

확장칼만필터와 최대공산법을 이용한 미사일 공력계수 모델의 설정 및 계수추정

Missile Aerodynamic Structure and Parameter Identification Using the Extended Kalman Filter and Maximum Likelihood Method

成 泰 慶* · 李 章 揆**
(Tae-Kyung Sung · Jang-Gyu Lee)

Abstract

Determination of an aerodynamic structure is a very important problem in missile modeling. The structure problem is to choose an appropriate set of aerodynamic coefficients to represent chosen missile dynamics. A methodology and criteria to determine a structure from wind-tunnel data are presented in this paper. Aerodynamic coefficients in the determined structure are then identified by parameter identification algorithms. The identified coefficients are in turn used to verify appropriateness of the structure. The extended Kalman filter (EKF) and the maximum likelihood method (ML) are adopted as the parameter identification algorithm. Both methods exhibit satisfactory results. While the model identified by the ML more closely follows dynamics of the chosen missile than that by the EKF.

1. 서 론

자유공간을 움직이는 미사일의 동특성을 파악하려면 미사일 공력계수(aerodynamic coefficients)의 구조와 그 계수값을 정확히 알아야 한다. 공력계수의 구조 및 값은 미사일 종류마다 모두 다르며, 미사일 3축에 작용하는 힘과 모멘트를 결정하는 주요 요인으로 작용하여 미사일의 운동특성을 규정하게 된다. 이러한 공력계수는 공격각(angle of attack; α), 횡전각(sideslip; β), 제어편각(control surface deflection; δ), 마하수(mach number; M) 등의 미사일 주요변수와 비선형의 함수 관계를 가진다.^{1~3}

현재까지 공력계수는 풍동시험(wind-tunnel test)에 의한 모형법으로부터 구하는 것이 보편적이다.

모형법이란 실제 미사일의 축소된 모양으로 모형을 만들어 α, β, M 등을 각각 변화시켰을 때 세축에 유도되는 힘과 모멘트의 공력계수값을 데이터 테이블로 구하는 풍동시험에 의해서 공력계수 모델을 구하는 것이다. 이와 같이 구한 풍동시험 모델을 이용한 컴퓨터 시뮬레이션(computer simulation)으로 가상 비행시험을 행하여 미사일 성능을 검토하게 되는데, 만약 가상비행 시험결과가 설계요건(design requirements)을 만족하지 못할 경우 모형을 변형시켜가며 원하는 설계요건을 만족하도록 한다. 설계요건을 만족하는 미사일 모형 및 풍동시험 모델을 구하게 되면, 시제품(prototype)을 만들어 실제 비행시험을 행하게 되며, 이때 얻은 데이터와 풍동시험 모델에 의한 가상비행 데이터를 비교하면, 대부분의 경우 오차가 존재한다. 이는 실제 비행데이터의 측정오차 외에도 모형과 실제시스템의 차이에 의해 생기는 오차, 풍동시험의 오차, 모형의 스케일 팩터(scale factor)오차, 실제 대기조건의 특성에 의한 오차등에 기인한 것으로서, 필터이론 및

*正 會 員 : 서울대 大學院 制御計測工學科 碩士課程
 **正 會 員 : 서울대 工大 制御計測工學科 教授 · 工博
 接受日字 : 1986年 3月 4日

계수식별이론을 이용하여 실제 미사일의 공력계수 구조 및 계수값을 추정함으로써 이러한 오차를 극복하고자 하는 것이 최근에 시도되고 있는 방법이다. (1, 4)~(8)

미사일의 계수식별 알고리즘으로 가장 널리 쓰이고 있는 방법은 확장칼만필터(extended Kalman filter)와 최대공산법(maximum likelihood) 등이 있다. 확장칼만필터는 최소의 오차 분산을 갖도록 하는 칼만필터를 비선형시스템에 적용할 수 있도록 확장한 근사화 필터(approximation filter)로서 확장칼만필터를 이용한 계수추정법은 시스템 상태변수에 미지의 계수를 추가하여 상태변수와 계수값을 동시에 추정해나간다. 또한 최대공산법은 임의의 계수값에 대하여 추정치를 추정한 뒤, 이들 추정추정치가 실제 추정치가 될 수 있는 확률을 계산하여, 이 확률을 최대화시키는 계수값을 추정해내는 방법이다.

계수식별 이론에 의해 실제 미사일의 공력계수값을 추정하고자할 때, 풍동시험 모델을 대신할 수 있는 수학적 모델이 필요하게 되는데, 본 연구에서는 이러한 수학적 계수모델을 풍동시험 모델로부터 구하는 방법 및 기준에 대하여 알아보고, 가정된 여러종류의 모델중 3가지 계수모델에 EKF와 ML을 각각 적용하였을때 추정된 계수값 및 계수구조를 비교하였다. 즉, 추정된 계수구조 및 계수치를 미사일 계수구조라 가정하고 가상비행을 하였을때의 풍동시험 모델을 이용하여 가상비행을 하였을때의 미사일 주요 상태변수의 궤적을 비교하여 대상미사일에 가장 적합한 수학적 계수모델을 제시하였으며 모델의 적합성 여부에 따른 각 알고리즘의 현상을 조사하였다.

2. 수학적 계수모델의 결정

계수식별 알고리즘을 적용하기 위한 수식적인 계수모델을 구하기 위해서는 먼저 풍동시험 데이터를 분석하여 대상미사일의 특성과 구조를 파악하여야 한다.

