

항공기 착륙 시에 발생하는 고도측정 오차 개선을 위한 필터설계

A Filter Design for Reducing Altitude Measurement Errors Arising during Aircraft Landing

송대범*, 임상석*

Dae-Bum Song* and Sang-Seok Lim*

요 약

항공기의 착륙을 추적하기 위해 많이 사용되는 수동 센서인 레이저 거리 측정기(LRF)와 전방관측 적외선 카메라(FLIR)는 배기가스교란(Exhaust Plume Disturbance)으로 인한 고도각 측정 시에 오차를 발생시킨다. 이 경우에 확장형 칼만필터(EKF)를 사용하여 거리 및 고도를 측정하면 배기가스(plume)와 같은 비-가우시안 잡음 때문에 추적 성능이 저하된다. 본 논문에서는 배기가스의 발생 타이밍을 검출기(PD)를 사용하여 확인한 후에 배기가스가 발생하면 적응형 추산법을 사용하고 배기가스의 영향이 없을 때에는 기존의 확장형 칼만필터를 사용하는 복합 방식을 제안하고 이를 위한 적응형 필터를 설계한다. 이 혼합형 필터는 배기가스와 같은 미지의 바이어스를 제거하는데 매우 효과적인 방법이며 시뮬레이션을 통하여 이러한 성능을 예증한다.

Abstract

Passive sensors such as Laser Range Finder(LRF) and Forward Looking Infrared(FLIR) camera frequently used for tracking aircraft landing produce the measurements of elevation angle contaminated by large noise due to the exhaust plume disturbance. This results in poor tracking performance if the extended Kalman filter is used for estimation of the range and elevation which are corrupted by the non-Gaussian noise such as plume disturbance. In this paper, an adaptive estimation filter and the extended Kalman filter is combined to produce a combination-type filter. In this approach the adaptive filter is used for the plume-type disturbance noise and the extended Kalman filter is utilized for the measurement of Gaussian type. The proposed combination filter is effective for the trajectory estimation of landing aircraft under the influence of unknown bias and numerical simulations illustrate the performance of the proposed filter.

I. 서 론

최근에는 레이더를 이용하는 표적 추적(target tracking) 분야에 있어서 수동 센서(passive sensor)가 중요한 역할을 담당하고 있다[7]. 수동 센서의

중요한 장점은 레이더에서와 같은 전자기파를 사용하지 않으며 가격은 능동 소자보다 저렴하다는 것이다. 현재 단일 센서의 특성을 보완하기 위해 다수의 센서와 정보를 결합하여 정확도를 향상시키기 위한 센서 융합연구가 많이 이루어지고 있다. 일반적으로

* 한국항공대학교 항공전자공학과(Dept. of Avionics Eng., Hankuk Aviation Univ.)

· 논문번호 : 99-2-1

· 접수일자 : 1999년 11월 26일

민·군용 분야에서 많이 사용되는 수동센서인 적외선 전방 관측 카메라(FLIR: Forward Looking Infrared)의 방위각, 고도각 측정치와 레이저 거리 측정기(LRF: Laser Range Finder)의 거리 측정치를 결합하면 항공기의 3차원 추적이 가능하다.

레이저 거리 측정기가 에너지를 방출함에도 불구하고 수동 센서로 분류하는 것은 군사용 추적 시스템에서 매우 집중화된 직선형태의 에너지 빔이 사용되어 탐지가 매우 어렵기 때문이다. 적외선(IR)센서는 방향과 고도각(elevation angle) 정보를 제공하고 3차원 추적에서는 거리 정보가 또한 필요하다. 따라서 직접적인 거리 정보를 위해 레이저 거리 측정기가 사용되지만 상이한 정확도로 인하여 고정확도를 갖는 IR과 저정확도인 LRF의 통합(Integration)에 어려움이 있었다. 따라서 상이한 정확도를 가지는 두 가지 센서 정보를 결합하는 것은 센서 융합(sensor fusion)연구에 있어서 모순되는 점이다. 센서의 성능이 가변적이라면 융합 자체로는 추적 시스템의 성능을 개선시킬 수 없으며, 융합을 앞을 경우 상당한 계산 절감을 얻을 수 있다[8].

스펙트럼의 적외선 영역을 사용하는 레이저 거리 측정기는 기상조건(구름이나 수증기)과 태양의 영향을 많이 받기 때문에 그 측정 범위 및 정확도에 있어서 가변적이다. 또한 표적 자체의 온도 변화에 민감하게 반응하는 등의 자체 결점을 가지고 있다. 근래에 항공기, 특히 전투기에 있어서 은밀성과 탐지성을 향상시키기 위하여 기존 기기의 단점을 보완한 새로운 적외선 탐지 시스템이 개발중이다. 항공기가 접근구역(terminal area)에 진입하면 착륙시의 하강비행각(glideslope)을 유지하기 위해서 추력(throttle)을 사용하는데 이때 배기가스가 발생한다. 이 배기가스는 항공기 열상 중심이 최대 응답 방향의 아래쪽으로 이동하게 만들어 결과적으로 IR카메라를 통한 고도각 측정에 상당한 오차를 일으킨다. 특히 이 오차는 하강각도로부터 항공기의 강하율(rate of descent)과 이탈율(rate of departure)측정에 매우 중요하다. 전통적으로 추적 분야에서 확장 칼만 필터(EKF: Extended Kalman Filter)가 사용되었다[3]~[5]. 그러나 배기가스로 인한 비-가우시안(Non-Gaussian) 잡음으로 인한 교란이 수반되는 문

제에 있어서는 칼만 필터를 그대로 적용하면 만족스러운 결과를 가져오지 못한다[6]. 따라서 본 논문에서는 이러한 추적문제를 적응형 추산(Adaptive Estimation)법을 이용하여 추적 정확도에 있어서 배기가스의 부정적인 영향을 감소시킴으로써 추적정확도를 높이고 성능을 개선하기 위한 적응형 필터를 설계한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제2장에서는 시스템 운동모델, 측정 방정식 그리고 확장형 칼만필터를 기술한다. 제3장에서는 적응필터를 구현하기 위한 적응형 추산 알고리즘을 제시하고, 제4장에서는 시뮬레이션을 통해 이 적응형 필터의 성능을 검증한다.

