

---

 論 文
 

---

大韓造船學會論文集  
 第 35 卷 第 2 號 1998年 5月  
 Journal of the Society of  
 Naval Architects of Korea  
 Vol. 35, No. 2, May 1998

## 해상 실측 자료를 이용한 횡동요 조종 계수 식별

김 찬 기 \*

### Parameter Identifications of Roll Maneuvering Coefficients Based on Sea Trial Data

by

C. K. Kim\*

#### 요 약

몰수체의 선형 운동방정식은 형상 설계와 제어기 설계의 지배방정식으로 사용되는 중요한 설계 인자이다. 그러나, 경험식, 이론적 계산 및 모형 시험으로부터 획득한 운동방정식 내의 조종 계수 들은 오차를 포함하고 있어 해상 시험을 통해 이에 대한 검증을 수행하여야 한다. 본 연구에서는 실측 자료에 대해 병렬 확장 칼만 필터, Nelder & Mead Simplex 탐색법 및 유전적 알고리즘을 적용하여 몰수체의 주요 횡 동요 계수들을 식별/비교하였다. 결론적으로 Nelder & Mead Simplex 탐색법이 사용된 수학 모형과 해상 시험 자료에 대해 가장 만족스런 결과를 주고 있다.

#### Abstract

Linear equations of motion for submersibles are one of the most important design parameters, which are used as a governing equation for the shape design and the controller design. But, the estimated maneuvering coefficients in equations of motion by using empirical formulae, theoretical calculations or model tests might have some errors. Therefore the maneuvering coefficients should be verified from sea trial test. In this study, parallel extended Kalman filter method, Nelder & Mead Simplex method and genetic algorithm were applied to the parameter identification of roll maneuvering coefficients based on sea trial data. As a result, it was verified that Nelder & Mead Simplex method gave the most satisfactory results for the mathematical models and the sea trial data used in this study.

---

접수일자 : 1998년 3월 16일, 재접수일자 : 1998년 4월 30일

\* 정회원, 국방과학연구소

1. 서론

물수체 체계 개발시 운동 방정식은 중요한 설계 인자이다. 특히, 형상 및 제어기 설계에 지배 방정식으로 사용되는 선형 운동 방정식은 물수체 설계의 기본 요소라 할 수 있다. 선형 운동 방정식의 구조는 수학적, 물리적으로 명확하게 표현되므로, 이에 대한 연구는 운동 방정식 구조 내의 조종 계수들을 정확하고 신뢰성 있게 획득하는 것이다. 초기 설계 단계에서 조종 계수들을 경험식[1]이나 이론적 계산[2]으로 획득하는 것이 일반적이며, 상세 설계 단계에서는 모형시험[3]에서 측정된 동유체력과 동유체 모멘트로부터 획득한다. 경험식이나 이론적 계산법으로 획득된 조종 계수는 운동 특성에 대한 정성적 성질과 어느 정도 정량적 성질도 갖지만, 상세 설계나 설계 검증에는 부적합하다. 모형시험으로 획득한 조종 계수는 설계된 선형의 운동 특성을 보다 풍부하게 포함하지만, 시험 설비의 제약으로 Reynolds 수를 맞춰 주기 힘들고 가상의 운동 중에 측정된 운동특성이라는 단점이 있다. 따라서, 해상 시험을 통한 조종 계수 검증 및 보완은 필수적이라 할 수 있다.

실측 자료로부터 조종 계수를 추정하기 위해서는 계수 식별법이 사용되는데, 지금까지 이에 대한 수많은 연구가 수행되었다. 이달호[4]는 측정 자료를 생성하여 공력 계수 식별법들을 비교하였다. Hwang [5]은 식별법의 장단점과 동시 표류 현상을 언급하고, 실선 자료에 대해 확장 칼만 필터로 수상선의 조종 계수들을 식별하였다. C. K. Kim & K. P. Rheef[6]는 물수체의 가식별성에 대해 살펴보고, 제곱근 알고리즘을 이용하여 확장 칼만 필터법의 수치적 정확성과 안정성을 개선시키고, 최대공산법(Maximum Likelihood Method)에 대한 직접 탐색법인 Nelder & Mead Simplex 법을 이용한 물수체의 계수 식별을 수행한 바 있다.

일반적으로 회전 타원체 형상을 갖는 물수체는 횡 동요 동유체력이 상당히 작기 때문에 모형 시

험으로 계수들을 정확하게 추정하기 어렵다. 따라서, 실측 자료로부터 횡 동요 계수를 검증하고, 제어기 등을 재설계하여야 한다. 본 연구에서는 병렬 확장 칼만 필터법, Nelder & Mead Simplex법 및 전역 추정자인 유전적 알고리즘을 사용하여 해상시험에서 측정된 자료를 기초로 주요 횡 동요 계수들을 식별하여 계수 식별법들의 유용성을 비교하였다.

2. 계수식별법의 정식화

물수체의 운동을 표현하기 위한 수학 모형으로 선형 운동 방정식[7]을 사용하였다.