본 논문에서 이용한 대상미사일은 동체좌표계에서 pitch면과 yaw면이 대칭(symmetric)하다고 가정하며, 따라서 y축 힘계수나 모멘트계수의 모델을 알면 z축 힘계수나 모멘트계수의 모델도 알 수 있다. 제어명령은 pitch면(δq)과 yaw면(δr)에 대하여 주어지며, 롤 모멘트는 없다고 가정한다. 이러한 특성을 갖고 있는 대상 미사일의 풍동시험데이터는 주요 마하수에서의 α 와 αq 의 변화에 따른 계

```

*****
*****
***** WIND TUNNEL DATA FOR MCMACH NO. *****
*****
***** CX *****
0.4526 0.4502 0.4511 0.4452 0.4421 0.4378 0.4334 0.4307 0.4500
0.4544 0.4544 0.4532 0.4584 0.4674 0.4698 0.4701 0.4758 0.4864
0.4700 0.4739 0.4823 0.5004 0.5227 0.5250 0.5325 0.5396 0.5598
0.5077 0.5192 0.5208 0.5517 0.5814 0.5900 0.5956 0.6020 0.6156
0.5646 0.5798 0.5924 0.6178 0.6517 0.6661 0.6667 0.6712 0.6796
0.6480 0.6598 0.6684 0.7078 0.7336 0.7445 0.7502 0.7504 0.7550

***** CZ ( AT PHIA=0 ) *****
0.0000 0.2800 0.5478 1.2252 2.0264 2.4986 2.9570 3.4222 3.9142
0.0949 0.3964 0.6988 1.3563 2.1836 2.6559 3.1333 3.6078 4.0856
0.2653 0.5572 0.9026 1.6388 2.4245 2.8005 3.2531 3.7018 4.1954
0.3937 0.6390 1.0144 1.7563 2.4861 2.9053 3.3454 3.8024 4.2483
0.5398 0.7370 1.0586 1.8555 2.5751 2.9729 3.4178 3.9139 4.3008
0.6901 0.8696 1.1622 1.9273 2.6340 3.0624 3.4514 3.9519 4.3606

***** CM ( AT PHIA=0 ) *****
0.0000 -0.0982 -0.1715 -0.5820 -1.9968 -2.9882 -4.1342 -5.2649 -6.4364
1.0984 1.0215 0.8418 0.5781 -0.8178 -1.9949 -3.1073 -4.2622 -5.9158
2.5595 2.6188 2.4359 1.6639 0.2949 -0.9448 -2.2487 -3.5982 -4.9845
4.0448 4.2719 3.8539 2.4642 0.3389 -0.2975 -1.6256 -3.2108 -4.6650
5.4237 5.7160 5.2341 3.1507 1.4971 0.3150 -1.1660 -2.9634 -4.5736
6.5770 6.6665 6.1940 3.9550 2.2233 0.9551 -0.6673 -2.5277 -4.4422

***** CZ ( AT PHIA=45 ) *****
0.0000 0.2464 0.5196 1.2198 2.0383 2.4292 2.8649 3.2645 3.7541
0.5648 0.3549 0.6686 1.3453 2.1899 2.5819 2.9563 3.3666 3.8643
0.2538 0.4869 0.8067 1.5178 2.3573 2.7409 3.1289 3.5004 3.9258
0.3796 0.6193 0.9560 1.6662 2.4549 2.5779 3.2511 3.5984 3.9968
0.5274 0.7458 1.0313 1.7707 2.5298 2.9698 3.3567 3.6477 3.9797
0.6753 0.8936 1.1792 1.9185 2.5777 3.1177 3.4646 3.7956 4.1276

***** CM ( AT PHIA=45 ) *****
0.0000 -0.1806 -0.2696 -1.1683 -2.6736 -3.2784 -3.8381 -4.8400 -6.1307
0.9822 0.8957 0.6209 -0.1556 -1.9067 -2.4774 -3.0752 -4.0835 -5.3696
2.1743 2.4744 2.2704 1.0841 -0.7033 -1.6712 -2.2696 -2.9582 -4.1290
3.5295 3.8193 3.5685 2.0371 0.0600 -1.0155 -1.6542 -2.4337 -3.4338
4.8279 5.2231 5.1309 2.9857 0.9849 -0.2109 -1.0594 -1.6510 -2.4776
6.1262 6.5215 6.4293 4.2880 2.2523 0.9875 0.2030 -0.3527 -1.1793
    
```

그림 1. 풍동시험으로 얻은 α 와 δq 에 의한 공력 계수 데이터 테이블

Fig. 1. Aerodynamic coefficient data obtained from wind-tunnel test.

* 이하 모든 그림에 표시된 숫자는 적당히 정규화 된 것임.

수들의 값을 2차원 테이블로 나타낸 그림 1과 같이 주어진다. 그림 1은 마하수 M이 일정할 때 α 와 δq 에 대한 풍동시험테이블이며 다른 마하수에 대해서도 그림과 같은 테이블이 주어진다. 그림의 위쪽으로부터 각각 CX, CZ, CM, CZ45, CM45 이하사, 그림의 각 테이블에서 종축은 α 값이 변화해 나가는 것을 표시하고, 횡축은 δq 값이 변화해 나가는 것을 나타낸다.

계수추정 알고리즘을 적용하기 위해서는 공력계수모델이 수식적으로 표현되어야 한다. 그림 1과 같은 풍동시험 모델로부터 수학적 계수모델을 구하기 위하여 먼저 α 와 δq 의 변화에 따른 각축의 공력힘과 모멘트의 변화양상을 그림 2에 도시하였다. α 와 δq 의 변화에 따른 계수변화를 수식적으로 구하기 위해서는 curve fitting을 이용하여 근사한 수식을 유도해 내게 되는데 전 구간에 대하여 식을 유도할 필요없이 trim조건(trim condition)을 만족하는 구간에 대해서만 curve fitting을 하면된다. trim 조건이란 pitch(혹은 yaw)모멘트의 영이 되는

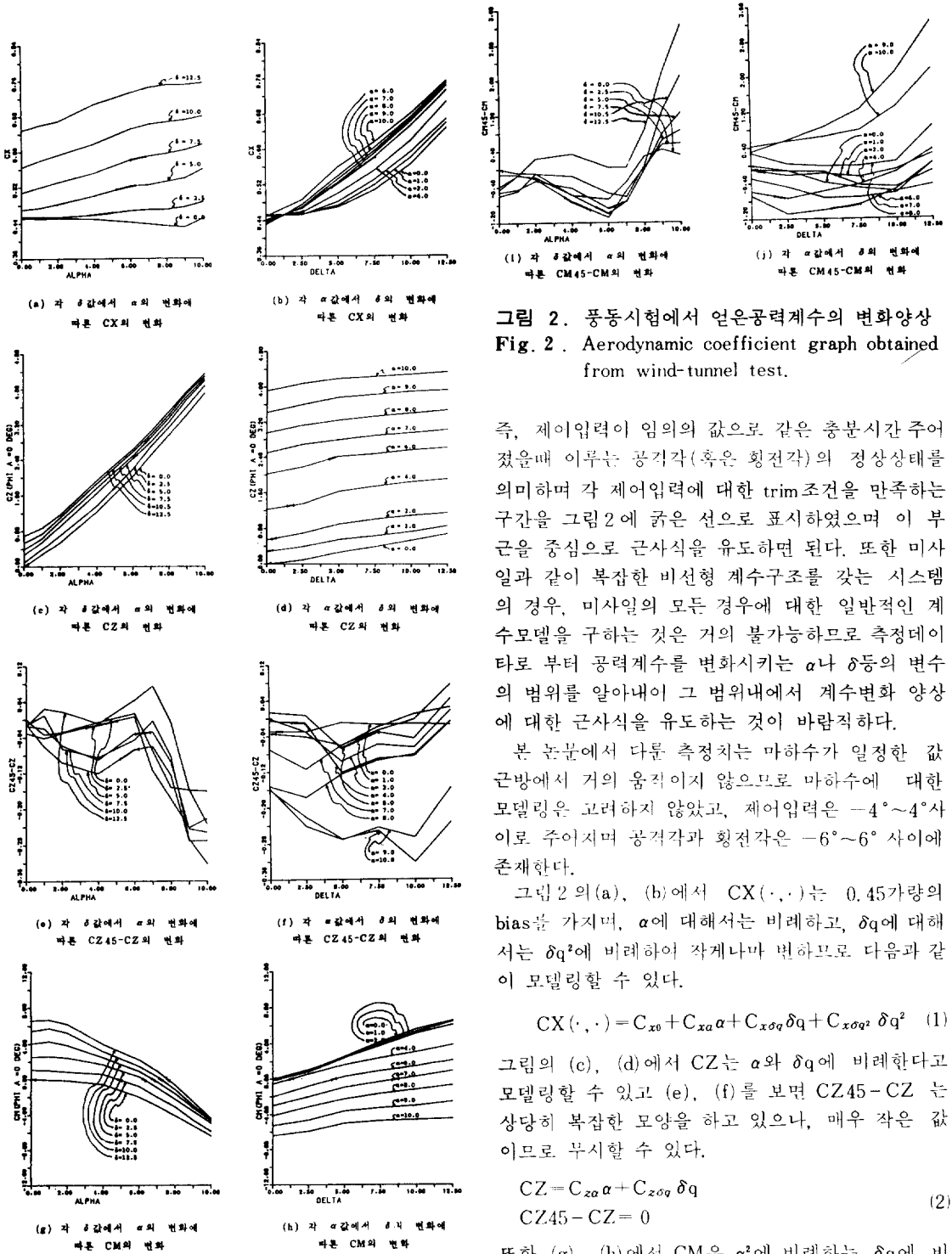


그림 2. 풍동시험에서 얻은공력계수의 변화양상
Fig. 2. Aerodynamic coefficient graph obtained from wind-tunnel test.

