

공간적 바이어스 보상을 통한 다중센서 융합 추적 기법 안인석*

Multiple Sensor Fusion Tracking Technique Using Spatial Bias Compensation

Ihn-Seok Ahn*

요 약

다중 센서를 이용한 융합추적기법은 넓은 시계(visibility)와 센서간 상호 보완적(complementary)인 정보를 융합하여 추적하기 때문에 단일 센서보다 우수한 추적성능을 제공한다. 그러나 분산 배치된 다중 센서들은 기준 센서에 대해 공간적으로 바이어스(bias)된 표적정보를 제공하기 때문에 융합 이전에 이를 보상하여야 한다.

본 연구에서는 분산 배치된 다중센서 방위각 추적정보의 바이어스를 이론적으로 해석하였다. 바이어스는 표적의 거리와 방위각의 함수로 표현되며, 원거리 표적의 경우 무시할 정도로 작은 값이지만 근거리 표적의 경우 매우 큰 바이어스를 나타내기 때문에 반드시 보상되어야 한다. 또한 공간적 바이어스를 보상하기 위한 순차적 연계 및 융합 구조를 제안하였다. 바이어스 보상에 필요한 거리정보는 최종 표적 궤적에서 제공하는 거리 정보를 이용하였다.

Abstract

The multiple sensor tracking provides better performance than single sensor tracking, because it has wide ranged visibility and uses the more reliable information by fusing multiple sensor data. But it is necessary to compensate a spatial bias which is made by the structure of spatially distributed sensors.

In this paper, we analysed the spatial bias theoretically and examined the amplitude of bias according to bearing and range. The amplitude of bias is largest at the broadside direction, and the closer target range is, the larger the amplitude of bias is. We also proposed the sequential association and fusion technique in order to compensate the spatial bias, in which the range of target track is used to the range information for compensation.

1. 서 론

각 센서(sensor)를 이용하여 추적한 정보들을 융합한다면 보다 신뢰성이 높은 추적 결과를 제공한다. 따라서 다중 센서(multiple sensors) 추적 정보들의 연계 및 융합(association and fusion) 기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[1-2]. 이론적으로는 각 센서 측정치

* 위덕대학교 에너지전기공학부 (Div. Energy & Electrical Engineering, Uiduk University)

공간적 바이어스 보상을 통한 다중센서 융합추적기법

들을 한곳에 모아 융합하는 중앙집중 융합(central level fusion) 기법이 최적의 추적성능을 제공하지만, 통신부담 및 구조의 제한성 등의 이유로 실제 환경에서는 그림 1과 같은 계층적(hierarchical) 구조의 분산 융합(distributed fusion) 기법을 많이 사용한다[3,4]. 각 센서 데이터를 독립적으로 처리하여 센서 궤적(ST : sensor track)을 만들고, 이를 융합센터로 보내어 동일 표적으로 연계된 궤적들을 융합하여 표적 궤적(TT : target track)을 구성한다.

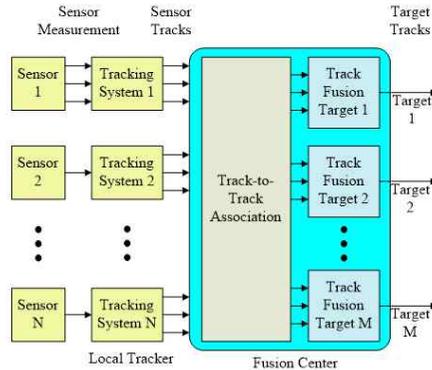


그림 1. 분산 융합 추적 구조

공간적으로 분산 배치되어 운용되는 다중센서 시스템에서 각 센서의 추적정보들은 그 설계 목적 및 사용한 신호처리방법 등에 따라 서로 다를 수 있다. 사용한 좌표시스템 (coordinate system), 추적정보를 제공하는 시점 등이 서로 일치하지 않을 수 있다. 특히 공간적으로 서로 다른 위치에서 표적을 추적한다면 표적에 대한 방위각 정보는 기준 센서 (reference sensor)에 대해 공간적으로 바이어스(bias)된 정보를 제공한다. 따라서 각 센서 추적정보들을 연계 및 융합하기 이전에 정보동기화 과정을 반드시 거쳐야 한다.

