

## 2D와 3D 레이더를 이용한 정보융합 기법 연구

### Track-to-Track Information Fusion using 2D and 3D Radars

유 동 길, 송 택 렬\*, 김 다 솔  
(Dong-Gil Yoo<sup>1</sup>, Taek-Lyul Song<sup>1</sup>, and Da-Sol Kim<sup>2</sup>)

<sup>1</sup>Hanyang University

<sup>2</sup>LIG Nex1 Co., Ltd.

**Abstract:** This paper presents a track-to-track information fusion algorithm using tracks of 2D and 3D radars. Before track fusion, it is needed to match the dimension of the tracks, as the tracks generated by 2D and 3D radars have different dimensions. This paper suggests how the 2D tracks are converted to the 3D tracks for track fusion. Through simulation studies, we can verify that the performance of the proposed method.

**Keywords:** information fusion, 2d radar, 3d radar, track-to-track fusion

#### I. 서론

미래 전장 환경은 광역 전방위 전장감시를 통해 표적들의 정보를 수집[1]하고 분석하여 표적들의 위협도 분석 및 위협도가 높은 표적에 대한 정밀타격 등 빠르게 대응 전투 체계의 가동과 전자전 장비를 작동시키는 것이 강구되어야 한다. 여기서 단일 레이더로 표적을 탐지, 추적할 경우에는 탐색영역에 제한이 있고 표적이 위치한 곳의 환경에 의해 표적 탐지 확률이 낮아지거나 클러터[2]의 분포도, 클러터 제거를 위한 레이더 신호처리방식에 따라 탐지할 수 없는 표적이 생길 수 있다. 이러한 이유 때문에 현재 다수 레이더의 각 정보를 융합하여 더욱 더 정밀한 추적 결과를 내는 기법에 대한 연구가 활발히 진행 중이며 이러한 기법을 정보융합 기법이라 한다.

현재 연구된 정보융합 기법은 다수 레이더를 이용하여 정보를 융합하고 처리하는 과정에서 각 레이더가 퓨전센터로 전송하는 정보의 종류(레이더가 입수한 측정치 혹은 입수한 측정치를 이용하여 필터링을 한 로컬 트랙 정보)에 따른 기법과 각 레이더의 동기화 및 비동기화 상황에서의 정보융합 기법들처럼 각 레이더가 입수하는 정보의 차원이 동일할 경우에 대한 연구가 진행되어왔다. 하지만 실제 전장에서는 MCRC, 저고도 탐지레이더, 3D 국지 방공레이더 등의 차원이 서로 다른 레이더가 사용되고 있고, 이러한 차원이 다른 레이더의 정보 융합 기법은 실제 전장에서 광역 전방위 전장감시에 유용하게 사용되어 질 것으로 기대된다.

본 논문에서는 저고도 탐지 레이더 혹은 2차원 대공 탐지 레이더와 같이 레이더와 표적 사이의 거리와 방위각 정

보를 이용하여 추적을 수행하는 2D 레이더와 거리, 고각, 방위각 정보를 이용하여 3차원 상의 표적을 추적하는 3D 레이더에 의해 독자적으로 탐지되고 추적[3]된 로컬 트랙을 이용하여 트랙 연관[4] 기법을 통해 2D 트랙과 3D 트랙이 동일 표적을 추적 중인지 아닌지를 판단하고 동일 표적을 추적 중이라고 판단된 2D와 3D 트랙들에 한해서 2D 로컬 트랙 정보를 3D 정보로 변환하고, 변환된 로컬 트랙 정보와 기존의 3D 로컬 트랙 정보를 이용하여 정보융합을 하는 방법에 대해 소개한다. 정보융합 기법으로는 분산식 정보융합 기법인 Convex Combination[4] 기법을 소개하고 간단한 프로그램 시뮬레이션을 통해 이 기법의 성능을 분석해 보았다.

#### II. 2D와 3D 레이더의 표적 추적 알고리즘

3D 레이더가 수집할 수 있는 측정치를 표적과 레이더 사이의 거리( $r$ ), 고각( $\theta$ ), 방위각( $\psi$ )이라고 하고 2D 레이더는 세 개의 측정치 중  $r$ ,  $\psi$ 만 측정 가능하다고 할 때 각 레이더는 수집한 측정치를 직교좌표 성분으로 변환[5]한 후 Kalman Filter [6]를 수행하여 표적을 추적한다. 2D 레이더의 경우 표적의 거리와 방위각 정보만을 이용하여 표적의

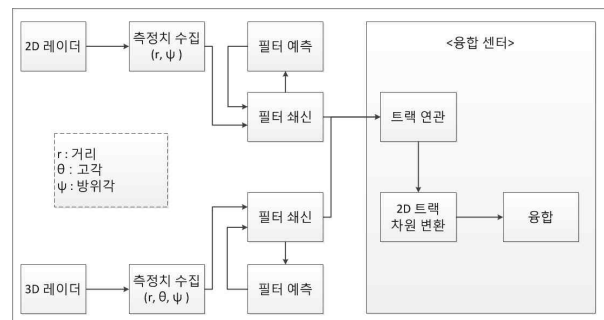


그림 1. 2D와 3D 트랙의 정보융합 알고리즘 흐름도.

Fig. 1. Flow Chart of information fusion using 2D and 3D tracks.

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2012. 5. 10., 수정: 2012. 8. 14., 채택확정: 2012. 8. 16.

유동길, 송택렬: 한양대학교 전자시스템공학과

(yoodaeman@naver.com/tsong@hanyang.ac.kr)

김다솔: LIG Nex1 S/W 연구센터 Project 4팀(dasol.kim@lignex1.com)

※ 본 논문은 LIG-넥스원에서 지원하여 연구하였음(과제번호:

2012-000-0000-0688, 계약번호: YD12-0405).

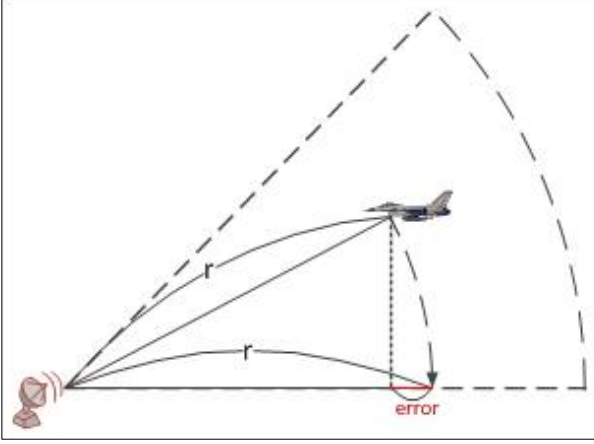


그림 2. 2D 레이더 추적 오차.

