

대전차 위협체 상태추정을 위한 퍼지 규칙기반 적응적 칼만필터

Fuzzy Rule-Based Adaptive Kalman Filter for State Estimation of Anti-Tank Threats

이 의 혁*	조 규 공*	박 상 순*	강 윤 식*
Eui-Hyuk Lee	Kyu-Gong Cho	Sang-Soon Park	Youn-Sik Kang

Abstract

To neutralize fast Anti-Tank Guided Missiles(ATGMs) or Anti-Tank Rockets(ATRs) projected at short ranges, the trajectories and times that the threats arrive at hard-kill systems should be predicted precisely. The trajectories of ATGMs or ATRs are almost stationary but the velocity and acceleration are very changeable in the terminal stage, so that it is needed to predict the characteristics of ATGMs and ATRs for filtering. In this paper the Fuzzy Rule based Adaptive Kalman Filter(FRAKF) is proposed to estimate the position, velocity and acceleration of the threats with accuracy and the performance of it is compared with the existing tracking filter considering the maneuvering characteristics of threats.

Keywords : ATGM(대전차유도미사일), ATR(대전차로켓탄), Tracking(추적), Fuzzy(퍼지)

1. 서론

대전차 위협체의 관통능력이 증가되고 지상전투차량의 측면 및 상부를 공격하는 상황에서 전투차량의 생존성을 높이기 위해 세계 각국의 군사분야에서 하드킬 시스템을 개발하고 있다.

하드킬 시스템은 위협체를 탐지추적하기 위해 센서로서 레이더 및 열상을 이용하여 위협체의 접근 방향과 거리 및 속도를 측정하며 측정 정보를 이용하여 위

협체 상태추정을 통해 사격통제의 결과를 제공하고, 최종적으로 대응탄을 발사하여 위협체와 일정거리에서 교전하여 위협체를 무력화함으로써 장차 전투차량의 생존성을 증가시킨다. 이러한 하드킬 시스템에서 위협체 상태추정을 수행하기 위해서는 위협체의 기동특성을 다루어야 한다.

지상에서 운용되는 대전차 위협체의 종류는 여러 가지가 있으나 크게 두 가지로 분류할 수 있다. 대전차 유도미사일과 대전차 로켓탄이다. 대전차유도미사일은 1km 이상의 원거리에서 발사되어 유도조종시스템을 통해 유도되어 저속의 전차와 같은 지상차량을 추적하여 접근하기 때문에 위협추정필터의 관점에서보면 중 말 단계에서 기동특성의 변화가 없이 접근하는 표적

† 2011년 10월 17일 접수~2012년 1월 27일 게재승인

* 국방과학연구소(ADD)

책임저자 : 이의혁(jobdavid@add.re.kr)

에 해당하게 된다. 반면 근거리에 해당하는 수백미터 부근에서 발사되는 대전차로켓탄은 초기에 발사기에서 사출된 이후 1차 급속 추진하여 단시간 내에 속도의 증감의 변화가 심하여 기동특성의 변화 폭이 높은 표적으로 간주할 수 있다. 기동특성이 변화되는 것을 Maneuvering이라고 하며, 위협체가 Maneuvering하는 것을 다루기 위해 제안된 논문들 가운데서 사용한 기법들을 보면 다음과 같은 방법들이 제안되었다. 고전적인 Singer 모델^[5]이 있으며, 이후 Input Estimation^[2,4], Noise Covariance Estimation^[3], Variable State Dimension^[7]이 그것이다. 이러한 방법들은 단일 칼만필터에 비해 계산량이 증가되는 단점이 있다. 최근에는 표적의 Maneuvering 발생에 민감하면서도 단일 Kalman Filter (KF)에 비해 추적성능이 우수한 필터로서 Interactive Multiple Model(IMM) KF^[1,6]가 제안되었다. 근거리에서 접근하는 위협체의 경우 궤적상의 변화보다는 속도의 변화도가 높으므로 속도 및 가속도에 대한 추정 정확도를 높이는 것이 필요하며, IMM KF의 경우도 설계시 사용된 표적 기동모델이 실제와 다른 경우 추적시 정확도가 떨어지게 되며, 다수의 모델을 채택하는 것도 제한적일 수 밖에 없다.

지상에서 운영하는 전차와 같이 저속으로 기동하는 차량을 파괴하는 대전차 유도미사일과 대전차 로켓탄과 같이 종말단계에서 궤적상의 변화보다는 속도의 변화가 다양하게 나타나는 위협체를 추적하기 위해서는 특정모델을 가정하여 추적필터를 설계하기 보다는 Fuzzy Rule을 이용하여 위협체의 속도 변이량의 범위 내에서 위협체의 가속특성에 대해 적절히 반응할 수 있는 필터가 필요하다. 따라서, 본 논문에서는 근거리에서 접근 위협체의 상태추정에 있어서 위협체의 속도 변화에 대한 Fuzzy Rule을 사용하여 위협체의 속도 변화 특성에 따라 KF의 프로세스 노이즈 파라미터를 적응적으로 변화시키는 방법을 사용함으로써 계산량의 증가는 작으면서도 적응적으로 위협체의 거리, 속도 및 가속도를 추정하는 필터를 제안하였다.