II. 시스템 방정식과 확장형 칼만필터

2-1 표적모델

등속 운동하는 표적의 속도에서의 외란을 평균이 "0"인 연속시간 백색잡음 $\tilde{w}(t)$ 로 가정하면 다음 식이 얻어진다.

$$\dot{\xi}(t) = \tilde{w}(t) \quad (1)$$

$$E[\tilde{w}(t)] = 0 \quad (2)$$

$$E[\tilde{w}(t)\tilde{w}(s)] = \tilde{q}(t)\delta(t-s) \quad (3)$$

이에 대응되는 상태 벡터 및 상태 방정식은 다음과 같다.

$$x = [\xi \ \dot{\xi}]^T \quad (4)$$

$$\dot{x} = Ax(t) + D\tilde{w}(t) \quad (5)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

표본시간을 " τ "라 하자. 표본시간 " τ "구간 동안, 표적의 가속도 잡음이 일정하면 $\tilde{w}(t) = w_k$ 이고, 이 구간에서 속도 증가량은 $w_k\tau$, 위치 증가량은

$\frac{1}{2} w_k \tau^2$ 이다. 따라서 이산 상태방정식은 다음과 같다[16].

$$x_{k+1} = F_1 x_k + G w_k \quad (7)$$

$$F_1 = e^{A\tau} = \begin{bmatrix} 1 & \tau \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} \frac{\tau^2}{2} \\ \tau \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$E[w_k w_j] = \sigma_w^2 \delta_{kj} \quad (9)$$

여기서 σ_w^2 는 분산이고, δ_{kj} 은 Kronecker delta이다. 잡음이득을 포함하는 프로세스 잡음의 공분산 Q 는 다음과 같이 계산된다.

$$Q = E[G w_k w_k G^T] = G \sigma_w^2 G^T = \begin{bmatrix} \frac{\tau^4}{4} & \frac{\tau^3}{2} \\ \frac{\tau^3}{2} & \tau^2 \end{bmatrix} \sigma_w^2 \quad (10)$$

3차원 운동인 경우 비행체 동적 모델은 다음과 같이 얻어진다.

$$x_{k+1} = F x_k + G w_k \quad (11)$$

$$x = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y} \quad z \quad \dot{z}]^T \quad (12)$$

$$F = \begin{bmatrix} F_{11} & O_2 & O_2 \\ O_2 & F_{11} & O_2 \\ O_2 & O_2 & F_{11} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$Q = E[G w_k w_k G^T] = \begin{bmatrix} Q_{11} & O_2 & O_2 \\ O_2 & Q_{11} & O_2 \\ O_2 & O_2 & Q_{11} \end{bmatrix} \quad (14)$$

여기서 $F_{11} = \begin{bmatrix} 1 & \tau \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $Q_{11} = \begin{bmatrix} \frac{\tau^4}{4} & \frac{\tau^3}{2} \\ \frac{\tau^3}{2} & \tau^2 \end{bmatrix}$.

$O_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ 이고 δ_{kj} 은 Kronecker delta를 나타낸다. 위의 모델은 비행기가 하강비행각을 따라서

거의 등속도로 비행하기 때문에 적용할 수 있다.

2-2 측정 방정식

추적 분야에서 표적의 운동은 직교좌표계에서 묘사하면 편리하다. 그러나 표적의 위치를 측정하는 수동센서의 측정치는 극좌표에서 거리, 방향각, 고도각으로 측정된다. 이러한 비선형 측정을 칼만 필터링 하는데는 크게 두 가지 방법이 있다. 첫 번째는 확장형 칼만필터인데, 이는 비선형 방정식을 기준치(nominal point)에 대해 선형화 하는 방법이다. 기본적으로 확장형 칼만필터는 선형화된 근사법이므로 엉뚱한 결과를 낳기도 한다. 비선형 운동방정식과 측정식에서 테일러 급수 전개 2차까지 포함시키는 2계 EKF가 있고, 순환형(iterated) EKF도 소개되었다[2]. 이러한 방법들은 기존의 EKF에 비하여 계산량은 증가하지만 개선된 필터 성능을 보여준다. 근래에는 칼만 이득 계산시 측정값을 바로 사용하지 않고 한 스텝 전의 측정치를 사용하여 바이어스를 없애는 MGEKF(Modified gain EKF)가 소개되었다[11]. 두 번째 방법으로 CMKF(Converted Measurement Kalman Filter)이다. 그러나 CMKF는 각 측정치 상호간의 오차 존재 하에서는 바이어스와 모순된(inconsistent) 추산치라는 결함을 갖게된다[10]. 따라서 최근에 Mo는 바이어스 없는 CMKF를 소개하였다[1]. 본 논문에서는 이러한 비선형 문제에 대해 확장형 칼만필터를 사용한다.

측정 방정식은 다음과 같다.

$$z_k = h(x_k) + v_k \quad (15)$$

$$h(x_k) = \begin{bmatrix} r_k \\ a_k \\ e_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (x_k^2 + y_k^2 + z_k^2)^{1/2} \\ \tan^{-1}(\frac{y_k}{x_k}) \\ \tan^{-1}(\frac{z_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2}}) \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$E[v_k] = [0 \quad 0 \quad 0]^T \quad (17)$$

$$E[v_k v_j] = R_k \delta_{kj} \quad (18)$$

$$R_k = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_a^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_e^2 \end{bmatrix} \quad (19)$$

여기서 $\sigma_r^2, \sigma_a^2, \sigma_e^2$ 은 각각 거리, 방향각, 고도각의 측정 잡음의 분산이다.