본 논문에서는 분산 배치된 다중 센서의 추적정보를 연계 및 융합하기 위한 공간적 동기화(spatial alignment) 기법을 제안하였으며, 이를 바탕으로 다중 센서 연계 및 추적 기법을 제안하였다.

2. 다중 센서를 이용한 표적 추적 필터

각 센서 시스템은 측정신호로부터 적절한 신호처리 과정을 거쳐 측정치를 추출하고, 이를 추적필터의 입력으로 사용하여 표적정보를 추적한다. 일반적으로 칼만 필터(Kalman filter)[5]를 사용하며, 표적의 상태방정식 및 j 번째 센서의 측정치 방정식은 다음과 같이 선형 시불변 시스템(linear time invariant system)으로 표현된다[6].

$$x(k+1) = Fx(k) + v(k) \quad (1)$$

$$z_j(k) = Hx(k) + w_j(k), \quad j = 1, 2, \dots, N$$

여기서 $x(k)$ 는 표적의 상태벡터(state vector)이며, F 와 H 는 상태전이행렬(state transition matrix)과 측정치 행렬을 나타낸다. 여기서 $v(k)$ 는 표적기동의 불확실성(uncertainty)을 나타내는 프로세서 잡음(process noise)을 나타내며, 평균이 영(zero)이고 분산이 $Q(k)$ 인 정규분포를 갖는다고 가정한다. 또한 $w_j(k)$ 는 j 번째 센서의 측정 잡음(measurement noise)을 나타내며, 평균이 영(zero)이고 분산이 $R_j(k)$ 인 정규분포를 갖는다고 가정한다. 그리고 $v(k)$ 와 $w_j(k)$ 는 시간적으로 서로 무관한(uncorrelated) 관계를 갖는다고 가정한다.

k 시간까지의 측정치 집합 $Z_j^k = [z_j(1), z_j(2), \dots, z_j(k)]^T$ 가 주어졌을 때, 칼만필터의 상태 추정치 및 이의 공분산행렬(covariance matrix)은 식 (2) 및 식 (3)과 같이 주어진다.

$$\hat{x}_j(k|k) = E \{x(k) | Z_j^k\} \quad (2)$$

$$= \hat{x}_j(k|k-1) + K_j(k) [z_j(k) - H\hat{x}_j(k|k-1)]$$

$$P_j(k|k) = E \{[x(k) - \hat{x}_j(k|k)][x(k) - \hat{x}_j(k|k)]^T | Z_j^k\} \quad (3)$$

$$= [I - K_j(k)H] P_j(k|k-1)$$

$$= [I - K_j(k)H] P_j(k|k-1) [I - K_j(k)H]^T + K_j(k)R_j(k)[K_j(k)]^T$$

여기서 $\hat{x}_j(k|k-1)$ 및 $P_j(k|k-1)$ 는 $k-1$ 시간에서 예측한 상태추정치 및 이의 공분산행렬이며, 식 (4)와 식 (5)같이 주어진다. 그리고 $K_j(k)$ 는 칼만 이득행렬이며 식 (6)과 같다.

$$\hat{x}_j(k|k-1) = E \{x(k) | Z_j^{k-1}\} \quad (4)$$

$$= F\hat{x}_j(k-1|k-1)$$

$$P_j(k|k-1) = E \{[x(k) - x_j(k|k-1)][x(k) - x_j(k|k-1)]^T | Z_j^{k-1}\} \quad (5)$$

$$= FP_j(k-1|k-1)F^T + Q(k-1)$$

$$K_j(k) = P_j(k|k-1)H^T [HP_j(k|k-1)H^T + R_j(k)]^{-1} \quad (6)$$

j 번째 센서의 상태추정오차(state estimation error)는 칼만 필터의 상태추정치를 이용하여 식 (7)과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \tilde{x}_j(k) &= x(k) - \hat{x}_j(k|k) \\
 &= x(k) - \left\{ \hat{x}_j(k|k-1) + K_j(k) [Hx(k) + w_j(k) - H\hat{x}_j(k|k-1)] \right\} \\
 &= \tilde{x}_j(k|k-1) - K_j(k)H\tilde{x}_j(k|k-1) - K_j(k)w_j(k) \\
 &= [I - K_j(k)H] \tilde{x}_j(k|k-1) - K_j(k)w_j(k)
 \end{aligned} \tag{7}$$