2. 기존 추정필터

표적이 관측되는 공간은 전차와 위협체 간의 시선좌표계에서 이루어지며 레이더의 측정 거리와 도플러 속도로부터 거리, 속도, 가속도를 포함하는 상태벡터를 추정하고자 한다.

가. Singer 모델 KF(S-KF)

접근하는 위협체의 거리, 속도와 가속도를 추정하기 위한 모델로서 Singer 모델^[5]을 기반으로 적용하였으며, 상태 방정식은 다음과 같다.

$$x(k+1) = Fx(k) + \Gamma w(k)$$

state 벡터는 $x(k) = [r(k) \ v(k) \ a(k)]$
 $w(k)$: 백색 가우시안 노이즈

상태전이 매트릭스 F와 프로세스 노이즈 공분산 행렬 Q는 다음과 같으며, 시간상수를 위한 α 는 기동하는 표적의 특성을 반영하기 위해 0.05로 설정하였다.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & (\alpha T - 1 + e^{-\alpha T})/\alpha^2 \\ 0 & 1 & (1 - e^{-\alpha T})/\alpha \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix},$$

$$Q = 2\alpha\sigma_w^2 \begin{bmatrix} T^5 & T^4 & T^3 \\ 20 & 8 & 6 \\ T^4 & T^3 & T^2 \\ 8 & 3 & 2 \\ T^3 & T^2 & T \\ 6 & 2 & \end{bmatrix}$$

위에서 프로세스 노이즈는 $\sigma_w^2 = E[w(k)w'(\tau)]$.

레이더는 거리 r 과 속도 v 를 측정하며 각각의 분산은 σ_r^2, σ_v^2 이며 측정 방정식은

$$z(k) = Hx(k) + \nu(k)$$

측정값은 $z(k) = [r \ v]_k$, $\nu(k)$: 측정 노이즈

측정 행렬 H와 노이즈 공분산 행렬 R은 다음과 같다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad R = \text{Diag}(\sigma_r^2 \ \sigma_v^2)$$

나. IMM-KF 모델

접근하는 대전차 위협체의 모델은 위에서 기술된 Singer모델 KF와 등가속도 KF를 기반으로 IMM-KF필터^[6]를 구성하였다.

- Singer 모델 KF(대전차로켓탄) - 프로세스 노이즈 : $\sigma_w^2 = 30^2$

- 등가속도 KF(대전차로켓탄) - 프로세스 노이즈 : $\sigma_w^2 = 0.5^2$

상태방정식은 다음과 같다.

$$x(k+1) = Fx(k) + \Gamma w(k)$$

state 벡터는 $x(k) = [r(k) \ v(k) \ a(k)]$
 $w(k)$: 백색 가우시안 노이즈

상태전이 매트릭스 F와 프로세스 노이즈 공분산 행렬 Q는 다음과 같다.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad Q = \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4} & \frac{T^3}{3} & \frac{T^2}{2} \\ \frac{T^3}{3} & T^2 & T \\ \frac{T^2}{2} & T & 1 \end{bmatrix} \sigma_w^2$$

위에서 프로세스 노이즈는 $\sigma_w^2 = E[w(k)w'(\tau)]$ 이며 측정 방정식은 위와 동일하다.

Markov chain 모델 전환확률 행렬은 다음과 같이 설정하였다.

$$P_{ij} = \begin{pmatrix} 0.95 & 0.05 \\ 0.05 & 0.95 \end{pmatrix}$$

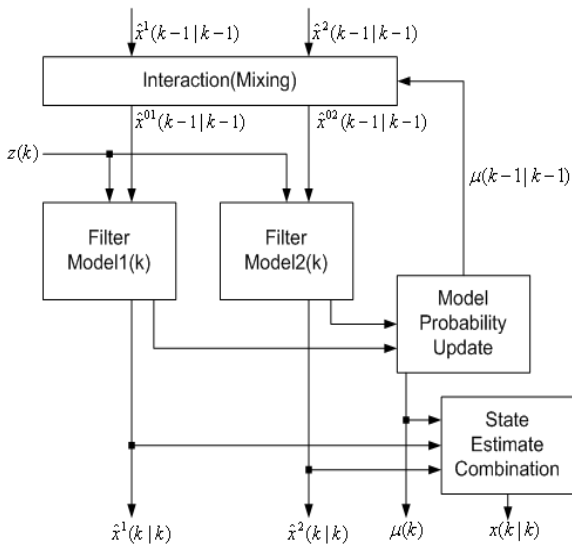


Fig. 1. IMM 칼만필터 구성도

3. Fuzzy-Rule based Adaptive KF(FRA-KF)

가. 퍼지(Fuzzy) 모델

퍼지의 조건명제들로 기술된 퍼지집합을 구성함으로써 퍼지규칙 전문가 시스템은 외부입력에 대한 시스템의 제어출력을 제공할 수 있다. 본 연구에서는 퍼지모델^[6]의 If-Then 규칙을 사용하여 일련의 퍼지집합을 결정한다. 이때의 퍼지집합은 위협체의 관측 속도의 변화율, 즉 가속도와 칼만필터 시스템의 노이즈레벨(σ_w)로 구성하였으며, 이를 이용하여 칼만필터의 프로세스 노이즈의 레벨을 적절히 조절함으로써 위협체의 기동특성에 따라서 추종할 수 있도록 한다. 또한 두 퍼지집합으로부터 소속도 함수를 구성하고, 소속도 함수에 대해 Larson Product 합의 연산자를 사용함으로써 두 소속도 함수의 통합과정을 수행할 수 있도록 하였다. 이러한 퍼지모델에서의 위협체 관측속도 변화량, 가속도에 대한 퍼지집합은 다음과 같은 7가지 삼각함수를 이용하여 소속함수 $\mu_A(x)$ 를 구현하였다.

