다중 레이더 환경에서의 바이어스 오차 추정의 가관측성에 대한 연구와 정보 융합

A Study of Observability Analysis and Data Fusion for Bias Estimation in a Multi-Radar System

원 건 회, 송 택 렬*, 김 다 솔, 서 일 환, 황 규 환

(Gun Hee Won¹, Taek Lyul Song¹, Da Sol Kim¹, Il Hwan Seo², and Gyu Hwan Hwang²)

¹Hanyang University

²Agency for Defense Development

Abstract: Target tracking performance improvement using multi-sensor data fusion is a challenging work. However, biases in the measurements should be removed before various data fusion techniques are applied. In this paper, a bias removing algorithm using measurement data from multi-radar tracking systems is proposed and evaluated by computer simulation. To predict bias estimation performance in various geometric relations between the radar systems and target, a system observability index is proposed and tested via computer simulation results. It is also studied that target tracking which utilizes multi-sensor data fusion with bias-removed measurements results in better performance.

Keywords: bias estimation, bias compensation, multi-sensor data fusion, target tracking

I. 서론

레이더, 전자광학장비 등의 표적의 측정 자료는 시간에 따른 표적의 거리, 방위각, 고각으로 구성되어 있으며, 이러한 각 센서의 측정 자료는 다수의 요인으로 인해 각각의 측정 잡음을 포함하고 있다. 유도탄이나 비행기의 비행시험에는 서로 다른 위치에 존재하는 동종 또는 이종의 센서를 통해 얻어진 표적의 잡음이 포함된 추적 자료를 활용하여 표적의 위치, 속도, 가속도를 추정해야 한다. 다중 레이더를 이용하여 한층 더 정밀한 표적 추적을 하기 위해서는 정보 융합의 수행을 필요로 한다. 그러나 각 레이더들의 외부적인 요인들, 즉, 시험 당일 기온, 기상과 같은 환경적 요인이나 이로 인한 장비의 물리적 요인, 지정학적 요인 등 예상하지 못한 외부적 요인들에 의해 생기는 측정 잡음 이외의 바이어스 오차를 보정하는 것은 필수적이며 레이더의 기계적인 교정을 하기 위해서는 많은 비용이 들게 된다.

바이어스를 추정하기 위한 고전적인 방법으로는 표준 칼만 필터에 바이어스 상태 변수를 포함하고 누적인 확장 상태 칼만 필터(ASKF)가 있다. 이 방법은 계산적으로 실행이 불가능한 상황이 일어날 수 있고 약조건의 계산 과정에서 수치적 오류가 발생한다. 이러한 문제를 병렬 구조로 개선시켜 차수를 줄인 기법[1]과 일반화한 방법[2]이 연구되

었다. [3]에서는 오히려 수학적 제약 조건에서 센서 바이어스 오차 추정값과 바이어스를 무시한 상태 추정값을 선형적 결합으로 표적의 상태를 추정하는 기법에 대해 다루었다. 그리고 현실적으로 큰 제약 조건이 되는 2단 필터가 차선택이라는 것을 간접적으로 증명하였다. 측정 방정식의 역행렬과 선형화된 최신 추정값들의 반복을 통한 배치 알고리즘으로 바이어스를 추정한 연구[4]되었고, [5]에서는 [4]의 연구를 순환적인 수행에 따른 제한조건이 연구되었으나 ASKF를 통한 결과들은 계산상 효율적이지 못하다. 기준이 되는 센서에는 바이어스 오차가 없다고 가정하고, 칼만 필터 알고리즘을 기반으로 하여 바이어스만을 추정한 기법[6]이 있다. 그리고 바이어스 오차 추정 알고리즘의 가관측성과 안정성에 대한 연구는 가관측성 행렬의 계수로 바이어스 오차 추정 알고리즘의 추정 성능을 분석한 연구[7]와 선형 불변 시스템에서의 바이어스 오차 추정과 그에 대한 가관측성을 분석하는 연구[8] 등이 있다.