Fig. 2. Estimation error of 2D radar.

고도 성분을 제외한 수평거리의 성분을 추적하게 되는데 거리 성분은 고도의 성분이 포함된 것이기 때문에 표적과 레이더의 사이의 수평거리에 비해 고도가 굉장히 작을 경우 좋은 추정 성능을 내지만 그렇지 않을 경우엔 그림 2와 같은 위치적인 오차가 발생하게 되고, 위치 오차가 증가 할 수록 속도에 대한 오차도 증가하게 된다.

표적의 상태변수는 각 축으로 위치, 속도 항을 가진다고 할 때 각 차원에 대한 상태변수는 다음과 같이 표현한다.

$$\begin{aligned} X_{2D} &= [x_{2D} \ y_{2D} \ \dot{x}_{2D} \ \dot{y}_{2D}]^T \\ X_{3D} &= [x_{3D} \ y_{3D} \ z_{3D} \ \dot{x}_{3D} \ \dot{y}_{3D} \ \dot{z}_{3D}]^T \end{aligned} \quad (1)$$

추적 결과인 로컬 트랙의 추정 상태변수와 오차공분산은 각 레이더별로 다음과 같이 표기한다.

$$\begin{aligned} \hat{X}_{2D}, \hat{P}_{2D} &: 2D \text{ 트랙의 추정상태변수, 오차공분산} \\ \hat{X}_{3D}, \hat{P}_{3D} &: 3D \text{ 트랙의 추정상태변수, 오차공분산} \end{aligned}$$

각 트랙의 추정 오차 공분산은 추정 상태 변수를 이용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{P}_{2D} &= E[(X_{2D} - \hat{X}_{2D})(X_{2D} - \hat{X}_{2D})^T] \\ \hat{P}_{3D} &= E[(X_{3D} - \hat{X}_{3D})(X_{3D} - \hat{X}_{3D})^T] \end{aligned} \quad (2)$$

### III. 2D와 3D 트랙 데이터 연관

[4]에서 제안된 두 트랙간의 트랙 연관은 두 트랙이 동일한 성분을 가지는 경우 추정 상태변수와 오차공분산을 이용하여 두 트랙간의 확실적인 유사도를 구함으로써 그 유사도가 일정 문턱값 이하일 경우 동일 표적을 추적 중이라고 판단한다. 본 논문에서는 두 트랙의 성분이 서로 다르기 때문에 [4]에서 소개하는 트랙 연관을 위해서는 두 트랙의 성분 변환이 필요하다.

두 트랙이 가지는 정보의 공통 성분은 레이더와 표적 사이의 거리와 방위각이기 때문에 2D와 3D 트랙 모두 다음과 같이 추정 상태변수를 거리와 방위각, 거리 변화량, 방위각 변화량으로 변환 시킨다.

$$\hat{X}_{2D}^n = \begin{bmatrix} \hat{r}_{2D} \\ \hat{\psi}_{2D} \\ \hat{r}_{2D} \\ \hat{\psi}_{2D} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{\hat{x}_{2D}^2 + \hat{y}_{2D}^2} \\ \tan^{-1}\left(\frac{\hat{y}_{2D}}{\hat{x}_{2D}}\right) \\ \hat{x}_{2D}\hat{x}_{2D} + \hat{y}_{2D}\hat{y}_{2D} \\ \sqrt{\hat{x}_{2D}^2 + \hat{y}_{2D}^2} \\ \hat{x}_{2D}\hat{y}_{2D} - \hat{y}_{2D}\hat{x}_{2D} \\ \hat{x}_{2D}^2 + \hat{y}_{2D}^2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\hat{X}_{3D}^n = \begin{bmatrix} \hat{r}_{3D} \\ \hat{\psi}_{3D} \\ \hat{r}_{3D} \\ \hat{\psi}_{3D} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{\hat{x}_{3D}^2 + \hat{y}_{3D}^2 + \hat{z}_{3D}^2} \\ \tan^{-1}\left(\frac{\hat{y}_{3D}}{\hat{x}_{3D}}\right) \\ \hat{x}_{3D}\hat{x}_{3D} + \hat{y}_{3D}\hat{y}_{3D} + \hat{z}_{3D}\hat{z}_{3D} \\ \sqrt{\hat{x}_{3D}^2 + \hat{y}_{3D}^2 + \hat{z}_{3D}^2} \\ \hat{x}_{3D}\hat{y}_{3D} - \hat{y}_{3D}\hat{x}_{3D} \\ \hat{x}_{3D}^2 + \hat{y}_{3D}^2} \end{bmatrix} \quad (4)$$

또한 두 트랙간의 확실적 유사도를 구하기 위해서는 추정 오차 공분산의 변환도 필요하므로 다음과 같이 자코비안 성분을 각 트랙의 추정 오차공분산에 곱해줌으로써 계산한다.

$$\begin{aligned} X_{2D}^n &= [r_{2D} \ \psi_{2D} \ \dot{r}_{2D} \ \dot{\psi}_{2D}]^T \\ X_{2D} &= [x_{2D} \ y_{2D} \ \dot{x}_{2D} \ \dot{y}_{2D}]^T \\ X_{3D}^n &= [r_{3D} \ \psi_{3D} \ \dot{r}_{3D} \ \dot{\psi}_{3D}]^T \\ X_{3D} &= [x_{3D} \ y_{3D} \ z_{3D} \ \dot{x}_{3D} \ \dot{y}_{3D} \ \dot{z}_{3D}]^T \end{aligned} \quad (5)$$

$$J_{2D} = \left. \frac{\partial X_{2D}^n}{\partial X_{2D}} \right|_{X_{2D} = \hat{X}_{2D}} \quad J_{3D} = \left. \frac{\partial X_{3D}^n}{\partial X_{3D}} \right|_{X_{3D} = \hat{X}_{3D}} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \hat{P}_{2D}^n &= J_{2D} \hat{P}_{2D} J_{2D}^T \\ \hat{P}_{3D}^n &= J_{3D} \hat{P}_{3D} J_{3D}^T \end{aligned} \quad (7)$$