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{w}(t) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}(t_i) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t_i) + \mathbf{v}(t_i) \quad (2)$$

여기서 (1)식은 상태 방정식이며, (2)식은 측정 방정식이다.  $\mathbf{x}$ 는  $n$  차원의 상태 변수 벡터,  $\mathbf{u}$ 는  $r$  차원의 입력 벡터,  $\mathbf{A}$ 는  $n \times n$ 의 체계 동적 행렬,  $\mathbf{B}$ 는  $n \times r$ 의 입력 행렬이고,  $\mathbf{z}$ 는  $n_M$  차원의 이산 시간 측정 벡터,  $\mathbf{C}$ 는  $n_M \times n$ 의 측정 행렬이다.  $\mathbf{w}$ 는  $n$  차원의 백색 공정 잡음 오차 벡터이고,  $\mathbf{v}$ 는  $n_M$  차원의 이산 시간 백색 잡음 측정 오차 벡터로 다음과 같은 성질을 갖는다.

$$E\{\mathbf{w}(t)\} = 0$$

$$E\{\mathbf{w}(t)\mathbf{w}^T(t')\} = \mathbf{Q}(t)\delta(t-t')$$

$$E\{\mathbf{v}(t_i)\} = 0$$

$$E\{\mathbf{v}(t_i)\mathbf{v}^T(t_j)\} = \mathbf{R}(t_i)\delta(t_i-t_j)$$

또한, 초기 조건은 다음과 같다.

$$E\{\mathbf{x}(t_0)\} = \hat{\mathbf{x}}_0$$

$$E\{[\mathbf{x}(t_0) - \hat{\mathbf{x}}_0][\mathbf{x}(t_0) - \hat{\mathbf{x}}_0]^T\} = \mathbf{P}_0 \quad (3)$$

여기서  $E(\circ)$  표기는 기대값을 의미하고,  $\mathbf{P}_0$ 는 초

기 오차 공분산을 의미하며,  $\hat{\mathbf{x}}_0$ 는 추정된 상태 변수의 초기치를 의미한다.

1) 병렬 확장 칼만 필터를 이용한 계수 식별

칼만 필터는 최적의 선형 관측자로 추정될 시간의 함수가 선형계의 상태변수이며 어떤 순간의 상태 변수 값은 상태 천이 행렬에 의해 다른 순간의 값과 연관이 있음을 기본 개념으로 한다. 이러한 칼만 필터를 구성하는 추정식은 시간 전파식과 측정 개선식으로 구분되는데, 임의의 시간  $t_i$ 에서 연속 시간계에 대해 다음과 같이 표현될 수 있다.

◎ 시간 전파식

$$\begin{aligned} d\hat{\mathbf{x}}(t;t_i)/dt &= \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(t;t_i) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) \\ d\mathbf{P}(t;t_i)/dt &= \mathbf{A}\mathbf{P}(t;t_i) + \mathbf{P}(t;t_i)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}(t) \end{aligned} \quad (4)$$

◎ 측정 개선식

$$\begin{aligned} \mathbf{K}(t_i) &= \mathbf{P}(t_i^-)\mathbf{C}^T[\mathbf{C}\mathbf{P}(t_i^-)\mathbf{C}^T + \mathbf{R}(t_i)]^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}(t_i^+) &= \hat{\mathbf{x}}(t_i^-)\mathbf{K}(t_i)[z_i - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(t_i^-)] \\ \mathbf{P}(t_i^+) &= \mathbf{P}(t_i^-) - \mathbf{K}(t_i)\mathbf{C}\mathbf{P}(t_i^-) \end{aligned} \quad (5)$$

확장 칼만 필터는 전 단계에서의 상태 변수 근방에서 비선형계를 1 차 선형화하여 (4)식과 (5)식의 칼만 필터를 적용하는 방법이다. (1)과 (2)의 동적계를 다음과 같은 비선형계로 대치하여 보자.

$$\begin{aligned} d\bar{\mathbf{x}}(t)/dt &= \mathbf{a}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) + \bar{\mathbf{w}}(t) \\ \bar{z}(t_i) &= \mathbf{c}(t_i, \bar{\mathbf{x}}(t_i)) + \bar{\mathbf{v}}(t_i) \end{aligned} \quad (6)$$

확장 칼만 필터에서는 상태 방정식과 측정 방정식에 대해 선형 필터의  $\mathbf{A}$ 와  $\mathbf{C}$  행렬을 최적 상태 추정치에서 평가된  $\mathbf{A}_A$ 와  $\mathbf{C}_A$ 로 근사화한다.

$$\mathbf{A}_A(t) = \frac{\partial \mathbf{a}(\bar{\mathbf{x}}, t)}{\partial \mathbf{x}}$$

$$\mathbf{C}_A(t) = \frac{\partial \mathbf{c}(\bar{\mathbf{x}}, t)}{\partial \mathbf{x}} \text{ at } \bar{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{x}}$$

따라서, 필터 이득은 상태 추정치에 종속되며 이와 유사하게 오차 공분산 행렬  $\mathbf{P}$ 도 상태추정치에 시간 이력에 종속되는 랜덤 변수이고, 오차 공분산 행렬  $\mathbf{P}$ 가 실제 공분산 행렬의 근사치일 뿐이므로 추정 결과가 반드시 최적이라 할 수는 없다. (4)와 (5)식의  $\mathbf{A}$ 와  $\mathbf{C}$  대신에 근사화된 행렬  $\mathbf{A}_A$ 와  $\mathbf{C}_A$ 를 사용하면 상태변수 시간 전파식을 제외한 나머지 확장 칼만 필터식은 칼만 필터식과 동일하게 표기된다.