본 논문에서는 [9]의 적용 예에 나타나 있듯이 탐색 레이더에 적용하는 표적 추적 모델을 표적 추적 레이더에 사용할 수 있게 수정, 보완하여 실용성을 제고시키고자 했다. 분산된 다중 레이더 표적 추적 시스템에 대해 다루며 각 지역 레이더에서 융합 센터로 좌표 변환된 측정치의 차를 이용해 바이어스를 추정하는 기법에 대해 다룬다. 그리고 다수의 계측 레이더에서 획득된 측정치 자료는 수학적 접근을 통하여 바이어스 오차 추정을 수행 한다. 그리고 표적의 정보를 보다 정확하고 안정적으로 확보하기 위한 추가적인 레이더 측정치에 대해서는 정보 융합을 통해 최종적인 바이어스 오차 추정치를 얻는다. 또한 바이어스 오차 추정값들의 신뢰를 판단할 수 있는 기준으로 바이어스 오

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 3. 16., 수정: 2010. 7. 6., 채택확정: 2011. 5. 25.

원건회, 송택렬, 김다솔: 한양대학교 전기전자제어계측공학과
(falth@hanyang.ac.kr/tsong@hanyang.ac.kr/kimdasori@hanyang.ac.kr)

서일환, 황규환: 국방과학연구소 종합시험단

(ihseo@add.re.kr/whani@add.re.kr)

※ 본 논문은 국방과학연구소에서 지원하여 연구하였음(계약번호 UD080001HD).

차 추정 알고리즘의 가관측성 행렬의 특성을 이용하여 추정된 바이어스 오차의 신뢰 여부를 판단하는 기법을 제안하여 레이더의 유지 보수비용의 절감 효과를 기대한다. 그리고 이와 같은 기법들에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행함으로써 각 알고리즘의 효용성을 검증하고자 하였다.

II. 바이어스 오차 추정 알고리즘

1. 시스템 모델링

서로 다른 두 개의 사이트에서 측정된 표적의 측정치(거리, 방위각, 고각)가 동일 측정 주기를 가지고 획득될 때, International Geoid를 통한 각 사이트의 위치 정보(위도, 경도, 고도)는 정확하며 각 사이트에서 측정되는 측정치는 바이어스가 존재한다고 가정한다.

그림 1은 이와 같은 두 개의 사이트가 존재하는 2차원 평면상의 지형 정보를 보여준다. 동쪽 방향을 x 축, 정북쪽 방향을 y 축, 그리고 그림에 표시되지 않았지만 지구의 중심에서 사이트의 위치로 뻗어나가는 방향을 z 축으로 설정했다. 방위각(ψ)은 y 축 기준으로 시계방향, 고각(θ)은 $x-y$ 축 평면으로부터의 각도, 거리(r)는 사이트와 표적의 Euclidian 거리이다. 거리, 방위각, 고각 측정치는 각 사이트에서의 좌표변환에 의해 쉽게 얻을 수 있다. 다음의 식 (1)은 사이트 1에서의 표적에 대한 측정 방정식이다.

$$X_1 = \bar{X}_1 + A_1 B_1 + A_1 N_1 \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{여기서 } X_1 &= [x_1 \ y_1 \ z_1]^T, \\ \bar{X}_1 &= [\bar{x}_1 \ \bar{y}_1 \ \bar{z}_1]^T, \\ B_1 &= [\Delta_{r1} \ \Delta_{\psi1} \ \Delta_{\theta1}]^T, \\ N_1 &= [N_{r1} \ N_{\psi1} \ N_{\theta1}]^T, \\ A_1 &= \begin{bmatrix} \frac{\partial x_1}{\partial r_1} & \frac{\partial x_1}{\partial \psi_1} & \frac{\partial x_1}{\partial \theta_1} \\ \frac{\partial y_1}{\partial r_1} & \frac{\partial y_1}{\partial \psi_1} & \frac{\partial y_1}{\partial \theta_1} \\ \frac{\partial z_1}{\partial r_1} & \frac{\partial z_1}{\partial \psi_1} & \frac{\partial z_1}{\partial \theta_1} \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad \begin{aligned} r &= \text{range}, \\ \psi &= \text{azimuth}, \\ \theta &= \text{elevation} \end{aligned}$$

여기서 X_1 은 기준 사이트에서 사이트 1에 대한 좌표 변환된 표적의 위치 벡터이고, $\bar{X}_1$ 은 기준 사이트에서 잡음과

그림 1. 알고리즘 수행을 위한 지형적 묘사.

Fig. 1. Geometric representation of the problem.