식 (3), (4), (7)에서 계산된 각 트랙의 변환 된 추정 상태변수와 오차 공분산을 이용하여 다음과 같이 두 트랙 간의 유사도를 구한다.

$$D = (\hat{X}_{2D}^n - \hat{X}_{3D}^n)^T (\hat{P}_{2D}^n + \hat{P}_{3D}^n)^{-1} (\hat{X}_{2D}^n - \hat{X}_{3D}^n) \quad (8)$$

식 (8)의 D는 상태변수 Dimension의 자유도를 가지는 카이스퀘어 분포를 하는 값으로써 확실적인 문턱값의 설정이 가능하다. 위의 D값이 일정 문턱값 보다 큰 경우 두 트랙은 동일 표적을 추적 중이지 않다고 판단하고 그 반대의 경우에는 두 트랙이 동일 표적을 추적 중이라고 판단한다.

### IV. 2D와 3D 트랙 데이터 융합

앞에서 트랙 연관을 통해 동일 표적을 추적 중이라고 판단된 2D와 3D 로컬 트랙의 융합을 위해 2D 로컬 트랙 정보의 3D 정보로 변환 및 변환한 로컬 트랙 정보를 이용한 융합에 대해서 소개한다.

#### 1. 2D 트랙의 상태변수 변환

차원이 서로 다른 로컬 트랙을 이용하여 융합하기 위해

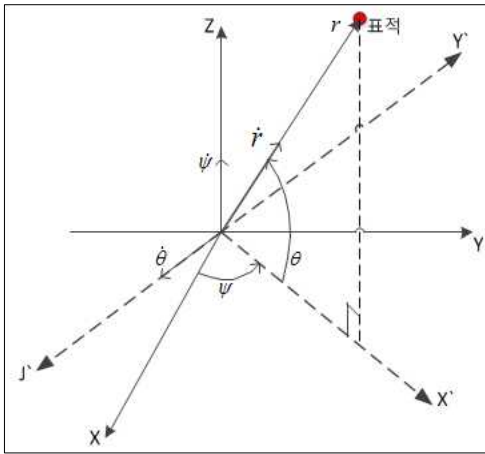


그림 3. 3차원 표적 좌표계.

Fig. 3. The 3D coordinate system.

서는 두 트랙의 차원을 동일하게 맞춰 주어야 한다. 본 논문에서는 2D 트랙 데이터의 차원을 3D로 변환하는 방법에 대해서 소개하고자 한다.

먼저 3차원 표적에 대한 위 그림 3과 같은 좌표계를 생각해 보면

3차원 표적이 가지는  $x, y, z$  축의 위치, 속도는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\vec{Pos}_{3D} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r \cos\theta \cos\psi \\ r \cos\theta \sin\psi \\ r \sin\theta \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\vec{Vel}_{3D} = \vec{R} + \vec{\omega} \times \vec{R} \quad (10)$$

위치 성분은 레이더와 표적 사이의 거리와 고각, 방위각으로 계산이 가능하다. 식 (10)의  $\vec{R}$ 은 레이더에서 바라본 표적 방향의 속도를  $x, y, z$  축으로 나타낸 성분으로써 레이더와 표적 사이의 거리변화를  $\dot{r}$ , 방위각  $\dot{\psi}$ , 고각  $\dot{\theta}$ 를 이용하여 다음과 같이 나타낼 수 있고,

$$\vec{R} = \begin{bmatrix} \dot{r} \cos\theta \cos\psi \\ \dot{r} \cos\theta \sin\psi \\ \dot{r} \sin\theta \end{bmatrix} \quad (11)$$

$\vec{\omega} \times \vec{R}$ 은 표적의 회전방향 속도를  $x, y, z$  축으로 나타낸 성분으로써 먼저  $\vec{\omega}$ 는 방위각 변화율  $\dot{\psi}$ 와 고각 변화율  $\dot{\theta}$ , 그리고 각각  $x, y$  축이  $\dot{\psi}, \dot{\theta}$ 가 작용하는 축과 이루는 각도를 이용하여 표현할 수 있는데, 수평면에서 시계 반대방향을 +로 본 방위각  $\psi$ 로 인해 방위각 변화율  $\dot{\psi}$ 는 벡터의 외적에 의한 방향으로  $z$  축에 작용하게 되고 밑에서 위로 올라가는 방향을 +로 보는 고각  $\theta$ 로 인해 고각 변화율  $\dot{\theta}$ 는 그림 3의  $J'$  축 방향으로 작용하게 된다.  $x$  축과  $J'$  축이 이루는 각도는  $x$  축으로부터 시계 반대방향으로 볼 경우  $270^\circ$ 에 방위각  $\psi$ 를 더한 것과 같고  $y$  축과  $J'$  축이 이루는 각도는  $y$  축으로부터 시계 반대방향으로 볼 경우  $180^\circ$ 에 방위각  $\psi$ 를 더한 것과 같기 때문에  $\vec{\omega}$ 의  $x, y$  축에 대한 성분은 각각  $\dot{\theta} \cos(270^\circ + \psi), \dot{\theta} \cos(180^\circ + \psi)$  으로

나타낼 수 있고  $z$  축에 대한 성분은 위에서 설명했듯이  $\dot{\psi}$ 으로 표현된다.  $\vec{R}$ 은 레이더에서 바라본 표적의 거리 성분을  $x, y, z$  축으로 표현한 것으로써  $\vec{\omega}$ 와  $\vec{R}$ 은 다음과 같은 수식으로 정리할 수 있다.

$$\vec{\omega} = \begin{bmatrix} \dot{\theta} \cos(270^\circ + \psi) \\ \dot{\theta} \cos(180^\circ + \psi) \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\dot{\theta} \sin\psi \\ -\dot{\theta} \cos\psi \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\vec{R} = [x \ y \ z]^T \quad (13)$$