2-3 확장형 칼만 필터

위의 운동모델(11)과 측정치(15)에 대한 확장형 칼만필터는 다음과 같이 구해진다[2].

$$\hat{x}_{k+1|k} = F \hat{x}_{k|k} \quad (20)$$

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1} \cdot [z_{k+1} - h(\hat{x}_{k+1|k})] \quad (21)$$

$$K_{k+1} = P_{k+1|k} H_{k+1}^T \cdot [H_{k+1} P_{k+1|k} H_{k+1}^T + R_{k+1}]^{-1} \quad (22)$$

여기서 $P_{k+1|k}$ 은 예측 오차의 공분산이고 H_{k+1} 은 $k+1$ 시점에서 $h(x)$ 의 자코비안(Jacobian) 행렬이며 차원은 $[3 \times 6]$ 이다.

$$H_{k+1} = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{x = \hat{x}_{k+1|k}} \quad (23)$$

$$H_{k+1} = \begin{bmatrix} h_{11} & 0 & h_{13} & 0 & h_{15} & 0 \\ h_{21} & 0 & h_{23} & 0 & 0 & 0 \\ h_{31} & 0 & h_{33} & 0 & h_{35} & 0 \end{bmatrix} \quad (24)$$

여기서 $\bar{x} = \hat{x}_{k+1|k}, \bar{y} = \hat{y}_{k+1|k}, \bar{z} = \hat{z}_{k+1|k},$
 $\bar{r} = \sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2 + \bar{z}^2}$ 일 때 $h_{11} = \frac{\bar{x}}{\bar{r}}, h_{13} = \frac{\bar{y}}{\bar{r}},$
 $h_{15} = \frac{\bar{z}}{\bar{r}}, h_{21} = \frac{-\bar{y}}{\bar{x}^2 + \bar{y}^2}, h_{23} = \frac{\bar{x}}{\bar{x}^2 + \bar{y}^2},$
 $h_{31} = \frac{-\bar{x} \bar{z}}{\bar{r}^2 \sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2}}, h_{33} = \frac{-\bar{y} \bar{z}}{\bar{r}^2 \sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2}}.$

$$h_{35} = \frac{\sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2}}{\bar{r}^2}.$$

$$P_{k+1|k} = F P_{k|k} F^T + Q \quad (25)$$

$$P_{k+1|k+1} = [I - K_{k+1} H_{k+1}] P_{k+1|k} \quad (26)$$

여기서 I 는 $[6 \times 6]$ 차원을 갖는 단위 행렬이다.

III. 고도측정 오차 감소를 위한 적응필터 설계

항공기 착륙 시에 배기가스에 의한 측정치 상에 수반되는 비-가우시안 형태의 잡음 때문에 위에서 언급한 시스템 모델에 확장형 칼만필터를 적용하면 추산오차가 매우 증가하게 된다. 이것은 표적 추적에 상당한 문제를 야기하므로 더 효과적인 방식에 의한 개선이 필요하다.

이러한 경우에 고려할 수 있는 첫 번째 방법[13]은 필터링된 추정치 식을 다음과 같이 바꾸는 것이다.

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1} f \cdot [z_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{k+1|k}, s] \quad (27)$$

여기서 함수 f 는 s 를 포함하는 비선형 방정식이 된다. s 는 정성적 정보값을 가지는데 배기가스와 같은 비-가우시안 값은 알 수가 없다. 또한 선형성을 포기함으로써 시스템이 선형일 때 갖는 최적필터의 장점을 잃어버린다.

두 번째 방법은 PDAF(Probabilistic Data Association Filter)를 변형한 방법이다[14]. 먼저 PDAF를 사용하여 IR센서의 측정치를 이용하면 IR센서의 상태 추산치 $\hat{x}_{1\ k+1|k+1}$ 와 오차 공분산 $P_{1\ k+1|k+1}$ 을 구할 수가 있다. 그러나 배기가스에 대한 충분한 정보가 없으므로 PDAF대신에 학습식 접근법(learning approach)을 사용한다. 그러면 상태 추산치와 오차 공분산은 다음과 같다.

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = f_1[\hat{x}_{k+1|k+1}, s] \quad (28)$$

$$P_{k+1|k+1} = g_1[\hat{x}_{k+1|k+1}, s] \quad (29)$$

여기서 f_1 과 g_1 은 학습된다. s 는 정성적 정보이다. 문제는 f_1 과 g_1 을 학습시킬 판단기준을 찾는 것이 어렵다는 점이다.

따라서 본 논문에서는 새로운 방법을 도입한다. 배기가스 잡음문제를 해결하기 위해서 측정방정식에 바이어스 변수를 추가하고 이 바이어스에 적합한 적응형 필터를 설계하여 추적성능을 개선하고자 한다. 먼저 이러한 바이어스 잡음의 형태를 세미-말코프(semi-Markov) 모델로 기술하고[15] 여기에 필요한 적응 필터를 유도한다.

