

가설 검증과 칼만 필터를 이용한 격추평가 기법 연구

A Kill-Assessment Technique Using Hypothesis Testing and Kalman Filter

김 호 정* 이 동 관*
Kim, Hojeong Lee, Dong Gwan

ABSTRACT

The correct and opportune decision of reengaging the intercepted target is required in order to enhance the engagement performance of the surface to air missile systems that has the ability to defense or attack against various targets at the same time. The engagement efficiency and success of these systems will be largely enhanced by assigning quickly its system resources to the intercepted target and minimizing the waste of system resources for the target which is not able to attack any more. The kill-assessment algorithm has to be able to evaluate automatically whether various targets intercepted by missiles are killed or not on the basis of the reasonable confidence level. The definition of kill assessment is discussed and the kill assessment algorithm is designed reliably by using Kalman filter and a probability theory. Finally its performance is evaluated and analyzed by the Monte Carlo simulation.

주요기술용어(주제어) : Kill Assessment, Surface to Air Missile System, Kalman Filter, Monte Carlo Simulation

1. 서 론

다양한 공중위협에 대응하기 위해 육상의 진지나 해상의 배위 또는 전투기 등에 배치되는 대공유도무기체계는 일반적으로 레이더와 유도탄, 교전통제장치 등으로 구성되며 유도탄과 표적의 조우 후 레이더와 같은 센서자원으로부터 표적이나 파편의 격추거동 상태를 결정할 수 있는 정보를 수집하여 격추평가(Kill-Assessment)를 통해 재 교전을 결정하여 수행한다. 따라서 정밀하고 적시의 격추평가 능력은 다음과 같

은 측면에서 대단히 중요한 의미를 갖는다. 첫째, 격추평가 반응시간이 짧을수록 새로운 무기할당과 재 교전을 성공적으로 수행할 확률이 높아진다. 둘째, 정밀한 격추평가를 통해 더 이상 위협이 아닌 표적에 대해 불필요한 무기 사용과 자원 낭비를 최소화하여 무기체계의 효율을 크게 향상시킬 수 있다.

J. A. Manly는 표적에 대한 레이더의 도플러 신호 스펙트럼을 분석하여 표적의 이상 기동상태를 추정하였다^[1]. 이후 J. E. Gray는 표적의 격추평가 문제에 대한 필요성과 중요성을 새롭게 제기하면서 인공 신경망을 활용하여 표적 시스템을 식별하고 모델링하여 격추평가를 수행하는 기법을 제시하였다^[2,4]. 그리고 대기권 밖으로까지 표적에 대한 레이더의 도플러 신호 패턴을 분석하여 이용함으로써 격추평가의 적용범

† 2006년 7월 10일 접수~2006년 11월 6일 게재승인

* 국방과학연구소(ADD)

주저자 이메일 : hjkim511@add.re.kr

위를 확장하였다^[5].

지금까지 제안된 자동화된 격추평가 방안은 레이더로부터 얻을 수 있는 정보를 기반으로 표적 시스템을 식별 및 모델링하거나 레이더의 도플러 신호를 분석하여 격추평가를 수행하였다. 하지만, 표적 식별을 통한 모델기반의 접근방법은 동시에 다수의 표적에 대해 식별을 위한 정보를 데이터베이스화하여 처리해야 하고 식별된 표적에 대한 정교한 모델링이 필수적이어서 실시간으로 격추평가를 수행하기에는 한계가 있다. 특히 유도탄과 조우한 표적이 입은 피해의 정도에 따라 조우전에 식별된 표적의 모델은 조우 후 크게 달라질 가능성이 크므로 실제상황에 적용하기에 어려움이 있다. 또한 레이더의 도플러 신호는 표적의 상태뿐만 아니라 주변환경에 의해서도 크게 영향을 받으며 가능한 모든 조우상황에 대해 미리 만들어 놓은 격추 시나리오를 기반으로 격추평가를 수행해야 하므로 현실적으로 많은 한계가 존재한다.

따라서 본 논문에서는 동시에 여러 표적에 대하여 다양한 조우 상황에서도 합리적인 격추평가를 수행하기 위해서 표적의 격추거동에 따른 센서정보를 기반으로 자동화되고 최적화된 실시간 격추평가 알고리즘을 제안하고 시뮬레이션 결과에 대해 고찰한다.