식 (12), (13)을 이용해서 두 벡터의 외적을 통해 표적의 회전방향 속도  $\vec{\omega} \times \vec{R}$ 은 다음과 같이 구할 수 있고,

$$\vec{\omega} \times \vec{R} = \begin{bmatrix} i & j & k \\ \dot{\theta} \sin\psi & -\dot{\theta} \cos\psi & \dot{\psi} \\ x & y & z \\ -z\dot{\theta} \cos\psi - y\dot{\psi} \\ x\dot{\psi} - z\dot{\theta} \sin\psi \\ y\dot{\theta} \sin\psi + x\dot{\theta} \cos\psi \end{bmatrix} \quad (14)$$

식 (11)과 식 (14)을 이용한 표적의 속도는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\vec{Vel}_{3D} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{r} \cos\theta \cos\psi - z\dot{\theta} \cos\psi - y\dot{\psi} \\ \dot{r} \cos\theta \sin\psi + x\dot{\psi} - z\dot{\theta} \sin\psi \\ \dot{r} \sin\theta + y\dot{\theta} \sin\psi + x\dot{\theta} \cos\psi \end{bmatrix} \quad (15)$$

식 (9)와 식 (15)에서 정리한 3차원 표적에 대한 위치, 속도 성분을 이용한 2D 트랙의 차원 변환은 다음과 같이 할 수 있다.

3차원 표적의 위치, 속도를 표현하기 위해 사용된 성분들 중 2D 트랙의 추정상태변수로 계산할 수 있는 성분은  $r, \dot{r}, \psi, \dot{\psi}$ 이기 때문에 2D 트랙의 차원 변환을 위해서는 3D 트랙을 이용하여 계산한  $\theta$ 와  $\dot{\theta}$ 이 필요하다. 각 성분은 서로 차원이 다른 트랙의 추정 상태변수를 이용하여 다음과 같이 계산할 수 있고,

$$\hat{r} = \sqrt{\hat{x}_{2D}^2 + \hat{y}_{2D}^2} \quad (16)$$

$$\hat{r} = \frac{\hat{x}_{2D}^2 \hat{x}_{2D} + \hat{y}_{2D}^2 \hat{y}_{2D}}{r}$$

$$\hat{\psi} = \tan^{-1}\left(\frac{\hat{y}_{2D}}{\hat{x}_{2D}}\right) \quad (17)$$

$$\hat{\psi} = \frac{\hat{x}_{2D} \hat{y}_{2D} - \hat{y}_{2D} \hat{x}_{2D}}{\hat{x}_{2D}^2 + \hat{y}_{2D}^2}$$

$$\hat{\theta} = \tan^{-1}\left(\frac{\hat{z}_{3D}}{\sqrt{\hat{x}_{3D}^2 + \hat{y}_{3D}^2}}\right) \quad (18)$$

$$\hat{\theta} = \frac{\hat{z}_{3D}(\hat{x}_{3D}^2 + \hat{y}_{3D}^2) - \hat{z}_{3D}(\hat{x}_{3D} \hat{x}_{3D} + \hat{y}_{3D} \hat{y}_{3D})}{(\hat{x}_{3D}^2 + \hat{y}_{3D}^2 + \hat{z}_{3D}^2) \sqrt{\hat{x}_{3D}^2 + \hat{y}_{3D}^2}} \quad (19)$$

계산한 각 성분을 이용해서 2D 트랙의 추정 상태변수를 3D 트랙으로 변환시킨 최종 변환 식은 다음과 같다.

$$\hat{X}_n = \begin{bmatrix} \hat{x}_n \\ \hat{y}_n \\ \hat{z}_n \\ \hat{x}_n \\ \hat{y}_n \\ \hat{z}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{r} \cos \hat{\theta} \cos \hat{\psi} \\ \hat{r} \cos \hat{\theta} \sin \hat{\psi} \\ \hat{r} \sin \hat{\theta} \\ \hat{r} \cos \hat{\theta} \cos \hat{\psi} - \hat{z}_n \hat{\theta} \cos \hat{\psi} - \hat{y}_n \hat{\psi} \\ \hat{r} \cos \hat{\theta} \sin \hat{\psi} + \hat{x}_n \hat{\psi} - \hat{z}_n \hat{\theta} \sin \hat{\psi} \\ \hat{r} \sin \hat{\theta} + \hat{y}_n \hat{\theta} \sin \hat{\psi} + \hat{x}_n \hat{\theta} \cos \hat{\psi} \end{bmatrix} \quad (20)$$

## 2. 2D 트랙의 오차공분산 변환

2D 트랙과 3D 트랙의 정보융합을 위해서는 식 (20)과 같이 2D 트랙의 추정 상태변수 변환 이외에도 추정 오차공분산의 변환이 필요하다. 추정 오차공분산의 변환 과정은 다음과 같다.

식 (20)에서 계산한 추정 상태변수  $\hat{X}_n$ 은 2D 트랙과 3D 트랙의 추정 상태변수로 계산되어지므로  $\hat{X}_n$ 을 다음과 같이 표현할 수 있고

$$\hat{X}_n = F(X) \Big|_{X=[\hat{x}_{2D}, \hat{x}_{3D}]^T} \quad (21)$$

$$X = [X_{2D} \quad X_{3D}]^T \quad (22)$$

$X$ 에 대한 오차공분산은 2D 와 3D 트랙이 서로 상관관계가 없다고 가정할 경우 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$P = E \left[ \left( \begin{bmatrix} X_{2D} \\ X_{3D} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{X}_{2D} \\ \hat{X}_{3D} \end{bmatrix} \right) \left( \begin{bmatrix} X_{2D} \\ X_{3D} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{X}_{2D} \\ \hat{X}_{3D} \end{bmatrix} \right)^T \right] \quad (23)$$

$$= \begin{bmatrix} \hat{P}_{2D} & 0_{4 \times 6} \\ 0_{6 \times 4} & \hat{P}_{3D} \end{bmatrix}$$

2D 트랙의 오차공분산을 3D 정보로 변환시킨 것을  $\hat{P}_n$ 이라고 한다면  $\hat{P}_n$ 은 식 (21)의  $F(X)$ 를  $X$ 로 편미분한 자코비안(Jacobian)과 식 (23)의  $P$ 를 이용하여 계산할 수 있다.  $F(X)$ 를  $X$ 로 편미분한 자코비안을  $J$ 라고 할 경우  $J$ 는

$$J = \frac{\partial F(X)}{\partial X} \Big|_{X=[\hat{x}_{2D}, \hat{x}_{3D}]} \quad (24)$$

로 나타낼 수 있고, 최종적으로  $\hat{P}_n$ 은 식 (23)의  $P$ 와 식 (24)의  $J$ 를 이용하여 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{P}_n = JPJ^T \quad (25)$$

이렇게 변환한 추정 오차공분산과 식 (20)의 변환한 추정 상태변수를 이용하여 서론에서 언급한 분산식 정보융합 기법인 Convex Combination 융합 기법에 사용한다.