3-1 적응형 추산 알고리즘

여기서는 측정치에 미지의 랜덤 바이어스가 포함되어 있는 경우에 대하여 Bayes의 추정이론을 이용하여 적응 필터를 유도한다. 이때 바이어스 항은 세미-말코프 프로세스로 모델링 한다. 이 경우 고려하고자 하는 시스템은 다음과 같다[12].

$$x_{k+1} = Fx_k + Gw_k \quad (30)$$

$$z_{k+1} = Hx_{k+1} + v_{k+1} + u_b \quad (31)$$

여기서 x 는 상태벡터이고, w 와 v 는 각각 평균이 "0"이고 공분산 Q 와 R 를 갖는 가우시안 잡음이다. u_b 는 미지의 바이어스 벡터이며 세미-말코프 프로세스에 의하여 주어진다. 그 값은 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_M\}$ 인 M 개의 이산 상태들로부터 랜덤하게 값을 취하여 위의 시스템에 대한 최적상태 추정(optimal state estimate)의 조건부 평균에 의하여 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1} &= E\{x_{k+1} | Z_{k+1}\} \\ &= \sum_{i=1}^M \hat{x}_{k+1}^{(i)} p(b_i | Z_{k+1}) \end{aligned} \quad (32)$$

$$\hat{x}_{k+1}^{(i)} = \int_{-\infty}^{\infty} x_{k+1} p(x_{k+1} | Z_{k+1}, b_i) dx_{k+1} \quad (33)$$

$Z_{k+1} = \{Z_k, z_{k+1}\}$ 이므로, Bayes의 정리를 이용

하면

$$p(x_{k+1} | Z_{k+1}, b_i) = \frac{p(z_{k+1} | x_{k+1}, b_i, Z_k) p(x_{k+1} | b_i, Z_k)}{p(z_{k+1} | b_i, Z_k)} \quad (34)$$

분자의 제 1항의 평균과 공분산은

$$\begin{aligned} E\{z_{k+1} | x_{k+1}, b_i, Z_k\} \\ = Hx_{k+1} + b_i \cong \bar{z}_i \end{aligned} \quad (35)$$

$E\{(z_{k+1} - \bar{z}_i)(z_{k+1} - \bar{z}_i)^T\} = R + R_{b_i}$ 이다. 여기서 $R_{b_i} = E\{(u_b - b_i)(u_b - b_i)^T\}$ 이다.

만일 $R_{b_i} = R_{b_j}$, ($i=1, 2, \dots, M$)이라 하면 이때 계산은 매우 간단해진다. 이 경우의 실제적인 상황은 u_b 를 균일분포로 보는 것으로 각 이산상태간에 천이한 확률이 동일하다고 보는 것이다.

분자의 제2항에 대한 평균과 공분산은

$$E\{x_{k+1} | b_i, Z_k\} = F \hat{x}_k^{(i)} \cong \bar{x}^{(i)} \quad (36)$$

$$\begin{aligned} E\{(x_{k+1} - \bar{x}^{(i)})(x_{k+1} - \bar{x}^{(i)})^T\} \\ = FP_k^{(i)}F^T + GQG^T \end{aligned} \quad (37)$$

로 되며 $P_k^{(i)} = E\{(x_k - \hat{x}_k^{(i)})(x_k - \hat{x}_k^{(i)})^T\}$ 이다.

유효측정오차 ($R + R_{b_i}$)가 모든 병렬 필터 (i)에 대해서 동일하므로 $P_k^{(i)} = P_k$ 라 가정해도 무방하다. 따라서 $\Gamma_{k+1} = FP_k F^T + GQG^T$ 라 하면

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1}^{(i)} &= F \hat{x}_k^{(i)} + K_{k+1} \\ &\cdot \{z_{k+1} - b_i - HF \hat{x}_k^{(i)}\} \end{aligned} \quad (38)$$

$$K_{k+1} = \Gamma_{k+1} H^T [H \Gamma_{k+1} H^T + R + R_{b_i}]^{-1} \quad (39)$$

다음 단계는 적응 상태 추정기 동작의 기본인 적응 가중치 함수 $p(b_{(i)k+1} | Z_{k+1})$ 을 구하는 것

이다. 식 (32)에서 Bayes 정리를 이용하고, 측정치 Z_{k+1} 을 두 부분으로 나누면

$$p(b_i | Z_{k+1}) = \frac{p(z_{k+1} | b_i, Z_k) p(b_i | Z_k)}{p(z_{k+1} | Z_k)} \quad (40)$$

u_b 가 b_i 상태로의 스위칭 하기 전에 상태 b_i 에 머무는 시간은 시스템의 샘플링 간격보다 상당히 길기 때문에 첫 번째항 $p(z_{k+1} | b_i, Z_k)$ 은 가우스 분포로 모델링할 수 있다. 특히 t_k 에서 $u_b = b_i$ 이면 t_{k+1} 에서도 동일한 상태에 있을 말코프 확률은 매우 높기 때문에 고정된 i 에 대하여 $u_b = b_i$ 로 가정할 수 있다. 이러한 가우시안 가정은 무수한 시물레이션과 랜덤 바이어스의 저속 스위칭 분석을 통해 입증되었다. 따라서 $p(z_{k+1} | b_i, Z_k)$ 는 밀도함수가

$$N[(HF \hat{x}_k^{(i)} + b_i), (HT_{k+1}H^T + R + R_b)] \quad (41)$$

인 가우시안이 된다.

분자의 두 번째 항은 Bayes 법칙을 직접 적용하여 아래와 같이 확장시킬 수 있다.

$$\begin{aligned} p(b_i | Z_k) &\equiv p(u_b(k+1) = b_i | Z_k) \\ &= \frac{\sum_{a=1}^M p(u_b(k+1) = b_i, u_b(k) = b_a, Z_k)}{p(Z_k)} \\ &= \sum_{a=1}^M p(u_b(k+1) = b_i | u_b(k) = b_a) \\ &\quad \times p(u_b(k) = b_a | Z_k) \end{aligned} \quad (42)$$

식 (40)의 분모는 어떤 상태에 랜덤 바이어스 u_b 가 포함됐는지에 의존하지 않고, 모든 M 항에 공통인 비례인자(scale factor)로 구할 수 있다.

