

협동교전능력을 위한 자료융합 구조와 비선형 통계적 트랙 융합 기법

정효영*, 변재욱*, 이새움*, 김기성**, 김기선^o

Structure of Data Fusion and Nonlinear Statistical Track Data Fusion in Cooperative Engagement Capability

Hyoyoung Jung*, Jaek Byun*, Saewoom Lee*, Gi-Sung Kim**, Kiseon Kim^o

요약

협동교전능력과 네트워크 중심의 교전에 대한 관심과 더불어 분산형 추적 시스템에 대한 연구는 중요하다. 이러한 분산형 추적 시스템 연구에 있어서 네트워크의 거대화에 의해 비선형 시스템에서의 추적 필터와 자료융합 기술 개발이 불가피하다. 따라서 본 논문에서는 협동교전능력 응용을 위해 측지좌표계 기반의 분산형 추적 시스템에 적합한 트랙 융합구조에서 비선형 시스템 환경 하에 운용할 수 있는 비선형 자료융합 기법의 문제를 정립하고 그에 적용 가능한 기법들을 소개하고 성능을 비교 분석한다. 비선형 시스템에서는 최적의 트랙 융합 기법을 구현 하는데 있어서 상호 공분산을 구할 수 없다는 것이 가장 큰 문제점이다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서 크게 간소화 기법과 근사화 기법의 두 가지 접근법이 있다. 간소화 기법에서는 sample mean과 Millman formula의 두 가지 추정치 융합 기법을 유도할 수 있고, 근사화 기법에서는 해석적 선형화 기법과 통계적 선형화 기법의 두 가지 추정치 융합 기법을 유도할 수 있다. 소개된 네 가지 융합 기법을 모의 실험한 결과 각 플랫폼의 추정치 공분산 정보만을 이용하여 필터의 매 단계에서 최적의 플랫폼을 선택할 수 있는 Millman formula 추정치 융합 기법과 적은 복잡도로 보다 정확히 플랫폼들의 상관 공분산을 근사화 할 수 있는 BCS 융합기법이 효율적임을 확인할 수 있다.

Key Words : Decentralized tracking system, Cooperative engagement capability, Data fusion, Nonlinear system, Statistical linearization

ABSTRACT

As the importance of Cooperative Engagement Capability and network-centric warfare has been dramatically increasing, it is necessary to develop distributed tracking systems. Under the development of distributed tracking systems, it requires tracking filters and data fusion theory for nonlinear systems. Therefore, in this paper, the problem of nonlinear track fusion, which is suitable for distributed networks, is formulated, four algorithms to solve the problem of nonlinear track fusion are introduced, and performance of introduced algorithms are analyzed. It is a main problem of nonlinear track fusion that cross-covarinaces among multiple platforms are

* This research was supported by a grant (ADD080601) from basic research program by Agency for Defence Development (ADD), and partially by Ministry of Oceans and Fisheries, and by the Ministry of Science, ICT and Future Planning (MSIP) (2009-00422).

^{*} First Author : 광주과학기술원 정보통신공학과 센서 통신 연구실, rain@gist.ac.kr, 학생회원

^o Corresponding Author : 광주과학기술원 정보통신공학과 센서 통신 연구실, kskim@gist.ac.kr, 정회원

* 광주과학기술원 정보통신공학과 센서 통신 연구실, sprout2@gist.ac.kr

** 국방과학연구소 합정전투체계 개발팀, speech@add.re.kr, 정회원

논문번호 : KICS2013-09-412, 접수일자 : 2013년 9월 16일, 심사일자 : 2013년 11월 26일, 최종논문접수일자 : 2013년 9월 16일

unknown. Thus, in order to solve the problem, two techniques are introduced; a simplification technique and a approximation technique. The simplification technique that help to ignore cross-covariances includes two algorithms, i.e. the sample mean algorithm and the Millman formula algorithm, and the approximation technique to obtain approximated cross-covariances utilizes two approaches, by using analytical linearization and statistical linearization based on the sigma point approach. In simulations, BCS fusion is the most efficient scheme because it reduces RMSE by approximating cross-covariances with low complexity.

I. 서 론

세계 교전은 군부대의 전자화와 규모의 거대화에 의해 협동교전능력(CEC : Cooperative Engagement Capability)의 네트워크 전장관리체계를 적용하여 네트워크 개념을 도입하는 양상을 띤다. 협동교전능력은 미 해군이 1970년대부터 기동함대의 효과적인 대공방어능력을 구축하기 위하여 Raytheon사와 존스 홉킨스대학의 응용 물리실험실에서 공동개발하고 있는 합동감시 및 추적 네트워크이다. 협동교전능력의 개념을 적용함으로써 함정, 항공기, 또는 위성을 포함하는 네트워크를 구성하여 교전을 수행하게 된다. 협동교전능력을 수행하게 되면 다른 장비나 무기를 대체하지 않고 네트워크를 구성하는 것만으로 Metcalfe의 법칙에 따라 노드의 수가 비례적으로 증가 할 때 네트워크의 잠재적 가치 또는 효율성은 노두수의 승수에 비례하게 향상 시킬 수 있고 다음과 같은 전투력 상승효과가 기대된다. 첫째, 지휘통제체계의 성능 지표가 되는 대응시간을 단축시켜 신속한 공격 및 대응이 가능해진다. 둘째, 다중센서 다중 플랫폼을 이용한 표적 탐지로 중첩에 의한 탐지 확률 개선 및 탐지구역의 확장과 표적 탐지 및 추적의 정확성이 향상된다. 셋째, 협동교전능력을 통한 전투 공간 확대가 가능하다. 넷째, 의사결정에 필요한 정보 확보 시간의 단축으로 의사결정 효과를 극대화 할 수 있다. 이러한 협동교전능력에 대한 관심과 더불어 다중센서를 지니는 다중 플랫폼

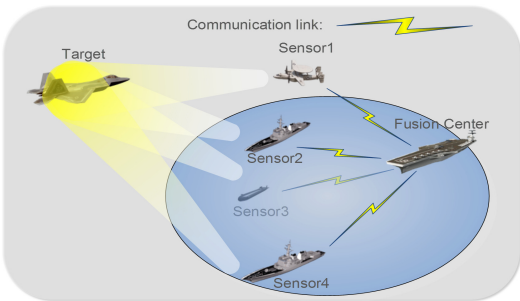


Fig. 1. An example of CEC utilizing data fusion: Distribute tracking systems

폼들을 이용하여 자료융합을 구현함으로써 효율적인 표적 검출 및 추적을 수행하는 Fig. 1과 같은 분산형 추적 시스템을 개발하는 것이 하나의 과제가 되었다.

