

협동 표적 추적을 위한 확률적 데이터 연관 기반 레이더 및 ESM 센서 측정치 융합 기법의 실험적 연구

정회원 이 새 움*, 김 은 찬**, 준회원 정 효 영*, 정회원 김 기 성***, 김 기 선*

Experimental Research on Radar and ESM Measurement Fusion Technique Using Probabilistic Data Association for Cooperative Target Tracking

Saewoom Lee*, Eunchan Kim** *Regular Members*, Hyoyoung Jung* *Associate Member*,
Gi Sung Kim***, Kiseon Kim*^o *Regular Members*

요 약

협동교전능력을 위한 표적정보 수집, 실시간 정보융합, 공동 상황인식 기능 구현을 위하여 표적 처리기법 연구는 중요하다. 이러한 표적 처리 연구 중, 표적의 추적의 문제는 센서로부터 얻어진 측정값을 사용하여 표적의 상태를 예측하는 것으로부터 시작한다. 그러나 상태 예측에 사용되는 센서의 측정값들은 불확실성을 갖고 있기 때문에 측정된 정보에 어느 정도의 신뢰성을 부여할 수 있느냐가 중요한 문제가 된다. 따라서 이를 위해 다중 센서를 이용한 기법이 요구되고, 보편적으로 사용되는 확률적 데이터연관 기법으로부터 다중 센서를 이용한 표적 추적을 위해서는 이중 센서로부터 제공된 측정값들을 처리하기 위한 정보융합 기법이 필요하다. 본 논문에서는 레이더 및 ESM 센서에서 측정된 측정값 정보융합을 통하여 확률데이터연관 필터를 이용한 표적의 트랙 추정 성능을 향상시키기 위한 방법을 구체적으로 분석하여 정보를 결합하기 위한 새로운 실시간측정값 융합 기법을 제안하고 확률데이터연관을 통해 추적할 표적의 트랙을 추정하는 방법을 분석하였다. 모의실험을 통해 제안된 기법들이 선형 혹은 회전 운동하는 모델들에 대해 향상된 추정 결과를 보여준다.

Key Words : 정보융합, 확률데이터연관, 레이더, ESM, 측정치 융합, 표적 추적

ABSTRACT

Target processing mechanisms are necessary to collect target information, real-time data fusion, and tactical environment recognition for cooperative engagement ability. Among these mechanisms, the target tracking starts from predicting state of speed, acceleration, and location by using sensors' measurements. However, it can be a problem to give the reliability because the measurements have a certain uncertainty. Thus, a technique which uses multiple sensors is needed to detect the target and increase the reliability. Also, data fusion technique is necessary to process the data which is provided from heterogeneous sensors for target tracking. In this paper, a target tracking algorithm is proposed based on probabilistic data association(PDA) by fusing radar and ESM sensor measurements. The radar sensor's azimuth and range measurements and the ESM sensor's bearing-only

※ 본 연구는 국방과학연구소 기초연구과제사업 (ADD080601)의 지원으로 수행되었습니다.

* 광주과학기술원 정보통신공학과 센서 통신 연구실(sprout2; rain; kskim@gist.ac.kr), (° : 교신저자)

** 국가보안기술연구소 (to.eckim@gmail.com), *** 국방과학연구소 함정전투체계 개발팀 (gskim72@hanmail.net)

논문번호 : KICS2011-11-539, 접수일자 : 2011년 11월 21일, 최종논문접수일자 : 2012년 4월 30일

measurement are associated by the measurement fusion method. After gating associated measurements, state estimation of the target is performed by PDA filter. The simulation results show that the proposed algorithm provides improved estimation under linear and circular target motions.

I. 서 론

미래의 전쟁은 전 방위 전장 감시를 비롯하여 다양한 정보의 수집, 실시간 분석, 처리, 전파 능력을 바탕으로 적의 지휘통제체계를 무력화시키기 위한 각종 전자전 장비와, 초정밀 유도무기에 의한 정밀 타격의 사용이 보편화 될 것으로 예상된다. 기술적인 측면에서 전자 광학장비 및 다기능 고성능 레이더 등의 첨단 기술을 활용한 초정밀 유도, 장거리 비행, 저 저항 형상 및 스텔스 기능 등의 성능을 지닌 장거리 초정밀 유도무기가 출현할 것이며, 영상 센서와 고해상 영상 신호처리 기술의 발전으로 획기적인 감시, 정찰 및 정보체계가 가능하며, 실시간 전장관리 지휘통제 체계의 구축 운용이 전망된다. 따라서, 협동교전능력을 위한 표적정보 수집, 실시간 정보융합, 전술상황 편집 및 공동상황인식 기능 구현을 위하여 표적 처리기법 연구에 대한 필요성이 요구된다.

표적의 추적과 탐색의 문제는 센서로부터 얻어진 측정값을 사용하여 표적의 속도, 가속도, 위치 등의 상태를 예측하는 것으로부터 시작한다. 상태 예측에 사용되는 센서의 측정값들은 불확실성을 갖고 있기 때문에 측정된 정보에 어느 정도의 신뢰성을 부여할 수 있느냐가 중요한 문제가 된다. 이러한 측정값들의 신뢰성을 확인하기 위해 표적의 이전 상태에서 예측된 다음 상태의 값으로부터 유효화 영역을 설정하고 이 영역에 해당하는 측정값들을 이용하여 표적의 상태를 예측하는 확률데이터연관(probabilistic data association)에 대하여 연구되어지고 있다^{1,2,4)}.