W 와 θ 를 다음과 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} W_k^{(i)} &\equiv p(u_b(k) = b_i | Z_k), \\ \theta_{ai} &\equiv p(u_b(k+1) = b_i | u_b(k) = b_a) \end{aligned} \quad (43)$$

여기서 θ_{ai} 는 말코프 천이 행렬의 요소로써 정

의할 수 있다. 위의 정의를 식 (43)과 식 (42)에 적용하면, 식 (40)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$W_{k+1}^{(i)} = c_{k+1} p(z_{k+1} | b_i, Z_k) \sum_{a=1}^M \theta_{ai} W_k^{(a)} \quad (44)$$

여기서 c_{k+1} 은 시간의 반복에 의해 결정되는 비례 상수로 아래 식을 만족해야 한다.

$$\sum_{i=1}^M W_{k+1}^{(i)} = 1 \quad (45)$$

즉, 모든 $i=1, 2, \dots, M$ 에 대해 u_b 가 상태 i 상태에 있을 확률의 합은 "1"과 같다. $p(z_{k+1} | b_i, Z_k)$ 는 식 (41)에서 구할 수 있다. 이상을 요약하면 그림 1과 같다.

3-2 배기가스 검출기(PD)

항공기가 착륙하기 위해 공항에 접근할 때 발생하는 배기가스에 의해서 수반되는 오차를 줄이기 위해서 사용하는 필터는 앞에서 기술한 적응형 필터이다. 이 필터는 배기가스 검출기(PD: plume detector)를 사용해야 한다. 이 PD는 필터를 적용할 때 적응 필터를 쓸 것인지 확장형 칼만필터를 쓸 것인지를 선택하는데 중요한 기준으로서 필터에서 계산된 측정치와 실제 측정치의 차이 즉, 인노베이션 프로세스(innovation process)의 공분산이 기준치보다 큰지 확인하여 결정한다. 이것은 χ^2 테스트에 의하여 수행되며 다음과 같다. 먼저 q 자유도를 갖는 χ^2 변수를 ξ 로 정의한다.

$$\xi_k = r_k^T S_k^{-1} r_k \quad (46)$$

$$r_k = z_k - H_k \hat{x}_{k|k} \quad (47)$$

여기서 r_k 가 q 차원을 갖는 칼만 필터의 측정치의 인노베이션일 때 그 공분산 S 는 다음과 같다.

$$S_k = [H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k] \quad (48)$$

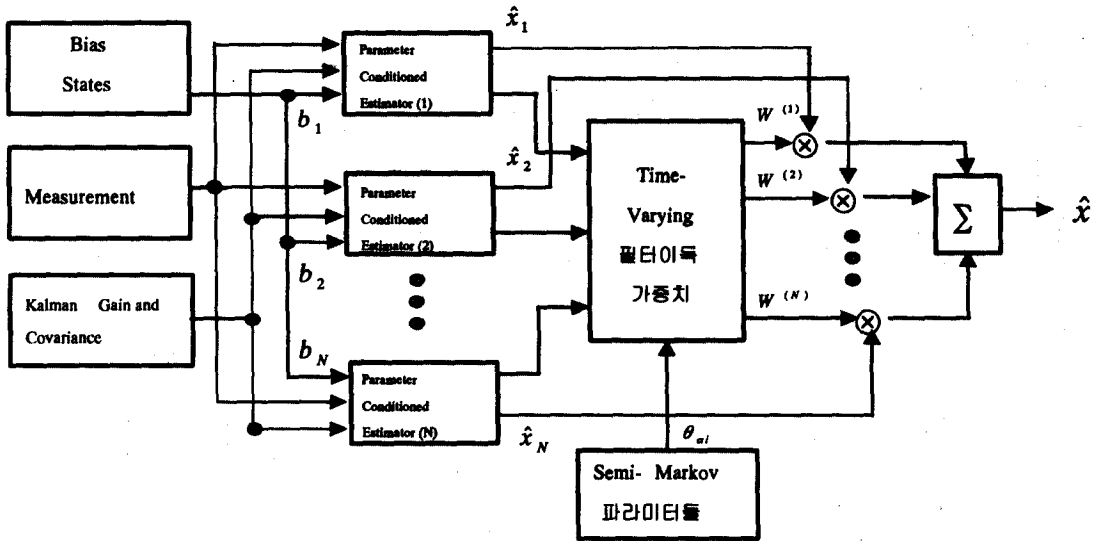


그림 1. 적응형 추산 필터
Fig. 1. Adaptive Estimation Filter.

이것은 평균이 '0'인 가우시안 벡터가 된다. 이때 변수 ζ_k 를 이용하여 배기가스를 검출한다. 검출 방법은 $\zeta_k \geq \mu$ 이면 배기가스가 검출된 경우이고, $\zeta_k < \mu$ 이면 배기가스가 없는 경우로 판정한다. 여기서 μ 는 χ^2 분포표를 통해 선택된 판정기준(threshold)이다. 실제로 μ 는 측정값에 대한 배기가스 바이어스 성분을 분석해서 취득한 값으로부터 설정하는 것이 원칙이다. 보통의 경우에는 배기가스 잡음의 표준편차 값의 3배 정도를 사용한다.

IV. 시뮬레이션

4-1 시뮬레이션 환경

여기에서는 배기가스 잡음이 발생하는 항공기 착륙 모델에 기존의 확장형 칼만필터 하나만 적용하는 방법과 AEKF(Adaptive Extended Kalman Filter)만 쓰는 방법, 그리고 PD를 이용해서 확장형 칼만필터와 AEKF를 함께 사용(복합 PD필터)하는 3 가지 형태의 필터를 비-가우시안 잡음 형태의 측정 잡음 환경에서 비교한다.