2. 격추평가 기법 설계

가. 격추평가 문제정의

격추평가는 표적과 유도탄의 조우 후에 수행 할 일종의 가설시험으로 표적이 무기체계나 방어진역에 여전히 위협이 되는지를 결정하기 위해 가설 H_0 와 H_1 을 시험하고 이때 발생하는 오차 E_0 와 E_1 을 최대한 줄이는 문제로 정의할 수 있다. 특히 단일 표적과 짧은 시간에 교전하는 동안 E_1 은 재교전 가능성을 심각하게 감소시키고, 다표적과 교전을 하는 동안 E_0 는 심각한 자원의 고갈을 야기시키게 된다.

H_0 : 표적이 격추되지 않았다.

→ E_0 : H_0 가 참으로 평가되지만 사실 거짓일 경우 발생하는 오차.

H_1 : 표적이 격추되었다.

→ E_1 : H_1 이 참으로 평가되지만 사실 거짓일 경우 발생하는 오차.

나. 격추판단 알고리즘

격추평가 알고리즘의 목적은 표적의 격추상태에 대한 예측 성공율을 극대화시키는 것이므로 표적에 관한 다양한 정보를 수집하여 분석 할수록 예측 성공율은 향상될 것이다.

여러 가지 센서로부터 수집할 수 있는 정보는 크게 동적 정보와 비동적 정보로 나눌 수 있다. 동적 정보는 표적이 대기 중에 기동하면서 나타나는 상태정보(위치, 속도, 가속도 등)의 결과로 표적의 진행 방향이나 에너지의 패턴변화를 들 수 있다. 비 동적 정보는 적외선과 같은 광학을 이용한 표적 이미지의 패턴 변화, 표적의 RCS(radar cross section) 패턴 변화나 도플러 신호의 패턴 변화 등이 있다.

만일 유도탄이 표적과 성공적으로 조우하였다면 표적은 심각한 상태변화가 일어날 것이며 이를 이용하여 본 논문에서는 대공유도무기체계에서 일반적으로 용이하게 얻을 수 있는 표적의 동적 정보를 기반으로 격추평가를 수행할 수 있는 알고리즘을 설계한다.

1) 시스템 모델링

가) 표적의 연속시간 상태방정식

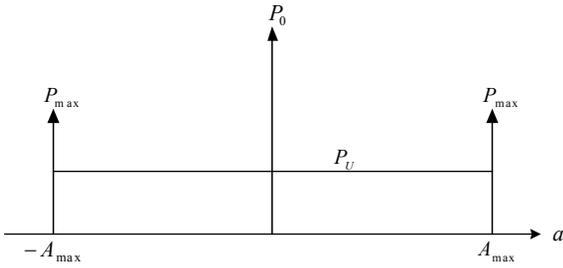
격추평가를 위한 표적 모델은 기동현상을 표현할 수 있을 만큼 충분한 정확성을 제공하면서 실시간성을 만족하도록 단순해야 한다^[13].

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Fx(t) + Ga(t) \\ F &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, $x(t)$ 는 시간 t 에서 표적의 위치와 속도를 포함하는 상태벡터이고 $a(t)$ 는 표적의 가속도를 의미한다.

$a(t)$ 를 band-limited 잡음으로 모델링하면 표적의 기동특성은 전형적으로 식 (2)와 같이 가속도 분산 (σ_m^2)과 지속시간($1/\alpha$)으로 표현 될 수 있다.

$$R(\tau) = E[a(t)a(t+\tau)] = \sigma_m^2 e^{-\alpha|\tau|} \quad (2)$$



[그림 1] 표적 가속도 모델

일반적으로 σ_m^2 은 그림 1과 같은 모델을 사용해서 식 (3)과 같이 구할 수 있다.

여기서, P_{max} 와 P_0 는 표적이 최대로 가속 A_{max} ($-A_{max}$) 및 등속 할 확률이며 P_U 는 A_{max} 와 $-A_{max}$ 사이에서 균등분포로 가속 할 확률이다.

$$\sigma_m^2 = \frac{A_{max}^2}{3}(1 + 4P_{max} - P_0) \quad (3)$$

나) 표적의 이산시간 상태방정식

일반적으로 선형 동적 시스템은 식 (4)와 같이 선형 이산 상태방정식에 따라 시스템의 상태가 변하고 시스템 출력은 식 (5)와 같은 선형관계로 이산시점에서 발생된다고 가정한다^[15].

$$X_k = \Phi_k X_{k-1} + U_{k-1} \quad (4)$$

여기서, X_k 는 임의의 시점 t_k 에서 시스템의 상태벡터이고, Φ_k 는 X_k 와 X_{k-1} 의 상태전이행렬이며 U_k 는 시스템의 입력벡터이다.

$$Z_k = H_k X_k + V_k \quad (5)$$

여기서, H_k 는 임의의 시점 t_k 에서 상태벡터와 측정치의 연관행렬이고 V_k 는 측정잡음으로 가우시안 백색잡음으로 가정한다.