즉, 제어입력이 임의의 값으로 같은 충분시간 주어졌을때 이루는 공격각(혹은 횡전각)의 정상상태를 의미하며 각 제어입력에 대한 trim조건을 만족하는 구간을 그림2에 굵은 선으로 표시하였으며 이 부근을 중심으로 근사식을 유도하면 된다. 또한 미사일과 같이 복잡한 비선형 계수구조를 갖는 시스템의 경우, 미사일의 모든 경우에 대한 일반적인 계수모델을 구하는 것은 거의 불가능하므로 측정데이터로부터 공력계수를 변화시키는 α 나 δq 등의 변수의 범위를 알아내어 그 범위내에서 계수변화 양상에 대한 근사식을 유도하는 것이 바람직하다.

본 논문에서 다룬 측정치는 마하수가 일정한 값 근방에서 거의 움직이지 않으므로 마하수에 대한 모델링은 고려하지 않았고, 제어입력은 $-4^{\circ} \sim 4^{\circ}$ 사이로 주어지며 공격각과 횡전각은 $-6^{\circ} \sim 6^{\circ}$ 사이에 존재한다.

그림2의 (a), (b)에서 CX(\cdot, \cdot)는 0.45가량의 bias를 가지며, α 에 대해서는 비례하고, δq 에 대해서는 δq^2 에 비례하여 작게나마 변하므로 다음과 같이 모델링할 수 있다.

$$CX(\cdot, \cdot) = C_{x0} + C_{x\alpha}\alpha + C_{x\delta q}\delta q + C_{x\delta q^2}\delta q^2 \quad (1)$$

그림의 (c), (d)에서 CZ는 α 와 δq 에 비례한다고 모델링할 수 있고 (e), (f)를 보면 CZ45-CZ는 상당히 복잡한 모양을 하고 있으나, 매우 작은 값이므로 무시할 수 있다.

$$CZ = C_{z\alpha}\alpha + C_{z\delta q}\delta q \quad (2)$$

$$CZ45 - CZ = 0$$

또한 (g), (h)에서 CM은 α^2 에 비례하는 δq 에 비례하는 형태이므로 아래와 같이 모델링할 수 있다.

$$CM45 = C_{m\alpha}\alpha + C_{m\alpha^2}\alpha^2 + C_{m\sigma q}\delta q \quad (3)$$

그림의 (i), (j)를 보면 CM45-CM은 상당히 복잡한 모양을 나타내고 있으나 α 에 대해 $a\alpha^2 + b\alpha$ ($a > 0$, $b > 0$)의 형태로 모델링할 수 있고 δq 에 대해서도 $c\delta q^2 + d\delta q$ ($c > 0$, $d > 0$)로 모델링할 수 있다.

$$CM45 - CM = C_{mR0\alpha^2}\alpha^2 + C_{mR0\alpha}\alpha + C_{mR0\sigma q^2}\delta q^2 + C_{mR0\sigma q}\delta q \quad (4)$$

위에서 구한 식 (1)~(4)는 CX(\cdot, \cdot), CZ, CM, CZ45-CZ, CM45-CM에 해당하며 α 와 δq 가 양일 때를 나타낸다. 식 (2)~(4)를 α 나 δq 가 음일 때에도 고려하여 표시하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} CZ &= C_{z\alpha}\alpha + C_{z\sigma q}\delta q \\ CM &= C_{m\alpha}\alpha + C_{m\alpha|\alpha}\alpha|\alpha| + C_{m\sigma q}\delta q \\ CM45 - CM &= C_{mR0\alpha}\alpha + C_{mR0\alpha|\alpha}\alpha|\alpha| + C_{mR0\sigma q}\delta q \\ &\quad + C_{mR0\sigma q|\delta q}\delta q|\delta q| \end{aligned} \quad (5)$$

본 논문에서 다른 대상미사일의 경우 풍동 시험 데이터를 이용한 미사일 각축에 작용하는 공력힘 및 모멘트의 값은 식 (6)과 같이 계산된다. 그러므로 식 (1)과 (5)를 (6)식에 대입하여 2차이내의 가능한 수학적 모델 표본을 구할 수 있으며, 그것은 표 1과 같이 나타낼 수 있다. 표에 있는 계수항들은 미사일 주요변수에 대한 2차이내의 함수로 표시되어 있으며, 실제 계수추정에 이용한 계수모델은 표의 계수항 중 공력계수의 변화에 상당한 영향을 끼치는 항들을 선택하여 만들어진다. 계수추정을 한 후, 그 결과를 분석하여 만약 결과가 만족스럽지 못할 경우 점차 계수의 항을 늘이거나 다른

항으로 대체하여 계수추정을 하였다. 그러므로 표 1에 표시된 모든 계수항들이 공력힘 및 모멘트를 나타내는데 꼭 필요한 것은 아니며, 미사일 동특성을 충분히 묘사할 수 있는 최소항의 계수모델을 구하는 것이 중요한 문제라 하겠다.

$$\begin{aligned} C_{Jx}(\alpha, \beta, \delta) &= CX(\alpha, \delta_q = 0) + [CX(|\alpha|, |\delta_q|) - CX(|\alpha|, |\delta_q| = 0)] + [CX(|\beta|, |\delta_r|) - CX(|\beta|, |\delta_r| = 0)] \\ C_{Jy}(\delta_r, \beta, \phi_A) &= CY(CY45 - CY) \sin^2|\phi_A| \\ C_{Jz}(\delta_q, \alpha, \phi_A) &= CZ + (CZ45 - CZ) \sin^2|\phi_A| \\ C_{m_x} &= 0 \\ C_{m_y} &= CM + (CM45 - CM) \sin^2|\phi_A| \\ C_{m_z} &= CN + (CN45 - CN) \sin^2|\phi_A| \end{aligned} \quad (6)$$

3. 계수추정 알고리즘

본 논문에서는 미사일 공력계수를 추정하는 알고리즘으로 확장칼만필터(extended Kalman filter)와 최대공산법(maximum likelihood method)을 사용하였다. 확장칼만필터는 최소의 오차분산(minimum variance)을 필터의 최적판단기준으로 하는 선형칼만필터를 비선형시스템에 적용할 수 있도록 확장시킨 필터이고, 최대공산법은 공산함수(likelihood function)를 최대화시키는 것을 최적판단 기준으로 하는 알고리즘이다. EKF를 이용한 미사일 공력계수 추정에 대하여는 이미 참고문헌 3)에 상세히 소개되었으므로 본 논문에서는 EKF를 이용한 계수추정법에 대하여는 되도록 간단히 소개하고, 최대공산법을 자세히 설명하고자 한다.

3.1 EKF를 이용한 계수추정법^{1,2)}

EKF를 이용한 계수추정법은 미사일 운동을 나타내는 상태변수 x_s 에 계수벡터 θ 를 첨가한 새로운 상태변수 x 를 이용하여 EKF 알고리즘을 수행하는 방법이다. 새로운 상태변수에 대하여 상태방정식을 쓰면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \begin{bmatrix} \dot{x}_s(t) \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(x_s(t), \theta, t) \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_w(t) \\ 0 \end{bmatrix} \\ z_k &= h_k(x_s(t_k), \theta) + v_k \end{aligned} \quad (7)$$

또한 새로 정의된 $x(t)$ 의 오차분산 P는 아래와 같은 식으로 나타낸다.

$$P = \begin{bmatrix} P_{ss} & \vdots & P_{s\theta} \\ \cdots & \ddots & \cdots \\ P_{s\theta} & \vdots & P_{\theta\theta} \end{bmatrix}$$

표 1. 계수추정을 위한 계수모델
Table 1. Coefficient model for identification.