i 번째 센서의 궤적 \hat{x}_i 와 j 번째 센서의 궤적 \hat{x}_j 의 상호 공분산행렬(cross covariance matrix)은 식 (8)과 같이 정의된다. 이는 융합하고자 하는 두 센서궤적의 상호상관관계를 의미한다[6].

$$\begin{aligned}
 P_{ij}(k|k) &= E\{[x(k) - \hat{x}_i(k|k)] [x(k) - \hat{x}_j(k|k)]^T | Z_i^k, Z_j^k\} \\
 &= E\{\tilde{x}_i(k) [\tilde{x}_j(k)]^T | Z_i^k, Z_j^k\}
 \end{aligned} \tag{8}$$

위 식에 식 (7)을 대입하여 정리하면 식 (9a)과 같은 상호 상관관계를 추정할 수 있다. 그리고 예측한 상호공분산 행렬은 식 (9b)와 같이 주어진다.

$$\begin{aligned}
 P_{ij}(k|k) &= E\{[I - K_j H] \tilde{x}_j(k|k-1) - K_j w_j [I - K_j H] \tilde{x}_j(k|k-1) - K_j w_j]^T\} \\
 &= [I - K_j H] P_{ij}(k|k-1) [I - K_j H]^T + K_j R_{ij} [K_j]^T
 \end{aligned} \tag{9a}$$

$$\begin{aligned}
 P_{ij}(k|k-1) &= E\{\tilde{x}_i(k|k-1) [\tilde{x}_j(k|k-1)]^T\} \\
 &= F P_{ij}(k-1|k-1) F^T + Q(k-1)
 \end{aligned} \tag{9b}$$

3. 다중센서 추적정보의 공간적 바이어스 해석

2장에서 설명한 각 센서의 추적정보는 공간적으로 서로 분리된 다른 위치에서 표적 정보를 추정된 결과이다. 따라서 각 센서 궤적들을 연계 및 융합하기 위해서는 공간적 동기화 과정이 필수적으로 선행되어야 한다.

그림 2는 각 센서 시스템의 공간적 좌표를 나타낸다. 각 센서에서 제공하는 표적의 위치(방위각 및 거리) 정보들은 동일 표적에 대하여 기준 센서와 서로 다름을 알 수 있으며, 이를 공간적 바이어스(spatial bias)로 정의하였다.

표적의 방위각을 아함의 진행(heading) 방향을 기준으로 정의할 때, 기준센서에서 바라본 표적의 방위각 θ 은 다음과 같이 표현된다.

$$\tan(\theta) = \frac{R \sin(\theta)}{R \cos(\theta)} \tag{10}$$

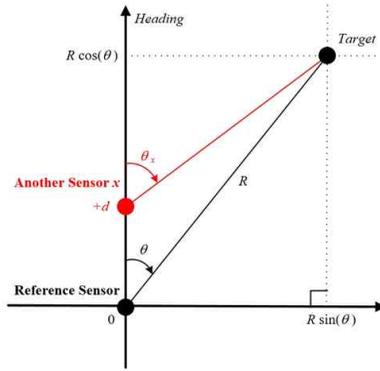


그림 2. 공간 동기화를 위한 좌표시스템

또 다른 센서 x 가 아함의 진행 방향으로 d 만큼 앞선 위치에 존재하며, 이 센서의 위치에서 바라본 표적의 방위각 θ_x 는 다음과 같이 표현되며, 기준 센서에서의 방위각과 다름을 알 수 있다.

$$\tan(\theta_x) = \frac{R \sin(\theta)}{R \cos(\theta) - d} \quad (11)$$

공간적으로 분산 배치된 각 센서에서 바라본 표적 방위각과 기준 센서의 방위각과의 차이를 해석하기 위하여 다음과 같은 삼각함수 방정식을 이용하였다.