확장 칼만 필터로 조종 계수를 식별하는 경우는 식별될 계수로 보완된 상태 변수들에 대해 기준점 부근에서 비선형 동적계를 1 차 선형화하여 최적의 선형 필터를 적용함으로써 조종 계수와 상태 변수를 동시에 식별해 나간다. 선형 상태 방정식의 경우에도 본래의 상태 변수와 계수간의 곱셈 형태가 상태 방정식에 포함되어 동적계는 비선형이므로 확장 칼만 필터를 사용하여 식별해야 한다.

$$\begin{aligned} \frac{d\bar{\mathbf{x}}_A(t)}{dt} &\equiv \left[ \frac{d\bar{\mathbf{x}}(t)/dt}{\theta} \right] \\ &= \left[ \begin{matrix} \mathbf{a}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \\ \mathbf{0} \end{matrix} \right] + \left[ \begin{matrix} \bar{\mathbf{w}}(t) \\ \mathbf{0} \end{matrix} \right] \\ \bar{z}(k) &= \left[ \begin{matrix} \mathbf{C} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{matrix} \right] \left[ \begin{matrix} \bar{\mathbf{x}}_k \\ \theta_k \end{matrix} \right] + \bar{\mathbf{v}} \end{aligned} \quad (7)$$

또한, 이 때의 초기 조건은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \left[ \begin{matrix} \bar{\mathbf{x}}_0 \\ \theta_0 \end{matrix} \right] &= \left[ \begin{matrix} \mathbf{E}(\bar{\mathbf{x}}_0) \\ \theta_0 \end{matrix} \right] \\ \mathbf{P}_{0,0} &= \left[ \begin{matrix} \text{Var}(\bar{\mathbf{x}}_0) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \text{Var}(\theta_0) \end{matrix} \right] \end{aligned} \quad (8)$$

여러 개의 측정 자료를 병렬 처리하려면 상태변수에 측정 자료에서의 모든 상태변수들을 포함시킨다. 즉, L 개의 측정 자료를 병렬로 처리하기 위해서는 확장된 상태변수  $\mathbf{X}_A$ 를 다음과 같이 놓는다.

$\mathbf{X}_A^T = [\mathbf{x}_1^T \ \mathbf{x}_2^T \ \dots \ \mathbf{x}^T]$  (9)  
 $\mathbf{A}_A$  행렬과  $\mathbf{C}_A$  행렬은 다음과 같이 쓸 수 있는데, 행렬의 우측 상단은 상태 변수에 대한 조종 계수의 1 차 미분으로부터 구할 수 있다.

$$\mathbf{A}_A = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \dots & \mathbf{0} & \frac{\partial}{\partial \theta}[\mathbf{A}\bar{\mathbf{x}} + \mathbf{B}] \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{A} & \vdots \\ & & & \mathbf{I} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}_A = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_1 & \dots & \mathbf{0} & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{C}_L & \mathbf{0} \\ & & & \mathbf{0} \end{bmatrix}$$
 (10)

(7)에서 (10)까지의 식들을 확장 칼만필터에 적용하면 상태 변수와 조종 계수들이 동시에 추정될 수 있는데 이에 대한 알고리즘은 Fig. 1과 같이 도시될 수 있다.

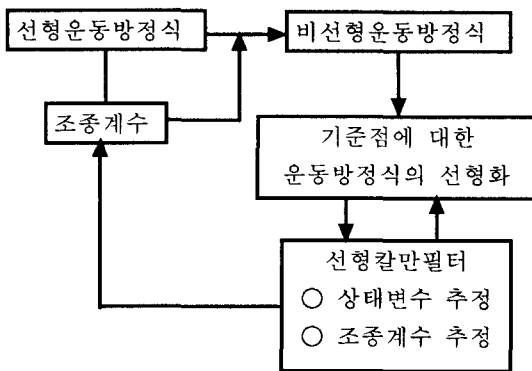


Fig. 1 Block diagram for parameter ID using EKF

2) Nelder & Mead Simplex 탐색법을 이용한 계수 식별법

Nelder & Mead Simplex 탐색법[8]은 최대 공산법을 푸는 방법중의 하나인데, 최대 공산법은 물리적으로 관측치일 확률이 최대인 추정치를 찾아가는 방법이다. 어떤 특정한 점 주위의 영역에 놓여 있는 랜덤 변수에 대한 확률은 그 점에서의 확률 밀도 함수의 크기에 비례함을 이용하여 최대 공산법은 확률 밀도 함수인 공산 함수를 최대화하

는 계수를 찾는 것이다. 측정 잡음을 영의 평균과  $\mathbf{R}$ 의 분산을 갖는 정규 분포로 가정하면 조종 계수  $\bar{\theta}$ 를 매개 변수로 하는 확률 밀도 함수는 Bayes의 연쇄 법칙을 사용하여  $n$  차원의 상태 변수  $\bar{\mathbf{x}}$ 와  $M$  개의 측정 수열  $\mathbf{Z}_M$ 에 대해 다음과 같이 표시될 수 있다.