$C_{ix} = -[C_{ix0} + C_{ix\tau}\delta\tau + C_{ix \delta q} \delta q + C_{ix\delta q^2}\delta q^2 + C_{ix \delta r} \delta r + C_{ix\delta r^2}\delta r^2]$
$C_{iy} = C_{iy\beta}\beta + C_{iy\delta r}\delta r$
$C_{iz} = C_{iz\alpha}\alpha + C_{iz\delta q}\delta q$
$C_{m_x} = 0$
$C_{m_y} = C_{m_y\alpha}\alpha + C_{m_y \alpha}\alpha \alpha + C_{m_y\delta q}\delta q + (C_{m_{R0\alpha}}\alpha + C_{m_{R0 \alpha}}\alpha \alpha + C_{m_{R0\sigma q}}\delta q + C_{m_{R0\sigma q \delta q}}\delta q \delta q) \sin^2 \phi_A $
$C_{m_z} = C_{m_z\beta}\beta + C_{m_z \beta}\beta \beta + C_{m_z\delta r}\delta r + (C_{m_{R0\beta}}\beta + C_{m_{R0 \beta}}\beta \beta + C_{m_{R0\delta r}}\delta r + C_{m_{R0\delta r \delta r}}\delta r \delta r) \sin^2 \phi_A $

$$\dot{P}_{ss} = F_{xs}P_{ss} + P_{ss}F_{xs}^T + F_{\theta}P_{s\theta} + P_{s\theta}F_{\theta}^T + GQG^T \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \dot{P}_{s\theta} &= F_{xs}P_{s\theta} + F_{\theta}P_{\theta\theta} \\ \dot{P}_{\theta\theta} &= 0 \end{aligned}$$

여기서

$$F_{xs} = \frac{\partial f(x_s(t), \theta, t)}{\partial x_s(t)}$$

$$F_{\theta} = \frac{\partial f(x_s(t), \theta, t)}{\partial \theta}$$

EKF를 이용한 계수추정의 경우, 새로운 측정치가 들어오면 측정오차와 칼만이득을 계산하여 계수를 개선(update)시키므로 계수가 일정하다는 가정을 망각한다. 그러므로 시스템의 계수를 충분히 모델링하지 못한 경우, 추정계수값은 계속 변화하게 된다. 여러가지 계수모델에 각각 EKF 알고리즘을 적용하여 계수모델의 적합성을 판단할 수 있는 기준은 아래와 같다.

- 계수추정치와 변화추이와 분산-모델링이 불충분하면 계수추정치는 계속 변화하며, 불필요한 계수에 대한 분산은 변화가 있다.
- 추정오차와 추정오차분산-추정오차가 편향되지 않아야 한다.

3.2 최대공산법(maximum likelihood method)

최대공산법은 공산함수(likelihood function)를 최대화시키는 계수를 추정하는 알고리즘으로 구성은 그림3과 같다. 계수의 초기치가 설정되면, 추정치가 주어진 구간동안 설정된 계수값을 이용하여 추정추정치 \hat{z} 을 계산한다. 추정치가 주어진 각 시간에 대하여 계산된 추정추정치 \hat{z} 와 측정치 z 의 오차 ϵ 의 집합을 구한후, 이를 공산함수에 대입하여 성능판단을 함으로써 공산함수를 최대화시킬 수 있는 계수를 추정할 수 있다. 공산함수를 최대화시키는

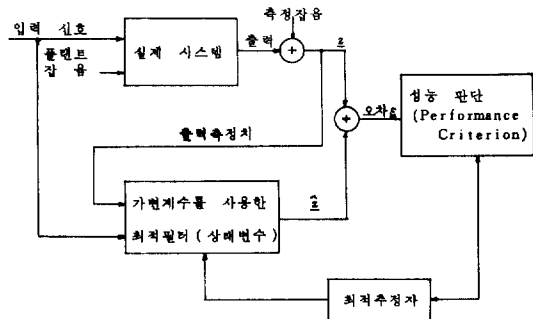


그림 3. ML의 구성
Fig. 3. Structure of ML.

기법에는 여러가지 방법이 있으나, 본 논문에서는 modified Newton-Raphson method를 사용하였다.

3.2.1 최대공산법(ML)

미사일의 운동과 추정센서 모델을 나타내는 일반적인 비선형방정식을 계수벡터와 제어입력을 고려하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x(t), \theta, \delta(t)) + Gw(t) \\ z_k &= h(x(t_k), \theta, \delta(t_k)) + v_k \end{aligned} \quad (9)$$

식에서 $w(t)$ 와 v_k 는 백색 잡음이며, θ 는 미지의 계수벡터, $\delta(t)$ 는 제어입력을 나타낸다.

최대공산법의 최적판단기준인 공산함수는 임의의 계수값을 갖는 모델시스템에 실제 입력을 인가했을때, 모델시스템의 추정추정치가 실제시스템 출력치로 될 확률로써 정의되며 Bayesian연쇄율(Chain rule)에 의해 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} P(Z_N/\theta) &= P(z_N/z_{N-1}, \theta) P(z_{N-1}/\theta) \\ &= \prod_{k=1}^N P(z_k/z_{k-1}, \theta) \end{aligned} \quad (10)$$

식에서 $Z_N = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$ 을 나타내며, N은 측정데이터의 갯수를 의미한다. 식(10)을 계산하기 위해서는 주어진 계수를 이용하여 추정치와 비교할 추정치를 만들어야 하는데, 본 논문에서는 EKF를 이용하여 추정치를 추정하였으며, 이는 EKF가 가장 최근에 추정된 상태변수 근방에서 시스템을 선형화시키므로 최적의 비선형 필터에 접근하기 때문이다. 만약 식(10)의 조건밀도함수(conditional density function)가 정규분포를 갖는다면 $P(z_k/z_{k-1}, \theta)$ 는 다음과 같이 표시된다.

$$\begin{aligned} P(z_k/z_{k-1}, \theta) &= \frac{1}{(2\pi)^m \det(B(k/k-1))} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \epsilon^T(k) \right. \\ &\quad \left. B^{-1}(k/k-1) \epsilon(k) \right\} \end{aligned} \quad (11)$$

식에서 m은 z_k 의 차원을 의미하고 $\epsilon(k)$ 는 추정치 z_k 와 추정추정치 \hat{z}_k 의 오차를 나타내며 $B(k/k-1)$ 는 $\epsilon(k)$ 의 분산을 나타내는 식으로 다음과 같이 표시된다.

$$\begin{aligned} B(k/k-1) &\triangleq E\{[z_k - \hat{z}(k/k-1)][z_k - \hat{z}(k/k-1)]^T\} \\ &= H_k P(k/k-1) H_k^T + R \end{aligned} \quad (12)$$

식에서

$$H = \left. \frac{\partial h_k}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_k}$$

$P(k/k-1) = E\{\hat{x}_k - \hat{x}(k/k-1) | \hat{x}_k - \hat{x}(k/k-1)\}^T$
 식 (11)의 양변에 음의 로그리듬을 취하면 음의 로그공산함수(negative log likelihood function) $J(\theta)$ 를 얻을 수 있으며 아래와 같이 표시할 수 있다.

$$J(\theta) = -\ln [P(Z_k/\theta)] \\ = -\frac{N \cdot m}{2} \ln(2\pi) + \sum_{k=1}^N \left\{ \frac{1}{2} \epsilon^T(k) B^{-1}(k/k-1) \right. \\ \left. \epsilon(k) + \ln[\det(B(k/k-1))] \right\} \quad (13)$$

음의 로그함수는 단조감소 함수이므로 식 (10)의 공산함수를 최대화시키는 것은 식 (12)의 음의 로그공산함수를 최소화 시키는 것과 같은 의미를 갖는다. 그러므로 음의 로그공산함수를 ML의 최적판단기준으로 사용할 수 있다.