## 3. 2D 트랙을 이용한 정보 융합

각 센서의 트랙을 융합하기 위해서는 기본적으로 각 트랙의 추정 상태변수 및 오차공분산의 성분이 동일해야 하기 때문에 앞에서 소개한 2D에서 3D로의 트랙 정보 변환이 필요했다. 3D 트랙과 2D에서 3D로 변환한 트랙의 정보 융합을 위해 서론에서 언급했듯이 본 논문에서는 분산식 융합 기법인 Convex Combination 융합 기법을 적용하였다.

Convex Combination 융합 기법은 센서 동기화 환경에서 사용되는 분산식 융합 기법 중 가장 간단한 융합 기법으로

써 각 트랙들이 서로 상관관계[7]가 없다는 가정 하에 필터의 오차공분산을 가중치로 이용하여 상태변수를 융합하는 방법으로 융합에 사용되는 로컬 트랙의 개수에 따라 융합 수식의 변환 없이 사용 가능하다는 특징을 가진다. Convex Combination 융합 기법의 상태변수 및 오차공분산의 융합 수식은 다음과 같다.

$$\hat{X}^f = \hat{P}^f \sum_{i=1}^N (\hat{P}^i)^{-1} \hat{X}^i \quad (26)$$

$$\hat{P}^f = \left[ \sum_{i=1}^N (\hat{P}^i)^{-1} \right]^{-1} \quad (27)$$

여기서  $\hat{X}^f$ ,  $\hat{P}^f$ 는 각각 퓨전 트랙의 추정 상태변수와 오차공분산을 의미하고,  $\hat{X}^i$ ,  $\hat{P}^i$ 는 각각 로컬 트랙  $i$ 의 추정 상태변수와 오차공분산을 의미한다.

2D 와 3D 트랙을 융합하기 위해서 Convex Combination 기법에 적용하려면 식 (26), 식 (27)에서 알 수 있듯이 Dimension 정보가 동일한 각 로컬 트랙의 추정 상태변수 & 오차공분산이 필요하기 때문에 2.1절과 2.2절에서 소개한 트랙 변환 방법을 추정 상태변수 및 오차공분산에 적용하여 수행하며 최종적으로는 2D 트랙을 3D로 변환시킨 추정 상태변수와 오차공분산을 이용하여 Convex Combination 융합 기법을 수행한다.

본 논문의 트랙 Dimension 변환 및 정보융합 기법의 추정 성능을 확인하기 위해 수행한 시뮬레이션에서는 각 센서와 퓨전 센터가 필터 동역학 모델로 등가속도 모델을 사용하였기 때문에 상태변수와 오차공분산의 성분에는 각 축에 대한 가속도 성분이 포함되어 있다. 따라서 등가속도 모델로 추정된 상태변수와 오차공분산의 성분 중 가속도 성분을 제외한 위치, 속도에 대한 상태변수와 오차공분산만을 이용해서 Convex Combination 기법을 통해 트랙들을 융합하였고, 융합 결과인 퓨전 트랙의 위치, 속도에 대한 시간에 따른 RMSE를 통해 융합 성능을 확인하였다.

## V. 시뮬레이션 연구

본 논문에서는 위에서 소개한 2D 트랙과 3D 트랙의 트랙 연관과 2D 트랙의 3D로의 변환 및 변환시킨 트랙과 3D 트랙의 트랙 정보를 이용한 Convex Combination 융합 기법의 성능을 분석하기 위해 아래와 같은 두 가지 표적 시나리오에서 시뮬레이션을 해보았다. 각 시나리오 모두 두 레이다는 ENU (East, North, Up) 방향으로 (0km, 0km, 0km)에 같은 위치에 있다고 가정하고 각 레이다의 측정잡음 편차는 2D 레이다가 거리 10m, 방위각 0.1°이고 3D 레이다가 거리 10m, 고각 & 방위각 0.1°이며 센싱 주기는 0.1초로 동일하다. 필터 동역학 모델은 등가속도 모델을 사용하였다. 2D와 3D 트랙이 동일 표적을 추적 중인지 판단하기 위한 문턱값  $D_{th}$ 는 4자유도 카이스퀘어 분포에서 99.99%까지 포함하는 범위인 25로 사용하였다. 필터 초기화 기법으로는 두 레이다 모두 Two Point Differencing [8] 기법을 이용하여 로컬 트랙을 초기화 했고, 퓨전 트랙의 경우 3D 레이다의 초기화된 로컬 트랙을 초기 퓨전 트랙으로 사용하였다. 시

표 1. 시뮬레이션 파라미터.

Table 1. Simulation parameter.

필터 동역학 모델	등가속도 모델
센서 주기	0.1 초
측정잡음편차 (2D: $r, \psi$ / 3D: $r, \theta, \psi$ )	2D레이더: (10m, 0.1°)
	3D레이더: (10m, 0.1°, 0.1°)
트랙 초기화 기법	2D와 3D 로컬 트랙 : TPD
	퓨전 트랙 : 초기화 된 3D 트랙
트랙 연관 문턱값 $D_{th}$	25
정보융합 기법	Convex Combination

물레이션 결과 분석을 위해서 레이더에서 바라본 표적의 시간에 따른 고각과 고각 변화율 및 문턱값으로 500회에 대한 각 로컬 트랙 및 융합 트랙의 위치, 속도의 시간에 따른 RMSE 결과를 살펴보았다. 표 1은 시뮬레이션을 위한 파라미터를 정리한 것이다.

1. 시나리오 1

2D와 3D 트랙의 변환 및 융합 알고리즘의 추정 성능을 분석하기 위해 다음과 같은 시나리오 환경에서 시뮬레이션을 진행하였다.