분산형 추적 시스템은 플랫폼들 사이의 독립적이고 협력적인 정보와 데이터 공유를 통해서 효율적인 표적 검출, 추적 그리고 복합트랙 구성 및 식별을 달성하는 시스템이다. 분산형 추적 시스템에 적용할 수 있는 자료융합 기법으로는 융합이 이루어지는 시점과 융합하는 자료의 특성을 바탕으로 Fig. 2와 같이 크게 측정치 융합(measurement fusion)^{[1],[10]}, 정보 융합(information fusion)^[2], 그리고 트랙 융합(track fusion)^[3]으로 구분된다.

측정치 융합은 모든 플랫폼으로부터의 측정치가 네트워크상으로 공유되며 같은 표적에 대한 측정치를 융합하여 하나의 표적에 대해 하나의 측정치를 얻는다. 표적에 대한 트랙은 융합된 측정치 정보를 바탕으로 갱신 되며, 많은 수의 측정치들이 필터링 처리가 이루어지기 전에 전송되기 때문에 많은 대역폭을 소모하게 된다. 분산형 시스템에서는 플랫폼 수에 따라 기하급수 적으로 대역폭 요구량이 증가하기 때문에, 측정치융합은 중앙 집중형 구조에서 주로 사용된다.

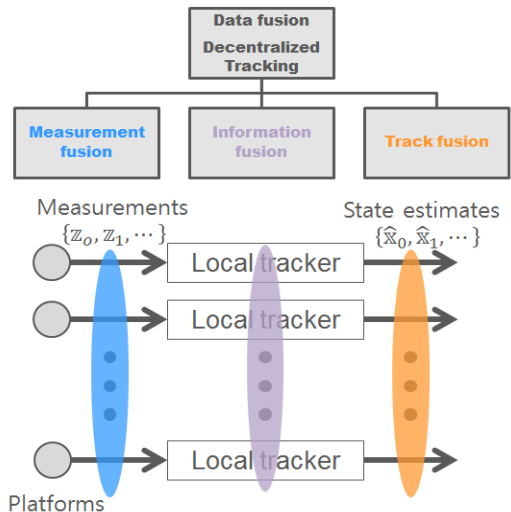


Fig. 2. Classification of data fusion in distributed tracking systems

정보 융합은 정보필터(information filter)라는 칼만 필터의 역공분산 형태를 다루는 필터를 이용하여 정보 상태 기여도(information state contribution)과 그와 연관된 정보행렬(information matrix)을 각 플랫폼으로 전송하고 융합하는 기법이다. 트랙 융합은 플랫폼 별로 표적에 대한 트랙을 검출하고 검출된 트랙 정보를 공유하여 복합적인 트랙으로 융합하는 기법이다. 트랙 융합은 지역적으로 잘못된 정보를 거를 수 있는 필터를 수행한 트랙 정보를 융합하기 때문에 정보 전송량을 줄일 수 있다는 이점으로 분산형 네트워크 구조에 많이 쓰인다.

트랙 융합은 분산형 네트워크뿐만 아니라 협동교전 능력에서도 필수적인 Fig. 3과 같은 자료융합 구조를 지닌다. 그 이유는 다음과 같다. 협동교전능력의 특성은 개별 플랫폼이 플랫폼 별 자료를 처리할 수 있는 처리 단위, 그리고 처리된 결과를 네트워크와 공유할 수 있는 분산형 자료 공유 시스템을 보유하고 있다. 협동교전능력에서 운용하는 분산형 자료 공유 시스템은 P2P(Peer to Peer)프로토콜을 기반으로 구성된다. P2P 프로토콜 환경 하에 측정치 융합을 적용하게 된다면, 하나의 융합 센터에 필요한 통신요구량이 플랫폼 수의 제곱과 비례하여 증가하게 되는 문제점을 지닌다. 또한 정보 융합은 필터링 내부에서 처리되는 정보 상태 기여도와 정보 행렬을 융합하기 때문에 동기화 문제를 야기한다. 반면 Fig. 3과 같은 구조를 지닌 트랙 융합은 협동교전능력과 유사함뿐만 아니라 통신요구량과 동기화 관점에서 다른 융합보다 분산형 추적 시스템에 적합하다. Fig. 3에서 개별 플랫폼은 플랫폼 별 측정치를 처리하여 트랙을 생성하고 다른 플랫폼으로 전송되어 융합된다는 점은 플랫폼 별 처리 단위를 지니는 협동교전능력에 적합한 구조이다. 또한 다수의 측정치 자료를 필터링한 결과 트랙을 융합하기에 통신요구량을 줄일 수 있고 동기화 시점이 상대적으로 자유롭다. 따라서 협동교전능력에서는 분산형 네트워크에 적합한 Fig. 3과 같은 자료융합 구조를 지닌 트랙 융합을 개발하는 것이 중요하다.

협동교전능력과 더불어 네트워크 규모가 커지고 플랫폼들 사이의 거리, 플랫폼과 표적과의 거리가 커짐에 따라 전장이 거대화 되어가고 있다. 플랫폼의 수가 많아지는 네트워크 구조에서 직교좌표계로 시스템을 모델링 하는 것은 플랫폼 별로 좌표계의 기준이 다르기 때문에 여러 변환 과정을 필요로 하게 된다. 또한 지구가 곡면으로 이루어져 있기 때문에 거대화 되어가는 전장에서 관측된 거리와 방위각을 직교 좌표계로 표현하는 것은 플랫폼 사이의 변환 과정에서 지구 곡률에 의한 오차가 누적되기에 큰 오차를 발생하는 원인을 제공한다. 따라서 플랫폼 중심의 좌표계에서 통합형 지구 중심 좌표계(측지좌표계: geodetic coordinates)로 시스템을 표현하는 것이 보편화 되어가고 있다.^[4] 이와 더불어 통합형 지구 중심 좌표계로 변화함에 따라 표적의 움직임 표현하는 모델의 비선형성이 급격히 증가하게 되었고, 그에 따라 비선형 시스템에 적합한 extended 칼만 필터, particle filter, unscented 칼만 필터^[5]와 같은 다양한 비선형 추적 필터가 개발되어 왔다. 비선형 추적 필터가 발전한 것과는 대조적으로 비선형 추적 필터에 적합한 분산형 자료융합 이론은 많이 미흡한 실정이다.