식 (1)의 해를 구하여 샘플시간 T에 대하여 나타내면

$$x(t+T) = e^{FT} x(t) + \int_t^{t+T} e^{F(t+T-\sigma)} Ga(\sigma) d\sigma \quad (6)$$

이 된다. 식 (6)으로부터 식 (4)의 Φ_k 와 U_k 는 아래와 같이 구해될 수 있다.

$$\Phi_k = e^{FT} \approx \begin{pmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (7)$$

$$U_k = \int_{KT}^{(K+1)T} \exp\{F[(K+1)T - \sigma]\} Ga(\sigma) d\sigma \\ = \int_{KT}^{(K+1)T} \begin{pmatrix} (K+1)T - \sigma \\ 1 \end{pmatrix} a(\sigma) d\sigma \quad (8)$$

2) 칼만 필터 구성

칼만 필터는 선형의 시스템에서 최적의 필터로 알려져 있으며 선형의 상태 및 측정 방정식으로 구성된 시스템 모델을 기반으로 아래 식을 활용하여 시스템의 상태변수를 추정한다. 또한, 과거의 정보들을 모두 저장하고 있을 필요없는 추정절차의 귀납적 기법을 제공하며, 상태변수 추정치의 정밀도를 확률 분포로 정보의 신뢰도 표현이 가능한 장점이 있다.

$$\hat{X}_k = \tilde{X}_k + K_k(Z_k - H_k \tilde{X}_k) \quad (9)$$

$$\hat{P}_k = (I - K_k H_k) \tilde{P}_k \quad (10)$$

$$\tilde{x}_k = \Phi_k \hat{x}_{k-1} \quad (11)$$

$$\tilde{P}_k = \Phi_k \hat{P}_{k-1} \Phi_k^T + Q_{k-1} \quad (12)$$

$$K_k = \tilde{P}_k H_k^T S_k^{-1} \quad (13)$$

$$S_k = R_k + H_k \tilde{P}_k H_k^T \quad (14)$$

여기서,

\hat{X}_k : 측정값으로 갱신된 상태값

\tilde{X}_k : 모델에 의한 상태 추정값

K_k : 칼만 이득 행렬

\hat{P}_k : 측정값을 반영한 추정오차 공분산

- \tilde{P}_k : 모델에 의한 추정오차 공분산
- R_k : 측정 잡음 공분산
- Q_k : 공정잡음 공분산
- S_k : 이노베이션($v_k = Z_k - H_k \tilde{x}_k$) 공분산

행렬 Q_k 는 식 (8)를 이용하여 다음과 같이 유도될 수 있다[색인 1].

$$Q_k = E[U_k U_k^T] = \sigma_m^2 \begin{pmatrix} q_{11} & q_{12} \\ q_{21} & q_{22} \end{pmatrix} \quad (15)$$

$$q_{11} = \frac{1}{\alpha^4} (2 - 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2e^{-\alpha T} - \alpha^2 T^2 + \frac{2}{3} \alpha^3 T^3)$$

$$q_{12} = \frac{T}{\alpha^2} (e^{-\alpha T} + \alpha T - 1)$$

$$q_{21} = \frac{T}{\alpha^2} (e^{-\alpha T} + \alpha T - 1)$$

$$q_{22} = \frac{2}{\alpha^2} (e^{-\alpha T} + \alpha T - 1)$$

칼만 필터는 레이더의 위치측정정보 $p(k)$ 를 활용하여 식 (16)과 같이 상태변수와 식 (17)과 같이 오차 공분산(\hat{P}_k)을 초기화 할 수 있다[색인 2].

$$\hat{x}_1 = \begin{pmatrix} \hat{p}_1 \\ \hat{v}_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p(1) \\ \frac{p(1) - p(0)}{T} \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$P_{11} = \sigma_R^2$$

$$P_{12} = P_{21} = \frac{\sigma_R^2}{T}$$

$$P_{22} = \frac{2\sigma_R^2}{T^2} + \frac{\sigma_m^2}{\alpha^4 T^2} (2 - 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2e^{-\alpha T} - \alpha^2 T^2 + \frac{2}{3} \alpha^3 T^3) \quad (17)$$

3) 격추 탐지

만일 유도탄이 표적과 성공적으로 조우하여 통제가 불가능할 정도로 표적이 피해를 입었다면 표적은 이상 기동특성을 보일 것 이며 식 (18)과 같이 정의된 격추탐지변수 λ_k 를 이용하여 표적의 격추기동상태를 탐지할 수 있다. 특히 격추탐지변수 λ_k 는 통계적으로 독립적인 측정값의 수만큼 자유도 df 를 갖는 χ^2

분포를 따르므로 식 (19)을 만족한다.

$$\lambda_k = v_k^T S_k^{-1} v_k \quad (18)$$

여기서, v_k 는 이노베이션이고 S_k 는 이노베이션 의 공분산이다.