추적필터의 성능은 추정치의 RMS(root mean square) 오차 값으로 평가한다. RMS 오차는 다음과

같이 표현된다.

$$\phi_{RMS}(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\phi(t) - \hat{\phi}_i(t)]^2} \quad (49)$$

여기서 N 은 몬테-칼로(Monte-Carlo)시뮬레이션 횟수이다.

시뮬레이션을 간단히 하기 위해 항공기가 활주로의 중앙선(centerline)을 따라서 착륙한다고 가정하고 하강비행각은 거의 일정하다고 설정했다. 여기서는 z 축의 배기가스 영향만을 고려하였다. 왜냐하면, 배기가스는 고도각 정보에만 크게 영향을 미치고 실제 환경에서는 x , y 축에서는 거의 영향을 미치지 않기 때문이다[9].

필터의 샘플시간은 $\tau=1$ 이다. 시스템모델의 공분산은 $0.5 \text{ m}^2/\text{sec}^2$, 측정치 잡음에서 거리의 표준편차는 3m이고, 고도각은 약 0.3 mrad의 표준편차를 갖는다. 전체 시뮬레이션 구성도는 그림 2와 같다. 그림 2에서 r_m, a_m, e_m 은 가우시안 잡음과 비-가우시안 잡음이 포함된 거리, 방향각 그리고 고도각 정보로서 실제 측정치로 사용하였다. 확장형 칼만필터를 쓰는 이유는 위에서 설명했듯이 수동센서의 측정치는 극좌표이고 시스템 모델은 직교좌표이기

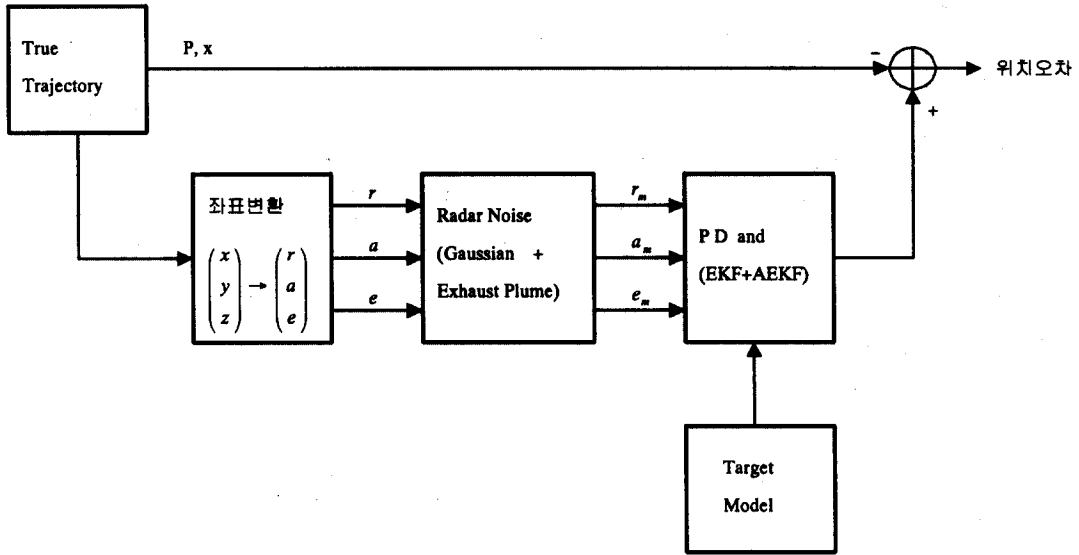


그림 2. 시뮬레이션 구성도

Fig. 2. The simulation block diagram.

때문에 비선형 필터를 써야만 한다.

항공기의 착륙을 묘사하기 위해서 그림 3에 보인 궤적을 사용하였다. 이때 항공기는 20초까지 일정한 하강비행각을 갖는데 시간 21초에서 추력을 사용하여 50초까지 배기가스의 영향을 받으며, 51초 이후에는 배기가스의 영향이 사라지는 경로로 구성되어 있다[5]. AEKF를 사용할 경우에 알 수 없는 측정치 바이어스를 세미-말코프 프로세스로 처리하기 위해서 9개의 고도각 오차모델을 사용했다. 각각의 값은 0.005rad, 0.004rad, 0.003rad, 0.002rad, 0.001rad, 0rad, -0.001rad, -0.002rad, -0.003rad이다. 이 값들을 선정하게된 배경은 실제 시스템에서 배기가스 오차의 명확한 값을 알 수는 없지만 대략적인 범위를 충분히 묘사할 수 있도록 위의 9개의 값을 사용하였다.

4-2 결과 분석

그림 3은 고도의 측정치를 나타낸다. 그림에서 21초에서 50초 구간에서 비-가우시안 잡음이 존재함을 알 수가 있다.

그림 4는 확장형 칼만필터 하나만 사용한 경우의 고도 추산치를 나타낸다. 몬테-칼로 시뮬레이션은

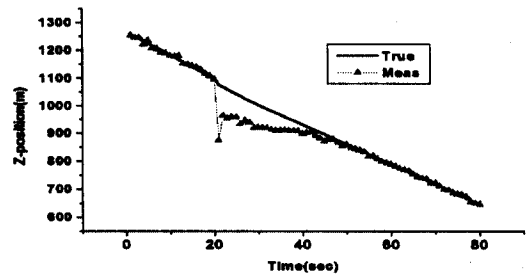


그림 3. 실제궤적과 측정치(예 1)

Fig. 3. True trajectory and the measurements of example 1.