본 논문에서는 협동교전능력 응용을 위해 측지좌표계 기반의 분산형 추적 시스템에 적합한 트랙 융합구조에서 비선형 시스템 환경 하에 운용할 수 있는 비선형 자료융합 기법의 상관 공분산을 구하기 어렵다는 문제점을 정립하고 그 문제를 해결하기 위해 기존에 사용하고 있는 기법 중 상관 공분산 정보를 이용하지 않는 융합기법들^[6]로 간소화할 수 있는 방법에 대해 논의 한다. 또한 두 가지 수학적 선형근사화 이론을 접목하여 상관 공분산 정보를 활용한 기존 기법^[7]을 비선형 시스템에 적용할 수 있는 두 가지 근사화된 비선형 트랙 융합기법을 소개한다. 최종적으로 다중 플랫폼 분산형 추적 시스템 환경에서 본 논문에서 소개된 네 가지 비선형 트랙 융합기법들의 성능을 비교 분석한다.

II. 본 론

2.1 문제 정립

2.1.1 선형 시스템에서의 트랙 융합

일반적인 표적의 추적과 탐색의 문제는 플랫폼으로부터 얻어진 측정값을 시스템 모델과 관측 모델을 사용해, 표적의 속도, 가속도, 위치 등의 상태를 예측하는 것으로부터 시작한다. 상태 예측에 필요한 표적 운

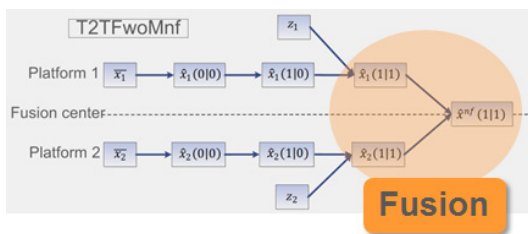


Fig. 3. Structure of track fusion in distributed tracking systems

동 및 관측치 들은 수식 (1), (2)와 같이 선형시스템으로 표현된다.

$$\text{선형 시스템 모델: } \mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k, \quad (1)$$

$$\text{선형 관측 모델: } \mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k, \quad (2)$$

여기서 k 는 이산 시간, \mathbf{x}_k 는 상태 벡터, \mathbf{u}_k 는 입력 벡터, \mathbf{y}_k 는 측정 벡터, $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$ 는 프로세스 잡음 벡터, $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$ 는 측정 잡음 벡터이며, \mathbf{Q}_k 와 \mathbf{R}_k 는 각각 \mathbf{w}_k 와 \mathbf{v}_k 의 공분산, \mathbf{F}_k 는 상태 천이 행렬, \mathbf{B}_k 는 제어 입력 행렬, \mathbf{H}_k 는 측정 행렬이다.

본 논문에서는 분산형 추적 시스템에서의 추정되는 상태 값을 융합하는 트랙 융합 문제를 다루고자 한다. 분산형 시스템은 종종 하나의 융합센터와 n 개의 플랫폼으로 모델링된다. n 개의 플랫폼으로부터 얻어지는 추정치와 공분산 자료 집합 Y 는 다음과 같은 수학적 표현으로 표현할 수 있다.

$$Y \equiv \left\{ \left\{ \hat{\mathbf{x}}^1, \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^1} \right\}, \dots, \left\{ \hat{\mathbf{x}}^n, \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^n} \right\} \right\}, \quad (3)$$

여기서 $\hat{\mathbf{x}}^i$ 는 i 번째 플랫폼에서 얻은 추정치를 의미하고, $\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^i}$ 는 추정치 $\hat{\mathbf{x}}^i$ 의 오차 공분산을 의미한다.

위와 같이 분산형 추적 시스템을 수학적으로 모델링 하였을 때, 오차 공분산 행렬 \mathbf{P} 과 추정치 행렬 \mathbf{X} 을 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^1 \hat{\mathbf{x}}^1} & \dots & \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^1 \hat{\mathbf{x}}^n} \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^n \hat{\mathbf{x}}^1} & \dots & \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^n \hat{\mathbf{x}}^n} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}^1 \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}^n \end{bmatrix}, \quad (4)$$

여기서 상호 공분산(cross-covariance) $\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^i \hat{\mathbf{x}}^j} = E[(\hat{\mathbf{x}}^i - \mathbf{x})(\hat{\mathbf{x}}^j - \mathbf{x})']$ 으로 표현되고, 본래 상태 변수 값인 \mathbf{x} 와의 unbiased 특성은 $E[\hat{\mathbf{x}}^i] = E[\mathbf{x}]$ 와 같다.

본 문제에서 최적화된 융합치 $\hat{\mathbf{x}}$ 를 찾는 문제는 best linear unbiased estimator(BLUE)로 잘 알려져 있다.^[3]

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{B} + \mathbf{W}\mathbf{X}} E[(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})'] = (\mathbf{I}' \mathbf{P}^{-1} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{I}' \mathbf{P}^{-1} \mathbf{X}, \quad (5)$$

여기서 $\mathbf{I} = [\mathbf{I} \dots \mathbf{I}]^T$ 이다.

위의 BLUE $\hat{\mathbf{x}}$ 를 풀기 위해서는 오차 공분산 행렬 \mathbf{P} 를 알아야 한다. 선형시스템의 경우 오차 공분산 행렬의 각 상호 공분산 $\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^i \hat{\mathbf{x}}^j}$ 는 다음과 같은 수식으로부터 얻어질 수 있다.

$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^i \hat{\mathbf{x}}^j} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^i \mathbf{H}_k^i) \times (\mathbf{F}_k^i \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^{i-1} \hat{\mathbf{x}}^{i-1}} \mathbf{F}_k^{j'} + \mathbf{Q}_{k-1}) \times (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^j \mathbf{H}_k^j)', \quad (6)$$

2.1.2 비선형 시스템 문제 정립

최근 협동교전능력에 대한 관심이 커짐에 따라 플랫폼들을 광범위 영역을 포용할 수 있는 네트워크로 구성하여 추적 시스템을 구축하는 것이 대두되고 있다. 이와 더불어 플랫폼들 사이의 거리, 표적과 플랫폼 사이의 거리가 증가됨에 따라 표적의 움직임을 더 이상 직교좌표계로 모델링 하는 것은 지구곡률에 의한 오차와 플랫폼사이의 변환으로 인한 복잡성을 증폭시킨다. 따라서 지구타원체 모델 WGS-84(World Geodetic System 1984)을 바탕으로 경도(ϕ), 위도(λ), 고도(h)를 이용하여 표적의 위치를 표현하는 geodetic 좌표계 중심으로 시스템이 변화하고 있다. 이와 관련된 비선형 시스템 모델의 예는 다음과 같이, geodetic 좌표계에서 표적의 움직임을 2차원으로 모델링한다.