- EHAP : extremely high acceleration positive
- HAP : high acceleration positive
- MAP : medium acceleration positive
- AL : acceleration low
- MAN : medium acceleration negative
- HAN : high acceleration negative
- EHAN : extremely high acceleration negative

칼만필터의 노이즈레벨에 대한 퍼지집합은 다음과 같이 7가지의 소속함수 $\mu_B(x)$ 를 정의하여 구현하였다.

- EHP : extremely high positive
- HP : high positive
- MP : medium positive
- L : low
- MN : medium negative
- HN : high negative
- EHN : extremely high negative

퍼지집합에 대한 소속함수는 [0, 1]사이의 연속된 값으로 설정하며, 각각의 퍼지집합은 다음 그림과 같이 나타낼 수 있다.

두 소속도 함수에 대한 Larson Product 연산자는 다음과 같이 정의된다.

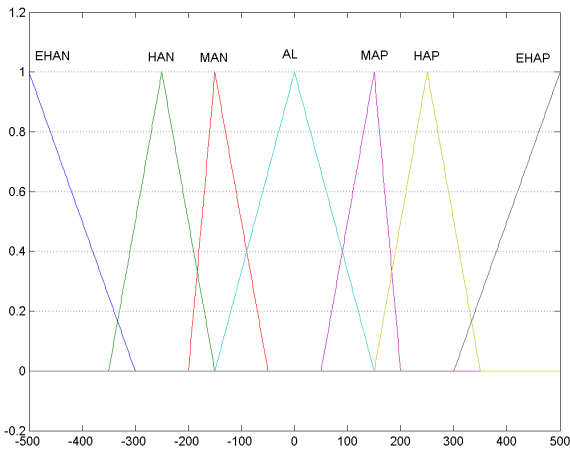


Fig. 2. 관측속도의 변화량(가속도) 소속도 함수

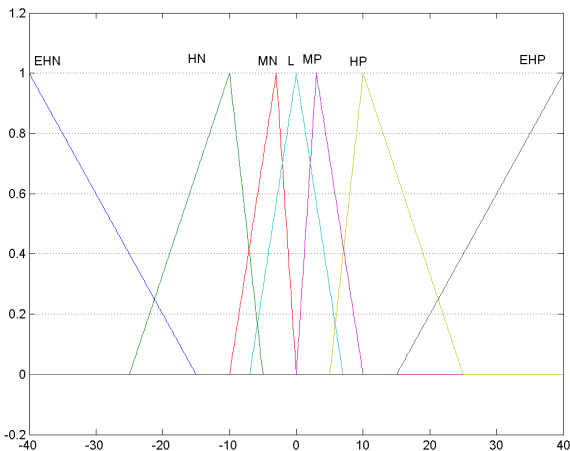


Fig. 3. 칼만필터 노이즈레벨 소속도 함수

$$\phi[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_A(x) \cdot \mu_B(x)$$

통합된 소속도 함수에 대해서는 Centroid 방법을 적용하여 출력의 비퍼지화를 수행하였다.

나. Fuzzy Rule-based Adaptive KF 모델 (FRA-KF)

FRA-KF 모델은 등가속도 KF의 구조와 동일하며, 입력으로 들어오는 KF의 속도 변화량에 따라서 가속도 추정치를 Fuzzy 소속도함수의 연산을 통해 예측하게 되며, 이러한 추정결과가 칼만필터 내부의 프로세스 노이즈를 변화시킴으로써 위협체의 기동특성 변화에 따라서 적응적으로 추적성능을 향상시키는 역할을

한다.

위협체의 관측속도를 추정한 칼만필터의 속도추정치로부터 가속도를 예측하는 식은 다음과 같다. 현재 시간 t_k 및 샘플링 시간 T 를 기준으로 속도 추정치 $\hat{v}(t_k|t_k)$, $\hat{v}(t_{k-1}|t_{k-1})$, $\hat{v}(t_{k-2}|t_{k-2})$ 로부터 상호간의 차이를 구한다. 각각의 차이를 시간으로 나눈 a, b, c 는 각각 가속도에 해당한다.

$$a = [\hat{v}(t_k|t_k) - \hat{v}(t_{k-1}|t_{k-1})] / T$$

$$b = [\hat{v}(t_k|t_k) - \hat{v}(t_{k-2}|t_{k-2})] / (2T)$$

$$c = [\hat{v}(t_{k-1}|t_{k-1}) - \hat{v}(t_{k-2}|t_{k-2})] / T$$

가속도 a, b, c 의 부호가 모두 동일하다면 이것의 평균을 취해서 t_k 에서의 가속도 예측치 $\hat{a}(t_k)$ 를 구하게 되고, 2개는 동일 부호고 나머지가 다른 부호라면, 2개의 항목에 대한 평균을 가속도 예측치 $\hat{a}(t_k)$ 로 하였다. 이것은 노이즈로 인한 불연속적인 가속도 예측치가 발생하는 경우에 대해서 불연속 노이즈의 영향을 배제하기 위한 것이다.