$$p(\mathbf{Z}_M | \bar{\theta}) = p(\bar{\mathbf{z}}_M | \mathbf{Z}_{M-1}, \bar{\theta}) \times p(\mathbf{Z}_{M-1} | \bar{\theta}) = \prod_{k=0}^M p(\bar{\mathbf{z}}_k | \mathbf{Z}_{k-1}, \bar{\theta})$$

조건 밀도 함수는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$p(\bar{\mathbf{z}}_k | \mathbf{Z}_{k-1}, \bar{\theta}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sqrt{|\mathbf{R}|}} \times \exp\left[-\frac{1}{2}(\bar{\mathbf{z}}_k - \mathbf{C}\bar{\mathbf{x}}_k)^T \mathbf{R}^{-1}(\bar{\mathbf{z}}_k - \mathbf{C}\bar{\mathbf{x}}_k)\right]$$

대수 함수는 단조 감소하므로 공산함수를 최대화하는 것은 음의 대수 공산 함수를 최소화하는 것과 동일하므로 다음과 같은 목적 함수로 대체할 수 있다.

$$J_M(\bar{\theta}) = \frac{1}{M+1} \sum_{k=0}^M (\bar{\mathbf{z}}_k - \mathbf{C}\bar{\mathbf{x}}_k)^T \mathbf{R}^{-1}(\bar{\mathbf{z}}_k - \mathbf{C}\bar{\mathbf{x}}_k)$$
 (11)

따라서  $p(\mathbf{Z}_M | \bar{\theta}) = \max p(\mathbf{Z}_M | \bar{\theta})$ 를 만족하는  $\bar{\theta}$ 를 찾는 최대 공산법은  $J_M(\bar{\theta}) = \min J_M(\bar{\theta})$ 를 만족하는  $\bar{\theta}$ 를 찾는 것이 된다.

일반적으로 최대 공산법을 이용하면 공정 오차에 대한 정보 없이 측정 오차만을 사용하여 매개 변수를 식별할 수 있다. 그러나, 본 연구의 대상인 수중운동체의 경우에는 목적 함수를 계산하기 위한 상태 추정시에 칼만 필터를 사용하게 되어 공정 오차가 사용된다. 수직면 상의 위치 안정성을 갖지 못하는 수중운동체에 대해 칼만 필터를 사용

하지 않고 상태를 추정하게 되면 정복원력 등의 영향으로 운동이 수치적으로 불안정해진다.

Nelder & Mead Simplex 탐색법은 (11)의 목적 함수를 찾는 직접 탐색법으로 다음과 같이 정식화 될 수 있다.  $m$  차원의 매개 변수  $\bar{\theta}$ 의 탐색 영역에  $m+1$ 점으로 이루어진 Simplex를 세우고 Simplex 내에서 목적함수  $J_M(\bar{\theta})$ 가 가장 큰 값을 갖는 점을 더 작은 값을 갖는 점으로 연속적으로 대체함으로써 Simplex 전체가 최소점으로 움직이게 하는 것이다. 이 탐색법에 대한 알고리즘은 다음과 같다.[8]

① Simplex 내의  $m+1$  점에서 목적함수를 계산하고 최대의 목적함수를 생성하는  $\bar{\theta}_h$ 와 최소의 목적 함수를 생성하는  $\bar{\theta}_l$ 을 찾는다.

②  $\bar{\theta}_b = \frac{1}{m} \left[ \sum_{i=1}^{m+1} \bar{\theta}_i - \bar{\theta}_h \right]$ 에서 목적함수 계산.

③ 정지 조건 시험.

$$\sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m+1} [J_M(\bar{\theta}_i) - J_M(\bar{\theta}_b)]} \leq \epsilon$$

④  $\bar{\theta}_r = 2\bar{\theta}_b - \bar{\theta}_h$ 에서 목적함수 계산.

⑤  $J_M(\bar{\theta}_r) < J_M(\bar{\theta}_l)$ 이면  $\bar{\theta}_c = 2\bar{\theta}_r - \bar{\theta}_b$ 에서 목적함수를 계산한다.  $J_M(\bar{\theta}_c) < J_M(\bar{\theta}_l)$ 이면  $\bar{\theta}_h$ 를  $\bar{\theta}_c$ 로 대체하여 ②로 가고, 아니면  $\bar{\theta}_h$ 를  $\bar{\theta}_r$ 로 치환한 후 ②로 간다.

⑥  $J_M(\bar{\theta}_r) \geq J_M(\bar{\theta}_l)$ 인 경우  $\bar{\theta}_h$ 를 제외한 모든  $\bar{\theta}_i$ 에 대해  $J_M(\bar{\theta}_r) \geq J_M(\bar{\theta}_i)$ 가 성립하면 계속 진행하고, 아니면  $\bar{\theta}_h$ 를  $\bar{\theta}_r$ 로 치환하여 ②로 간다.

⑦  $J_M(\bar{\theta}_r) < J_M(\bar{\theta}_h)$ 이면  $\bar{\theta}_c = (\bar{\theta}_b + \bar{\theta}_h)/2$ 를 선택하고, 아니면  $\bar{\theta}_c = (\bar{\theta}_r + \bar{\theta}_b)/2$ 를 선택한다.