확률데이터연관 기법은 단일 표적의 추정에 연관된 각각의 유효 측정값들에 대한 결합 확률(association probability)을 계산한다. 계산된 확률은 확률데이터연관 필터에서 표적의 상태를 추정하기 위해 사용되며 표적의 상태 및 측정 방정식이 선형일 경우 표준 칼만 필터가 사용되며 비선형일 경우 확장된 칼만 필터가 이용된다²⁾. 확률데이터연관에서 사용되는 측정값은 단일 또는 동종 센서로부터 제공되는 정보로 측정값의 속성이 동일하다. 즉, 레이더 센서를 이용한 표적의 상태 추정 또는 ESM 센서를 이용한 표적 추적의 예를 들 수 있다.

실시간 전장 감시, 정찰 및 정보체계를 위한 센서로

서, 레이더 및 ESM 센서 등은 각각 성능 향상과 더불어 탐색 및 추적의 대상이 되는 표적의 성능도 많이 발전하여왔다³⁾. 이와 더불어 표적의 경우 탐지 및 식별이 어렵도록 스텔스 기능이나 고도의 전술 기동이 가능하도록 연구되고 발전되어 왔다⁵⁾. 이렇게 전술적으로 고도화된 표적의 탐지 및 식별의 신뢰도 향상을 위해서, 단일 센서 기반의 정보처리 기법을 다중 센서를 이용한 기법으로 고도화하는 개발이 요구되며, 특히 확률데이터연관 기법으로부터 다중 센서를 이용한 표적 추적을 위해서는 이중 센서로부터 제공된 측정값들을 처리하기 위한 정보융합 기법이 필요하다. 본 논문에서는 다중센서를 이용한 실시간 데이터 융합의 예로서 레이더 및 ESM 센서를 융합하는 시나리오에 대해, 표적이 선형 및 회전 운동을 하는 경우에 있어서, 레이더 측정치와 ESM 측정치를 결합하는 확률데이터연관 기반 측정치 융합 기법을 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 측정치 융합을 위한 모의 표적의 운동을 모델링하고, 확률데이터연관을 이용한 표적의 상태를 추정한다. 또한, 정보융합 과정의 레벨에 따른 융합기법의 구성을 설명하고, 마지막으로 제안한 측정치 융합 기법에 대해 언급한다. 3장에서는 모의 표적에 대한 시뮬레이션 환경과 결과를 분석하여 4장에서 결론을 맺는다.

II. 본 론

이 장에서는 측정치 융합을 위한 비 전술 기동의 2차원 운동을 하는 모의 표적 모델을 모델링하고, 데이터 연관 기법들을 비교하며, 확률데이터연관에서 유효화 과정과 상태 추정을 통해 표적의 추정된 좌표를 구하는 과정을 도식적으로 설명한다. 또한, 확률데이터연관을 다중 센서 정보융합 프레임워크 모델에 적용할 경우 각 레벨에 해당되는 알고리즘 블록에 대해서 설명하고, 마지막으로 레이더 측정치와 ESM 측정치의 결합을 위한 측정치 융합 기법을 제안한다.

2.1. 모의 표적

2.1.1 모의 표적 모델링

표적 추적의 가장 중요한 목적은 움직이는 또는 움직일 수 있는 대상인 표적의 상태 궤도를 추정하는 일

이다. 비록 표적은 공간상에서 절대적으로 한 점이 아니지만 표적의 방위에 관한 정보는 추적에 매우 유용하며 특히 표적 동적 모델들에 있어서 표적은 추적에서 형태에 무관하게 한 점으로 간주 된다. 표적의 동적/운동 모델은 시간에 대한 표적의 상태 변화를 묘사한다. 대부분의 전술 표적 추적 방법들은 모델 기반이며 표적 운동 및 관측치 들은 몇 가지 알려진 수학적 모델들로 충분히 정확하게 표현되어 질 수 있다.

측정치 융합을 위한 모의 표적 모델은 비 전술 기동의 2차원 운동을 하는 표적으로 등속, 등가속도 운동을 하는 모델을 사용한다⁶⁾. 이러한 모의 표적은 동적 모델을 이용하여 모델링한다. 모의 표적의 상태 벡터 $x(k)$ 와 측정 벡터 $z(k)$ 는 수식 (1)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \overrightarrow{x(k+1)} &= \overrightarrow{Fx(k)} + \overrightarrow{Gv(k)} \\ z(k) &= \overrightarrow{Hx(k)} + w(k) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, F 는 상태 천이 행렬, G 는 공정잡음의 이득 행렬, v 는 정규 분포 잡음이고, H 는 측정행렬, w 는 측정 잡음으로 정규 분포를 갖으며 공분산 행렬 Q 와 R 을 알고 있다고 가정한다.

한편, 등속, 등가속도 모델에 대한 상태천이 행렬, 공정잡음의 이득 행렬은 상태 벡터로부터 수식 (2)와 같이 주어진다. 그리고 표적의 상태 는 수식 (3)과 같이 주어진다.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\overrightarrow{x(k)} = \begin{bmatrix} r \\ \dot{r} \\ \theta \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서 r 은 거리, \dot{r} 은 거리의 변화량(속도), θ 는 방위각, $\dot{\theta}$ 는 방위각의 변화량(각속도)이며 T 는 샘플링 간격이다.