$$\hat{a}(t_k) = \begin{cases} \frac{a+b+c}{3} & \text{if 모두 동일 부호} \\ \frac{a+b}{2} \text{ or } \frac{b+c}{2} \text{ or } \frac{c+a}{2} & \text{if 2개만 동일 부호} \end{cases}$$

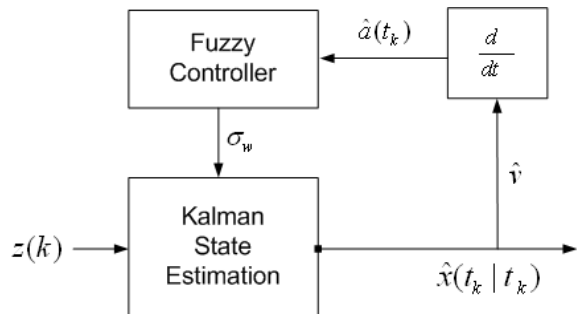


Fig. 4. Fuzzy Rule 기반 Estimation 구조

4. 위협체 접근 시나리오

하드킬 시스템은 종말단계에서 대전차위협체와 교전이 이루어지기 때문에 궤적 상에서의 변화는 거의 없으나 속도변화가 심하여 가속도가 중요한 요소가 되며

로, 근거리에서 발사되는 대전차 위협체(ATGM, ATR)에 대한 접근시나리오는 직진하는 선형성 위협체적을 생성하고 가속도의 증감특성에 따라서 위협체 접근 시나리오를 다음과 같이 구분하였다.

대전차 위협체의 가속도의 특성은 실제 시험을 통해 획득된 데이터를 근간하여 RPG와 같은 대전차로켓탄에 대해서 3가지와 Metis-M과 같은 대전차유도탄에 대해서 특성의 변화를 가상으로 생성하였다.

Table 1. 위협체별 가속도 변위

위협체 구분	가속도
위협 I-1 (대전차로켓탄)	-30g~40g
위협 I-2 (대전차로켓탄)	40g이상
위협 I-3 (대전차로켓탄)	-30g~-10g
위협 II (대전차유도탄)	0g~-5g

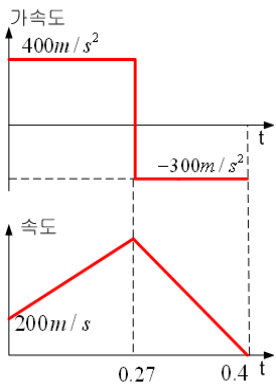


Fig. 5. 위협 I-1

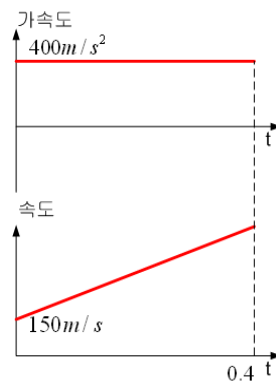


Fig. 6. 위협 I-2

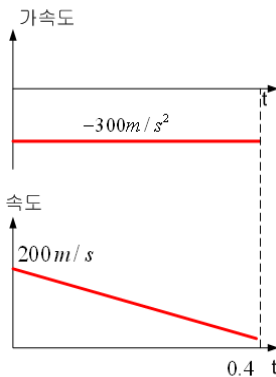


Fig. 7. 위협 I-3

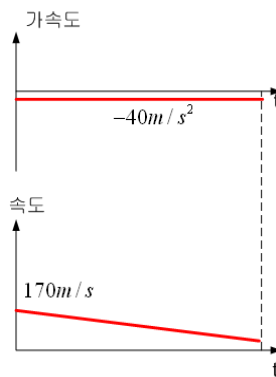


Fig. 8. 위협 II

위와 같은 4가지의 위협접근 시나리오에 대해서 S-KF, IMM-KF와 FRA-KF의 거리, 속도 및 가속도 추정 시에 발생하는 오차를 Root Mean Square Error(RMSE) 수치를 통해 필터간 성능을 비교분석하였다.

5. 시뮬레이션 결과

FRA-KF 모델은 등가속도 KF의 구조와 동일하며, 입력으로 들어오는 KF의 속도의 변화량에 따라서 가속도 추정치를 Fuzzy 소속도함수의 연산을 통해 예측하게 되며, 이러한 추정결과가 KF 내부의 프로세스 노이즈를 변화시킴으로써 위협체의 기동특성이 달라짐에 따른 적응적 추적성능의 향상을 가져오는 역할을 한다. S-KF의 경우는 RPG와 같은 대전차로켓을 잘 추정할 수 있도록 프로세스 노이즈 $\sigma_w^2 = 30^2$ 으로 설정하였으며, 천이행렬 F의 시간상수 설정을 위해 $\alpha = 0.05$ 로 설정하여 기동표적에 대해서 추적이 될 수 있도록 하였으며, IMM-KF의 경우 위의 S-KF 모델과 등가속도 KF로 구성하였으며 등가속도 KF의 경우 프로세스 노이즈 수치를 $\sigma_w^2 = 0.05^2$ 로 적용하여 저속 기동표적에 대해서 추종하는 모델로 적용하였다.