⑧  $J_M(\bar{\theta}_r) < J_M(\bar{\theta}_h)$ 이면  $\bar{\theta}_h = \bar{\theta}_c$ 로 하여 ②로 가고, 아니면  $\bar{\theta}_i = (\bar{\theta}_i + \bar{\theta}_1)/2$ 을 사용하여  $\bar{\theta}_1$ 를 향해 Simplex를 줄이고 ②로 간다.

### 3) 유전적 알고리즘을 이용한 계수 식별법

유전적 알고리즘은 1975년 John Holland에 의해 자연계의 적응 절차를 요약하여 엄밀하게 설명

하고, 자연계의 중요한 기능들을 유지하는 인공계 S/W의 설계를 위해 개발되었다. 일반적인 계수 추정자들은 지역 추정자임에 반해 자연 도태와 자연 유전 현상에 기초한 유전적 알고리즘은 전역 추정자로 인간이 탐색할 때 갖는 어떤 혁신적 감각의 탐색 알고리즘을 구성하기 위해 암호화된 매개 변수인 string 구조 내의 적자 생존과 조직적이나 랜덤인 정보 교환을 결합한 것이다. 이 유전적 알고리즘의 절차는 다음과 같다[9].

① 초기 개체군을 선택한다.

② 재생(reproduction)

- 각 string들을 그들의 목적 함수인 적합성에 따라 복사한다. 단순한 재생 방법 중의 하나는 각 string의 적합성에 비례하는 크기를 갖는 roulette wheel을 구성하는 것이다. Fig.2와 같이 각 string 별로 적합성과 전체 적합성의 비율에 비례하는 크기를 갖는 roulette wheel을 구성하고 이를 돌려 string을 선택하여 임의의 새 개체군을 형성한다.

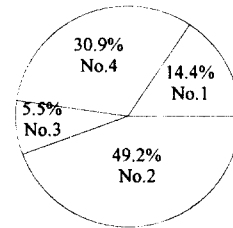


Fig. 2 Roulette wheel

③ 교배(crossover)

- 재생된 string들을 임의로 짝 지운다.
- string에 따른 정수 위치  $k$ 를 1과 string 길이  $l$  사이의 범위에서 균일하게 임의로 선택하고, 한 쌍의 string들의  $k+1$ 에서  $l$ 에 위치한 모든 것들을 교환한다.

④ 돌연 변이(mutation)

- 돌연 변이는 string에 위치한 값을 종종 임의로 바꾸어 주는 공정이다. 단순한 재생과 교배만으

로도 좋은 탐색 결과를 얻을 수 있으나 돌연 변이로 재생과 교배를 통해 미성숙된 중요한 개념의 정보가 상실되는 것을 방지할 수 있다. 돌연변이가 너무 자주 발생하면 재생과 교배에 의한 방향성을 상실할 위험성이 있다.

이와 같은 유전적 알고리즘을 목적 함수 (11)식을 최소화시키는 매개 변수를 찾는 문제에 적용시키면 측정 자료로부터 조종 계수들을 식별할 수 있다.

### 3. 주요 횡동요 조종 계수 식별 결과

본 연구에서는 상기의 계수 식별법들을 사용하여 주요 횡동요 계수를 식별하였다. 가장 중요한 역할을 하는 횡동요 계수 중에서 추진기에 의한 불균형 토크를 제외한 횡동요 부가질량, 횡동요 감쇠력 계수 및 횡동요 제어력 계수를 식별하였다. 식별에 사용된 측정 오차 분산은 INS의 사양을 사용하였고, 공정 오차 분산은 운동방정식의 구조는 실제와 동일하다고 가정하고 모형 시험 결과 해석시에 추정되는 오차 분산을 사용하였다.

#### 1) 병렬 확장 칼만 필터를 이용한 계수 식별

병렬 확장 칼만 필터를 7개의 실험 자료를 사용하여 단계별 식별된 계수 차이가 1% 미만일 때까지 반복하였다. 반복에 따른 계수 변화는 Fig.3과 같고, 식별된 조종계수로 횡동요 각속도를 예측한 결과는 Fig.4와 같다.

Fig.3을 살펴보면 한 번의 확장 칼만 필터 수행으로 어느 정도 추정치에 접근하여 점차적으로 수렴하고 있다. 또한, 횡동요 감쇠력의 크기는 모형 시험 결과 보다 상당히 작게 추정되고, 부가 질량 관성 모멘트와 제어력의 크기는 크게 추정되고 있다.

Fig.4에서 실선은 측정된 횡동요 각속도를 도시한 것이고, 일점 쇄선은 모형 시험에서 획득한 조종 계수와 칼만필터를 사용하여 횡동요 각속도를 추정한 결과이며, 점선은 병렬 확장 칼만 필터로 식별된 조종 계수와 칼만 필터를 사용하여 횡동요