바이어스를 제외한 실제 표적의 위치, B_1 은 바이어스 오차, N_1 은 측정치의 측정 잡음, A_1 은 좌표변환행렬을 포함한 편도함수행렬이다. 식 (1)은 실제 표적에 대해 사실상 확장 절단 테일러급수로 표현된다. 사이트 2에서의 측정치는 마찬가지로 사이트 2의 직교좌표계로 변환되고 기준 사이트의 직교좌표계로 좌표 변환한다. 기준 사이트로 좌표 변환된 사이트 2에서 측정한 표적의 위치 벡터는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$X_2 = \bar{X}_2 + A_2 B_2 + A_2 N_2 \quad (2)$$

$$\text{여기서 } A_2 = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_2}{\partial r_2} & \frac{\partial x_2}{\partial \psi_2} & \frac{\partial x_2}{\partial \theta_2} \\ \frac{\partial y_2}{\partial r_2} & \frac{\partial y_2}{\partial \psi_2} & \frac{\partial y_2}{\partial \theta_2} \\ \frac{\partial z_2}{\partial r_2} & \frac{\partial z_2}{\partial \psi_2} & \frac{\partial z_2}{\partial \theta_2} \end{bmatrix}, \quad \begin{aligned} r &= \text{range}, \\ \psi &= \text{azimuth}, \\ \theta &= \text{elevation} \end{aligned}$$

마찬가지로, A_2 는 기준 사이트로의 좌표 변환을 포함한 사이트 2의 편도함수 행렬이고 B_2 는 사이트 2에서의 바이어스 오차 벡터, N_2 는 사이트 2에서 생성된 측정 잡음 벡터이다. 사이트 1과 사이트 2에서의 측정치가 동시간대의 자료가 아닐 경우에는 예측 과정을 통하여 동시간대에서의 측정 위치 벡터로 변환하여 식 (1)과 식 (2)의 주어진 편도함수는 큰 변화 없이 적용할 수 있다. 식 (1)과 식 (2)의 측정치가 기준 사이트에 대한 동시간대의 측정치일 때, $\bar{X}_1 = \bar{X}_2$ 이고 식 (1)로부터 식 (2)의 차를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\Delta X = A_1 B_1 - A_2 B_2 + A_1 N_1 - A_2 N_2 \quad (3)$$

$|\Delta X|$ 는 두 측정간의 Euclidian 거리이며 식 (3)은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\Delta X = M \cdot B + N \quad (4)$$

$$\text{여기서 } M = [A_1 \quad -A_2], \quad B = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix}, \quad N = M \cdot \begin{bmatrix} N_1 \\ N_2 \end{bmatrix}$$

식 (4)는 선형 추정에서 가관측 방정식 형태이다. 이 경우에 ΔX 벡터는 측정치를 나타내고 B 는 바이어스 오차의 상태 벡터이로 바이어스 모델의 상태 방정식은 다음 식과 같이 주어진다.

$$B(t+1) = I \cdot B(t) \quad (5)$$

바이어스 오차는 상수(constant)로 시간에 따라 변화하지 않는다는 가정에 따라 상태 천이 행렬은 단위행렬로 정한다.

2. 바이어스 오차 추정 기법

식 (4)와 식 (5)의 시스템 모델로부터 칼만 필터[10]를 이용한 바이어스 오차 추정 알고리즘은 다음과 같이 표현될 수 있다[6,9].

Step 1: Prediction

$$\hat{B}(t|t-1) = \hat{B}(t-1|t-1) \quad (6)$$

$\hat{B}(t|t-1)$ 은 바이어스 오차 예측값, $\hat{B}(t-1|t-1)$ 은 바이어스의 시간 $t-1$ 에서의 쇠신(추정)값을 나타낸다.

Step 2: 예측공분산 행렬 $P(t|t-1)$ 을 $P(t-1|t-1)$ 로부터 계산한다.

$$P(t|t-1) = P(t-1|t-1) \quad (7)$$

예측공분산행렬과 상태 벡터는 상태전이행렬이 Identity 이기 때문에 이전 시간의 값으로 할당한다.

Step 3: 예측가관측 방정식 $\hat{\Delta X}$ 를 계산한다.

$$\hat{\Delta X} = M(t)\hat{B}(t|t-1) \quad (8)$$

$M(t)$ 는 측정치 t 시간에서의 측정치 M 행렬이다.