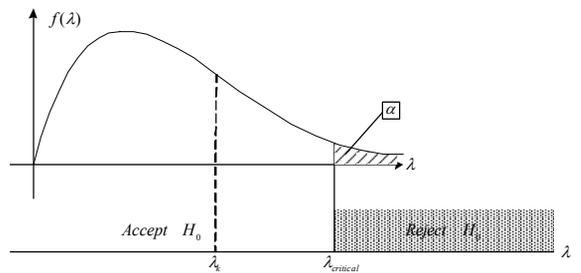
$$\lambda_k \sim \chi^2(df) \quad (19)$$

4) 격추상태 결정

우선 유도탄과 조우 후 표적이 심각한 피해를 입어 통제불능인 비정상 기동상태로 “표적이 격추되었다” 라는 대립가설 H_1 과 극미한 피해를 입어 통계가능한 기동상태로 “표적이 격추되지 않았다” 라는 귀무가설 H_0 를 세울 수 있다.

위와 같은 가설을 시험 및 검증하기 위하여 검정통계량인 격추탐지변수 λ_k 와 비교할 수 있는 기준치로 격추임계변수 $\lambda_{critical}$ 를 유의수준 α 로 결정한다.

가설검정이 검정통계량의 확률분포를 이용하므로 오차 E_0 와 E_1 을 동시에 줄이는 것은 불가능하다. 따라서 E_1 보다 훨씬 심각한 결과를 초래하는 E_0 를 미리 지정된 확률 α 이하로 설정해주는 유의차검정법을 적용하여 그림 2와 같이 격추평가를 수행하는 동안 격추탐지변수 λ_k 가 격추임계값 $\lambda_{critical}$ 보다 작으면 귀무가설을 채택하고 λ_k 가 $\lambda_{critical}$ 보다 크면 대립가설을 채택하여 표적의 격추상태를 판단할 수 있다.

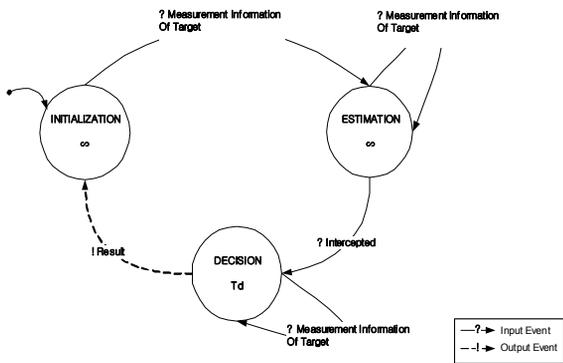


[그림 2] 가설 시험 및 검증

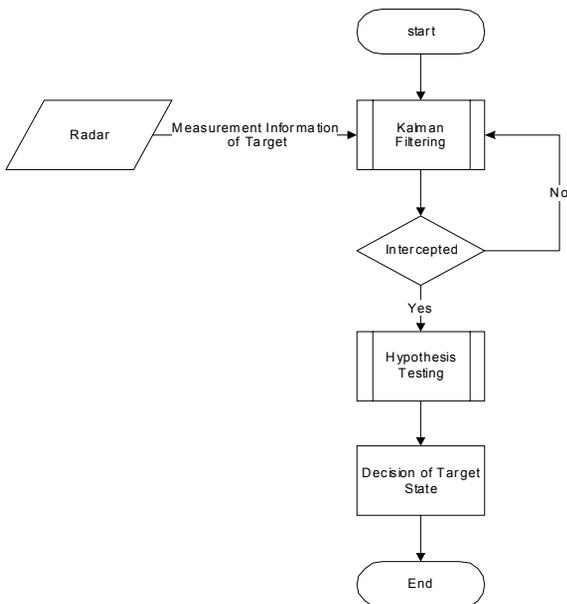
다. 격추평가 기법 구조

레이더가 표적을 추적하면서 레이더로부터 얻은 표적의 위치측정정보를 기반으로 칼만 필터를 구동시켜

표적 추적상태를 예측한다. 그 후 레이더에 의해 유도되는 유도탄이 자체 탐색기로 표적을 포착하여 표적과 조우에 성공한 순간부터 일정시간(T_d) 동안 주기적으로 격추탐지변수를 계산하여 표적의 격추기동상태를 예측 및 평가하고 최종적으로 가설 검증절차를 통해 표적의 격추상태를 결정한다. 그림 3은 격추평가 수행 시, 초기화와 표적의 기동상태추적 및 격추상태를 평가하는 일련의 상태변화를 나타내고, 그림 4는 이에 대응하는 격추평가 기법의 순서도를 나타낸다.