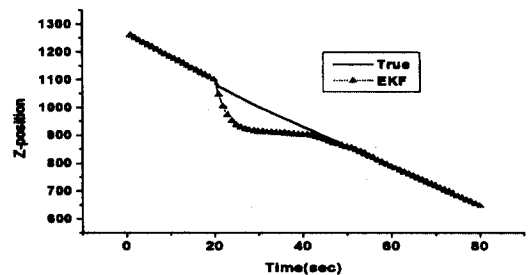


그림 4. 실제궤적과 EKF의 추산치

Fig. 4. True trajectory and EKF estimate.

300회를 수행했다. 이 그림에서 21~50초구간에서 필터의 성능은 배기가스로 야기되는 미지의 오차로

인하여 추산오차가 증가함을 관찰할 수가 있다. 물론 확장형 칼만필터는 배기가스 구간을 제외하고는 좋은 성능을 나타낸다.

그림 5는 AEKF를 사용해서 몬테-칼로 시뮬레이션 한 결과를 나타낸다. 이 결과는 배기가스가 발생하지 않는 구간에서는 RMS 오차가 오히려 확장형 칼만필터만을 사용하는 첫 번째 방법보다도 더 저해된다. 그러나 배기가스가 발생하는 21초에서 50초구간에서는 확장형 칼만필터 방법보다 RMS오차가 크게 줄어들었다.

세 번째 방법은 위의 두 필터링 방법의 각각의 장점을 이용한다. PD로 배기가스의 유무를 감지하여 EKF와 AEKF를 선택적으로 쓰는 방법이다. 배기가스가 없으면 확장형 칼만필터를 사용하고 배기가스가 검출되면 AEKF를 쓰는 방식이다. 그림 6은 확장형 칼만필터와 AEKF를 연동으로 사용한 경우의 추산치를 나타낸다. 이 그림에서의 결과는 확장형 칼만필터와 AEKF를 같이 사용하였으므로 위의 두 방법보다도 효과적인 것을 알 수 있다. 그림 7은 이

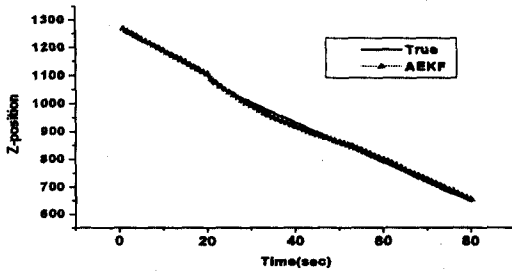


그림 5. 실제궤적과 AEKF의 추산치
Fig. 5. True trajectory and AEKF estimate.

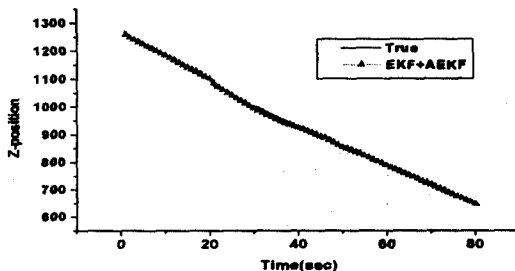


그림 6. 실제궤적과 EKF와 AEKF의 혼합형
Fig. 6. True trajectory and the estimate of combined EKF and AEKF.

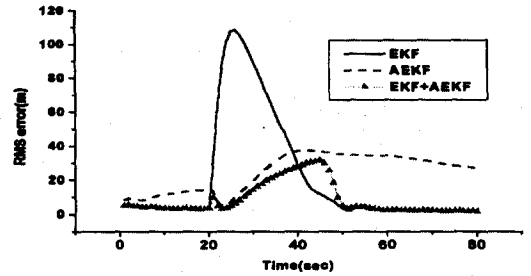


그림 7. 그림 3에 대한 RMS 고도오차의 비교
Fig. 7. RMS altitude measurement errors for Fig. 3.

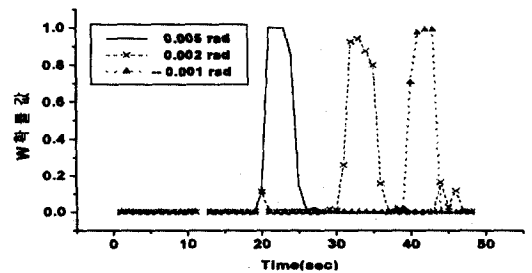


그림 8. $u_b=0.005$, $u_b=0.002$, $u_b=-0.001$ rad값이 선택될 확률
Fig. 8. The probability that $u_b=0.005$, $u_b=0.002$, $u_b=-0.001$ rad is selected.

들 3가지 필터를 사용한 경우의 RMS오차를 나타낸다. 이 결과를 보면 PD를 이용한 EKF와 AEKF를 혼합한 경우의 오차가 가장 작은 것을 알 수 있다. 즉, 확장형 칼만필터와 AEKF를 혼합한 경우의 필터가 가장 우수한 성능을 나타낸다.

그림 8은 EKF와 AEKF의 혼합형 필터를 사용할 때 고도각 오차 모델의 시간에 따른 가중치 값을 나타내는 값으로써 배기가스가 검출되면 이에 따라 AEKF가 미지의 바이어스 값을 적절히 추산하여 가중치 확률이 적절히 변화되는 것을 보여준다. 9가지 값 중에서 세 가지만을 표시하였다. 시간에 따라서 u_b 의 값이 감소하는 것을 알 수 있다.

그림 9와 그림 10은 또 하나의 착륙 궤적에 대한 세 가지 필터의 추적성능을 서로 비교한 RMS오차를 보여준다. 이 경우도 예 1과 동일한 추적성능을 보여준다.