마지막으로 레이더 및 ESM 센서의 측정 벡터 $z_R(k)$ 와 $z_E(k)$ 는 수식 (4)와 같다. 2차원 레이더의 측정 벡터는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \overrightarrow{z_R(k)} &= H_R \overrightarrow{x(k)} + w_R(k), & H_R &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ \overrightarrow{z_E(k)} &= H_E \overrightarrow{x(k)} + w_E(k), & H_E &= [0 \ 0 \ 1 \ 0] \end{aligned} \quad (4)$$

2.1.2 모의 표적의 운동

상태 벡터를 이용하여 2차원 선형 및 회전 운동 모델의 운동을 보여준다. 선형 운동 모델의 초기 값과 상태 천이 행렬은 수식 (5)에, 회전 운동 모델의 초기 값 및 상태 천이 행렬은 수식 (6)에 주어지고, 운동 모델에 따른 트랙의 움직임을 그림 1에서 보여준다.

$$\overrightarrow{x(0)} = \begin{bmatrix} 100 \\ -1 \\ 45 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad T = 1 \quad (5)$$

$$\overrightarrow{x(0)} = \begin{bmatrix} 100 \\ -1 \\ 45 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad T = 1 \quad (6)$$

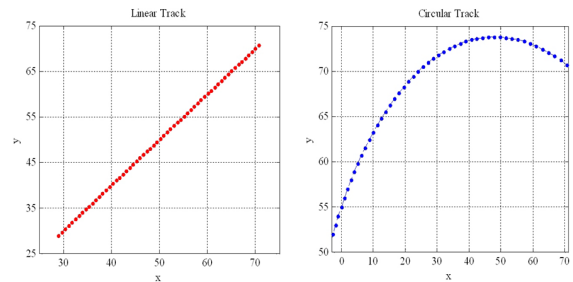


그림 1. 선형, 회전 운동 표적의 트랙
Fig. 1. Track of linear and circular motion target

2.2. 데이터 연관 기법들의 비교

확률 데이터 연관 기법은 클러스터 환경에서 표적의 트랙 생성을 위한 잘 알려진 알고리즘이다. 하지만, 확률 데이터 연관 기법 이외의 다양한 데이터 연관 기법들이 존재한다. 본 절에서는 몇 가지 데이터 연관 기법과 확률 데이터 연관 기법을 비교한다.

NNF (Nearest Neighbor Filter) 기법은 표적 트랙의 갱신을 위해 예측된 측정치와 가장 가까운 측정치를 이용하는 기법으로 간단한 계산방법으로 다양하게 이용되고 있다. 하지만, 상대적으로 우월한 측정치들이 자주 발생하는 환경에서 매우 낮은 성능을 제공하고 전술 표적이나 허보 비율(False alarm ratio)이 증가될 경우 트랙 생성에 실패할 확률이 증가한다. 한편, SNF (Strongest Neighbor Filter) 기법은 유효한 측정치들 중에서 가장 신호의 세기가 강한 것을 트랙의 갱신에 이용하는 기법으로 계산방법이 간단하여 이 기

법 또한 다양하게 이용되고 있다. 하지만, NNF 기법과 마찬가지로 상대적으로 우월한 측정치들이 자주 발생하는 환경에서 매우 낮은 성능을 제공하고 전술 표적이나 허보 비율이 증가될 경우 트랙 생성에 실패할 수 있다. 이와 달리 MHT (Multiple Hypothesis Tracking) 기법은 측정치 연관 접근 방법으로 측정치들의 순열이 주어졌을 때 표적의 우도비 (Likelihood ratio)를 평가하는 기법이다. 이 기법은 다중 표적 환경에서 다른 알고리즘 보다 우월하게 동작한다. 하지만, 표적 또는 허보 반환 밀도가 높아지면 계산 량이 급격히 증가하여 성능이 저하된다. 한편, 확률 데이터 연관 기법은 표적 연관 접근 방법을 사용하고 클러스터가 생성된 환경에서 단일 표적 추적에 주로 사용된다. 그리고 유효한 측정치 모두에 다른 확률을 사용하기 때문에 분류된 트랙 초기화 모듈이 필요하다. 한편 확률 데이터 연관 기법은 단일 표적 추적에 이용되기 때문에 다중 표적에 적용하기 위해서는 확장을 해야 한다^{7,9)}.

일반적으로 확률 데이터 연관 기법과 MHT 기법이 SNF기법과 NNF기법에 비해 좋은 성능을 보여준다. 하지만, MHT 기법의 경우 표적의 수가 증가함에 따라 복잡도가 지수적으로 증가하는 문제를 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 확률 데이터 연관 기법을 기반으로 융합 기법 개발을 하고자 한다.

2.3. 확률데이터연관의 도식적 해석

그림 2는 확률데이터연관에서 유효화 과정과 상태 추정을 통해 표적의 추정된 좌표를 구하는 과정을 보여준다. 2차원 공간상에서 단일 센서에서 제공되는 표적에 대한 측정치는 $z_A(k) = [r_A, \theta_A]^T$ 로 주

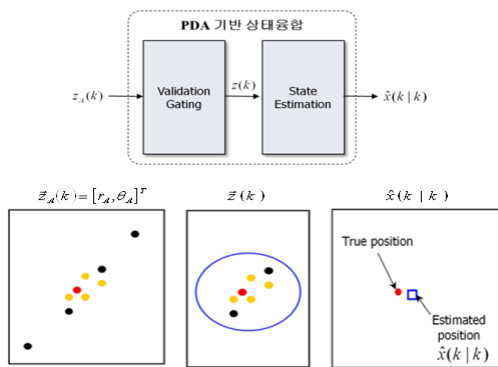


그림 2. 확률데이터연관을 이용한 표적의 상태 추정
Fig. 2. State estimation of track probabilistic data association

어지며 r_A 는 거리 정보 θ_A 는 방위각 정보로 쌍으

로 제공되고 $\vec{z}(k)$ 는 유효화된 측정치들로 그림 2에서 파란색원은 유효화영역의 크기를 보여준다. 유효화된 측정치 중에서 붉은색으로 표시된 점은 확률 데이터 연관의 가정에서와 같이 표적과 연관된 측정치이다. 최종적으로 상태 추정을 통해 표적의 추정된 위치를 제공한다. 실제 위치와 추정된 위치로부터 확률 데이터 연관의 오차를 구할 수 있다¹⁰⁾.