$$\tan(\theta_1 - \theta_2) = \frac{\tan(\theta_1) - \tan(\theta_2)}{1 + \tan(\theta_1) \cdot \tan(\theta_2)} \quad (12)$$

위 식에 θ_1 과 θ_2 대신에 센서 x 의 방위각 θ_x 와 기준 센서의 방위각 θ 를 대입하면 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\tan(\theta_x - \theta) = \frac{\tan(\theta_x) - \tan(\theta)}{1 + \tan(\theta_x) \cdot \tan(\theta)} = \frac{\frac{R \sin(\theta)}{R \cos(\theta) - d} - \frac{\sin(\theta)}{\cos(\theta)}}{1 + \frac{R \sin(\theta)}{R \cos(\theta) - d} \cdot \frac{\sin(\theta)}{\cos(\theta)}} \quad (13)$$

위 식의 분모를 통분하여 정리하면 다음 식 (14)와 같이 정리된다. 따라서 센서 x 에서 바라본 방위각 θ_x 와 기준센서의 방위각 θ 의 차이, 즉 공간적 바이어스는 다음 식 (15)와 같이 구하여진다.

$$\tan(\theta_x - \theta) = \frac{d \sin(\theta)}{R - d \cos(\theta)} \quad (14)$$

$$\theta_x - \theta = \tan^{-1} \left[\frac{d \sin(\theta)}{R - d \cos(\theta)} \right] \quad (15)$$

바이어스가 존재하는 방위각 정보를 기준 센서의 방위각 정보와 연계 및 융합하기 위해

공간적 바이어스 보상을 통한 다중센서 융합추적기법

서는 식 (16)과 같이 바이어스를 보상하여야 한다. 이를 위해서는 표적의 방위각과 거리정보가 필요하며, 표적 궤적이 제공하는 방위각 $\hat{\theta}$ 및 거리정보 \hat{R} 를 이용할 수 있다.

$$\hat{\theta}_{x_{(comp)}} = \hat{\theta}_x - \tan^{-1} \left[\frac{d \sin(\hat{\theta})}{\hat{R} - d} \cos(\hat{\theta}) \right] \quad (16)$$

4. 센서 추적 정보들의 연계 및 융합

다중센서를 이용한 융합추적 기법에서는 다중 센서에서 추정된 표적정보들을 표적별로 분류하는 과정을 반드시 거쳐야 한다[7]. 이러한 과정을 궤적 연계(track association)라 하며, 다중가설검증 기법[8] 등을 주로 사용한다. 이 방법은 이론적으로 우수한 연계성능을 나타내는 것으로 알려져 있다. 그러나 연계 및 융합을 위한 단계의 수가 증가할수록 가설의 종류가 기하급수적으로 증가하여 많은 계산시간이 요구되며, 모델의 불확실성이 존재하는 경우 연계성능이 나빠지는 견실성의 문제가 존재하기 때문에 그 구현에 많은 어려움이 따른다.

따라서 본 연구에서는 그림 3과 같이 센서 궤적(ST)들을 기존에 추적중인 표적 궤적(TT)에 순차적으로 연계 및 융합하는 구조를 제안하였다. 각 센서 궤적을 표적 궤적과 연계하는 과정에서 식 (16)의 공간적 바이어스를 보상하였다. 제안한 순차적 연계 및 융합 구조는 그 전 단계의 연계 결과를 기억하였다가 다음 단계의 연계에 사용할 수 있기 때문에 초기 단계에서 단 한 번의 연계과정만이 필요한 장점이 있다. 그러나 이 전 단계의 연계 및 융합 결과가 다음 단계로 전파되기 때문에 초기 단계에서의 연계성공률이 융합추적 기법의 성능을 좌우할 수 있다. 따라서 초기 단계의 연계성공률을 향상시키는 방안에 대한 연구가 요구된다.