ML 알고리즘은 모델링이 합당하면 정확한 계수치를 추정하지만, 측정잡음에 민감하고, 계산시간이 많다는 단점이 있다. 또한 모델링이 불충분하면(underparameterizaion) 발산하거나 엉뚱한 계수값을 추정하고, 필요없는 계수를 포함하는 계수모델인 경우(overparameterization) 정보행렬 M이 singular하게 되는 성질이 있다.

3. 2. 2 최적화 기법

앞절의 식 (13)과 같은 음의 로그공산함수를 최소화시키기 위해서는 최적화기법(optimization technique)을 적용해야하며 본 논문에서는 modified Newton-Raphson method를 사용하였고 그 알고리즘은 다음과 같다.

- i) 초기치 θ_0 를 설정한다.
- ii) 방향성벡터(gradient vector) $g(\theta)$ 와 피셔정보행렬(Fischer information matrix) M을 계산한다.
- iii) $g(\theta)$ 와 M을 이용하여 다음과 같은 식으로 계수값 개선한다.
 $\theta^{i+1} = \theta^i - [M^{-1} \cdot g(\theta)] |_{\theta=\theta^i}$
- iv) $|\theta^{i+1} - \theta^i| = |[M^{-1} \cdot g(\theta)] |_{\theta=\theta^i}| < \epsilon$ (ϵ 은 충분히 작은 양수), 즉 계수의 변화가 충분히 작을 때까지 ii)와 iii)을 반복한다.

위 알고리즘에서 방향성벡터 $g(\theta)$ 와 정보행렬 M은 아래와 같이 정의된다.

$$g(\theta) = \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta} = \left[\frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta_1} \quad \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta_2} \quad \dots \quad \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta_p} \right]^T \quad (14)$$

$$M = \left\{ M_{k,1} \triangleq \frac{\partial^2 J(\theta)}{\partial \theta_k \partial \theta_1}, 1 \leq k, 1 \leq p \right\} \quad (15)$$

식에서 p는 계수의 차원을 나타내며 scoring method에 의해 식 (14)는 아래와 같이 변형될 수 있고, 본 논문에서는 이를 사용하였다.

$$M = E \left\{ \left(\frac{\partial J}{\partial \theta} \right) \left(\frac{\partial J}{\partial \theta} \right)^T \Big|_{\theta=\theta^i} \right\} \quad (16)$$

방향성벡터와 정보행렬의 값을 구하기 위하여 식 (14)와 (16)에 식 (13)을 대입한 후 계산하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_k} = \sum_{i=1}^N \left\{ \epsilon_i^T B^{-1}(i/i-1) \frac{\partial \epsilon_i}{\partial \theta_k} - \frac{1}{2} \epsilon_i^T B^{-1}(i/i-1) \right. \\ \left. \frac{\partial B(i/i-1)}{\partial \theta_k} \cdot B^{-1}(i/i-1) \epsilon_i + \text{tr} \left[B^{-1}(i/i-1) \frac{\partial B(i/i-1)}{\partial \theta_k} \right] \right\} \\ M_{j,k} = \sum_{i=1}^N \left\{ \left(\frac{\partial \epsilon_i}{\partial \theta_j} \right)^T B^{-1}(i/i-1) \frac{\partial \epsilon_i}{\partial \theta_k} + \frac{1}{2} \text{tr} \left[B^{-1}(i/i-1) \cdot \frac{\partial B(i/i-1)}{\partial \theta_j} B^{-1}(i/i-1) \right. \right. \\ \left. \left. \frac{\partial B(i/i-1)}{\partial \theta_k} \right] + \frac{1}{4} \text{tr} \left[B^{-1}(i/i-1) \frac{\partial B(i/i-1)}{\partial \theta_j} \right. \right. \\ \left. \left. \frac{\partial B(i/i-1)}{\partial \theta_k} \right] \text{tr} \left[B^{-1}(i/i-1) \frac{\partial B(i/i-1)}{\partial \theta_k} \right] \right\} \quad (17)$$

식에서 $\frac{\partial \epsilon_i}{\partial \theta_k}$ 와 $\frac{\partial B(i/i-1)}{\partial \theta_k}$ 는 아래와 같다.

$$\frac{\partial \epsilon_i}{\partial \theta_k} = \frac{\partial (z_i - \hat{z}_i)}{\partial \theta_k} = \frac{\partial h_i(\hat{x}(i/i-1), \theta, \delta)}{\partial \theta_k} \\ = -H_i \frac{\partial \hat{x}(i/i-1)}{\partial \theta_k} - \frac{\partial h_i(\hat{x}(i/i-1), \theta, \delta)}{\partial \theta_k} \quad (18)$$

$$\frac{\partial B(i/i-1)}{\partial \theta_k} = \frac{\partial H_i P(i/i-1) H_i^T + H_i \frac{\partial P(i/i-1)}{\partial \theta_k} H_i^T}{\partial \theta_k} \\ + H_i P(i/i-1) \frac{\partial H_i^T}{\partial \theta_k} + \frac{\partial R}{\partial \theta_k} \quad (19)$$

식에서 $\frac{\partial \hat{x}(i/i-1)}{\partial \theta_k}$ 과 $\frac{\partial P(i/i-1)}{\partial \theta_k}$ 는 다음과 같이 반복적으로 구할 수 있다.

Prediction 방정식

$$\frac{\partial \hat{P}(t/i-1)}{\partial \theta_k} = \frac{\partial F(t)}{\partial \theta_k} P(t/i-1) + F(t) \frac{\partial P(t/i-1)}{\partial \theta_k} \\ + \frac{\partial P(t/i-1)}{\partial \theta_k} \cdot F^T(t) + P(t/i-1) \frac{\partial F^T(t)}{\partial \theta_k}; i-1 \leq t \leq i \\ \frac{\partial \hat{x}(t/i-1)}{\partial \theta_k} = \frac{\partial f(\hat{x}, \theta, \delta)}{\partial \theta_k} + F(t) \frac{\partial \hat{x}(t/i-1)}{\partial \theta_k}; \\ i-1 \leq t < i \quad (20)$$

Update방정식

$$\frac{\partial P(i/i)}{\partial \theta_k} = (I - K_i H_i) \frac{\partial P(i/i-1)}{\partial \theta_k} - \frac{\partial K_i}{\partial \theta_k} H_i$$

$$P(i/i-1) - K_i \frac{\partial H_i}{\partial \theta_k} P(i/i-1)$$

$$\frac{\partial \hat{x}(i/i)}{\partial \theta_k} = \frac{\partial \hat{x}(i/i-1)}{\partial \theta_k} + \frac{\partial K_i}{\partial \theta_k} \epsilon_i + K_i \frac{\partial \epsilon_i}{\partial \theta_k} \quad (21)$$