2.4. 정보융합 알고리즘 블록도

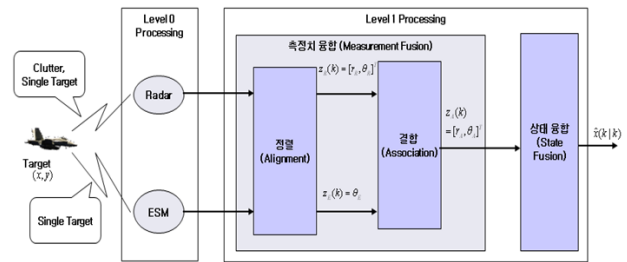


그림 3. 정보융합 과정의 레벨에 따른 융합기법의 구성
Fig. 3. Organization of fusion technique under data fusion level

그림 3은 다중 센서를 이용한 확률데이터연관을 다중 센서 정보융합 프레임워크 모델에 적용할 경우 각 레벨에 해당되는 알고리즘의 블록들에 관한 내용이다. 프레임워크의 레벨에 따라 구성할 경우 그림 3과^{8,11)} 같은 결과를 얻을 수 있다. 프레임워크 모델의 소스는 레이더와 ESM 센서가 된다. 레벨0 과정은 레이더와 ESM 센서의 전처리 과정으로 이번 연구에서는 전처리과정은 수행되었다고 가정한다. 레벨1 과정은 크게 두 가지로 구분된다. 첫 번째가 측정치 융합 과정이며 두 번째는 상태융합 과정이다. 측정치 융합은 다시 정렬과 결합으로 나뉜다. 정렬은 각각의 센서 정보들을 극좌표 형태로 변환하는 과정이며 결합 과정은 두 가지 센서의 정보를 연관시켜 결합된 측정치를 생성하는 과정이다. 상태융합 과정은 결합된 측정치로부터 최종적으로 표적의 트랙을 추정하게 된다.

확률데이터연관에서 다중 센서로부터의 측정치를 결합하기 위한 측정치 융합 부분을 포함 시켰다. 그림 4는⁶⁾ 확률 데이터 연관에 측정치 융합을 결합한 블록을 보여준다. 이중 센서로부터 제공된 측정치 $z_{i-Radar}(k)$ 와 $z_{i-ESM}(k)$ 을 융합하여 $z_{i-Fusion}(k)$ 을 생성한다. 다음 블록도의 회색으로 된 부분이 측정치 융합 과정이 포함되어 수정된 부분이다.

2.5. 측정치 융합 기법

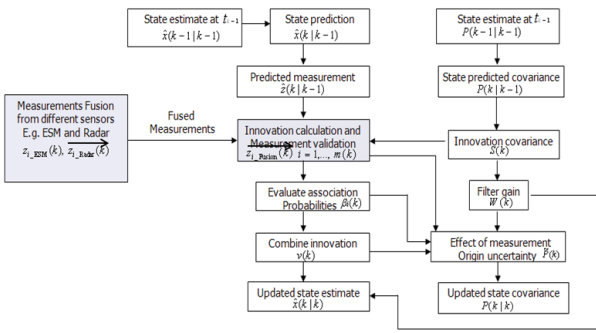


그림 4. 측정치 융합 및 상태 추정 결합 블록도
Fig. 4. Block diagram of measurement fusion and state estimation

2.5.1. 측정치 융합 기법1

정보융합 알고리즘 블록에서 측정치 융합은 레이더 측정치와 ESM 측정치를 결합하는 과정이다. 측정치 융합기법의 상세 이전에 측정치 융합이 상태 추정 블록과 분리되는 경우에 대해 고찰할 필요가 있다. 일반적으로 상태 추정과정에 이중 센서 정보를 결합하는 과정이 포함될 경우 센서의 종류 변화와 더불어 제공되는 정보가 바뀌는 경우 상태 추정 알고리즘 자체를 수정해야 되는 경우가 발생한다. 또한 센서의 수가 늘어나는 경우 알고리즘 자체가 복잡해질 가능성이 크다. 그러나 위에서 제시한 구조와 같이 측정치 융합 부분이 상태 추정과 분리되는 경우 센서의 종류 수 등에 상관없이 상태 추정에 필요한 융합된 측정치만 제공하면 표적의 트랙을 생성할 수 있기 때문에 확장성 측면에서 효율적이다.

측정치 융합을 위해 먼저 레이더와 ESM 센서에서 제공되는 표적에 연관된 방위각 정보는 비슷한 신뢰도를 가지고, ESM 센서는 표적에 연관된 하나의 측정치를 제공한다고 가정한다. 실제의 경우 ESM 센서에서 여러 개의 측정치를 제공 받을 수 있으나 본 알고리즘에서는 하나의 측정치를 제공한다고 가정한다. 단일 표적의 경우 ESM 센서가 실제 표적과 연관된 자료만 제공하고 표적이 하나이기 때문에 가정에 큰 오류가 없을 수 있으나 향후 다중 표적의 경우 이 부분에 대한 확장한 알고리즘을 제공할 예정이다. 예를 들어 하나의 표적에 연관된 다양한 측정치가 있을 경우 가장 간단한 방법으로 측정치 간의 편차가 적은 경우 평균을 취하는 방법이 있으며, 최대값, 최소값 및 평균값들의 차이가 큰 경우 절사 평균(Trimmed Mean)을 이용할

수 있다.

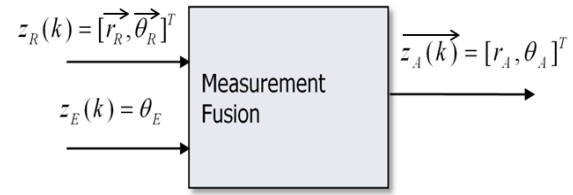


그림 5. 측정값 융합 블록
Fig. 5. Measurement fusion block

그림 5는 이러한 측정치 융합 블록을 보여준다. 그림 5에서 $z_R(k) = [z_R, \theta_R]^T$ 는 레이더 측정값을 나타내며 거리 및 방위각 측정값들은 각각 다음과 같이 $r_R = [r_1, r_2, \dots, r_n]^T$ 및 $\theta_R = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]^T$ 으로 주어진다. ESM 측정값은 $z_E(k) = [\theta_E]$ 이며 ESM 센서는 방위에 대한 하나의 측정값을 제공한다고 가정한다. $z_A(k) = [r_A, \theta_A]^T$ 는 결합된 측정값이다.