Step 4: 필터 이득 $w(t)$ 를 계산한다.

$$w(t) = P(t|t-1)M(t)^T[M(t)P(t|t-1)M(t)^T + R(t)]^{-1} \quad (9)$$

위첨자 T 는 행렬의 transpose이고, $R(t)$ 는 측정 잡음 공분산행렬이다.

Step 5: 새로운 추정치를 계산한다.

$$\hat{B}(t|t) = \hat{B}(t|t-1) + w(t)[\Delta X(t) - \hat{\Delta X}(t|t-1)] \quad (10)$$

ΔX 는 식 (4)의 t 시간에서의 측정치 벡터이다.

Step 6: 새로운 공분산행렬을 계산한다.

$$P(t|t) = [I - w(t)M(t)]P(t|t-1) \quad (11)$$

측정 잡음 공분산 행렬 R 은 N 의 분산으로,

$$R = \text{cov}(N) = E[(A_1N_1 - A_2N_2)(A_1N_1 - A_2N_2)^T] \quad (12)$$

로 표현할 수 있다.

편도함수는 표적의 위치에 따라 미세하게 바뀐다는 가정에 의하면 대략적으로 다음과 같은 공분산으로 표시할 수 있다.

$$\text{cov}(N) = A_1(N_1N_1^T)^T A_1^T + A_2(N_2N_2^T)^T A_2^T \quad (13)$$

또는

$$\text{cov}(N) = M(N \cdot N^T)^T M^T \quad (14)$$

실제 표적의 위치에 더 근접하게 계산한 값을 제공하기 위해 거리, 방위각, 그리고 고각을 바이어스 오차 추정시 편도함수행렬을 계산하여 적용한다. $(N \cdot N^T)^T$ 은 대각행렬이며 대각 원소들은 각 사이트의 측정 잡음의 분산과 동일하다. 식 (14)에서 N 은 식 (4)에서 직교 좌표계로 표현된 것과 달리 구 좌표계로 표현된 모든 레이더의 측정 잡음이다.

3. 바이어스 오차 추정 융합 기법

여러 센서들은 서로 동일한 시간에 측정치를 얻는다고 가정하고, 두 개 이상의 센서 바이어스 오차를 추정하기 위해 정보 융합 기법을 이용한다. 세 개 이상의 센서에 포함되어있는 바이어스 오차를 추정하기 위해 바이어스 오차 추정 기법의 측정치 벡터(4)를 다음과 같이 측정치 방정식을 확장하여(augmentation) 정리할 수 있다.

$$\Delta X = \begin{bmatrix} A_i B_i - A_k B_k + A_i N_i - A_k N_k \\ A_j B_j - A_k B_k + A_j N_j - A_k N_k \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (15)$$

식 (15)를 가관측 방정식형태로 정리하면 식 (16)과 같이 표현이 가능하다.

$$\Delta X = M \cdot B + N \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \text{여기서 } M &= \begin{bmatrix} M(i,k) \\ M(j,k) \\ \vdots \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} A_i & 0 & -A_k \\ 0 & A_j & -A_k \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}, \\ B &= \begin{bmatrix} B_i \\ B_j \\ B_k \end{bmatrix}, \quad N = M \cdot \begin{bmatrix} N_i \\ N_j \\ N_k \\ \vdots \end{bmatrix} \end{aligned}$$

측정 방정식의 확장과 마찬가지로 가관측 행렬 M , 바이어스 상태 변수 B 도 확장하여 주어진 새로운 확장 측정 벡터로 결합하는 것이다. 바이어스 오차 추정 기법의 측정 잡음 공분산 행렬이 서로 독립적이라는 가정을 근거로 새롭게 확장된 측정 잡음 공분산 행렬은 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} R &= \text{diag}[(A_i N_i - A_k N_k)(A_i N_i - A_k N_k)^T, \\ &\quad (A_j N_j - A_k N_k)(A_j N_j - A_k N_k)^T, \dots] \\ &= \text{diag}[M(i,k)(N \cdot N^T)^T M(i,k)^T, \\ &\quad M(j,k)(N \cdot N^T)^T M(j,k)^T, \dots] \end{aligned} \quad (17)$$