식중에서 $\frac{\partial K_i}{\partial \theta_k}$ 는 다음과 같다.

$$\frac{\partial K_i}{\partial \theta_k} = \frac{\partial P(i/i-1)}{\partial \theta_k} H_i^T B^{-1}(i/i-1) + P(i/i-1)$$

$$\frac{\partial H_i}{\partial \theta_k} \cdot B^{-1}(i/i-1) - P(i/i-1) H_i^T B^{-1}(i/i-1)$$

$$1) \frac{\partial B(i/i-1)}{\partial \theta_k} \cdot B^{-1}(i/i-1) \quad (22)$$

4. 추정결과

계수추정 알고리즘을 수행하기 위해서는 초기치 가 필요하며, 본 연구에서는 풍동 시험모델을 이용하여 측정치를 만들었다. 즉, 상태변수의 초기치는 표 2와 같이 설정하고, 잡음수준은 표 3과 같이 정한 후, 그림 4와 같이 제어입력을 가하여 4.5초 간의 측정데이터를 얻었다. 얻어낸 측정데이터 구간에서는 마하수의 변화가 거의 없었으며 (0.845-0.855) α 나 β , δq 나 δr 의 변화 범위가 충분히 커서 계수추정에 적합하였다. 또한 측정치의 종류는 가속도계, 오일러각 측정기, $\alpha-\beta$ 측정기, 레이다의 출력이라고 가정하였고, 이 중에서 레이다 출력을 제외한 측정치를 이용하여 계수추정을 한 후,

표 2. 상태변수 초기치 및 불확실도(불확실도는 계수추정을 위해 주어졌음)

Table 2. State initial values and their uncertainties.

상 태 변	수	초 기 치	불확실도
속도 v^b (ft/sec)	u	970.0	10.0
	v	5.0	10.0
	w	15.0	10.0
위치 r^i (ft)	x	14000.0	30.0
	y	-1700.0	30.0
	z	-4300.0	30.0
각속도 ω (rad/sec)	p	4.74×10^{-4}	0.001
	q	-1.009×10^{-2}	0.001
	r	4.27×10^{-4}	0.001
오일러각 ψ (rad)	ϕ	5.299×10^{-1}	0.01
	θ	-2.6622×10^{-1}	0.01
	ψ	-1.1218×10^{-1}	0.01

레이다 출력을 이용하여 계수구조 및 추정된 계수 값의 타당성을 조사하였다. 계수추정을 위한 초기치 및 초기 불확실도는 표 2와 같이 설정하였고 잡음 수준은 표 3과 같이 정하였다. 표 3에서 계수추정을 위한 측정잡음의 수준을 실제측정치의 잡음수준보다 크게 설정하였는데, 이는 일반적으로 실제 측정치의 잡음수준을 정확히 구할 수 없고, 필터의 잡음수준을 실제잡음수준보다 크게 정하는 경우가 필터의 잡음수준을 실제잡음수준보다 작게 정하는 경우와 비교하여 불 배 더 좋은 추정 결과를 나타낸다고 알려져 있기 때문이다.⁷⁾

풍동모델을 근사화시켜 나타낼 수 있는 수학적 모델의 가지수는 수없이 많이 있을 수 있으나, 본 논문에서는 3가지의 계수모델을 제시하였다. 모델 A는 13개의 항으로 이루어져 있고 모델 B는 17개, 모델 C는 23개로 모델링하였으며 계수의 초기치 및 불확실도는 풍동모델로부터 구한다. 계수추정 알고리즘을 포함한 계수설정 및 추정의 자세한 과정은 참고문헌 9)에 수록되었으며 본 논문에서는 선정된 3개의 모델에 대한 결과만을 제시하기로 한다.

모델A의 경우 x축 힘은 상수항만으로 모델링하였으며 y축 힘이나 z축 힘은 α (혹은 β)와 δq (혹은 δr)에 선형비례한다고 모델링하였다. 또한 y축 모멘트는 $\alpha|\alpha|$ 을 제외한 모든 항은 선형비례 한다고 모델링하였으며 z축 모멘트는 $\beta|\beta|$ 을 제외한 모든 항은 선형비례한다고 모델링 하였다.

계수모델 B는 계수모델A에 y축 모멘트가 α 에 비례하는 항을 추가하였고 동력학적 롤과 커플링된 부분에 대해서는 $\alpha|\alpha|$ 에 비례하는 항을 추가하였으며, z축 모멘트도 마찬가지로 항을 추가하였다. 계수모델 C는 계수모델 B에 x축 힘이 $\alpha, \beta, \delta q, \delta r$ 에 선형비례하는 항을 추가하였고, y축 모멘트의 계수 모델중 동력학적 롤과 커플링된 부분에 대해서는 $\delta q|\delta q|$ 에 비례하는 항을 추가하였으며, z축 모멘

표 3. 계수추정을 위한 측정기 잡음수준
Table 3. Measurement noise level set for parameter identification.

측 정 기	가속도계 (ft/sec ²)	$\alpha-\beta$ 측정기 (rad)	자이로스코프 (rad)
측정치 발생율	5.0	0.02	0.03
위험잡음수준 (1 σ)	5.0	0.02	0.03
	5.0		0.03
계수추정을 위한잡음수준 (1 σ)	7.0	0.03	0.04
	7.0	0.03	0.04
	7.0		0.04

트도 마찬가지로 항을 추가하였다.

계수모델 A보다 더 적은 항으로 이루어진 계수 모델들중 일부 모델에 대하여 계수추정을 시도하였을 때 ML의 경우 시스템이 발산하여 계수를 개선시킬 수 없었고, EKF의 경우 추정치의 변화가 심하여 어떤 수렴치로 접근하지를 못하였는데 이런 경우는 underparameterized되었을 때였다.

또한 계수모델 C보다 더 많은 항으로 이루어진 계수 모델들중 일부 모델에 대하여 계수추정을 시도하였을 때 ML의 경우 계수가 어떤 일정한 값으로 수렴하지 않고 발산하거나 정보행렬 M이 singular 혹

은 nearly singular하게 되어 M의 역행렬을 계산할 수 없었고 EKF의 경우 시스템에 영향을 미치지 못하는 항이나 초기치가 실제값과 상당한 차이를 보이는 항에 대한 계수분산은 거의 변화하지 않았는데, 이런 경우는 overparameterized 되었을 때였다.

계수모델 A, B, C는 EKF와 ML을 이용하여 계수를 추정하였을 때 비교적 좋은 결과를 나타낸 모델로서 표 4 - 표 6에 각 계수모델에 대한 EKF의 추정계수치 및 계수분산과 ML에 의한 추정계수치를 나타내었다. 표에서 EKF는 13.5초에서 18.0초까지의 추정데이터중 17.0초의 데이터를 추정결과로 선택하였고, ML은 13.5초 부터 17.0초까지의 추정데이터를 이용하여 계수를 추정한 결과이다.

각 계수모델에 EKF와 ML을 각각 적용하여 얻은 추정계수치 및 계수구조가 풍동모델과 얼마나 일치하는가를 조사하기 위하여 다음과 같은 error index를 설정하였다.