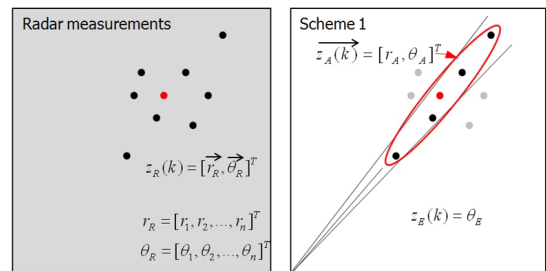


그림 6. 레이더 측정치와 측정치 융합 기법 1 도식화
Fig. 6. Radar measurements fusion scheme 1

측정치 융합에서 ESM 센서 정보는 방위각 정보만 제공되기 때문에 2차원 공간에서 점으로 표현할 수 없다. 따라서 ESM 센서 정보는 θ_E 을 기준으로 오프셋의 범위로 지정할 수 있다. 그림 6은 레이더 측정치들을 도식화하고 레이더 측정치들로부터 ESM 측정치 $\theta_E \pm \alpha$ 값을 이용 유효화 하는 과정을 보여준다. 레이더 측정치에서 붉은 점은 표적에 연관된 측정치를 나타낸다. $m_R(k)$ 개의 레이더 측정치들의 셋을 가지고 극좌표 형태로 그림 6과 같이 도식화 된다. 그리고, $\theta_E \pm \alpha$ 범위 밖의 방위각을 갖는 레이더 측정치들의 셋은 버리고 범위 안의 값들만을 취하는 과정이다. 그림에서 붉은색 타원 안의 측정치들이 융합된 측정치가 된다.

그림 7은 표적 트랙 생성 시 누적된 측정치(회색 점), 누적된 유효화 된 측정치(붉은색 점), 마지막 시간에서 클러스터(노란색 점), 마지막 시간의 융합된

측정치(핑크색 점), 그리고 마지막 시간에서의 유효

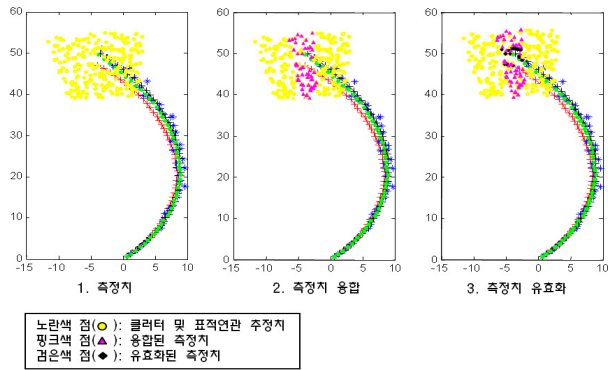


그림 7. 측정치 융합 기법 1의 유효화 과정
Fig. 7. Validation process of measurements fusion scheme 1

화 된 측정치(검은색 점)를 보여준다. 그림에서와 같이 매 시간별로 클러스터와 표적 연관 측정치들로부터 융합된 측정치를 생성하고 생성된 측정치의 유효화 과정을 통해 유효화 된 측정치를 만들고 최종적으로 이 측정치로부터 표적의 트랙을 추정 갱신하는 과정을 볼 수 있다.

2.5.2. 측정치 융합 기법2

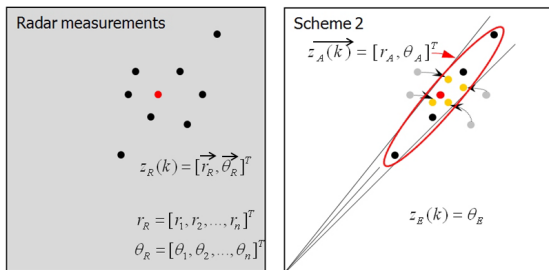


그림 8. 레이더 측정치와 측정치 융합 기법 2 도식화
Fig. 8. Radar measurements fusion scheme 2

측정치 융합 기법 2는 측정치 융합 기법 1과 기본 가정은 동일하다. 측정치 융합 기법 2에서는 $\theta_E \pm \alpha$ 이상의 값을 갖는 레이더 정보 셋들을 제외시키는 것이 아니라 이상이 되는 레이더 셋의 방위각을 θ_E 로 대체시키는 방법을 사용한다. 그림 8은 측정치 융합 기법 2를 도식화 한 것이다. 그림에서 회색의 점으로 표시되는 셋들은 $\theta_E \pm \alpha$ 의 범위를 밖의 값들로 이들 셋의 θ_R 을 θ_E 로 대체시킨다. 노란색으로 표시된 점들은 ESM 센서의 방위각으로 대체된 측정치 셋들을 보여준다. 측정치 융합 기법 2는 측정치 융합 기법 1과 달리 융합 과정 후의 측정치 수가 융합 과정 전의 측정치와 동일하다. 측정치 1의 경우 범위 밖은 측정치는 버리기 때문에 범위 밖의 셋이 존재하는 경우 융합된 후의 측정치

수가 줄어들게 된다.