위협체의 궤적은 150m에서 발생하여 방호체계에 접근하며 레이더의 거리 오차는 0.5m, 속도 오차는 0.3 m/s로 하였고 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 500회로 설정하여 실시하였다.

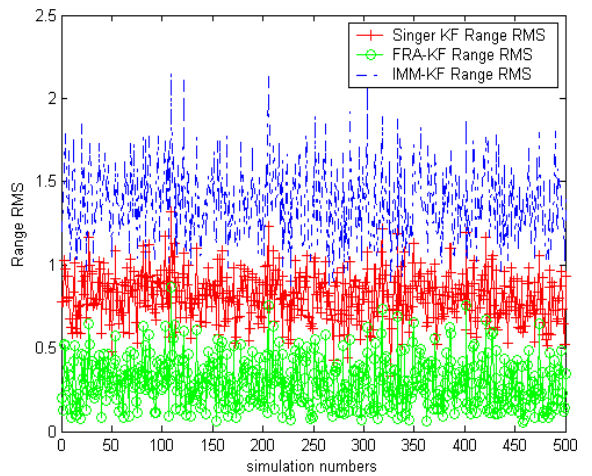


Fig. 9. 위협 I-1에 대한 Range RMSE

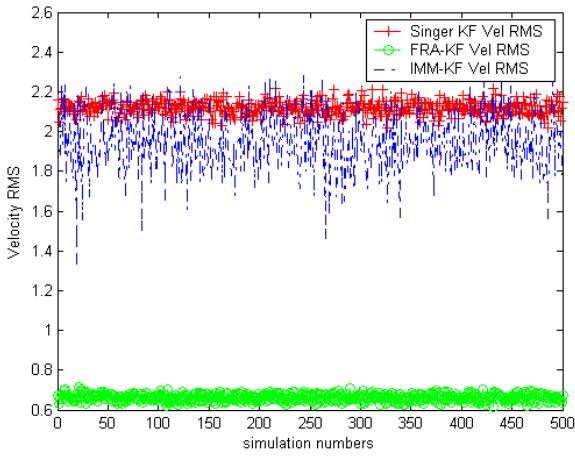


Fig. 10. 위협 I-1에 대한 Velocity RMSE

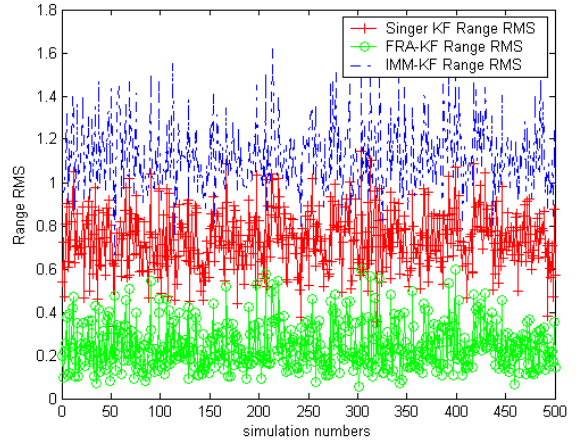


Fig. 12. 위협 I-2에 대한 Range RMSE

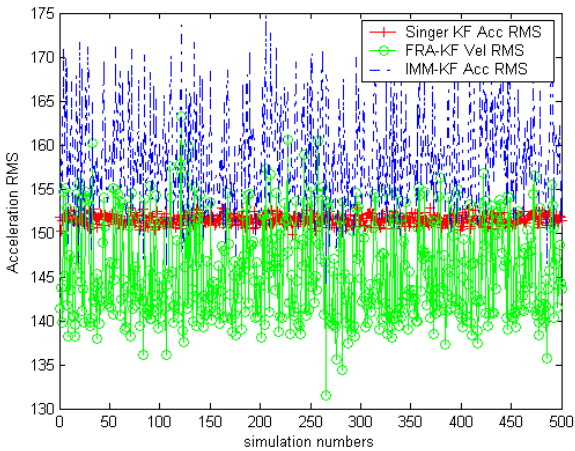


Fig. 11. 위협 I-1에 대한 Acceleration RMSE

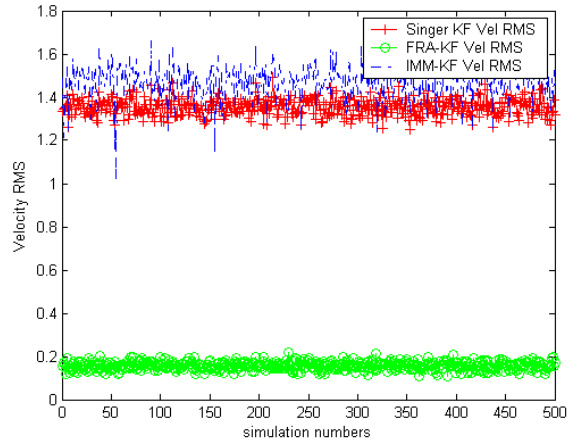


Fig. 13. 위협 I-2에 대한 Velocity RMSE

위협 I-1은 RPG와 같은 로켓탄이 발사되어 30g 정도의 수준으로 가속된 후 급격하게 감속되어 40g 수준으로 접근하는 대전차 로켓탄에 대한 추적결과이며, 방호체계에서 로켓탄 방어 시에 가속도의 변화가 심하여 예측오차가 많이 발생할 수 있는 상황에 해당한다. 거리, 속도, 가속도 예측시에 추정 오차의 RMSE가 FRA-KF 상대적으로 낮으며 IMM-KF의 경우는 저속 기동표적모델과의 Mixing하는 효과로 인하여 S-KF보다 성능이 떨어지는 경향을 보이고 있다.

다음은 위협 I-2로서, 사거리가 긴 RPG와 같은 로켓이 근거리에서 발사되어 40g 수준으로 가속되는 상황에 해당한다.

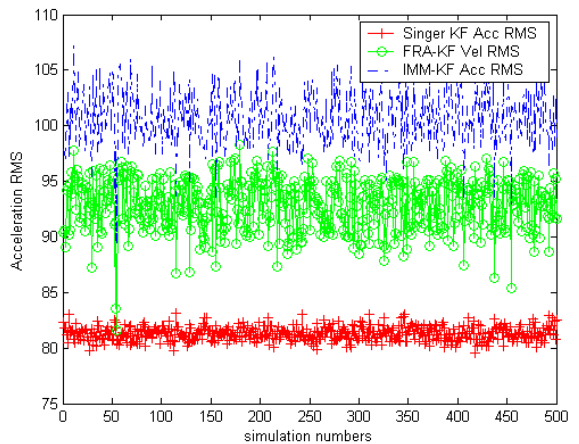


Fig. 14. 위협 I-2에 대한 Acceleration RMSE

가속도의 경향성이 한 방향으로 증가하고 있으므로, Range, Velocity, Acceleration의 RMSE 오차도 위협 I-1에 비해 수렴해가는 상황을 볼 수 있으며, FRA-KF가 S-KF와 IMM-KF에 비해 Range 및 Velocity의 RMSE 수치가 더 낮은 것을 볼 수 있으며, S-KF의 경우 가속도 변화에 대한 수렴특성이 상대적으로 좋은 결과를 보이고 있다.

위협 I-3은 발사 이후에 급감속을 하며 -30g 수준으로 접근하는 RPG와 같은 로켓탄을 추적하는 상황에 해당한다. 급감속을 하는 경우도 FRA-KF가 S-KF와 IMM-KF에 비해 수렴오차의 RMSE가 낮은 것을 확인할 수 있으며, 수렴오차 특성은 위협 I-2와 유사한 경향을 보인다.