III. 바이어스 오차 추정 알고리즘의 가관측성 해석

가관측성은 현대 제어의 이론적인 관점과 실제적인 관점에서 중요한 역할을 하고 있다. 가관측성에 관한 조건은 근본적으로 최적 제어 문제의 해의 존재여부를 정하며 본 연구에서는 바이어스 오차 추정의 여부를 정한다. 이러한 이유로 바이어스 추정 문제에서도 획득되는 측정치 정보를 이용하여 추정하고자 하는 상태변수를 추정할 수 있는지를 판단하는 가관측성에 대한 해석이 요구된다. 이는 최적제어 이론의 시스템의 파라미터와 설계목적에 근거하여 제어 해가 존재하는지 또는 존재하지 않는지를 처음에 결정지을 수 있는 판별 기준을 통하여 구할 수 있다. 일반적으로 상태변수 중 어느 하나라도 출력(측정치)으로부터 관측이 불가능 할 경우 이 상태를 시스템이 “비가관측” 또는 “완전한 가관측성이 아님”이라 한다.

만약 임의의 한 시점에서 측정치 민감도 행렬(measurement sensitivity matrix)을 가질 수 있다면, 시스템 상태변수는 $x = H^{-1}z$ 처럼 해를 가질 수 있다. 이러한 경우에 시스템은 가관측성이 높다고 한다. 그러나 시스템의 어느 특정 시간대에 H 가 역행렬을 가질 수 없을지라도 전체 시간 구간에 대해 관측이 불가능한 것은 아니다. 선형 동적 시스템의 가관측성 해석 문제에서는 Gramian 행렬을 이용하며 이를 시스템 모델의 가관측성 행렬이라 한다.

이산적인 시간에서 동적 시스템의 가관측성 행렬은 $t_0 \leq t \leq t_{k_j}$ 시간에서 측정치 민감도 행렬 H_k 와 기본해 행렬(fundamental solution matrix) Φ_k 로 나타나는 선형 동적 시스템으로 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$\vartheta(H_k, \Phi_k, 1 \leq k \leq k_f) = \left\{ \sum_{k=1}^{k_f} \left[\prod_{i=0}^{k-1} \Phi_{k-i} \right]^T H_k^T H_k \left[\prod_{i=0}^{k-1} \Phi_{k-i} \right] \right\} \quad (18)$$

H_k 는 t_k 시간의 측정 행렬이고 Φ_k 는 $0 \leq k \leq k_f$ 에서 t_k 부터 t_{k+1} 시간까지의 상태전이행렬(state transition matrix)이다. 그러므로 이산시간 시스템 모델의 가관측성은 단지 H_k 와 Φ_k 의 값에만 영향을 받는다.

마찬가지로 바이어스 오차 추정 알고리즘의 가관측성을 알아보기 위해 식 (5), (15)를 이용하여 식 (18)을 계산하면 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$\vartheta(M_k, \Phi_k, 1 \leq k \leq k_f) = \left\{ \sum_{k=1}^{k_f} M_k^T M_k \right\} \quad (19)$$

가관측성행렬은 M_k , 바이어스는 일정하다는 앞 절의 가정에 의거하여 상태전이행렬은 단위행렬이 된다. 가관측성을 비교하기 위해서는 계산된 가관측성행렬에서 대푯값을 획득하게 되는데, 자취(trace), 행렬식, 고윳값 등을 대푯값으로 취할 수 있는 행렬의 특성들이 있다. 본 논문에서는 가관측성 행렬의 고윳값 중 최소값을 이용하여 알고리즘의 가관측 여부를 비교, 판단하는 척도로 삼는다.