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k, \mathbf{w}_k) = \begin{bmatrix} \phi + \frac{v T \sin(\dot{\theta} T/2) \cos(\theta + \dot{\theta} T/2)}{(\dot{\theta} T/2) N \cos \lambda} \\ \lambda + \frac{v T \sin(\dot{\theta} T/2) \sin(\theta + \dot{\theta} T/2)}{(\dot{\theta} T/2) M} \\ v \\ \theta + \dot{\theta} T \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} + \mathbf{w}_k, \quad (7)$$

여기서 $\mathbf{x}_{k-1} = [\phi \lambda v \theta \dot{\theta}]^T$, \mathbf{u}_{k-1} 은 0으로 가정하고, T 는 샘플링 주기, v 는 표적의 속도, θ 는 진행 각도, $\dot{\theta}$ 는 회전률, N 과 M 은 각각 위도 λ 지점에서 자오선과 동서권의 곡률이고, 프로세스 잡음 \mathbf{w}_{k-1} 는 가우시안 프로세스로 가정된다.

다음 Fig. 4는 초기 값 $\mathbf{x}_0 = [131.41 \ 37.42 \ 10 \ 85 \ -0.12]^T$ 에 대한 표적의 움직임을 묘사한다.

위와 같이 geodetic 좌표계에서 시스템 모델은 비

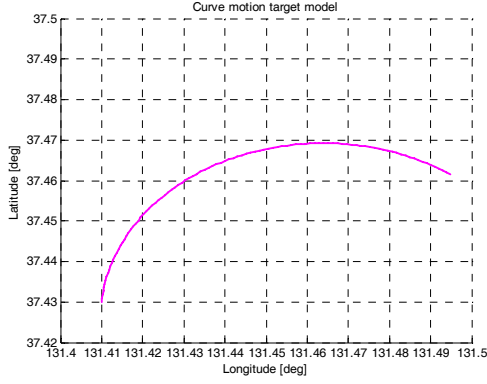


Fig. 4. Dynamic model of a target in Geodetic coordinates

선형 함수로 표현된다. 많은 경우의 추적 시스템에서는 수식 (5), (6)을 통해서 최적의 트랙 융합치 \hat{x} 는 수식 (6)에서 알 수 있는 것과 같이 선형시스템을 가정하기 때문에, 비선형 시스템에서 상호 공분산 $P_{x_i x_j}$ 를 구하는 것은 한계가 따르게 된다. 따라서 본 논문에서는 선형 시스템에서의 트랙 융합 이론을 비선형 시스템으로 확장시키기 위해 식 (8), (9)와 같은 비선형 시스템에서 트랙 융합을 처리할 수 있도록 BLUE를 간소화 그리고 근사화하는 기법을 적용하고자 한다.

$$\text{비선형 시스템 모델: } \mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k, \mathbf{w}_k), \quad (8)$$

$$\text{비선형 관측 모델: } \mathbf{y}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k). \quad (9)$$

2.2 비선형 시스템에서의 BLUE 트랙 융합의 간소화 기법

본 장에서는 비선형 시스템에서 몇몇 가정을 통해 공분산 정보가 간소화하여 최적화된 융합치 BLUE \hat{x} 를 간략하게 구할 수 있는 기법들을 보여준다.

2.2.1 Sample mean 추정치 융합 기법^[6]

BLUE \hat{x} 는 상관관계가 없는 동일한 성능의 플랫폼 센서들로부터의 추정치를 융합한다고 가정함으로써 각 플랫폼 센서의 오차 공분산들이 동일하며, 서로 다른 플랫폼 센서들로부터 얻어지는 추정치 사이의 상호 공분산은 0이 된다. 이러한 상황은 아래와 같이 수학적으로 모델링될 수 있다.

$$P_{x_i x_k} = P_{x_k x_i}, \quad P_{x_i x_j} = 0, \quad \forall i \neq j. \quad (10)$$

결과적으로 BLUE \hat{x} 는 다음과 같이 플랫폼 센서

추정치들의 단순 평균값으로 간략화 하여 구할 수 있다.

$$\hat{x}_{SM} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{x}^i. \quad (11)$$

2.2.2 Millman formula 추정치 융합 기법^[6]

BLUE \hat{x} 는 상관관계가 없는 동일하지 않는 성능의 플랫폼 센서들로부터의 추정치를 융합한다고 가정함으로써 각 플랫폼 센서의 오차 공분산들은 동일하지 않으며, 서로 다른 플랫폼 센서들로부터 얻어지는 추정치 사이의 상호 공분산은 0이 된다. 이러한 상황은 아래와 같이 수학적으로 모델링될 수 있다.

$$P_{x_i x_k} \neq P_{x_j x_k}, \quad P_{x_i x_j} = 0, \quad \forall i \neq j. \quad (12)$$

결과적으로 BLUE \hat{x} 는 다음과 같이 플랫폼 센서 추정치들의 서로 다른 가중치 합으로 간략화 하여 구할 수 있다.

$$\hat{x}_{MF} = \left(\sum_{i=1}^n P_{x_i x_i}^{-1} \right)^{-1} \sum_{i=1}^n P_{x_i x_i}^{-1} \hat{x}^i. \quad (13)$$

2.3 비선형 시스템에서의 BLUE 트랙 융합의 근사화 기법

BLUE \hat{x} 상관관계가 있는 동일하지 않는 성능의 플랫폼 센서의 상황을 가정한다면 모든 오차 공분산 행렬의 값을 알아야만 한다. 이를 풀기위해 $n=2$ 인 경우에 대해서 Bar-shalom/Campo(BC)^[7] 공식을 이용하여 해답을 얻을 수 있으며, 이는 앞에서 소개한 BLUE의 $n=2$ 인 특수한 경우이다.

$$P_{x_i x_k} \neq 0, \quad \forall i \neq j. \quad (14)$$

$$\hat{x}_{BC} = \hat{x}^1 + \frac{(P_{x^1 x^1} - P_{x^1 x^2})(\hat{x}^2 - \hat{x}^1)}{(P_{x^1 x^1} + P_{x^2 x^2} - P_{x^1 x^2} - P_{x^2 x^1})^{-1}}. \quad (15)$$

위의 식에서 \hat{x}_{BC} 를 얻기 위해서는 $P_{x^1 x^2}$ 와 $P_{x^2 x^1}$ 를 얻어야 하지만 비선형 시스템에서 상관 공분산 값을 구하기 위한 식 (6)과 같은 귀납적인 방법을 사용할 수 없다. 따라서 본 장에서 순차적으로 상관 공분산을 근사화 할 수 있는 해석적 선형화 기법과 sigma point 접근을 이용한 통계적 선형화 방법을 비교 분석하고,

비선형 시스템에 적합한 트랙 융합을 논의한다.