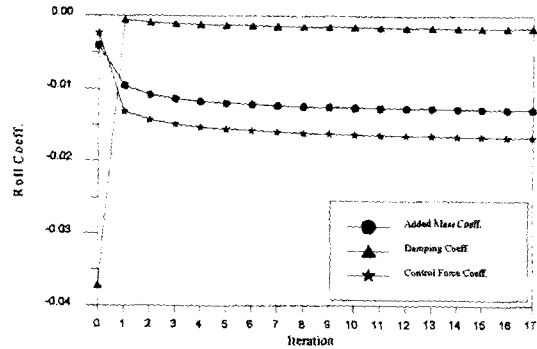


Fig. 3 Trend of roll parameter ID using EKF

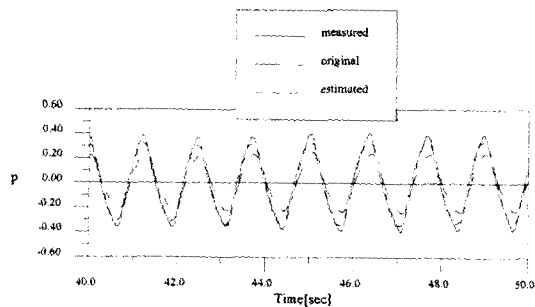


Fig. 4 Estimation results of roll angular velocity using EKF

각속도를 추정한 결과이다. 식별된 계수로 추정한 각속도가 모형 시험에 의한 횡동요 계수로 추정한 것 보다는 상당히 개선된 결과를 주고 있다. 이것은 모형 시험에 의한 제어력과 감쇠력이 크게 평가되어 횡동요를 작게 추정하게 하였다는 결론을 준다. 그러나 식별된 조종 계수에 의한 결과도 최대치나 최소치 부근에서는 약간의 차이를 주고 있다. 일반적으로 측정 자료를 하나만 사용하여 식별된 조종계수로 추정한 상태변수는 측정값과 매우 잘 일치하는데, 이 경우에는 상태 추정 결과가 완전히 만족스럽다고 할 수는 없다. 이것으로 미루어 보아 실제로는 제어력이 식별된 결과 보다 좀 더 크거나 실제 횡동요 감쇠력이나 횡동요 부가 질량 관성모멘트가 식별된 결과 보다 작을 것으로 판단된다. 참고적으로 Fig.4에서 횡동요 각속

도가 시간 축에 대하여 대칭이 아닌 것은 추진기의 불균형 토크에 의한 것이다.

2) Nelder & Mead Simplex법을 이용한 계수 식별

본 절에서는 하나의 해상 측정자료만을 사용하여 Nelder & Mead Simplex법에 의한 최대 공산법으로 횡동요 계수들을 식별한 결과를 정리하였다. 반복을 종료하는 기준으로  $1 \times 10^{-6}$ 이 사용되었으며, 반복에 따른 주요 횡동요 계수의 변화 Fig.5에 도시된 바와 같다. 또한, 식별된 조종 계수들을 사용하여 횡동요 각속도를 예측한 결과를 측정치와 비교한 결과는 Fig. 6과 같다.

Fig.5를 살펴보면 Nelder & Mead Simplex법으로 식별된 결과들은 어느 정도 수렴성이 만족되었음을 알 수 있다. 또한, 병렬 확장 칼만 필터로 추정된 결과와 달리 횡동요 감쇠력 계수뿐만 아니라 부가 질량 관성모멘트와 제어력 계수도 추정된 계수의 크기가 모형 시험 결과 보다 상당히 감소하고 있음을 알 수 있다. 횡동요 동유체력 계수들이 작아지면 운동의 반응 속도가 증가하여 작은 제어력으로도 극심한 횡동요 운동을 발생시킬 수 있기 때문에 나타난 결과이다. 추정 상태 보다 극심한 횡동요가 측정된 원인으로 병렬 확장 칼만필터는 실제 값 보다 과소 평가된 제어력 및 관성력과 과대 평가된 감쇠력 때문으로 판정하는 반면에, Nelder & Mead Simplex 법은 과대 평가된 횡동요 동유체력 계수들 때문으로 판정하고 있다.

Fig.6에서 실선은 측정된 횡동요 각속도를 도시한 것이고 일점 쇄선은 모형시험에서 획득한 조종 계수와 칼만필터를 사용하여 횡동요 각속도를 추정한 것이며, 점선은 Nelder & Mead Simplex법으로 식별된 조종 계수들과 칼만필터를 사용하여 횡동요 각속도를 추정한 결과이다. 식별된 결과가 모형시험으로 획득한 조종계수로 추정한 결과에 비해 상당히 개선된 추정 결과를 주고 있을 뿐만 아니라 계측치와 상당히 유사한 결과를 주고 있음을 알 수 있다. 따라서, Nelder & Mead Simplex법으로 식별된 조종 계수들과 칼만필터를 사용하

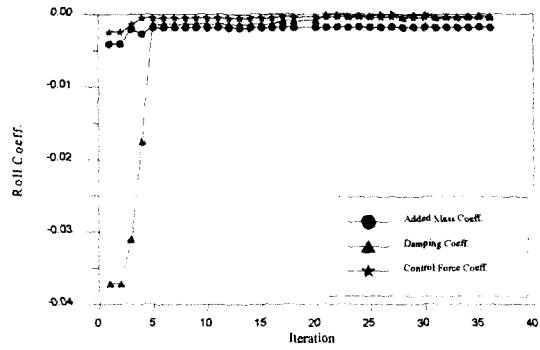


Fig. 5 Trend of roll parameter ID using simplex method

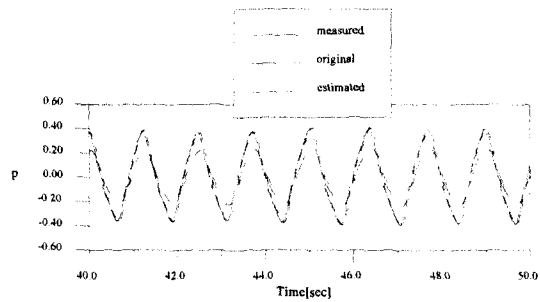


Fig. 6 Estimation results of roll angular velocity using simplex method

여 횡동요 각속도를 추정한 결과가 확장 칼만필터에 의한 것 보다 측정된 결과에 좀 더 유사함을 알 수 있다.