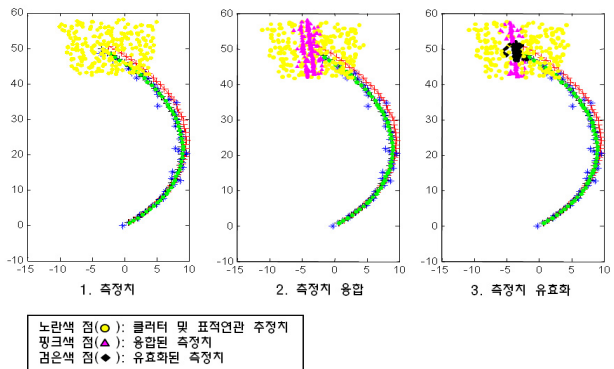


그림 9. 측정치 융합 기법 2의 유효화 과정
Fig. 9. Validation process of measurements fusion scheme 2

측정치 융합 기법 1에서와 같이 그림 9는 측정치 융합 기법 2의 유효화 과정을 보여준다.

한편, 본 논문은 참고문헌 10번의 논문의 내용에서 측정치 융합 기법을 추가하고 실험 환경 등을 확장하였다. 참고문헌 10번의 논문은 측정치 융합 기법 2를 이용하여 곡선 운동을 하는 모델을 바탕으로 두 센서의 분산 값이 같을 경우에 해당하는 모의실험 결과만을 보여주고 있다. 하지만, 본 논문에서는 측정치 융합 기법에 대해 두 가지 방안을 제안하여 직선 및 곡선 운동을 하는 모델에 레이더 및 ESM 센서의 분산 값 변화에 따른 모의실험 결과를 보여주고 있다.

III. 실험

모의 실험을 통해 레이더와 ESM 센서의 잡음 분산에 따른 측정치 융합 기법들의 평균 제곱근 편차(Root mean square error, RMSE)를 측정하고자 한다. 이를 위해 모의 표적 모델의 가장 단순한 형태인 2차원 선형 운동 모델과 회전 운동 모델에 대해서 클러스터 환경에서 백색 정규 잡음 분포를 갖는 센서 측정치들을 이용하여 표적의 트랙을 생성하는 모의실험을 Matlab 소프트웨어를 통해서 시행한다. 레이더와 ESM 센서 각각의 측정치 잡음 분산값에 따라서 실제표적의 트랙과 확률 데이터 연관 기반의 정보융합 기법들에 의해 추정된 표적의 트랙이 만족할 만한 수준으로 일치되는지를 평가한다. 표적을 탐지하는 검파확률 (Detection probability) $P_D = 1$, 측정치들을 사용하기 위한 유효화 영역의 크기를 설정하는 게이트 확률 $P_G = 0.99$ 로 가정하고 상태 천이 행렬, 측정행렬은

각각 $F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, $H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ 로 주어진다. 한

편, 각 센서의 신뢰도라 할 수 있는 측정치 잡음의 분산의 값에 따라 레이더의 신뢰도가 높은 경우, ESM의 신뢰도가 높은 경우, 두 센서의 신뢰도가 같은 경우로 구분하여 기법과 운동 모델에 따른 네 가지 경우의 RMSE값을 측정하여 PDA 사용에 따른 성능을 비교한다.

3.1. 선형 운동 모델에 대한 정보융합 기법 1

그림 10은 선형 운동 모델에 대한 정보융합 기법 1의 모의실험에 관한 내용이다. 레이더와 ESM 센서 각각의 측정치잡음의 분산이 1로 같은 경우에는 두 센서의 측정치 잡음이 비슷한 경우 융합을 통한 PDA가 레이더 센서만 이용한 경우보다 좋은 성능을 제공한다. 레이더 센서의 측정치잡음 분산이 더 큰 경우에는 레이더의 측정치 잡음이 커짐에 따라 전체적인 RMSE가 증가함을 볼 수 있다. 그리고, ESM 센서의 측정치잡음 분산이 더 큰 경우에는 융합된 결과의 RMSE가 처음의 예보다 약간 증가하나 융합을 통한 PDA의 성능이 여전히 좋음을 볼 수 있다.

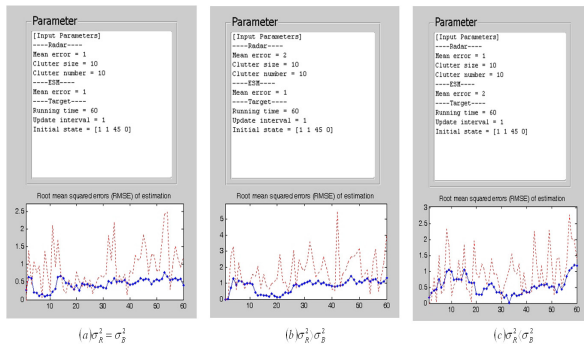


그림 10. 레이더와 ESM의 잡음 분산에 따른 기법 1의 RMSE(선형 모델)
Fig. 10. RMSE of scheme 1 under the variance of radar and ESM(Linear model)

3.2. 선형 운동 모델에 대한 정보융합 기법 2

그림 11은 같은 환경에서 정보융합 기법2의 선형 운동 모델에 대한 모의실험 결과이다. 레이더와 ESM 센서 각각의 측정치잡음의 분산이 1로 같은 경우에는 다중 센서 정보융합을 통하여 얻어진 표적의 트랙에 대한 오차가 레이더 센서만을 이용한 확률 데이터 연관된 결과 보다 좋은 성능을 제공할 수 있다. 기법1에서의 예와 비슷한 결과를 얻는다. 레이더 센서의 측정치잡음 분산이 더 큰 경우에는 앞의 예와 달리 레이더 측정치 잡음의 분산

이 커짐에 따라 전체적인 RMSE가 증가됨을 볼 수 있다. 그러나 레이더 센서만을 이용한 확률 데이터 연관 보다 RMSE의 상승 폭이 적으며 상대적으로 높은 성능을 제공할 수 있다. 그리고, ESM 센서의 측정치잡음 분산이 더 큰 경우에는 ESM 센서의 측정치 잡음의 분산이 커짐에 따라서 정보융합 기법2의 RMSE가 증가함을 볼 수 있다. 그러나 레이더 센서만을 이용한 확률데이터 연관보다 여전히 향상된 성능을 제공할 수 있다.