최초 표적은 레이더에서 봤을 때 ENU 방향으로 (8.5km, 8.5m, 2km)에서 250m/s의 속력으로 레이더를 향해 고도의 변화 없이 접근한다. 시뮬레이션 처음부터 끝까지 표적의 기동은 없으며 총 시뮬레이션 시간은 40초 이다. 공정잡음 편차는  $0.3m/s^2$ 으로 가속도 성분을 가진다. 표 2는 시나리오 1의 표적 정보를 정리한 것이다.

표 2. 시나리오 1 표적 정보.

Table 2. Target information in target scenario 1.

표적 초기위치(x y z)	(8.5km, 8.5km, 2km)
표적 속도	$250m/s^2$
표적 초기 자세	roll = pitch = 0° / yaw = 225°
가속도 정보	없음
공정잡음 편차	$0.3m/s^2$
총 시뮬레이션 시간	40 초

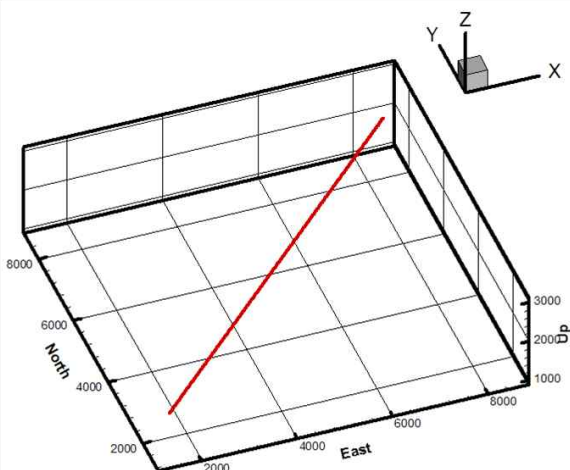


그림 4. [시나리오 1] 레이더에서 바라본 표적의 궤적.

Fig. 4. [scenario 1] Target trajectory as viewed from the radar.

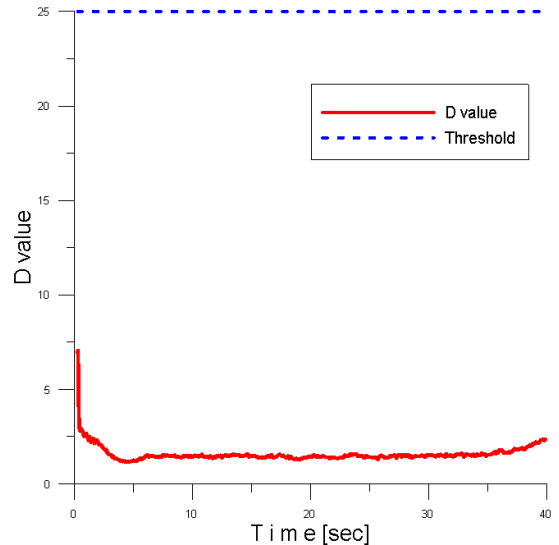


그림 5. [시나리오 1] 문턱값으로 500회에 대한 시간에 따른 2D와 3D트랙간의 유사도 D 평균값.

Fig. 5. [scenario 1] D value of between 2D track and 3D track over time.

그림 4는 레이더에서 바라본 시나리오 1 표적의 궤적을 도시한 것이다.

그림에서도 볼 수 있듯이 표적이 레이더가 존재하는 위치로 고도의 변화 없이 접근하기 때문에 시간이 지남에 따라 레이더에서 본 표적의 고각이 점점 증가할 것이라는 것을 알 수 있다.

다음은 3D 트랙과 2D 트랙을 이용하여 계산한 트랙간의 유사도 D값의 문턱값으로 500회에 대한 평균 값을 시간에 따라 도시한 것이다.

그림 5를 보면 2D와 3D 트랙간의 평균 유사도 D값이 시간에 따른 전 구간에서 문턱값 25보다 낮게 있음을 확인할 수 있다. 이것은 전체 시뮬레이션 동안 두 트랙이 동일 표적을 추적한다고 판단하였음을 의미한다. 그림 5의 35초 이후 구간을 보면 레이더에서 바라본 표적의 고각이 증가할수록 2D 트랙의 위치와 속도 오차가 증가하여 두 트랙간의 유사도가 증가함을 확인할 수 있다.

다음은 3D 트랙의 추정 결과와 2D 트랙의 추정 결과를 3D로 변환한 결과 그리고 두 결과를 융합한 트랙의 추정 결과의 RMSE (Root Mean Square Error)를 시간에 따라 도시한 것으로써 센서 주기가 짧음에 따른 초기 트랙의 속도 추정 오차가 굉장히 크기 때문에 추적이 시작되고 5스캔 이후의 결과부터 도시하였다.

그림 6, 7의 시간에 따른 RMSE 결과를 보면 거리와 각도 측정잡음 편차가 동일한 두 레이더의 추정 성능은 표적과 레이더 사이의 수평거리가 고도 차이에 비해 많이 떨어져 있는 구간에서 3D 레이더의 트랙과 변환 과정을 거친 2D 레이더의 트랙이 유사한 추정성능을 보임을 알 수 있지만 표적이 레이더에 근접하여 표적과 레이더 사이의 수평거리와 고도 차이가 거의 비슷한 구간에서는 3D로 변환한 트랙의 추정 오차가 증가함을 알 수 있다. 퓨전 트랙의 융합 성능을 보면 두 트랙을 융합한 결과가 단일 레이더의

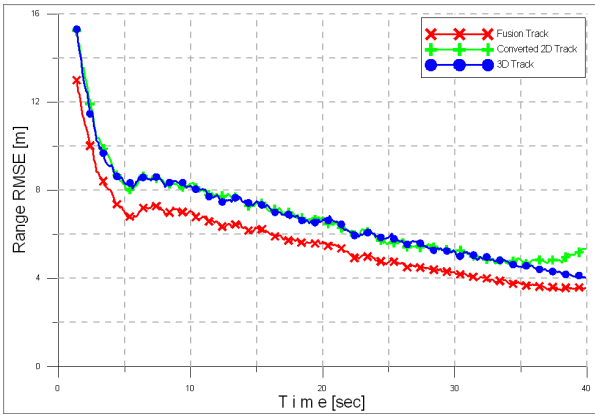


그림 6. [시나리오 1] 시간에 따른 각 트랙의 위치 RMSE.  
 Fig. 6. [scenario 1] The range RMSE of each tracks over time.