3) 유전적 알고리즘을 이용한 계수 식별 결과

본 절에서는 하나의 해상 측정자료만을 사용하여 유전적 알고리즘으로 횡동요 계수들을 식별한 결과를 정리하였다. 반복 종료 기준으로 적합성의 평균 값들이 최소 적합성과  $1 \times 10^{-2}$ 이 되는 조건을 사용하였다. 반복에 따른 계수 변화 추이는 Fig.7과 같다. 또한, 식별된 조종 계수로 횡동요 각속도를 예측한 결과를 측정치와 비교한 결과는 Fig.8과 같다.

Fig.7을 살펴보면 초기에 임의로 진동하던 식별 결과가 점차 수렴하는 경향을 가짐을 알 수 있다. 또한, 횡동요 감쇠력은 모형 시험 결과 보다 상당

히 작은 값으로 추정되며, 횡동요 부가 질량 관성 모멘트 및 제어력은 좀 더 큰 값으로 추정되었다. 이것은 병렬 확장 칼만 필터에 의한 결과와 일치하는 것으로 제어력이 오히려 횡동요를 발생시키는 역할을 했을 것이라는 판단과 일치하고 있다.

Fig.8에서 실선은 측정된 횡동요 각속도를 도시한 것이고, 일점 쇄선은 모형 시험에서 획득한 조종 계수들을 매개 변수로 하는 칼만 필터를 사용하여 횡동요 각속도를 추정한 결과이며, 점선은 유전적 알고리즘으로 식별된 조종 계수를 매개 변수로 하는 칼만 필터를 사용하여 횡동요 각속도를 추정한 결과이다. 식별된 계수로 추정한 각속도가 모형 시험에 의한 횡동요 계수로 추정한 것 보다 상당히 측정치에 유사한 결과를 주고 있다. 이것은 모형 시험에 의한 제어력과 감쇠력이 크게 추정되어 횡 동요를 작게 추정하게 하였다는 결론을 준다. 그러나 식별된 조종 계수에 의한 결과도 최대치나 최소치 부근에서는 차이를 주고 있다.

Fig.4, 6 및 8에 횡동요 각속도를 추정한 결과를 살펴보면 Nelder & Mead Simplex 탐색법으로 식별한 결과가 가장 좋아 보인다. 이것을 보다 상세히 관찰하기 위하여 상기의 추정 결과들을 모형 시험 결과와 경험식으로 추정한 조종 계수와 비교한 결과를 Fig. 9에서 11에 도시하였다.