2.3.1 BC 해석적 선형화 기법(BC with analytical linearization)

비선형 시스템에서 상관 공분산을 알 수 없는 주된 요인은 시스템을 표현하는 시스템 모델과 관측 모델이 모두 비선형 함수로 표현되어 기존의 순차적으로 구하는 방법을 사용하지 못하는 점에 있다. 이러한 문제점은 시스템모델과 관측모델을 선형화 하여 표현한다면 해결할 수 있다.

$$f(x_{k-1}, u_k, w_k) \cong F_k x_{k-1} + B_k u_k + w_k, \quad (16)$$

$$h(x_k, v_k) \cong H_k x_k + v_k, \quad (17)$$

여기서 $F_k = \nabla_{x_{k-1}} f(x_{k-1}, u_k, w_k)$, 그리고 $H_k = \nabla_{x_k} h(x_k, v_k)$ 이다. 이러한 선형화된 모델은 P_{x_k} 의 공식 식 (6)에 대입하여서 상관 공분산을 얻을 수 있다.

$$P_{x_k}^{i,j} = (I - K_k^i H_k^i) \times (F_k^i P_{x_{k-1}}^{i,j} F_k^{j'} + Q_{k-1}) \times (I - K_k^j H_k^j)' \quad (18)$$

여기서 F_k^i 는 i 번째 플랫폼 센서의 추정치 x_{k-1}^i 에서의 근사화 상태 천이 행렬, H_k^i 는 i 번째 플랫폼 센서의 추정치 x_k^i 에서의 근사화 측정 행렬이다. 식 (18)을 식 (15)에 대입하여 다음과 같은 BCL(Bar-Shalom/Campo formula with linearization) 추정치 융합 기법을 유도할 수 있다.

$$\widehat{x}_{BCL} = \widehat{x}^1 + \frac{(P_{x^2} - P_{x^2,lin})(x^2 - x^1)}{(P_{x^1} + P_{x^2} - P_{x^2,lin} - P_{x^1,lin})^{-1}} \quad (19)$$

2.3.2 BC 통계적 선형화 기법(BC with sigma point approach)

비선형 시스템에서의 상관 공분산 $P_{x^i x^j}$ 를 얻기 위해 $p(x)$ 의 probability density function(pdf)의 분포를 지니는 확률변수벡터 x 를 입력으로 받는 일반적인 비선형 벡터 함수 $g(x)$ 의 통계적 선형 근사화 기법^[8]을 설명한다. 즉

$$y = g(x) \approx Ax + b, \quad (20)$$

여기서 A 행렬과 b 벡터를 구하는 기법이다. A 와 b 를 결정하는데 있어서 기존의 간단한 Taylor series의 1차 해석적 선형 근사를 이용하는 것이 아니라 x 의 통계적 분포를 이용한 근사법을 다루는 것이 통계적 선형화 기법이다. 근사화 오차 ϵ 가 다음과 같이 정의된다면, $\epsilon \equiv g(x) - Ax - b$, positive semidefinite 행렬 W 에 대해서 다음의 오차 공분산 변수 $J \equiv E[\epsilon^T W \epsilon]$ 를 최소화 하는 A 와 b 가 통계적 선형화의 해가 된다. 즉,

$$\arg \min_{A,b} J = \arg \min_{A,b} E[\epsilon^T W \epsilon]. \quad (21)$$

b 를 얻기 위해서는 J 를 b 에 대해 편미분하여 극점을 찾는 과정이 필요하다.

$$E[W(g(x) - Ax - b)] = 0, \quad (22)$$

$$b = E[g(x)] - AE[x] = \bar{y} - A\bar{x}. \quad (23)$$

b 의 해를 J 에 대입한 후 A 에 대해 앞에서의 방법으로 극점을 구하면 해는 다음과 같다.

$$E[W[A\tilde{x} + (g(x) - \bar{y})\tilde{x}]] = 0, \quad (24)$$

여기서 $\tilde{x} = x - \bar{x}$ 이다. 위 식 (19)에서 b 와 같은 방법으로 A 대하여 해를 구하면,

$$A = E[(g(x) - \bar{y})\tilde{x}^T] E[\tilde{x}\tilde{x}^T]^{-1} = E[(x - \bar{x})(y - \bar{y})^T] E[(x - \bar{x})(x - \bar{x})^T]^{-1} = P_{xy}^T P_x^{-1} \quad (25)$$

여기서 P_x 는 x 의 공분산 행렬이고, P_{xy} 는 x 와 $y = g(x)$ 의 상관 공분산이다. 식 (21)과 식(23)으로 얻은 A 와 b 는 J 의 W 행렬과 해가 무관하기 때문에 결론적으로 $g(x)$ 의 minimum mean square error 선형화 근사를 통계적인 공분산을 이용하여 얻을 수 있다.

통계적인 선형화 방법을 구현하기 위해서는 P_x 와 P_{xy} 을 추정하는 문제가 있다. 이러한 문제의 해결법은 J.K. Julier가 제안한 다양한 방법 중 sigma point approach를 이용한 unscented transform^[5]이 대표적이다.

각 공분산을 구하기 위하여 사용되는 sigma point approach는 weighted statistical regression 개념에서 x 의 통계적 특성에 의거한 고정적인 sigma point selection 방법으로 $2L + 1$ 개의 점들 χ_i 을 추출한다.

$$\chi_i = \begin{cases} i=0 & \bar{\mathbf{x}}, w_0 = \frac{\kappa}{L+\kappa} \\ i=1, \dots, L & \bar{\mathbf{x}} + (\sqrt{(L+\kappa)\mathbf{P}_{\mathbf{x}}})_i, w_i = \frac{1}{2(L+\kappa)} \\ i=L+1, \dots, 2L & \bar{\mathbf{x}} - (\sqrt{(L+\kappa)\mathbf{P}_{\mathbf{x}}})_i, w_i = \frac{1}{2(L+\kappa)} \end{cases}, \quad (26)$$

여기서 L 은 \mathbf{x} 벡터의 차원, $\bar{\mathbf{x}}$ 는 \mathbf{x} 의 평균 벡터, κ 는 scaling 파라미터이고, $(\sqrt{(L+\kappa)\mathbf{P}_{\mathbf{x}}})_i$ 는 $(L+\kappa)\mathbf{P}_{\mathbf{x}}$ 자승행렬(square root matrix)의 i 번째 열이다. 추출된 점들 χ_i 은 다음의 성질을 만족하여야 한다.