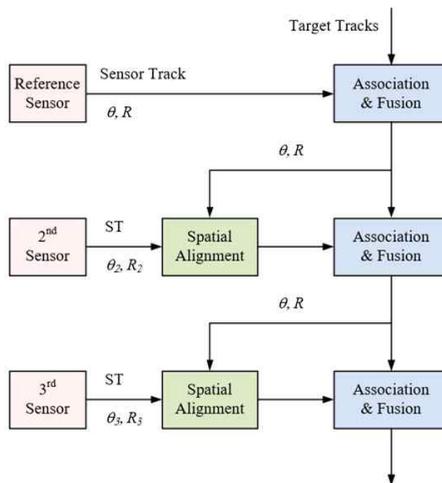


그림 3. 순차적 연계 및 융합 구조

동일한 표적으로 연계된 두 궤적의 상태추정치(기준 센서의 궤적 \hat{x} 와 연계 센서의 궤적 \hat{y})와 이의 공분산행렬(P_x 와 P_y)이 주어졌을 때, 이들을 선형 조합한 융합 궤적을 추정하는 문제는 일반적인 선형추정이론(linear estimation theory)으로 해석할 수 있다[6]. 선형최소 평균자승오차(LMMSE : linear minimum mean square error)[9] 관점을 이용하여 융합 추정치 $\hat{u}(k)$ 와 이의 공분산행렬 $P(k)$ 는 식 (17)과 같이 구하여진다. 여기서 $u(k)$ 는 융합 필터의 표적 상태벡터로서 $x(k)$ 및 $y(k)$ 와 동일하며, $z(k)$ 는 측정치를 나타낸다. \bar{u} 및 \bar{z} 는 $u(k)$ 및 $z(k)$ 에 대한 사전정보(a priori knowledge)를 나타내며, $[z(k) - \bar{z}]$ 는 측정치 $z(k)$ 가 제공하는 새로운 정보(innovation)를 의미한다. 상태벡터 $u(k)$ 에 대하여 사전에 알고 있는 정보 \bar{x} 와 새로 입력된 정보 $[z(k) - \bar{z}]$ 를 이들의 신뢰성에 따라 선형 조합하여 융합 추정치를 구한다.

$$\hat{u}(k) = \bar{u} + P_{uz}P_{zz}^{-1}[z(k) - \bar{z}] \quad (17)$$

$$P(k) = P_{uu|z} = P_{uu} - P_{uz}P_{zz}^{-1}P_{zu}$$

이러한 융합 추정치를 구하는 대표적인 방법으로 단순 컨벡스조합(simple convex combination) 융합 기법[9], Bar Shalom-Campo 융합 기법[10], 정보행렬(information matrix)을 이용한 융합 기법[6] 및 MAP(Maximum A Posteriori) 융합 기법[11,12] 등이 있으나, 본 논문에서는 그림 3의 순차적 연계 및 융합 구조에 적합한 MAP 융합 기법을 사용하였다.

위의 4가지 융합 기법은 사전정보의 이용여부에 따라 비메모리(memoryless) 구조와 메모리(memory) 구조로 분류할 수 있다. 단순 컨벡스 융합, Bar Shalom-campo 융합 및 정보행렬 융합 방법은 비메리 구조이며, MAP 융합은 메모리 구조를 갖는다. 따라서 MAP 융합 구조는 앞선 세 가지 방법과 달리 이전 단계의 융합 결과 $\hat{u}(k|k-1)$, 즉 사전정보를 이용한다는 장점을 갖고 있으나, 이전 단계의 융합오차가 다음 단계로 전파되기 때문에 융합오차가 큰 경우 필터가 발산할 수도 있는 견실성의 문제가 존재한다.

5. 컴퓨터 시뮬레이션

공간적으로 분산 배치된 두 센서에서 추정한 방위각의 바이어스 크기 및 바이어스 보상 오차를 분석하기 위하여 컴퓨터 모의실험을 수행하였다. 기준 센서의 위치는 좌표의 원점으로 설정하였으며, 보조 센서 C 는 아함의 진행 방향으로 $d_C = 25m$ 떨어져 있으며, 보조 센서 T 는 아함의 후미 방향으로 $d_T = 250m$ 떨어져 있다.