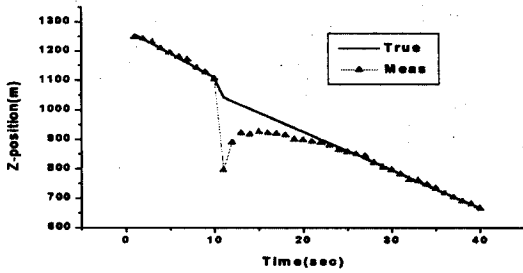


그림 9. 실제궤적과 측정값 (예 2)
(True trajectory and the measurements of example 2)

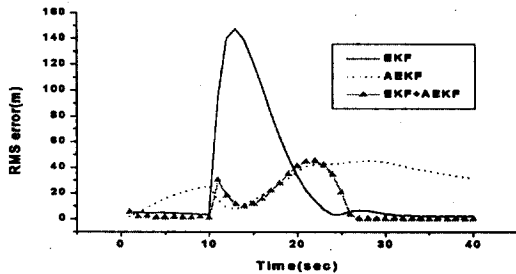


그림 10. 그림9에 대한 RMS 고도오차의 비교
Fig. 10. RMS altitude measurement errors for Fig. 9.

V. 결 론

본 논문에서는 수동센서를 사용하여 착륙하는 항공기의 고도를 추적할 때 수반되는 배기가스에 의한 추적 오차가 커지는 경우 이것을 감소시키는 문제에 대해 고찰하였다. 특히 IR 카메라를 사용하여 고도 각을 측정할 때 배기가스 오차로 인해 발생하는 측정치의 비-가우시안 잡음을 제거하는데 중점을 두었다. 적응형 필터를 사용하기 위하여 먼저 배기가스가 발생하는 시점을 검출하기 위한 검출기를 고안하고, 이 검출기를 사용하여 확장형 칼만필터와 AEKF를 연동으로 사용하는 혼합형 필터를 제안하였다. 이처럼 정량적인 값을 정확히 알 수 없는 비-가우시안 잡음을 제거해야 하는 경우에는 여기서 제시한 적응형 추산기법이 상당히 효과적이며, 수동센서와 같은 비-가우시안 잡음이 발생하는 상황에서 우수한 추적성능을 제공할 수 있음을 시뮬레이션을 통해서 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] Mo, L., Song, X., Zhou, Y., and Kang, S. Z., "Unbiased Converted Measurements for Tracking", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 34, no. 3 pp. 1023-1027, 1998.
- [2] Grewal, M. S. and Andrews A. P., *Kalman Filtering Theory and Practice*, Prentice Hall, 1993.
- [3] Blackman, S. and Popoli, R., *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*, Artech House, 1999.
- [4] Maybeck, P. S., *Stochastic Models, Estimation, and Control*, Volume I, Navtech Book & Software Store, 1994.
- [5] Bogler, P. L., *Radar Principles with Applications to Tracking Systems*, Wiley-Interscience, 1990.
- [6] Guest, I. W. and Pauw, C. K., "Rank detector preprocessor for glint reduction in a tracking radar", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 29, no. 2, pp. 527-531, 1993.
- [7] Dufour, F. and Mariton, M., "Tracking a 3-D maneuvering target with passive Sensors", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 27, no. 4, pp. 725-739, 1991.
- [8] Haimovich, A. M. and Yosko, J., "Fusion of sensors with dissimilar measurement /tracking accuracies", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 29, no. 1, pp. 245-250, 1993.
- [9] Korona, Z. and Kokar, M. M., "A Fusion and Learning Algorithm for Landing Aircraft Tracking: Compensating for Exhaust Plume Disturbance", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 31, no. 3, pp. 1210-1215, 1995.
- [10] Lerro, D. and Bar-Shalom, Y., "Tracking

- With Debiased Consistent Converted Measurement Versus EKF", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 29, no. 3, pp. 1015-1022, 1993.
- [11] Song, T. L., Ahn, J. Y., and Park, C. B., "Suboptimal Filter Design with Pseudo-measurements for Target Tracking", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 24, no. 1, pp. 28-39, 1988.
- [12] Moose, R. L., Sistanizadeh, M. K., and Skagfjord, G., "Adaptive Estimation for a System With Unknown Measurement Bias", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 22, no. 2, pp. 732-739, 1986.
- [13] Kim, K. H., "New filtering and data association algorithms for multiple target tracking" Ph.D. dissertation, Northeastern University, Boston, MA, 1991.
- [14] Houles, A., and Bar-Shalom, Y., "Multi-sensor tracking of a maneuvering target in clutter" *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 25, no. 2, pp. 176-188, 1989.
- [15] Lim, S. S., "Tracking Filter Design for a Maneuvering Target Using Jump Processes", *J. of Electrical Eng. and Information Science*, vol. 3, no. 3, pp. 373-384, June 1998.
- [16] Bar-Shalom, Y. and Li, X. R., *Estimation and Tracking: Principles, Techniques, and Software*, Artech House, 1993.

임 상 석(林尙石)



1976년 2월 : 한국항공대학교 항공전자공학과(공학사)
 1984년 10월 : Ottawa대학교 대학원(공학석사)
 1990년 5월 : Ottawa대학교 대학원(공학박사)
 1976년 3월~1982년 7월 : 국방과

학연구소 연구원

1984년 11월~1987년 8월 : 캐나다 DREO
 1990년 6월~1992년 5월 : Royal Military College, Kingston, Canada
 1992년 6월~1995년 2월 : 캐나다 DREO
 1995년 3월~현재 : 한국항공대학교 항공전자공학과 부교수
 관심분야 : 항공전자, GPS 응용, CNS/ATM, Filter 설계, 레이더, Target Tracking

송 대 범(宋大凡)



1993년 2월 : 한국항공대학교 항공전자공학과(공학사)
 1997년 3월~현재 : 한국항공대학교 항공전자공학과 대학원 석사과정
 관심분야 : Target Tracking, GPS/INS 통합.