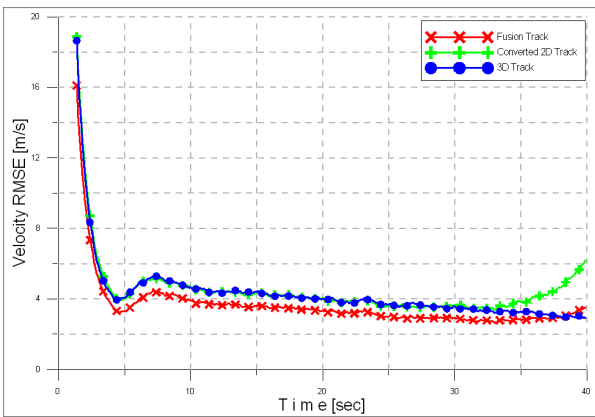


그림 7. [시나리오 1] 시간에 따른 각 트랙의 속도 RMSE.  
 Fig. 7. [scenario 1] The velocity RMSE of each tracks over time.

추정 성능보다 더 좋아짐을 볼 수 있지만 3D로 변환한 트랙의 추정 오차가 증가하는 구간에서는 퓨전 트랙의 추정 오차도 증가함을 볼 수 있다. 또한 그림 6과 그림 7을 비교하면 2D에서 3D로 변환한 트랙의 위치 성분은 속도 성분에 비해 비교적 적은 수의 추정 파라미터로 계산이 되기 때문에 표적이 레이더에 접근함에 따른 고각의 변화에 상대적으로 덜 민감함을 알 수 있다.

2. 시나리오 2

기동 표적에 대한 추정 성능을 보기 위해 다음과 같은 시나리오에서 시뮬레이션을 진행하였다.

최초 표적은 레이더에서 봤을 때 ENU 방향으로 (12km, 15km, 2km)에서 250m/s의 속력으로 레이더를 향해 접근한다. 표적이 레이더를 향해 이동하기 때문에 시간에 따라서 레이더와 표적 사이의 고도차이가 줄어들게 되며 시나리오 처음부터 15초까지 등속도로 이동하다가 15 ~ 25초 사이에 좌측으로 2G 기동을 수행하고 이후 시뮬레이션 끝까지 등속도로 레이더를 향해 비행한다. 총 시뮬레이션 시간은 40 초이며 공정잡음편차는  $1m/s^2$ 으로 가속도 성분을 가진다. 표 3은 시나리오 2의 표적 정보를 정리한 것이다.

그림 8은 레이더에서 바라본 시나리오 2 표적의 궤적을 도시한 것이다.

시나리오 2 역시 시나리오 1과 비슷하게 시간이 지남에

표 3. 시나리오 2 표적 정보.

Table 3. Target information in target scenario 2.

표적 초기위치(x y z)	(12km, 15km, 2km)
표적 속도	$250m/s^2$
표적 초기 자세	roll = $0^\circ$ / pitch = $3^\circ$ / yaw = $210^\circ$
가속도 정보	15 ~ 25초: 좌측 2G 기동
공정잡음 편차	$1m/s^2$
총 시뮬레이션 시간	40 초

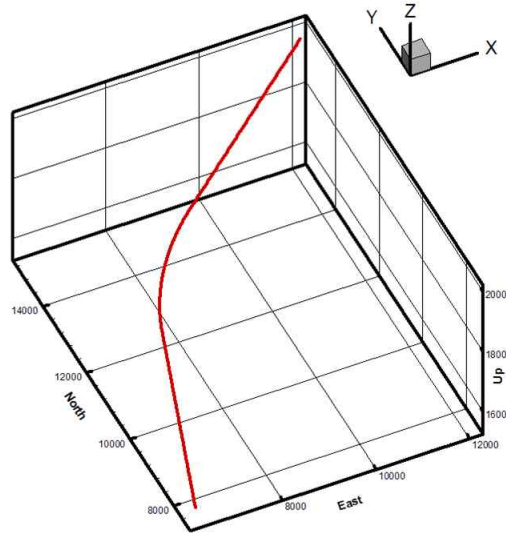


그림 8. [시나리오 2] 레이더에서 바라본 표적의 궤적.  
 Fig. 8. [scenario 2] Target trajectory as viewed from the radar.

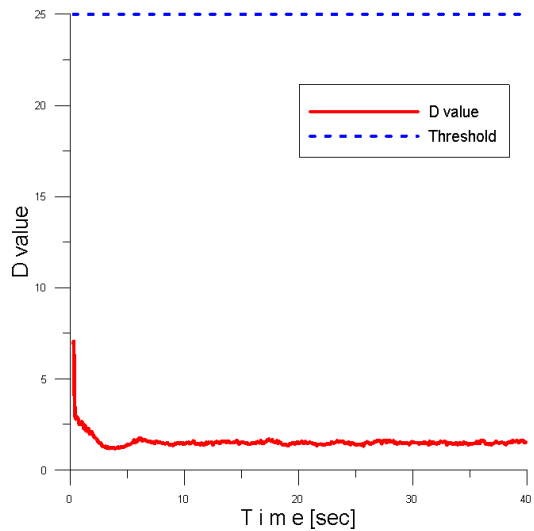


그림 9. [시나리오 2] 몬테칼로 500회에 대한 시간에 따른 2D와 3D트랙간의 유사도 D 평균값.  
 Fig. 9. [scenario 2] D value of between 2D track and 3D track over time.

따라 표적이 레이더에 접근하기 때문에 레이더에서 바라보는 표적의 고각이 시간이 지남에 따라 증가하게 된다.

다음은 3D 트랙과 2D 트랙을 이용하여 계산한 트랙간의 유사도 D값의 몬테칼로 500회에 대한 평균 값을 시간에 따

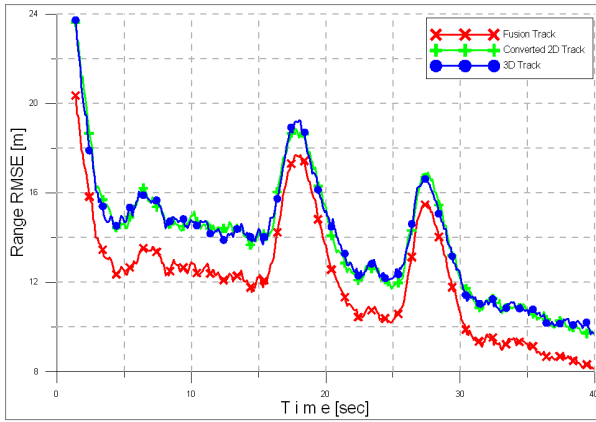


그림 10. [시나리오 2] 시간에 따른 각 트랙의 위치 RMSE.