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{x}} &= \sum_{i=1}^N w_i \chi_i, \quad \mathbf{P}_{\mathbf{x}} = \sum_{i=1}^N (\chi_i - \bar{\mathbf{x}})(\chi_i - \bar{\mathbf{x}})^T, \\ \sum_{i=1}^N w_i &= 1. \end{aligned} \quad (27)$$

여기서 w_i 는 N 개의 스칼라 regression 가중치들이고 총 합은 1이다.

각 sigma point는 비선형 함수에 대입되어 $\mathcal{Y}_i = \mathbf{g}(\chi_i)$ 값을 지니게 되고 다음과 같이 근사화된 \mathcal{Y} 의 정보를 얻을 수 있다.

$$\bar{\mathbf{y}} \approx \sum_{i=0}^{2L} w_i \mathcal{Y}_i, \quad (28)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{y}} \approx \sum_{i=0}^{2L} w_i (\mathcal{Y}_i - \bar{\mathbf{y}})(\mathcal{Y}_i - \bar{\mathbf{y}})^T, \quad (29)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{xy}} \approx \sum_{i=0}^{2L} w_i (\chi_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathcal{Y}_i - \bar{\mathbf{y}})^T. \quad (30)$$

이러한 평균과 공분산에 대한 추정치는 Taylor급수의 2차 항까지 정확하게 근사할 수 있다. 따라서 위의 공분산 정보를 활용한다면 해석적으로 1차 편미분을 한 선형화 방법보다 정확한 상관 공분산 정보를 트랙 융합에 적용할 수 있다.

따라서 입력 벡터 \mathbf{u}_k 이 없고, \mathbf{w}_k 와 \mathbf{v}_k 가 잡음으로 가정하는 시스템에서 비선형 시스템 모델 식(8)과 비선형 관측 모델 식(9)는 식 (26), (27), (28)의 과정을 통하여 다음과 같이 선형화된다.

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k, \mathbf{w}_k) \approx \mathcal{F}_k \mathbf{x}_{k-1}, \quad (31)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \approx \mathcal{H}_k \mathbf{x}_k, \quad (32)$$

여기서 $\mathcal{F}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{x}_{k-1}\mathbf{x}_k}^T \mathbf{P}_{\mathbf{x}_{k-1}}^{-1}$ 이고, $\mathcal{H}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{y}_k\mathbf{x}_k}^T \mathbf{P}_{\mathbf{x}_k}^{-1}$ 이다. \mathcal{F}_k 와 \mathcal{H}_k 의 통계적 선형화된 모델은 $\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k}$ 의 공식 식 (6)에 대입하여서 상관 공분산을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k, sig} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^i \mathcal{H}_k^i) \times \\ &(\mathcal{F}_k^i \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, sig} \mathcal{F}_k^{i'} + \mathbf{Q}_{k-1}) \times (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^i \mathcal{H}_k^i)', \end{aligned} \quad (33)$$

여기서 \mathcal{F}_k^i 는 i 번째 플랫폼 센서의 추정치 \mathbf{x}_{k-1}^i 에서의 유사 상태 천이 행렬, \mathcal{H}_k^i 는 i 번째 플랫폼 센서의 추정치 \mathbf{x}_k^i 에서의 유사 측정 행렬이다. 식 (30)을 식 (15)에 대입하여 다음과 같은 BCS(Bar-Shalom/Campo formula with sigma point) 추정치 융합 기법을 유도할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{x}}_{BCS} = \hat{\mathbf{x}}^1 + \frac{(\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^1} - \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^1, sig})(\hat{\mathbf{x}}^2 - \hat{\mathbf{x}}^1)}{(\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^1} + \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^2} - \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^1, sig} - \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}^2, sig})^{-1}} \quad (34)$$

III. 실험

본 논문에서는 최적의 융합치를 얻기 위해 알아야 하는 상관 공분산이 비선형 시스템에서 구하기 어려웠을 때, 이에 대한 정보를 간소화하거나 근사화하여 최적의 해답을 찾는 다양한 방법에 대해 소개하였다. 이에 따라 이번 장에서는 제안되는 기법의 실용성을 고려하여 기존에 제안되었던 전술표적의 운동 모델을 식 (7)과 같은 비선형 시스템의 예인 측지좌표계 기반으로 변형하여 식 (11), (13), (19), (34)에 해당하는 네 가지 융합기법의 성능을 비교하고 상관 공분산의 영향과 비선형 시스템에서의 트랙 융합을 분석한다.

정보융합의 성능 분석을 위한 실험으로 군 전장 상황에 적용 가능한 시나리오인 대공 미사일 표적 추적 상황을 설정하였다. 미사일 및 항공기등의 다양한 전술표적의 움직임들이 상대변수를 이용하여 수학적으로 모델링 되어왔다.^[9] 그 중 다양한 움직임을 표현할 수 있는 등가속도 움직임 모델을 측지좌표계로 변환하여 식 (35) 과 식 (36) 같은 비선형 시스템 모델과 관측 모델을 설정하였다. 관측모델에서는 간단히 경도와 위도의 정보를 얻는다고 가정하였다.

비선형 시스템 모델:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1}) = \begin{bmatrix} \phi + \frac{v T \sin(\dot{\theta} T/2) \cos(\theta + \dot{\theta} T/2)}{(\dot{\theta} T/2) N \cos \lambda} \\ \lambda + \frac{v T \sin(\dot{\theta} T/2) \sin(\theta + \dot{\theta} T/2)}{(\dot{\theta} T/2) M} \\ v \\ \theta + \dot{\theta} T \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (35)$$

비선형 관측 모델:

$$\mathbf{y}_k^i = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k^i) = \begin{bmatrix} \phi \\ \lambda \end{bmatrix} + \mathbf{v}_k^i. \quad (36)$$

여기서 $\mathbf{x}_{k-1} = [\phi \ \lambda \ v \ \theta \ \dot{\theta}]^T$ 상태변수로 구성되는 상태 벡터, $\mathbf{y}_k^i = [y_k^i(1) \ y_k^i(2)]$ 는 i 번째 플랫폼 센서의 측정치 벡터, \mathbf{w}_k 는 정규분포 $N(0, 0.00023^2 I_{5 \times 5})$ 을 따르고, \mathbf{v}_k^i 는 i 번째 플랫폼 센서의 측정 잡음이며 두 플랫폼 센서에서의 측정 잡음은 각각 정규분포 $N(0, 0.0018^2 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix})$ 와 $N(0, 0.0033^2 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix})$ 이고, 두 플랫폼 센서는 등가속도 운동을 하는 초기 값이 $\mathbf{x}_0 = [100.01 \ 40.02 \ 10 \ 80 \ -0.05]^T$ 인 전술표적 \mathbf{x}_k 의 상태를 추적하기 위해 unscented 칼만 필터^[5]를 사용하여 추정치와 해당 추정치의 공분산으로 구성된 자료 집합 $Y \equiv \left\{ \left\{ \hat{\mathbf{x}}_k^1, \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k^1} \right\}, \left\{ \hat{\mathbf{x}}_k^2, \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k^2} \right\} \right\}$ 를 생성한다고 가정한다. 생성된 추정치와 공분산은 앞의 장에서 소개한 4가지 방법으로 융합된다. 융합된 추정치는 50번의 Monte-Carlo 실험을 통해서 산출된 RMSE 값으로 성능 분석한다.