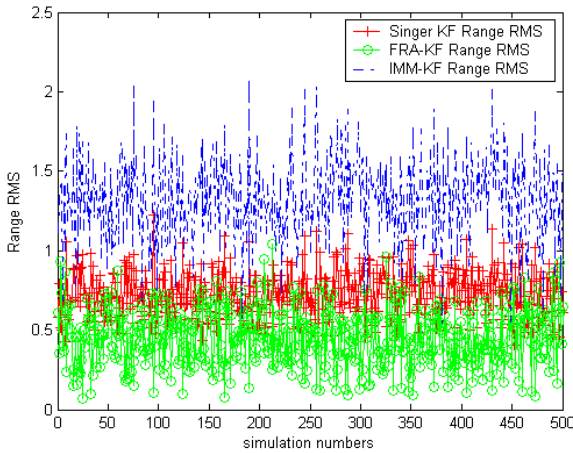


Fig. 15. 위협 I-3에 대한 Range RMSE

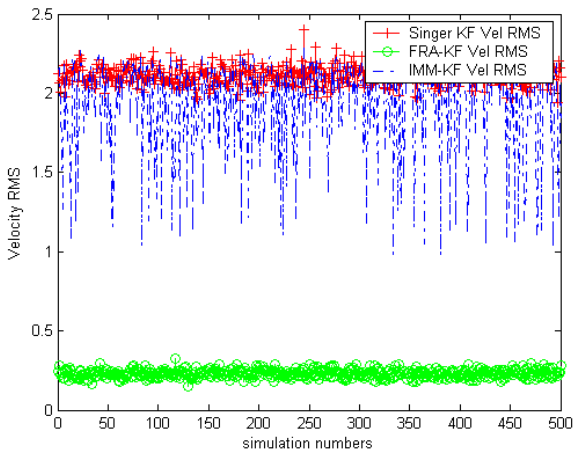


Fig. 16. 위협 I-3에 대한 Velocity RMSE

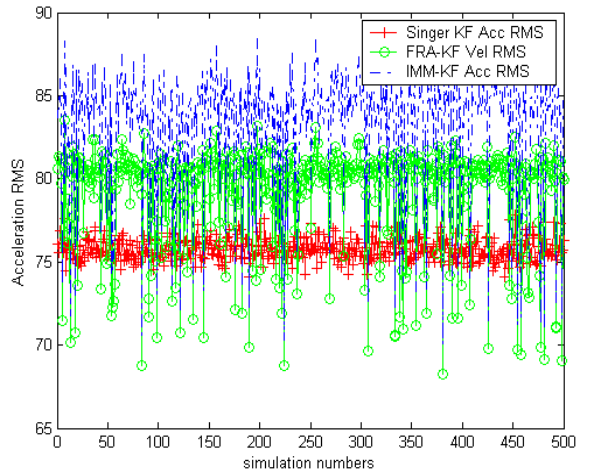


Fig. 17. 위협 I-3에 대한 Acceleration RMSE

마지막은 위협 II로서 대전차유도탄에 해당한다. 대전차유도탄의 경우 1km 이상에서 발사하여 방호체계로부터 150m 부근은 종말단계에 해당하는 시점으로 속도 및 가속도의 변화가 거의 없이 접근하게 된다. -4g 정도의 수준으로 활강하며 속도도 200m/s이하에 해당하게 된다. 상대적으로 위협 I-1,2,3과 달리 Range, Velocity, Acceleration의 RMSE 기준으로 볼 때 위협체의 추적성능이 높은 편이며, Range RMSE 측면에서는 S-KF, Acceleration RMSE 측면에서는 FRA-KF가 상대적으로 낮은 편이나 전반적으로 각 필터의 추적성능은 큰 차이 없이 유사한 결과를 확인할 수 있다.

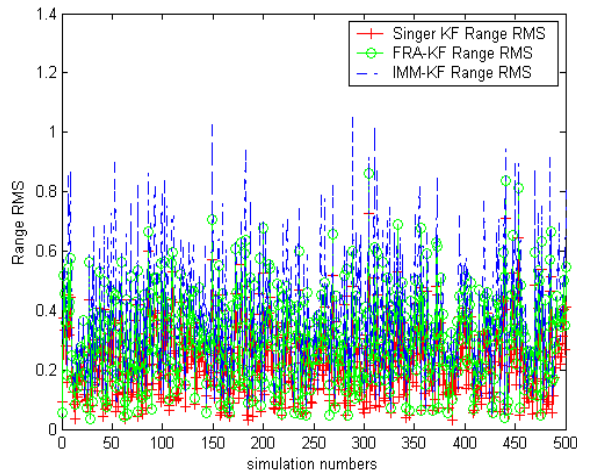


Fig. 18. 위협 II에 대한 Range RMSE