Fig. 10. [scenario 2] The range RMSE of each tracks over time.

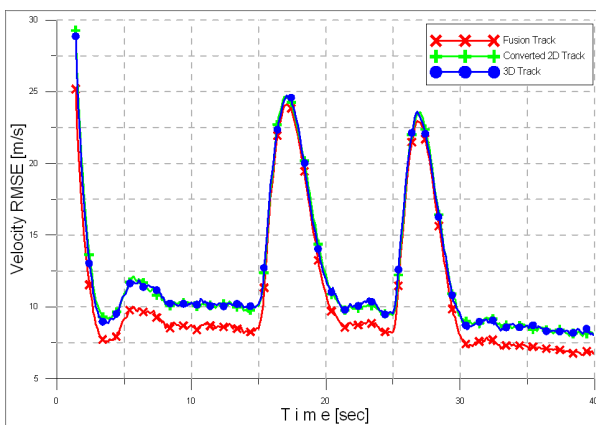


그림 11. [시나리오 2] 시간에 따른 각 트랙의 속도 RMSE.

Fig. 11. [scenario 2] The velocity RMSE of each tracks over time.

라 도시한 것이다.

그림 9를 보면 시나리오 1과 같이 2D 와 3D 트랙간의 평균 유사도  $D$ 값이 시간에 따른 전 구간에서 문턱값 25보다 낮게 나옴을 확인 할 수 있기 때문에 시나리오 2도 시뮬레이션을 진행하는 동안 두 트랙이 동일 표적이라고 판단하였음을 알 수 있다.

다음은 각 트랙의 추정 결과의 RMSE(Root mean square error)를 시간에 따라 도시한 것으로써 시나리오 1과 마찬가지로 센서 주기가 짧음에 따른 초기 트랙의 속도 추정 오차가 굉장히 크기 때문에 추적이 시작되고 5스캔 이후의 결과부터 도시하였다.

그림 10, 11의 시간에 따른 RMSE 결과를 보면 표적의 기동이 존재하는 경우에도 시나리오 1과 마찬가지로 3D 레이더의 트랙과 변환 과정을 거친 2D 레이더의 트랙의 추정 성능이 유사함을 볼 수 있고 두 트랙을 융합한 결과가 단일 레이더의 추정 성능보다 더 좋아짐을 볼 수 있다.

## VI. 결론

본 논문에서는 2D 와 3D 레이더의 로컬 트랙 융합을 위해 2D 로컬 트랙 정보의 3D 정보로 변환하는 방법과 변환한 트랙 정보를 이용하여 정보융합에 적용하는 방법에 대

하여 소개하고, 소개한 알고리즘의 추정 성능을 확인하기 위해 시뮬레이션을 수행하였다. 3D 트랙 추정치를 이용한 2D 트랙의 차원 변환은 2D 레이더에서 바라본 표적의 수평 거리가 고도보다 많이 커서 고도의 영향이 작을 경우 변환한 트랙은 좋은 추정 성능을 가졌지만, 표적이 2D 레이더에 가까워질수록 추정오차가 커지는 것을 확인했다. 그리고 두 트랙의 융합 결과는 단일 레이더의 추정 결과보다 성능이 좋은 것을 확인했지만 표적과 레이더의 수평 거리 차이가 짧아질수록 추정오차가 증가하는 것을 확인할 수 있었다. 추후에는 알고리즘 계산 시간 단축을 위한 연구 및 표적과 레이더의 거리가 짧아지는 경우 추정 성능을 유지하는 방법에 대해 연구를 수행할 예정이다.

## 참고문헌

- [1] T. L. Song, Y. S. Jung, and K. S. Kim, "Performance Improvement for Tracking Small Targets," *Journal of Control, Automation, and Systems Engineering (in Korean)*, vol. 11, no. 16, pp. 1044-1052, Nov. 2010.
- [2] T. L. Song, D. H. Han, and H. W. Kim "A study of missile guidance performance enhancement using multi-sensor data fusion in a cluttered environment," *Journal of Control, Automation, and Systems Engineering (in Korean)*, vol. 16, no. 2, pp. 177-187, Feb. 2010.
- [3] T. L. Song, "Filtering Theory," *Journal of Control, Automation, and Systems Engineering (in Korean)*, vol. 9, no. 6, pp. 413-419, Jun. 2003.
- [4] Y. Bar-Shalom and X. Rong Li, *Multi-target Multi-sensor tracking: principles and techniques*, Storrs, CT : YBS Publishing, 1995.
- [5] M. Longbin, S. Xiaoquan, Z. Yiyu, S. Z. Kang, and Y. Bar-Shalom, "Unbiased converted measurements for tracking," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. 34, no. 3, pp. 1023-1027, Jul. 1998.
- [6] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," *Transactions of the ASME- Journal of Basic Engineering*, 82 (Series D): pp. 35-45, 1960.
- [7] Y. Bar-Shalom, "On the track-to-track correlation problem," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 26, no. 2, pp. 571-572, Apr. 1981.
- [8] M. Mallick and S. B. LA, "Comparision of single-point and two-point difference track initiation algorithms using position measurements," *ACTA AUTOMATICA SINICA*, vol. 34, no. 3, pp. 258-265, Mar. 2008.



유 동 길

2011년 한양대학교 전자정보시스템 공학과 졸업. 2011년~현재 동 대학원 전자전기제어계측공학과 석사과정 재학 중. 관심분야는 표적추적시스템, 상태추정이론, 자료결합 및 정보융합.



### 송 택 렬

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



### 김 다 슬

2004년 한양대 공대 전자컴퓨터공학부 졸업. 2006년 한양대 전자전기제어계측 공학과 대학원 석사. 2011년 한양대 전자전기제어계측 공학과 대학원 박사. 2011년~현재 LIG Nex1 Co., Ltd 선임 연구원. 관심분야는 표적 추적 시스템, 자료결합 및 정보융합, 전투 체계.