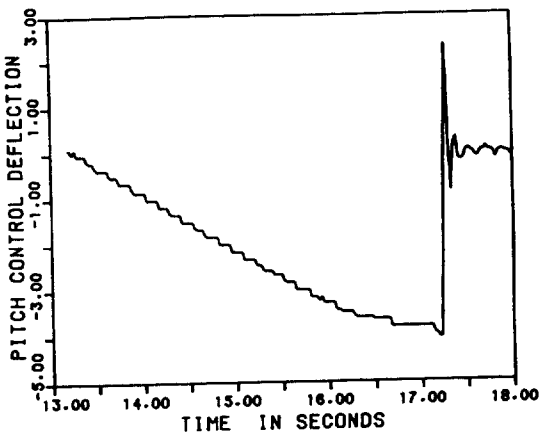
$$z_e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |z_w(i) - z_{M, \theta}(i)| \quad (23)$$

(k=1, 2, 3, j=1, 2)

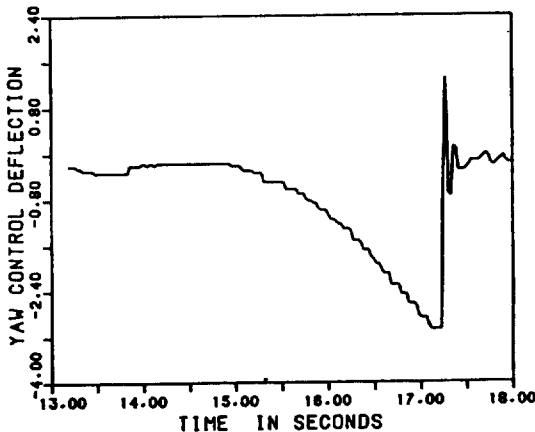
식에서 $z_w(\cdot)$ 는 측정잡음을 고려하지 않고 풍동모델을 이용하여 만든 비행데이터를 나타내며 $z_{M, \theta}(i)$ 는 M_k ($k=1, 2, 3$) 이라는 계수모델에 θ_j ($j=1, 2$)의 추정계수를 대입하여 이로부터 만든 가상 비행데이터를 나타낸다. $z_{M, \theta}(j)$ 에서 M_k 는 모델의 종류를 나타내며 M_1 은 모델 A, M_2 는 모델 B, M_3 은 모델 C를 나타낸다. 또한 θ_j 는 추정계수를 나타내며 θ_1 은 EKF에 의해 추정된 계수, θ_2 는 ML에 의해 추정된 계수를 나타낸다. 또한 N은 데이터 개수를 나타내며 가상 비행데이터로는 가속도계 출력, $\alpha - \beta$ 측정기 출력, 자이로스코프 출력, 레이다 출력등을 사용하였다. 표 6은 식 (23)에 의해 구한 오차를 나타낸 것으로 사용한 데이터개수 N은 13.5초부터 18.0초까지 0.02초 간격으로 모두 226개이다.

표에서 보듯이 계수모델 A, B C에 각각 EKF와 ML을 적용하여 얻은 추정계수를 이용한 가상 비행데이터와 풍동시험 모델을 이용한 가상 비행데이터의 오차를 비교하여 볼 때 계수모델 B에 ML을 적용하여 얻은 추정계수가 풍동시험 모델의 특성을 가장 근사하게 나타내었다.

계수모델 B가 본 시스템의 완벽한 미사일 계수구조라고는 말할 수 없지만 현재의 측정치와 같은 조건(마하수, 제어입력, 공격각등의 범위)에서는 본 미사일의 풍동시험 모델의 특성을 가장 잘 나타내



(a) pitch 제어입력 (δq)



(b) yaw 제어입력 (δr)

그림 4. 제어입력

Fig. 4. Control inputs.

는 모델중의 하나라고 할 수 있다. 한편 EKF나 ML을 이용하여 미사일 계수구조의 타당성을 조사할 때 각 알고리즘의 특성을 살펴보면 아래와 같이 요약할 수 있다.

EKF 알고리즘은 새로운 측정치가 들어올 때 마

다 계수를 개선(update) 시키므로 계수가 일정하다는 가정을 망각하게 된다. 그러므로 모델링이 불충분할 때에는 추정계수값이 계속 변화하며 일정한 값으로 수렴하지 않았다. 또한 추정계수의 변화속도가 느려서 초기값의 차이가 심할 경우 제대로 계

표 4. 계수모델 A의 추정결과

Table 4. Identification result of model A.

계수명	EKF에 의한 추정계수값	EKF에 의한 추정계수분산	ML에 의한 추정계수값	계수명	EKF에 의한 추정계수값	EKF에 의한 추정계수분산	ML에 의한 추정계수값
C_{x0}	-0.53	0.02	-0.53	$C_{m\sigma q}$	28.82	1.25	30.99
$C_{y\beta}$	-14.15	0.94	-12.16	$C_{mR0\sigma q}$	0.27	1.77	-6.15
$C_{y\sigma r}$	7.80	1.36	13.08	$C_{n\beta_1\beta_1}$	190.02	17.22	308.14
$C_{z\alpha}$	-17.34	0.93	-14.81	$C_{nR0\beta}$	6.79	1.24	16.81
$C_{z\sigma q}$	-4.71	1.16	-9.01	$C_{n\sigma r}$	21.22	1.59	20.70
$C_{m\alpha\alpha}$	-202.55	7.24	-214.88	$C_{nR0\sigma r}$	1.06	1.86	40.88
$C_{mR0\alpha}$	-6.23	1.50	-3.50				

표 5. 계수모델 B의 추정결과

Table 5. Identification result of model B.

계수명	EKF에 의한 추정계수값	EKF에 의한 추정계수분산	ML에 의한 추정계수값	계수명	EKF에 의한 추정계수값	EKF에 의한 추정계수분산	ML에 의한 추정계수값
C_{x0}	-0.53	0.02	-0.53	$C_{mR0\alpha\alpha}$	78.91	9.51	-65.24
$C_{y\beta}$	-17.98	1.32	-15.09	$C_{m\sigma q}$	29.72	1.24	29.72
$C_{y\sigma r}$	5.94	1.40	8.45	$C_{mR0\sigma q}$	-3.17	1.78	-1.82
$C_{z\alpha}$	-18.03	1.00	-22.21	$C_{n\beta}$	6.80	0.99	13.37
$C_{z\sigma q}$	-3.96	1.27	2.92	$C_{n\beta_1\beta_1}$	130.75	18.16	-227.56
$C_{m\alpha}$	-3.20	0.87	-9.76	$C_{nR0\beta}$	7.69	1.36	1.59
$C_{m\alpha\alpha}$	-176.11	10.75	-85.25	$C_{nR0\beta_1\beta_1}$	-87.44	9.91	333.05
$C_{mR0\alpha}$	-11.02	1.45	-10.32	$C_{n\sigma r}$	24.65	1.76	23.42
				$C_{nR0\sigma r}$	-1.07	1.87	-1.30

표 6. 계수모델 C의 추정결과

Table 6. Identification result of model C.