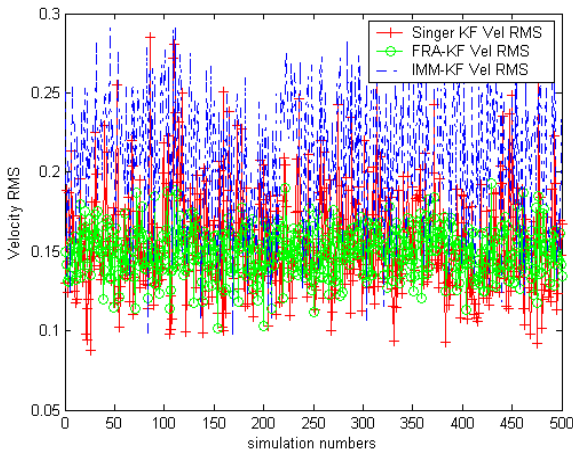


Fig. 19. 위협 II에 대한 Velocity RMSE

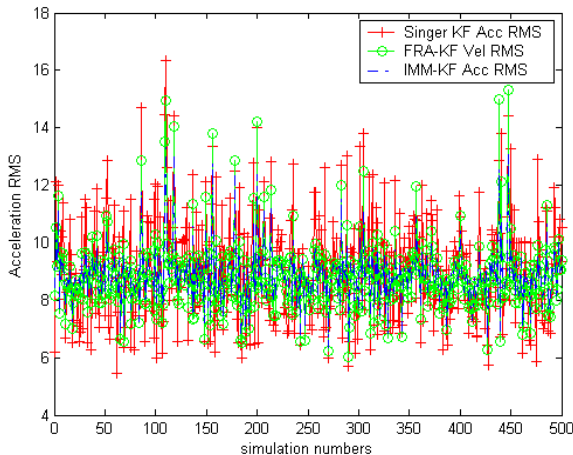


Fig. 20. 위협 II에 대한 Acceleration RMSE

본 시뮬레이션 결과의 RMSE에 추이에 대한 평균적인 수치를 정리하면 아래 표와 같다. 전반적으로 FRA-KF가 S-KF와 IMM-KF에 비해 Range 및 Velocity 추적 결과가 우수하며, Acceleration 추적성능에 대해서는 위협 I-1에 대해서는 FRA-KF가 우수한 반면, 위협 I-2, I-3 및 II에 대해서 S-KF가 좀 더 가속도 수렴도 특성이 우수함을 확인할 수 있었다. Range와 Velocity에서 나온 성능을 보인 FRA-KF가 Acceleration 측면에서는 S-KF에 비해 상대적으로 RMSE 오차가 증가한 이유는 FRA-KF의 경우 위협체의 Acceleration의 변화특성에 따라서 칼만필터의 시스템 프로세스 노이즈 항을 변화시키면서 위협체의 속도경향을 잘 추적하였으나, System의 프로세스 노이즈 항이 변화하고 추정 속도

에 노이즈를 인가하는 효과를 주면서 Acceleration 추정치가 높아지는 경향을 보여준 것이다.

