 유전자 알고리즘에 의한 선미부 조정점의 수정 예를 나타낸다.

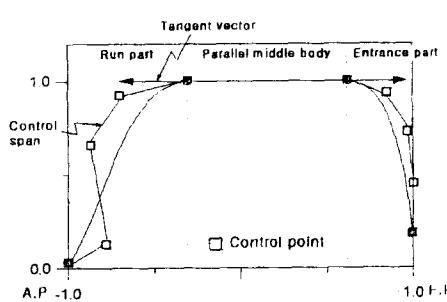


Fig.2 Geometry of SAC

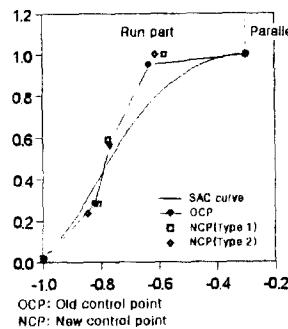


Fig.3 Modification example on control points of Run part using a genetic algorithm

선수부에 대한 B-spline 조정점도 동일한 방법으로 결정할 수 있다.

2.4 ASMOD를 이용한 SAC 생성

초기 설계 조건들로부터 SAC를 생성하기 위해 2 단계로 ASMOD를 적용하였다.

첫번째는 주요치수 및 선형 요소 결정 단계로서, 주어진 설계 조건 - 선종(Ship type), 재화중량(DW), 선속(Speed), 계획 홀수(d) - 으로부터 주요치수 - 수선간장, 폭, 중앙 횡단면적(Am) - 와 선형 계수 - 방형 계수(Cb) - 를 결정하는 것이며, 두번째는 B-spline 조정점 결정 단계로서 첫번째 단계의 출력 변수들을 입력 정보로 하여 SAC를 정의하는 B-spline 조정점을 생성한다.

Fig.4는 SAC 생성을 위한 ASMOD 모델링의 개념도를 나타낸다.

2.5 적용 예

Table 2는 본 연구에서 학습용 데이터로 사용된 실적선의 설계 변수 및 범위를 나타낸 것이다. Container 12척, Tanker 8척, Bulk carrier 7척, VLCC 4척을 사용하였다.

Table 2 Design conditions and variables

| |
|--|
| $1.2 \times 10^3 \leq \text{Dead weight(Ton):DW} \leq 310 \times 10^3$ |
| $0.12 \leq \text{Froude number:Fn} \leq 0.254$ |
| $9.5 \leq \text{Design draft(m):d} \leq 21.4$ |

Fig.5는 모든 조정점에 대한 ASMOD 모델링을 수행한 후 $L/B = 6.6998$, $B/d = 2.6426$, $Cb = 0.833$, $Am = 391.9 m^2$ 인 Bulk carrier에 대해 본 연구에서 제안한 방법으로 추론된 SAC와 실적선의 SAC를 비교한 것이다.

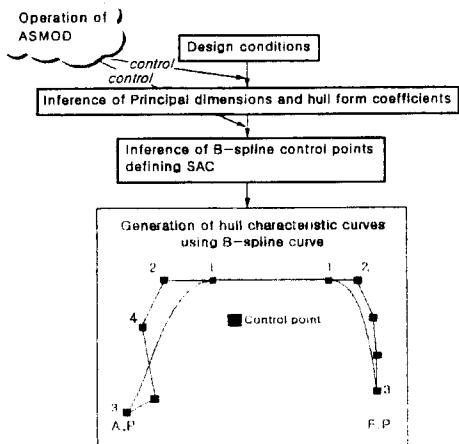


Fig.4 Concept of ASMOD modeling for SAC Fig.5 Comparision real values and values inferred by ANFIS for SAC

Fig.5와 같이 ASMOD로 추론된 조정점이 정의하는 SAC는 실직선의 SAC에 아주 잘 접근하여 생성되고 있다. 그리고 이 SAC는 B-spline 곡선으로 표현되므로, B-spline 곡선의 장점을 그대로 유지한다. 예를 들면 C^2 급 연속성이 보장된다.

III. 결 론

이상의 연구 결과로 부터 다음과 같은 결과를 얻었다.

- (1) ASMOD와 B-spline을 결합하여 보다 효율적이고 정도(Precision)높은 SAC 생성이 가능하다.
- (2) SAC에 대한 B-spline 조정점 생성 예를 통해서 다른 기하학적 선형 특성 곡선 - Design waterline curve, Bottom tangent line, Side tangent line, Center profile line - 에 대해서 동일하게 적용함으로써 초기 선형 생성에 확장시킨 응용이 가능하다.

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

IV. 참고문헌

- [1] T.Kavli, "ASMOD-an algorithm for Adaptive Spline Modeling of Observation Data", Int. J.Control, 58(4):947-968, 1993
- [2] M.Brown and C.J.Harris, "Neuro Fuzzy adaptive Modeling and Control", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, Nj, 1994
- [3] K.M.Bossley, M.Brown and C.J.Harris, "Neurofuzzy model construction for the modeling of non-linear process", In 3rd European Control Conference, Vol.3, pages 727-729, Rome, Italy, 1995
- [4] 김현철, "SAC와 NURBS 곡선을 이용한 초기 선형 생성에 관한 연구", 석사학위논문, 부산대학교, 1995
- [5] 김수영, 김현철, "인공 신경망에 의한 주요치수 및 방형 계수 결정", 대한조선학회 추계연구발표회, pages 90-95, 1996
- [6] Z.Michalewicz, "Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs", Springer-Verlag, 1992