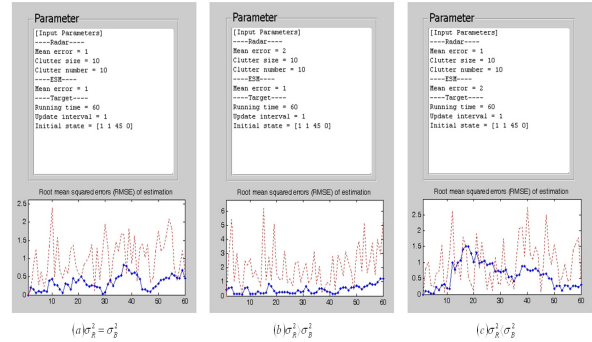


그림 11. 레이더와 ESM의 잡음 분산에 따른 기법 2의 RMSE(선형 모델)
Fig. 11. RMSE of scheme 2 under the variance of radar and ESM(Linear model)

모의실험 결과로부터 ESM 센서의 측정치가 상대적으로 레이더 보다 훨씬 큰 오차를 가지고 있을 경우 정보융합의 성능 저하가 심해지고 어떤 경우에는 레이더 센서만 이용한 확률 데이터 연관 보다 낮은 성능을 제공할 수도 있다. 그러나 이러한 문제는 처음 가정과 연관된 부분으로 실제 ESM 센서의 성능이 레이더와 큰 차이가 있는 경우 다중센서 정보융합 자체의 의미가 모호해지게 된다. 따라서 융합의 과정에서 적절한 센서의 선정이 중요하게 됨을 볼 수 있다

3.3. 회전 운동 모델에 대한 정보융합 기법 1

회전 운동을 하는 표적의 초기 값은 $x(0) = [100 \ -1 \ 45 \ 1]$ 이며 여기서 100은 원점에서 표적까지의 거리 -1은 거리의 변화량으로 -는 반대쪽 방향을 의미한다. 45는 x축에서 시계방향으로 켄 각이며 1은 각의 변화량을 나타낸다.

그림 12는 정보융합 기법 1의 회전 운동 모델에 대한 모의실험 결과이다. 레이더와 ESM 센서 각각의 측정치잡음의 분산이 1로 같은 경우에는 선형 운동의 결과와 유사하게 융합을 통해 트랙 추정의 성능이 향상된다. 레이더 센서의 측정치잡음 분산이 더 큰 경우에는 레이더 센서의 측정치 잡음 분산이

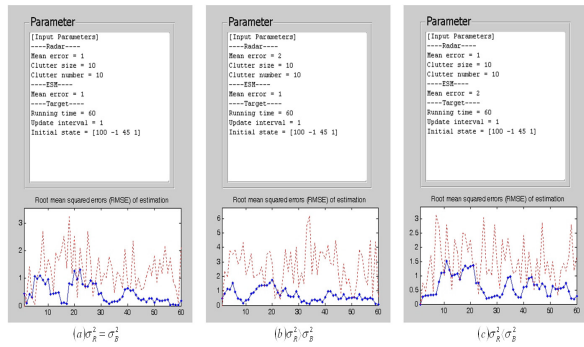


그림 12. 레이더와 ESM의 잡음 분산에 따른 기법 1의 RMSE(회전 모델)
 Fig. 12. RMSE of scheme 1 under the variance of radar and ESM(Circular model)

커짐에 따라 표적 추적의 RMSE가 증가한다. 그리고, ESM 센서의 측정치잡음 분산이 더 큰 경우에는 ESM 센서의 측정치 잡음의 분산이 커짐에 따라서 정보융합 기법2의 RMSE가 증가함을 볼 수 있다. 주기 10~20 사이의 구간에서 RMSE가 높음을 알 수 있는데 이는 다른 구간보다 곡률이 크기 때문이다.

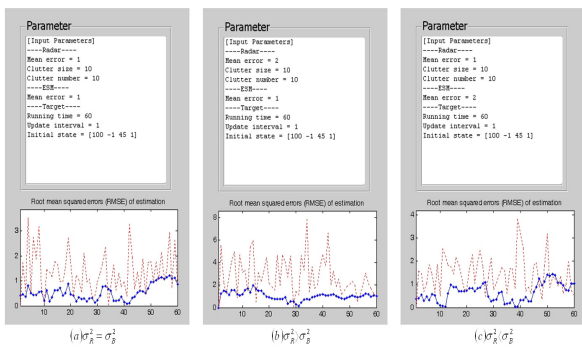


그림 13. 레이더와 ESM의 잡음 분산에 따른 기법 2의 RMSE(회전 모델)
 Fig. 13. RMSE of scheme 2 under the variance of radar and ESM(Circular model)

그림 13은 정보융합 기법 2의 회전 운동 모델에 대한 모의실험 결과이다. 레이더와 ESM 센서 각각의 측정치잡음의 분산이 같은 경우에는 융합을 통해 단일 센서를 이용한 확률 데이터 연관보다 성능이 향상됨을 볼 수 있다. 레이더 센서의 측정치잡음 분산이 더 큰 경우에는 표적 트랙 결과에서 표적 연관 측정치가 앞의 실험에서 보다 실제 트랙과 멀리 떨어져 있음을 볼 수 있다. 레이더 센서의 측정치 잡음 분산이 커짐에 따라 표적 추적의 RMSE가 증가한다. 그리고, ESM 센서의 측정치잡음 분산이 더 큰 경우에는 ESM 센서의 측정치 잡음의 분산이 커짐에 따라서 정보융합 기법2의 RMSE가 증가함

을 볼 수 있다.