그림 4와 그림 5는 각각 보조센서 C 및 T 에서 표적 거리 및 방위별 바이어스 크기를 나타낸다. 그림에서 보는 바와 같이 거리가 가까울수록 바이어스의 크기는 증가하며, $\theta = 90^\circ$ (측면방향) 부근에서 바이어스가 가장 크고 $\theta = 0^\circ$ (선수) 및 $\theta = 180^\circ$ (선미)에서

공간적 바이어스 보상을 통한 다중센서 융합추적기법

는 영이 된다. 각 보조 센서는 동일한 형태의 바이어스를 나타내며, 기준 센서와 떨어진 거리가 10배이기 때문에 바이어스의 크기도 10배 정도의 차이가 난다.

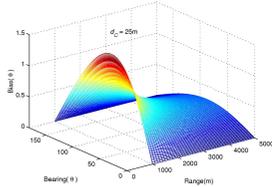


그림 4. 보조 센서 C 의 공간적 바이어스의 크기

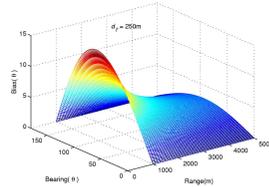


그림 5. 보조 센서 T 의 공간적 바이어스의 크기

본 연구에서 제안한 순차적 MAP 융합기법의 성능을 비교 분석하기 위하여 하나의 표적에 대하여 두 센서(x 및 y)에서 측정된 방위각을 칼만필터를 통하여 추적하고, 이들을 순차적 MAP 융합 기법을 이용하여 융합한 결과를 일반적인 다른 융합 기법들의 결과와 비교분석하였다. 모든 융합 기법에서 식 (16)의 공간적 바이어스를 동일하게 보상하였다.

그림 6은 실험에 사용된 아함과 표적의 기동 시나리오이다. 표적은 아함으로부터 x 축으로 $4km$ 떨어져 있으며, y 축 방향으로 일정한 속도로 기동하는 경우이다. 그림 7은 그림 6과 같은 기동 시나리오에 대해 두 센서에서의 표적 방위각과 추정된 센서 궤적 및 표적 궤적을 나타낸다.

표적 궤적(센서 x)의 방위각 측정치의 표준편차 $\sigma_{TT} = 1^\circ$ 로 고정하고 센서 궤적(센서 y)의 방위각 측정치의 표준편차 σ_{ST} 를 각각 1° , 1.5° , 2° 로 변화시켰을 때 3가지 융합 기법의 추적결과를 비교 분석하였다.

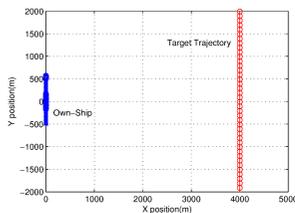


그림 6. 아함 및 표적 기동 시나리오

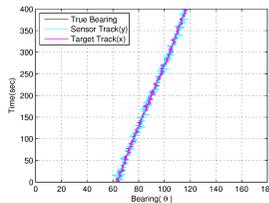


그림 7. 표적방위각에 대한 ST과 TT

그림 8은 $\sigma_{ST} = 1^\circ$ 일 때 방위각 추정오차의 실효치(rms)이다. 모든 경우 융합 기법을 사용함으로써 rms 오차가 감소함을 확인할 수 있으며, 그 중에서도 제안한 순차적 MAP 기법이 가장 낮은 추정오차를 보였다. 그림 9 및 그림 10은 각각 $\sigma_{ST} = 1.5^\circ$ 및 $\sigma_{ST} = 2^\circ$ 일 때 방위각 추정오차의 실효치(rms)이다. 그림 8의 경우와 동일하게 제안한 순차적 MAP 기법이 가장 낮은 추정오차를 보였다.

모든 경우 융합기법을 사용함으로써 rms 오차가 감소함을 알 수 있으며, 그 중에서도 제안한 순차적 MAP 기법이 가장 우수한 융합성능을 나타냄을 확인할 수 있었다. 단순 컨벡스조합 및 Bar shalom-Campo 융합기법은 이전 단계의 사전정보를 이용하지 않는 비메모리 구조인데 반하여 제안한 순차적 MAP 융합기법은 이전 단계의 사전정보를 이용하는 메모리 구조이기 때문에 융합성능이 우수하게 나타나는 것으로 분석된다.