IV. 컴퓨터 시뮬레이션 조건 및 결과

본 논문에서는 일반적인 레이더 환경에서 곡선 기동을 하는 비행 표적에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 다수 레이더의 바이어스 오차를 추정하고 바이어스 오차 추정 기법의 가관측성 행렬로 추정된 바이어스 오차의 신뢰에 대한 판단을 수행하였다. 시뮬레이션 환경으로는 총 세 개의 레이더가 하나의 표적을 추적하는 시나리오로 구성된다. 세 개의 레이더 위치 (x, y, z) 로 레이더 1은 $(0, 0, 0)$ 이고 레이더 2는 $(99.79, -24.626, -2.911)$ 로 레이더1과 100m정도로 멀지 않은 곳에 위치하며, 레이더 3은 $(-515.5, -2127.12, -135.14)$ 로 레이더 1로부터 약 2km가량 떨어진 거리에 위치하도록 설정하였다. 시뮬레이션에서 표적 추적을 수행하는 레이더는 동일한 모델로서 거리 측정 잡음은 2m, 방위각과 고각 측정 잡음은 0.14mrad, 주기는 50Hz로 동일하다. 임의로 설정한 시뮬레이션에서의 바이어스 오차 정보는 표 1과 같이 설정하였다.

비행 표적은 두 가지의 시나리오로, 첫 번째 시나리오는 표적의 초기 위치가 기준레이더(레이더 1)에서 비교적 근접한 $(1000m, 5000m, 100m)$ 에 위치하고, 두 번째 시나리오에서 표적의 초기 위치는 레이더 간 거리와 레이더와 표적의 거리가 약 22km로 비교적 먼 $(22000m, 5000m, 100m)$ 의 위치에서 시뮬레이션을 수행하였다. 초기 위치 정보를

표 1. 시뮬레이션의 바이어스 오차 설정값.

Table 1. Biases for RADAR.

	RADAR 1	RADAR 2	RADAR 3
Range bias	4m	5m	-4m
Azimuth bias	0.4mrad	0.5mrad	-0.4mrad
Elevation bias	0.4mrad	0.5mrad	-0.4mrad

그림 2. 표적과 레이더의 시뮬레이션 환경.

Fig. 2. Geometry of target and RADARs.

제외한 표적의 초기 정보로는 시속 약 100km/h로 방위각은 정북으로부터 225°, 고각은 지면으로부터 0°를 가지며, 총 400초의 시간을 두 번의 변침 기동을 하는 비행 표적이다. 두 시나리오의 차이로는 기준 레이더(레이더 1)로부터 단순 초기 위치의 차이로, 이외의 표적에 대한 정보는 동일하며 바이어스 오차 추정시 가관측성을 확인하기 위해 시나리오를 구성하였다. 그림 2에 각 시나리오에 대한 표적과 레이더의 환경을 확인할 수 있다.

시뮬레이션을 수행하는 모든 레이더의 바이어스 오차 추정을 위해 앞 절의 바이어스 오차 추정 기법을 다음과 같이 확장하여 융합을 수행한다.

$$\Delta X = MB + N$$

$$= \begin{bmatrix} A_1 B_1 - A_3 B_3 + A_1 N_1 - A_3 N_3 \\ A_2 B_2 - A_3 B_3 + A_2 N_2 - A_3 N_3 \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\text{여기서 } M = \begin{bmatrix} M(1,3) \\ M(2,3) \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} A_1 & 0 & -A_3 \\ 0 & A_2 & -A_3 \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \\ B_3 \end{bmatrix}, \quad N = M \cdot \begin{bmatrix} N_1 \\ N_2 \\ N_3 \end{bmatrix}$$

첫 번째 시나리오의 표적에 대한 모든 레이더의 바이어스 오차 추정 단일 시뮬레이션 결과는 그림 3, 4, 5에 각각 나타내었다.

시나리오 1의 거리, 방위각과 고각의 바이어스 오차 추정 결과를 그림에서 볼 수 있듯이 비교적 안정적인 추정이 이루어졌으며, 표 2의 각 레이더의 최종 추정값(거리, 방위각, 고각)은 표 1의 바이어스 설정 값과의 오차가 측정 잡음으로 간주할 수 있을 정도의 작은 오차를 보인다.

이와 같이 바이어스 오차 추정이 안정적으로 이루어졌을 때, 가관측 판단 기준이 되는 식 (19)의 최소 고윳값을 그림 6과 같이 나타낼 수 있다. 가관측성 행렬의 최소 고윳값

그림 3. 시나리오 1의 거리 바이어스 추정값.

Fig. 3. Range bias estimate of Scenario 1.

그림 4. 시나리오 1의 방위각 바이어스 추정값.

Fig. 4. Azimuth bias estimate of Scenario 1.

그림 5. 시나리오 1의 고각 바이어스 추정값.