Fig. 5는 두 플랫폼이 하나의 전술표적을 추적하는 상황을 표적으로부터 얻어진 측정치, 추적 필터에 의한 추정치, 융합된 결과를 도시화 하였다. 여기서 추

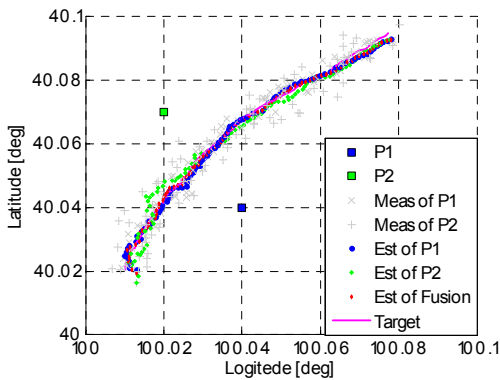


Fig. 5. Results of fusion, tracking, measurements for a target

적 하고자 하는 전술 표적은 자홍색 실선으로 도시하였고, 합정으로 가정한 두 플랫폼은 파란색과 초록색 네모칸으로 나타난다. 추적 하기 위해 플랫폼의 센서로부터 얻어진 측정치는 회색 x, +로 나타내었다. 각 플랫폼에서 unscented 칼만 필터를 이용하여 얻어진 추정치는 파란색과 초록색 점으로 표시되고 이 두 추정치를 BCS 식 (31)을 이용하여 융합한 결과를 빨간색 점으로 나타낸다.

Fig. 6, 7은 $x_k(1)$ 과 $x_k(2)$ 의 RMSE를 매 단계별로 구분하여 나타내고 Table 1은 전 단계의 RMSE 평균을 정량적으로 수치화한다.

Fig. 6, 7과 Table 1에서 보는 것과 같이 측정 잡음을 크게 인가함으로써 플랫폼 센서의 측정 성능이 안 좋다고 가정 두 번째 플랫폼에서 가장 안 좋은 성능을 지니며, BCS(Bar-Shalom/Campo with sigma point) 추정치 융합방법이 가장 좋은 성능을 지니는 것을 확인할 수 있었다. Sample mean 추정치 융합방법은 단순한 평균을 취함으로써 두 플랫폼 센서 성능의 평균

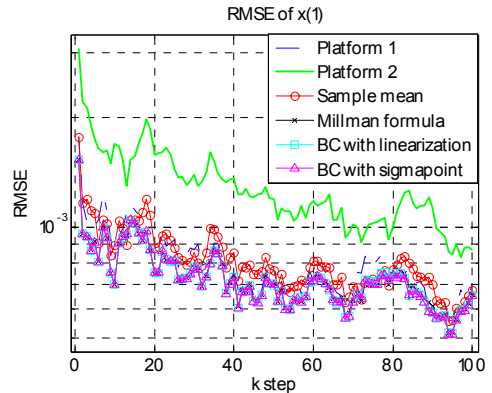


Fig. 6. RMSE for the state variable $x_k(1)$

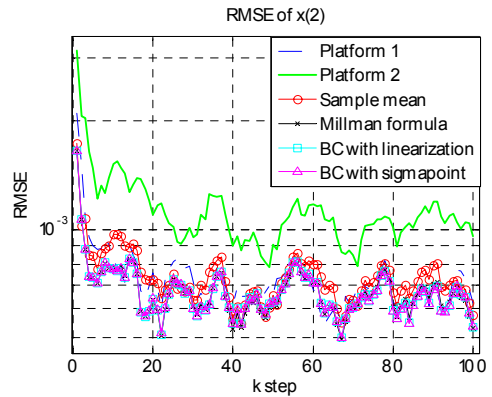


Fig. 7. RMSE for the state variable $x_k(2)$

Table 1. Average RMSE over fusion schemes [m]

	Fusion scheme	$x(1)$ RMSE	$x(2)$ RMSE
Platform	Platform 1	69.4	81.0
	Platform 2	114.4	120.9
Fusion center	Sample mean (2-1))	71.6	80.1
	Millman formula (2-2))	64.2	73.8
	BC with linearization (3-1))	64.1	73.8
	BC with sigma point (3-2))	64.0	73.6

을 다르게 된다. Millman formula 추정치 융합 방법은 각 추정치의 공분산을 정밀성 정보로 이용함으로써 좋은 성능의 플랫폼 센서를 선택할 수 있는 역할을 지니게 된다. Millman formula, BCL, BCS를 비교하여 보았을 때, 순차적으로 해석적 선형화 방법을 이용하여 근사화된 상관 공분산을 이용한 BCL이 Millman formula보다 근소하게 좋은 성능을 보였으며, sigma point 방법이 해석적 선형화 방법보다 정확하게 상관 공분산을 근사화 함으로써 가장 좋은 성능을 나타내는 것을 확인하였다.

Table 2는 본 실험을 바탕으로 융합 기법들의 RMSE 오차값을 이용하여 정확도 계산하고, 수행 시간을 비교하여 복잡도를 비교한다. 정확도 향상은 다음과 같은 수식을 통해 플랫폼 기준으로 융합기법의 줄어든 오차를 백분율로 계산되었다.

$$Accuracy\ improvement = \frac{Platform\ RMSE - Fusion\ RMSE}{Platform\ RMSE} \times 100[\%] \quad (36)$$

Table 2의 platform 1과 2열에서는 융합기법의 정확도를 플랫폼 1을 기준으로 향상된 백분율을 나타낸다. 또한 running time 열에서는 융합을 하지 않을 때와 각 융합기법을 적용하였을 때 50번 Monte Carlo 시뮬레이션 수행시간을 보여준다. 수행시간을 측정할 컴퓨터의 CPU는 Intel i5 3.39GHz이고, RAM은 12GB이며 MATLAB 2013b 버전을 기준으로 실험하였다.