Table 2. 시뮬레이션 결과(Range RMSE 평균)

위협특성	반복	S-KF	FRA-KF	IMM-KF
위협 I-1	500	0.8127	0.2966	1.3723
위협 I-2	500	0.7355	0.2454	1.1239
위협 I-3	500	0.7190	0.4537	1.3189
위협 II	500	0.2192	0.3030	0.3805

Table 3. 시뮬레이션 결과(Velocity RMSE 평균)

위협특성	반복	S-KF	FRA-KF	IMM-KF
위협 I-1	500	2.1195	0.6621	1.9436
위협 I-2	500	1.3533	0.1568	1.4713
위협 I-3	500	2.1152	0.2305	1.9316
위협 II	500	0.1549	0.1496	0.2115

Table 4. 시뮬레이션 결과(Acceleration RMSE 평균)

위협특성	반복	S-KF	FRA-KF	IMM-KF
위협 I-1	500	151.4960	145.6021	158.6260
위협 I-2	500	81.2810	92.9200	100.7116
위협 I-3	500	75.7821	79.1843	83.0361
위협 II	500	9.0108	8.7975	8.8423

6. 결론

본 논문의 시뮬레이션 결과를 통해 FRA-KF의 유용성과 성능을 예측해 볼 수 있었다. 지상무기체계에서 접근하는 대전차유도미사일과 대전차로켓탄에 대한 특성을 분석하여 4가지 접근 시나리오에 대해서 비교하였다. S-KF의 경우 위협체의 기동특성의 변화를 감지하는 특성은 우수하나 거리와 속도에 대한 추적 성능은 상대적으로 낮은 성능을 나타내었다. IMM-KF의 경우 S-KF와 등가속도 KF의 두 가지 모델에 대해서 적용하였으나, 궤적의 위치 변화보다는 위협체의 가속도 자체의 변화가 많은 경우에는 S-KF와 등가속도

KF간의 모델에 대해 상호 모델 결합시에 증가속도 KF의 영향이 좀 더 크게 나타나는 경향이 있어 전반적으로 위협체의 가속도 변이에 따른 특성을 추적하지 못하여 추적성능이 전반적으로 낮아지는 경향을 보였다. FRA-KF는 기동특성의 변화가 많은 경우 및 기동특성이 낮은 경우 모두 전반적으로 우수한 추적성능을 보였으며, Fuzzy 제어 기반의 단일 KF를 사용하여 IMM-KF 및 S-KF에 비해 우수한 성능을 나타내었다. Singer모델 기반 단일 KF와 비교를 하면서 FRA-KF의 속도 추정시에 프로세스 노이즈항 변화특성에 의해 가속도 추정시에 노이즈가 다소 증대되는 현상을 확인하였다. 향후 Fuzzy 제어기반의 프로세스 노이즈 예측시에 속도추정에 대한 노이즈 영향을 완화시키는 방법 및 다수의 칼만필터 모델과 Fuzzy 제어방안을 결합하는 기법에 대한 추가적인 연구가 필요하다고 판단된다.

본 논문에서 제시한 FRA-KF는 근거리 위협체에 대한 하드킬 시스템의 거리, 속도 및 가속도 예측시에 실질적으로 적용할 수 있는 알고리즘으로 판단되며, 추후 좀 더 다양한 대전차 위협체의 기동특성을 파악하고 제시한 개선사항을 반영한다면 근거리에서 접근하는 위협체를 무력화하는 하드킬 시스템의 교전성능 향상에 크게 기여할 수 있을 것이다.

References

- [1] Constantino, Rago. and Raman K. Mehra., "Robust Adaptive Target State Estimation for Missile Guidance using the Interacting Multiple Model Kalman Filter", Position Location and Navigation Symposium, pp. 355~362, March 13~16, IEEE 2000.
- [2] Blom, H. A. P., "Tracking a Maneuvering Target Using Input Estimation Versus the Interacting Multiple Model Algorithm", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-25(2), March 1989.
- [3] K. A. Myers and B. D. Tapley, "Adaptive Sequential Estimation with Unknown Noise Statistics", IEEE Transactions on Automatic Control, Ac-21, pp. 520~523, August 1976
- [4] C. B. Chang, A. G. C. Hu, and J. B. Plant. "A Kalman Filter Based Tracking Scheme with Input Estimation", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-15(2), pp. 237~244, March 1984.
- [5] Singer, R. A., "Estimating Optimal Tracking Performance for Manned Maneuvering Targets", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-9(2), pp. 478~483, Feb, 1970.
- [6] Henk. A. P. Blom and Y. Bar-Shalom, "The Interacting Multiple Model Algorithm for Systems with Markovian Switching Coefficients", IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 33, No. 8, 1988.
- [7] Yaakov Bar-Shalom, Estimation with Applications To Tracking and Navigation, JOHN WILEY & SONS, 2001.
- [8] 이현엽, 문경일, MATLAB을 이용한 퍼지-뉴로, 도서출판 아진, 1999.