Fig. 5. Elevation bias estimate of Scenario 1.

표 2. 시나리오1의 바이어스 오차 추정값.

Table 2. Bias estimates of Scenario 1.

	RADAR 1	RADAR 2	RADAR 3
Range bias	3.983m	4.973m	-4.029m
Azimuth bias	0.403mrad	0.503mrad	-0.398mrad
Elevation bias	0.403mrad	0.502mrad	-0.397mrad

그림 6. 시나리오1의 가관측행렬의 최소 고윳값.

Fig. 6. Observability index of Scenario 1.

의 최종값이 9061.32로 본 시뮬레이션 시나리오와 같이 레이더 간의 거리가 비교적 짧은 지리적 환경에서는 실험적으로 약 100이상일 경우 바이어스 오차 추정 결과값을 신뢰한다고 판단한다.

같은 방법으로 바이어스 오차 추정을 수행하는 레이더와의 거리가 먼 표적인 시나리오 2에 대해 바이어스 오차 추정을 수행하였다. 그림 7, 8, 9는 시나리오 2에서의 바이어스 오차 추정 결과이다.

그래프에서 볼 수 있듯이 거리, 방위각, 고각의 바이어스 오차 추정 결과가 매우 불안정하게 추정되며 수렴성도 없음을 알 수 있다. 시나리오 2의 가관측성의 최소 고윳값을 그림 10에 나타내었다. 가관측행렬의 최소 고윳값의 최종값이 2.089로 시나리오 1에 비해 상당히 작은 값을 갖는 것을 확인할 수 있다. 같은 표적의 기동에 대해서 초기 위치 설정의 차이만으로도 바이어스 오차 추정 여부에 큰 차이가 있음을 판단할 수 있다.

본 논문에서 수행한 두 가지 시나리오의 시뮬레이션만으로 레이더의 지정학적 위치와 가관측성 행렬의 최소 고윳값의 관계를 명확히 단정 지을 수 없기에 표적의 초기 위치를 기준 레이더의 주변 지역 $\pm 10\text{km}$ 에 걸쳐 500m 간격으로 위치 변화를 시키며 가관측성행렬의 최소 고윳값을 계산하였다. 그림 11은 특정 범위 안에서 표적의 초기 위치에 따른 최소 고윳값을 나타낸 것이다.

지표에서 확인할 수 있듯이 밝은 부분일수록 최소 고윳값의 크기가 크다. 표적이 기동하는 동안의 궤적이 추적을 수행하는 레이더와의 거리가 멀지 않을 때 전반적으로 밝

그림 7. 시나리오 2의 거리 바이어스 추정값.

Fig. 7. Range bias estimate of Scenario 2.

그림 8. 시나리오 2의 방위각 바이어스 추정값.

Fig. 8. Azimuth bias estimate of Scenario 2.

그림 9. 시나리오 2의 고각 바이어스 추정값.

Fig. 9. Elevation bias estimate of Scenario 2.

그림 10. 시나리오 2의 가관측행렬의 최소 고유값.

Fig. 10. Observability index of Scenario 2.

그림 11. 시나리오 표적 기동에 대한 최소 고유값 지도.

Fig. 11. Observability with respect to target initial positions.

게 표기된 것을 알 수 있는데, 이는 표적의 전체적인 기동, 레이더와의 거리가 가관측 여부에 영향을 끼친다는 것을 판단할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 센서의 정보를 이용한 바이어스 오차 추정 알고리즘을 소개하고 바이어스 오차 추정 알고리즘의 신뢰 방법에 대하여 제안하였으며, 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 세 개의 일반적인 레이더 환경에서 바이어스 오차를 정보 융합을 통해 추정하고 레이더의 지형학적 위치와 표적의 기동에 대한 기하학적 위치에 따른 가관측성에 대해 분석을 수행하였다. 바이어스 오차 추정 알고리즘은 다중 센서를 적극 활용한 알고리즘이며, 측정 잡음 이외의 바이어스 오차를 추정하는 기법이다. 또한 동기화된 두 개 이상 센서의 자료의 차를 측정치로 하여 각 센서의 바이어스 오차를 찾는 기법으로, 다수 레이더의 바이어스 오차로 인한 측정치의 신뢰도를 높일 수가 있다. 하지만 바이어스 오차