IV. 결론

미래의 전쟁은 전 방위 전장 감시를 비롯하여 다양한 정보의 수집, 실시간 분석, 처리, 전파 능력을 바탕으로 적의 지휘통제체계를 무력화시키기 위한 각종 전자전 장비와, 초정밀 유도무기에 의한 정밀 타격의 사용이 보편화 될 것으로 예상된다. 그러나 현재의 상황은 전투체계 구성요소인 각종 수상/수중 탐지센서, Link-11, 위성 ISDL 등으로부터 수신한 표적정보를 처리하기 위한 단일 플랫폼 표적 정보 융합 알고리즘만이 개발되어 적용되고 있기 때문에 교전영역의 광대역화에 따른 복합 전장 환경 하에서 협동교전능력을 위한 표적정보 수집, 실시간 정보융합, 전술상황 편집 및 공동 상황인식 기능 구현을 위하여 전역 전술표적 처리기법 연구에 대한 필요성이 요구된다. 또한 디지털 전장기술과 관련된 핵심기술들이 군사용뿐 아니라 환경 자원 관리 및 다양한 민수 응용에서 무선 센서 네트워크라는 응용기술로 활용 될 것을 예상하며 이에 따른 핵심 기술의 확보가 중요하다.

본 논문에서는 레이더 및 ESM 센서의 측정값 정보융합을 통하여 확률데이터연관 필터를 이용한 표적의 트랙 추정 성능을 향상시키기 위한 방법에 관하여 논하였다. 이중 센서간의 정보를 결합하기 위해 $\theta_E \pm \alpha$ 범위 밖의 방위각을 갖는 레이더 측정치들의 셋은 버리고 범위 안의 값들만을 취하거나, $\theta_E \pm \alpha$ 이상의 값을 갖는 레이더 정보 셋들을 제외시키는 것이 아니라 이상이 되는 레이더 셋의 방위각을 θ_E 로 대체시키는 측정값 융합 기법들을 제안하고 확률데이터연관을 통해 표적의 트랙을 추정하였다. 모의실험을 통해 제안된 기법들이 선형 혹은 회전 운동하는 모델들에 대해 평균적으로 0.5에서 1 사이의 RMSE 값을 나타내고, 최대 2를 넘지 않아 단순히 확률데이터연관 기법만을 사용하는 것에 비해 향상된 추정 결과를 보여준다. 이러한 내용을 바탕으로 추후 레이더 및 ESM 센서 뿐 아니라 이기종의 다중 센서들을 이용하여 실시간으로 협동 표적을 추적할 수 있는 알고리즘에 대한 연구도 필요하다.

참고 문헌

[1] Y. Bar-Shalom, and E. Tse "Tracking in Cluttered Environment with Probabilistic Data Association," *Automatica*, vol 11. no. 5, pp. 451-460, 1975.

[2] A. Houles and Y. Bar-Shalom, "Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter", *IEEE Trans. AES*, vol. AES-25, no. 2, pp. 176-189, 1989.

[3] I. Leibowicz, P. Nicolas, and L. Ratton, "Radar/ESM Tracking of Constant Velocity Target: Comparison of Batch (MLE) and EKF Performance", *Proceedings of the 3rd International Conference on information fusion*, pp.TuC2/3-TuC2/8 Paris 2000.

[4] D. Gendron, K. Benameur, M. Farooq, "Track-to-track Fusion in a Heterogeneous Sensory Environment," *Int. Conf. on Information Fusion*, pp. 1-8, 2001.

[5] 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.

[6] T. Kirubarajan and Y. Bar-Shalom, "Probabilistic Data Association Techniques for Target Tracking in Clutter" *Proc. of the IEEE*, vol. 92, no. 3, pp. 536-557, Mar. 2004.

[7] Y. Bar-Shalom, T. Kirubarajan, and X. Lin "Probabilistic Data Association Techniques for Target Tracking with Applications to Sonar, Radar and EO Sensors," *IEEE Trans. A&E Systems Mag.*, vol. 20, no. 8, Aug. 2005.

[8] D. Smith and S. Singh, "Approaches to Multisensor Data Fusion in Target Tracking: A Survey," *IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering*, vol.18, no.12, pp.1696-1710, Dec. 2006.

[9] Y. Bar-Shalom, F. Daum, and J. Huang, "The probabilistic data association filter", *IEEE Control Systems Magazine*, pp.82-100, 2009.

[10] J. Park, S. Lee, E. Kim, K. Kim, and E. Kim, "Radar and ESM Data Fusion Using Probabilistic Data Association," *IEEK Summer Conf. 2010*, vol.33, no.1, pp.1169-1171, Jun. 2010

[11] L. A. Klein, "Sensor and data fusion: A tool

for information assessment and decision making," *SPIE Press*, 2004.

이 새 음 (Saewoom Lee)

정회원



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

<관심분야> 무선 통신, 정보 보안

김 은 찬 (Eunchan Kim)

정회원



1997년 2월 숭실대학교 정보통신공학과 졸업
1999년 2월 광주과학기술원 정보통신공학과 석사
2011년 2월 광주과학기술원 정보통신공학과 박사
2011년 3월~현재 국가보안연구소

<관심분야> 무선 통신, 위치 추적, 정보 보안

정 효 영 (Hyoyoung Jung)

준회원



2006년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업
2006년 3월~현재 광주과학기술원 정보통신공학과 석박통합과정

<관심분야> 무선통신, 정보이론

김기성 (Gi Sung Kim)

정회원



1996년 2월 부산대학교 전자
공학과 졸업

1998년 2월 부산대학교 전자
공학과 석사

1998년 3월~현재 국방과학연
구소

<관심분야> 정보융합, 체계설
계

김기선 (Kiseon Kim)

정회원



1978년 2월 서울대학교 전자
공학과 졸업

1980년 2월 서울대학교 전자
공학과 석사

1987년 2월 University of
Sout hern California 박사

1995년 3월~현재 광주과학기술
연구원 정보통신공학과 교수

<관심분야> 전자공학, 통신공학, 무선 통신