계수명	EKF에 의한 추정계수값	EKF에 의한 추정계수분산	ML에 의한 추정계수값	계수명	EKF에 의한 추정계수값	EKF에 의한 추정계수분산	ML에 의한 추정계수값
C_{x0}	0.59	0.04	0.57	$C_{mR0\alpha\alpha}$	80.64	9.61	-17.72
$C_{x\alpha}$	-0.42	0.90	-0.20	$C_{m\sigma q}$	31.36	1.22	21.56
$C_{x\beta}$	-1.10	1.50	2.23	$C_{mR0\sigma q}$	-11.59	1.79	41.41
$C_{x\sigma q}$	0.72	1.46	0.03	$C_{mR0q_1\sigma q_1}$	68.94	9.88	210.30
$C_{x\sigma r}$	-2.50	1.72	2.07	$C_{n\beta}$	7.02	1.00	11.92
$C_{y\beta}$	-18.74	1.36	-15.60	$C_{n\beta_1\beta_1}$	133.78	18.49	-138.33
$C_{y\sigma r}$	6.32	1.39	7.91	$C_{nR0\beta}$	6.81	1.47	23.20
$C_{z\alpha}$	-17.97	0.99	22.53	$C_{nR0\beta_1\beta_1}$	-88.02	9.94	88.71
$C_{z\sigma q}$	-3.96	1.27	3.44	$C_{n\sigma r}$	24.36	1.71	21.60
$C_{m\alpha}$	-4.53	10.87	5.93	$C_{nR0\sigma r}$	0.90	1.88	60.93
$C_{m\alpha\alpha}$	-166.93	11.01	-78.99	$C_{nR0\sigma r_1\sigma r_1}$	71.00	9.99	-950.78
$C_{mR0\alpha}$	10.63	1.59	-22.76				

표 7. 풍동모델을 이용한 가상비행데이터와 추정계수를 이용한 가상비행데이터의 오차 비교
Table7. Trajectory errors between wind-tunnel model and identified model.

		EKF에 의해 추정된 계수를 이용한 가상비행데이터의 오차			ML에 의해 추정된 계수를 이용한 가상비행데이터의 오차		
		계수모델A	계수모델B	계수모델C	계수모델A	계수모델B	계수모델C
가속도 (ft/sec ²)	a _x	0.782	0.737	1.139	0.899	0.884	1.406
	a _y	5.027	3.924	3.545	5.932	1.802	2.991
	a _z	5.772	4.460	4.301	5.007	3.985	5.806
α-β추정기 (rad)	α	1.394 × 10 ⁻²	9.657 × 10 ⁻³	9.193 × 10 ⁻³	9.907 × 10 ⁻³	7.176 × 10 ⁻³	1.021 × 10 ⁻²
	β	1.161 × 10 ⁻²	9.454 × 10 ⁻³	9.291 × 10 ⁻³	1.739 × 10 ⁻²	5.105 × 10 ⁻³	5.706 × 10 ⁻³
오일러각 (rad)	φ	6.213 × 10 ⁻³	5.440 × 10 ⁻³	5.199 × 10 ⁻³	1.006 × 10 ⁻²	2.923 × 10 ⁻³	4.132 × 10 ⁻³
	θ	1.441 × 10 ⁻²	1.004 × 10 ⁻²	9.453 × 10 ⁻³	1.096 × 10 ⁻²	7.087 × 10 ⁻³	1.014 × 10 ⁻²
	ψ	1.407 × 10 ⁻²	1.027 × 10 ⁻²	1.027 × 10 ⁻²	2.006 × 10 ⁻²	5.954 × 10 ⁻³	7.552 × 10 ⁻³
위 치 (ft)	x	1.699	0.512	0.512	2.225	2.824	0.631
	y	8.080	4.786	4.786	1.807	0.263	1.075
	z	1.334	0.676	0.766	2.205	2.205	2.491

수를 추정하지 못했다.

ML 알고리즘은 측정치가 주어질 구간의 데이터 전체를 처리하여 측정치에 가까운 추정측정치를 만들 수 있는 계수값을 추정하므로 모델B의 경우에서와 같이 모델링에 의해 구한 초기치가 미사일의 특성에 맞지 않을 경우 신속히 계수를 변화시킨다. 그러나 계산시간이 지나치게 길기 때문에 여러가지 모델에 대하여 적용하기에는 어려움이 따르게 된다.

5. 결 론

본 연구에서는 풍동시험 데이터를 분석하여 수학적 모델을 결정할 수 있는 방법을 제시하고 풍동시험 모델을 근사화시킨 여러가지 모델중 대상 미사일에 가장 적합한 계수모델구조 및 계수값을 추정하였다.

공력계수의 수학적 모델을 얻기 위하여 먼저 공격각이나 세이핀각등 미사일 주요변수의 변화범위와 trim조건 등을 고려하여 풍동모델을 분석함으로써 추정 알고리즘에 사용할 계수구조를 선택하였고 선택된 계수모델 및 계수초기치를 계수식별 알고리즘에 적용하여 모델의 타당성 여부를 조사하였다. 대상 미사일의 풍동시험 모델을 여러가지 방법으로 근사화시킨 수학적 모델들에 이와 같은 절차를 적용함으로써, 그 중에서 가장 풍동시험 모델들의 계수구조에 가까운 수학적 모델을 얻을 수 있었다. 본 연구에서는 13개의 계수를 갖는 모델과 17개, 23개의 계수를 갖는 모델등 3가지의 모델 경우에 대해 확장간판필터와 최대공산법을 적용하여 계수추정한

결과를 제시하였으며 3가지 모델에 각 알고리즘을 적용한 결과 얻은 계수값들을 이용하여 가상 비행시험을 한 후 측정치와 비교를 하였고, 추정된 계수구조 및 계수값이 시스템의 반응을 예측할 수 있는가를 검토하였다.

계수추정결과 여러가지 계수 모델들 중 17개의 계수구조가 풍동시험모델의 구조와 가장 흡사한 특성을 나타내었으며 최대공산법에 의해 추정된 계수값이 모델구조가 합당한 경우, 확장간판필터에 의해 추정된 계수값보다 시스템의 특성을 더 정확히 묘사하였으나 ML의 경우 계산시간이 지나치게 길어서 여러가지 모델에 적용하기 어려운 것이 단점이었다.

후 기

본 논문연구를 수행하는데 있어 대전기계창의 박양배 실장과 장상근 연구원의 도움이 컸음을 밝히는다.

참 고 문 헌

- 1) James E. Kain, Charles M. Brown, Jr. and Jang G. Lee, "Missile Aerodynamic Parameter and Structure Identification from Flight Test Data," The Analytic Sciences Corp., Technical Report No. AFATL-TR-77-129, 30 November 1977.
- 2) N.K. Gupta, W. Earl Hall, Jr. and Thomas L. Trankle, "Advanced Method of Model Structure Determination from Test Data."

proc. of AIAA Conference, 1977.

- 3) 이장규, "미사일의 동력학적 구조 및 계수추정법," 전기학회논문지 vol.32, No.10, pp.367-375, 1983.
- 4) N.K. Gupta and Raman K. Mehra, "Computational Aspects of Maximum Likelihood Estimation and Reduction in Sensitivity Function Calculations," IEEE Trans. Automatic Control, vol. AC-19, No.6, pp.774-783, December 1974.
- 5) R.K. Mehra, J.S. Tyler, "Case Studies in Aircraft Parameter Identification," Proc. of the Third IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, Hague/Delft, Netherlands, 12-15 June 1973.
- 6) W. Earl Hall, Jr. and Narendra K. Gupta, "System Identification for Nonlinear Aerodynamic Flight Regime," J. of Spacecraft, vol. 14, No.2, pp.73 -80, February,1977.
- 7) 양해용, "최대공산법과 확장칼만필터를 이용한 미사일의 공기역학적 계수 추정," 석사학위논문, 제어계측 공학과 대학원 서울대학교, 1984.
- 8) 이달호, "비행시험데이터를 이용한 미사일 공력 계수추정," 석사학위논문, 제어계측공학과 대학원 서울 대학교, 1985.
- 9) 성태경, "불확실한 모델구조하에서의 미사일 공력계수 추정," 석사학위논문, 제어계측공학과 대학원 서울대학교, 1986.