추정 알고리즘의 가관측성 여부는 바이어스 오차 추정값의 신뢰도에 큰 영향을 끼친다. 컴퓨터 시뮬레이션에서 확인할 수 있었듯이 알고리즘 수행의 가관측성을 분석 하는데 있어 많은 요소들이 있겠지만, 레이더 간 거리, 레이더와 표적과의 거리가 가관측성 분석에 중요한 요소가 됨을 시뮬레이션 결과를 통하여 확인할 수 있다. 표적의 운동 범위 및 다수 레이더의 위치에 따른 보다 심층적인 바이어스 추정 문제에서의 가관측성 특징에 대한 분석이 요구된다. 또한 비동기적 특성을 가지는 보다 일반적인 레이더 환경에서의 바이어스 오차 추정 및 가관측성 지표를 일반화 연구가 추가적으로 논의되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] B. Friedland, "Treatment of bias in recursive filtering," *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-140, Aug. 1969.
- [2] M. B. Ignagni, "An alternate derivation and extension of Friedland's two-stage Kalman estimator," *IEEE Transactions on Automatic control*, AC-26, 3, June 1981.
- [3] A. T. Alouani, T. R. Rice, and W. D. Blair, "A two-stage filter for state estimation in the presence of dynamical stochastic bias," *Proc. of the 1992 American Control Conference*, pp. 1784-1788, June 1992.
- [4] N. Okello and B. Ristic, "Maximum likelihood registration for multiple dissimilar sensors," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 39, no. 3, pp. 1074-1083, July 2003.
- [5] N. Gordon, B. Ristic, and M. Robinson, "Performance bounds for recursive sensor registration," *In Proc. of the 6th International Conference on Information fusion(Fusion 2003)*, July 2003.
- [6] E. J. Dela Cruz, A. T. Alouani, T. R. Rice, and W. D. Blair, "Estimation of sensor bias in multisensor systems," *Southeastcon '92, Proceedings, IEEE*, vol. 1, pp. 210-214, 1992.
- [7] Y. Kosuge and T. Okada, "Statistical analysis for radar bias error estimation in a data fusion system of 3-dimensional radars," *Industrial Electronics Society, IECON 2000. 26th Annual Conference of the IEEE*, vol. 3, pp. 2001-2006, 2000.
- [8] C. Bembene, T. A. Chmielewski, Jr., and P. R. Kalata, "Observability conditions for biased linear time invariant systems," *American Control Conference, Proceedings of the 1998, IEEE*, vol. 2, pp. 1180-1184.
- [9] A. Grindlay, "Radar bias error removal algorithm for a multiple-site system," *NRL Report 8467*, April 1981.
- [10] D. Simon, *Optimal State Stimulation*, Wiley, pp. 123-144, 2006.

원 건 회

2008년 한양대 전자전기공학과 졸업. 2008년~현재 동 대학원 전자전기제어 계측공학과 석사 졸업. 2010년~현재 한화중합연구소. 관심분야는 표적추적 필터링, 정보융합.

송 택 렬

1974년 서울대학교 공학사. 1981년 Univ. of Texas at Austin 대학원 항공 우주공학과 졸업(석사). 1983년 Univ. of Texas at Austin 대학원 항공우주공학과 졸업(박사). 1974년~1995년 국방과학연구소. 1995년~현재 한양대 전자정보시스템공학과 교수. 관심분야는 표적추적시스템, 자료결합 및 정보융합, 유도 및 제어.

김 다 술

2004년 한양대 공대 전자컴퓨터공학부 졸업. 2006년 한양대 전자전기제어계측 공학과 대학원 석사 졸업. 2006년~현재 한양대 전자전기제어계측 공학과 대학원 박사과정. 관심분야는 표적 추적, 자료결합, 정보 융합.

서 일 환

1989년 경북대학교 공대 전자공학과 졸업. 1993년 경북대학교 전자공학과 대학원 석사. 2010년 한양대학교 전자전기제어계측공학과 대학원 박사. 1993년~현재 국방과학연구소. 관심분야는 표적 추적, 자료결합, 정보 융합.

황 규 환

1998년 광주과학기술원 정보통신공학과 대학원 석사. 1998년~현재 국방과학연구소. 관심분야는 레이더 신호처리, tracking filter.