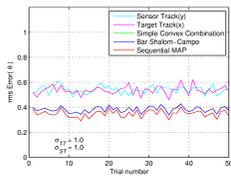


그림 8. rms 융합 오차 ($\sigma_{TT} = 1^\circ$, $\sigma_{ST} = 1^\circ$)

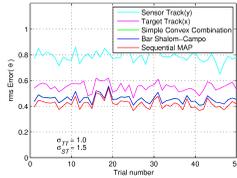


그림 9. rms 융합 오차 ($\sigma_{TT} = 1^\circ$, $\sigma_{ST} = 1.5^\circ$)

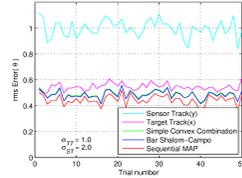


그림 10. rms 융합 오차 ($\sigma_{TT} = 1^\circ$, $\sigma_{ST} = 2^\circ$)

6. 결론

분산 배치된 다중 센서 방위각 정보의 바이어스를 이론적으로 해석하였으며, 컴퓨터 모의실험을 통하여 바이어스의 크기를 분석하였다. 또한 표적 궤적의 추적정보를 이용하여 공간적 바이어스를 보상하는 방법을 제안하였다. 모의실험을 통하여 표적 궤적의 추적정보의 오차가 존재하는 경우에도 보상된 바이어스의 크기가 매우 감소하였음을 확인하였다. 따라서 제안한 방법은 실제 다중 센서 시스템의 연계 및 융합 기법에 유용하게 적용될 것으로 판단된다.

참고문헌

- [1] P. Shar and X. R. Li, "Some Considerations of Submarine Sensor Fusion," Proc. of 1998 International Conference on Information Fusion (FUSION'98), vol. II, Las Vegas, Nevada. July 1998.
- [2] L. M. Kaplan, W. D. Blair and Y. Bar-Shalom, "Simulations Studies of Multisensor Track Association and Fusion Methods," Proceeding of IEEE Aerospace Conference, 2006.
- [3] C. Y. Chong, K. C. Chang, and S. Mori, "Distributed tracking in distributed sensor networks," Proceedings of the American control conference, Seattle, 1986.
- [4] C. Y. Chong and K. C. Chang, "Architectures and Algorithms for Track Association

and Fusion,” IEEE AES Magazine, Jan. 2000.

- [5] Hamind R. Hashemipour, Sumit Roy, and Alan J. Laub, “Decentralized structures for parallel Kalman filtering,” IEEE trans. on Automatic Control, vol. 33, no. 1, Jan 1988.
- [6] Yaakov Bar-Shalom, Multitarget-Multisensor Tracking, Artech House.
- [7] C. Y. Chong, K. C. Chang, and S. Mori, “Distributed tracking in distributed sensor networks,” Proceedings of the American control conference, Seattle, 1986.
- [8] Y. Bar-shalom, “On the Track-to-Track Correlation Problem,” IEEE Trans. AC, vol. AC26, pp. 571-572, Apr. 1981.
- [9] C. Y. Chong and S. Mori, “Convex Combination and Covariance Intersection Algorithms in Distributed Fusion,” Proc. 4th International Conference on Information Fusion, Montreal, Canada, Aug. 2001.
- [10] Y. Bar-shalom and L. Campo, “The Effect of the Common Process Noise on the Two-Sensor Fused Track Covariance,” IEEE trans. on AES, vol. 22, pp. 803-805, Nov. 1986.
- [11] K. C. Kang, S. Mori, Z. Tian and C. Y. Chong, “MAP Track Fusion Performance Evaluation,” Proceedings of the 5th International Conference on Information Fusion, vol. 1 pp. 512 - 519, 2002.
- [12] M. E.Liggins II, C. Y. Chong, I. Kadar, M.G. Alford, V. Vannicola and S. Thomopoulos, “Distributed Fusion Architectures and Algorithms for Target Tracking,” Proceeding of IEEE, vol. 85, no. 1, pp. 95-107, 1997.