Table 2에서 보는 것과 같이 BCL과 BCS의 수행 시간을 통해 복잡도의 확연한 차이를 알 수 있다. BCS는 정확도 향상과 더불어 복잡도에서 크게 차이가 없는 반면 BCL은 적은 정확도 향상에 비해 크게

Table 2. Accuracy and running time of fusion schemes

	Accuracy improvement [%]		Running time [sec]
	Platform1	Platform 2	
No fusion	0	0	6.124
Sample mean (2-1))	-3.17	+37.41	6.265
Millman formula (2-2))	+7.49	+43.88	6.495
BC with linearization (3-1))	+7.64	+43.97	10.158
BC with sigma point (3-2))	+7.78	+44.06	6.673

복잡도가 증가하였음을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 협동고전능력에 발맞추어 발전하는 분산형 추적 시스템을 개발하고자 비선형 특성을 지니는 시스템에서 적용 가능한 추정치 융합 기법들을 소개하고 분석 비교하였다. 비선형 시스템에서는 최적의 추정치 융합 기법을 구현하는데 있어서 상호 공분산을 모른다는 것이 가장 큰 문제점이다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 상관 공분산을 필요로 하지 않게 설정할 수 있는 가정을 두 가지 소개하고, 상관 공분산을 근사화할 수 있는 두 가지 방안에 대해서 소개하였다. 상관 공분산 정보를 필요치 않는 두 가지 추정치 융합방법에 대해서, sample mean 추정치 융합 방법은 플랫폼들 성능의 평균을 취한 효과를 확인할 수 있었고, Millman formula 추정치 융합 방법은 매 단계순간마다 공분산 정보를 이용하여 최적의 플랫폼 센서를 선택하는 기능을 확인할 수 있었다. 해석적 선형화 방법과 sigma point를 이용한 BCL과 BCS 모두 성능개선에 도움이 됨을 확인할 수 있었다. 또한 sigma point가 Taylor 급수의 2차까지 정확하게 근사함으로써 1차까지밖에 근사화 하지 못하는 해석적 선형화 방법보다 상관 공분산을 정확하게 근사화할 수 있음을 확인하였다. 하지만 비선형 시스템에서의 자료융합의 방법 중 하나인 트랙 융합을 적용하는데 있어서 복잡도 측면을 고려하자면 상관 공분산을 근사화하는 방법 중 해석적 방법인 미분을 이용한 방법은 정확도 향상에 비해 큰 수행 시간을 소비하게 되어 비효율 적임을 확인하였다. 반면 본 논문에서 비선형 문제를 해결하기 위해서 적용한 통계

적 선형화 방법은 적은 수행시간으로 보다 정확한 융합 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 공분산 정보만을 이용하여 신뢰성 있는 플랫폼 센서를 선택할 수 Millman formula 추정치 융합 기법과 통계적 선형화를 활용하여 적은 복잡도로 보다 정확한 플랫폼들의 상관 공분산을 근사화 할 수 있는 BCS 융합 기법이 효율적임을 보여준다.

References

- [1] Q. Gan and C. J. Harris, "Comparison of two measurement fusion methods for Kalman filter based multisensor data fusion," *IEEE Trans. AES*, vol. 37, no. 1, pp. 273-279, Jan. 2001.
- [2] A. G. O. Mutambara, "Information based estimation for both linear and nonlinear systems," in *Proc. American Control Conf. 1999*, vol. 2, pp. 1329-1333, Jun. 1999.
- [3] C. Chong and S. Mori, "Convex combination and covariance intersection algorithms in distributed fusion," *Information Fusion*, vol. 1, pp. WeA2-11-18, 2001.
- [4] L. Duan, X. Huang, K. Feng, B. Luo, and Y. Li, "An adaptive information dissemination of decentralized warship cooperative engagement with constrained bandwidth based on a geodetic coordinate system," *ELSEVIER Simulation Modeling Practice and Theory*, vol. 18, no. 8, pp. 1130-1144, Sept. 2010.
- [5] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, "Unscented filtering and nonlinear estimation," in *Proc. IEEE*, 92(S), pp. 401-422, Mar. 2004.
- [6] V. Shin, Y. Lee, and T. Choi, "Generalized Millman's formula and its application for estimation problems," *Signal Processing*, vol. 86, pp. 257-266, Feb. 2006.
- [7] Y. Bar-Shalom and L. Campo, "The effective of the common process noise on the two-sensor fused-track covariance," *IEEE Trans. AES*, vol. 22, pp. 803-805, Nov. 1986.
- [8] A. Gelb, *Applied optimal estimation*, MIT Press, 1974.
- [9] X. R. Li and V. P. Jilkov, "Survey of maneuvering target tracking. part I: Dynamic models," *IEEE Trans. AES*, vol. 39, no.4, Oct. 2003.

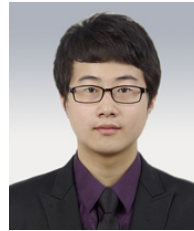
- [10] S. Lee, E. Kim, H. Jung, G. Kim, K. Kim, "Experimental research on radar and ESM measurement fusion technique using probabilistic data association for cooperative target tracking," *J-KICS*, vol. 37C, no. 6, pp. 355-364, May, 2012.

정 효 영 (Hyoyoung Jung)



2006년 2월 : 인하대학교 전자공학과 졸업
 2006년 3월~현재 : 광주과학기술원 정보통신공학과 석박통합과정
 <관심분야> 무선통신, 정보이론

변 재 욱 (Jaekuk Byun)



2012년 2월 : 울산대학교 전기공학부 졸업
 2012년 3월~현재 : 광주과학기술원 정보통신공학과 석사과정
 <관심분야> 무선 통신, 추정이론

이 새 움 (Saewoom Lee)



2005년 2월 : 성균관대학교 정보통신공학과 졸업
 2007년 2월 : 광주과학기술원 정보통신공학과 석사
 2007년 3월~현재 : 광주과학기술원 정보통신공학과 박사과정

<관심분야> 무선 통신, 정보 보안

김기성 (Gi-Sung Kim)



1996년 2월 : 부산대학교 전자
공학과 졸업
1998년 2월 : 부산대학교 전자
공학과 석사
1998년 3월~현재 : 국방과학연
구소
<관심분야> 정보융합, 체계설계

김기선 (Kiseon Kim)



1978년 2월 : 서울대학교 전자 공
학과 졸업
1980년 2월 : 서울대학교 전자 공
학과 석사
1987년 2월 : University of Sout
hern California 박사
1995년 3월~현재 : 광주과학기술
원 정보통신공학과 교수