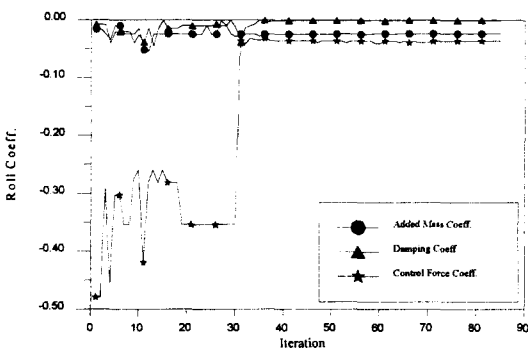


Fig. 7 Trend of roll parameter ID using GA

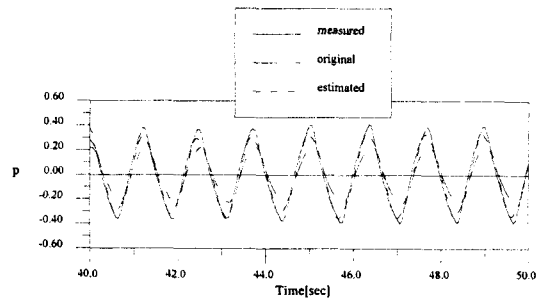


Fig. 8 Estimation results of roll angular velocity using GA

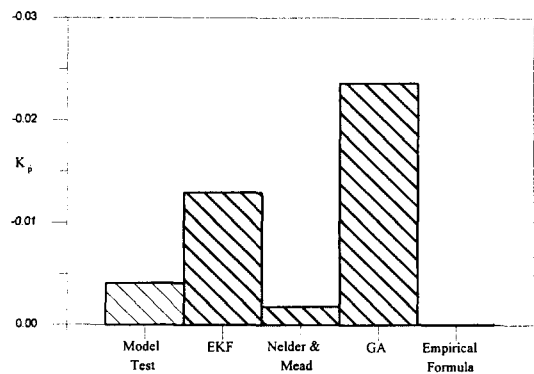


Fig. 9 Comparisons of estimated added moment of inertia

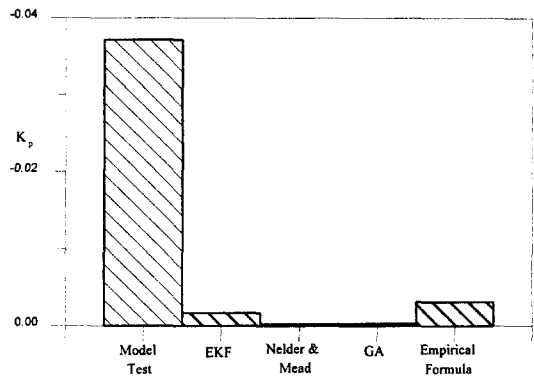


Fig. 10 Comparisons of estimated damping force



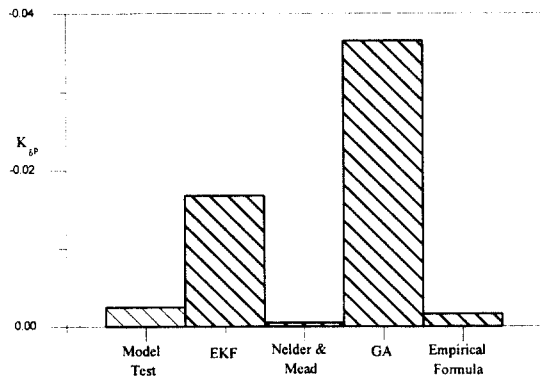


Fig. 11 Comparisons of estimated control force

Fig. 9에서 11를 살펴보면 병렬 확장 칼만 필터와 유전적 알고리즘으로 식별한 계수들은 모형 시험 결과 보다 제어력 계수와 관성력 계수들이 더 크고, 감쇠력 계수는 작다. 또한, Nelder & Mead Simplex 탐색법이나 경험식으로 추정된 계수들은 관성력과 감쇠력 계수들이 모형 시험 결과 보다 작고, 제어력 계수의 크기는 유사하다. 추정된 횡동요 각속도나 식별된 계수를 정성적으로는 잘 맞는 경험식에 의한 결과와 비교해 볼 때 Nelder & Mead Simplex 탐색법으로 식별한 조종 계수가 실제 조종 계수에 가장 유사한 결과를 주는 것으로 판단된다. 이것은 모형 시험시에 횡동요의 동유체력을 측정할 때가 제어력을 측정할 때 보다 더 많은 오차를 포함할 것이므로 동유체력 계수의 보정이 더 필요할 것이라는 판단과도 일치한다.

4. 결론

본 연구에서는 병렬 확장 칼만필터법, Nelder & Mead Simplex 탐색법과 유전적 알고리즘 등을 사용하여 해상시험에서 측정된 실측 자료를 기초로 주요 횡동요 계수를 식별하고 그 결과로부터 계수 식별법들의 유용성을 비교하였다.

모형 시험으로부터 획득한 조종 계수로 추정된 횡동요 각속도는 측정 자료의 것에 비해 그 진폭이 작다. 이와 같은 현상에 대해 병렬 확장 칼만 필터나 유전적 알고리즘으로 식별한 결과로부터는

제어력이 작게, 그리고 감쇠력이 크게 평가되었기 때문이라고 설명하고 있으나, Nelder & Mead Simplex 탐색법은 횡동요 동유체력이 크게 평가되었기 때문이라고 물리적으로 다른 설명을 하고 있다. 그런데 Nelder & Mead Simplex 탐색법에 의한 결과가 정성적으로 정확하다고 할 수 있는 경험식에 의한 결과와 가장 유사한 경향을 나타내고 있으며, 식별된 계수들을 사용하여 추정된 횡동요 각속도도 측정된 각속도와 가장 잘 일치하는 결과를 주고 있으므로, Nelder & Mead Simplex 탐색법이 사용된 측정 자료와 운동 모형에 대해 가장 유용하다고 할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] 김찬기 & 김진, "어뢰 선형 운동방정식내의 안정성 계수 추정", NWS-513-92701C, 국방과학연구소, 1992
- [2] 김찬기 & 박정기, "수중 운동체에 대한 비선형 운동방정식 정립 및 점성을 고려한 조종 계수 도출", NWS-419-961373, 국방과학연구소, 1996
- [3] 김찬기 & 박정기, "강제 선회 시험 결과를 이용한 청상어의 운동방정식 구조 선택 및 조종 계수 추정", NSWD-519-971358C, 국방과학연구소, 1997
- [4] 이달호, "공력계수 식별을 위한 식별기법들의 특성비교", 서울대학교 제어계측 공학과 박사학위 논문, 1992
- [5] Hwang, W. Y., "Application of System Identification to Ship Maneuvering", MIT Ph.D. Thesis, Dep. of Ocean Eng. 1980
- [6] C. K. Kim & K. P. Rhee, "Estimation of Manoeuvring Coefficients of a Submerged Body by Parameter Identification", Journal of Hydrospace technology, Vol.3, No. 2, Nov., 1996
- [7] 안창범 & 김찬기, "수중운동체의 운동방정식과 좌표계 II", NWS-519-971654, 국방과학연구소, 1997
- [8] Parsons, M. G., "Optimization Methods for Use in Computer-Aided Ship Design", SNAME, 1975
- [9] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithm in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison Wesley, 1989