[그림 3] 격추평가 기법 상태도



[그림 4] 격추평가 기법 순서도

3. 격추평가 시뮬레이션

가. 시뮬레이션 모델

직교 좌표계 기반의 표적 상태정보를 활용할 경우 직교 좌표계의 각축이 상호 독립적인 특성을 활용하면 각축에 대하여 독립적인 계산이 가능하므로 수식의 복잡도와 계산량이 감소되는 장점이 있다. 이를 활용하여 3차원으로 모의가 가능하도록 칼만 필터 수식을 유도하였다[색인 3].

나. 시뮬레이션 환경설정

일반적인 레이더의 성능 제원을 참조하여 표 1과 같이 표적 및 레이더의 특성을 포함한 모의 환경변수를 설정하였다.

[표 1] 모의 조건

특 성	항 목	내 용
표적 특성	표적 등속도(V_{max})	340m/s
	최대 기동 가속도(A_{max})	6G
	최대 기동 시간(τ)	4s
	최대 기동 확률(P_{max})	0.2
	기동하지 않을 확률(P_0)	0.5
	가속도 분산(σ_m^2)	$1500 m^2 / s^4$
레이더 특성	거리오차 : 15~20m 각 오차 : $0.1^\circ \sim 0.15^\circ$	탐지 : 400m 교전 : 200m
	측정오차분산 ($\sigma_{R,x}^2, \sigma_{R,y}^2, \sigma_{R,z}^2$)	탐지 : $400^2 m^2$ 교전 : $200^2 m^2$
	샘플링 시간(T)	1.5s
알고리즘 특성	격추기동 지속시간	5s
시뮬레이션 특성	몬테 카를로 시뮬레이션 회수	100회

4. 알고리즘 성능분석

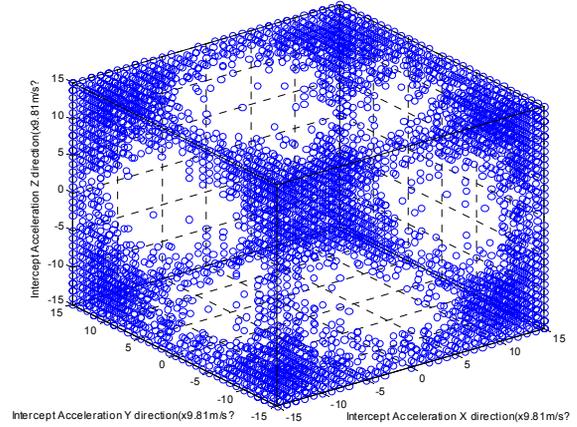
표 1과 같은 모의 조건으로 알고리즘의 격추평가 성능과 실시간 성능에 대해 평가 및 분석하였다. 3차원 (X, Y, Z)에 대한 격추평가 성능의 전체적인 표현이 제한적이므로 2차원 (X, Y)와 (X, Z)에 대하여 대표적인 결과를 도시하였다.

가. 격추평가 성능

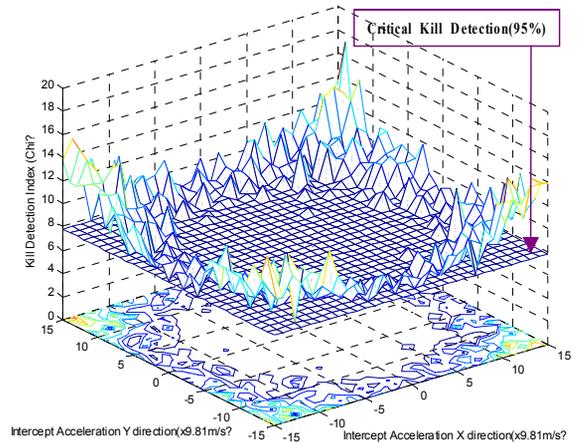
유도탄과 표적의 조우시점에서 발생할 수 있는 다양한 표적 기동형태를 조우 시 표적에 가해지는 가속도를 변화시키면서 고려하였다. 이에 따른 표적의 격추궤적의 변화로 인한 격추탐지 변수의 특성을 살펴봄으로써 알고리즘의 격추평가 성능을 평가 및 분석하였다.

조우 시 표적에 미치는 가속도의 범위는 X, Y, Z 방향 모두 $-15G \sim 15G$ 로 설정하였다.

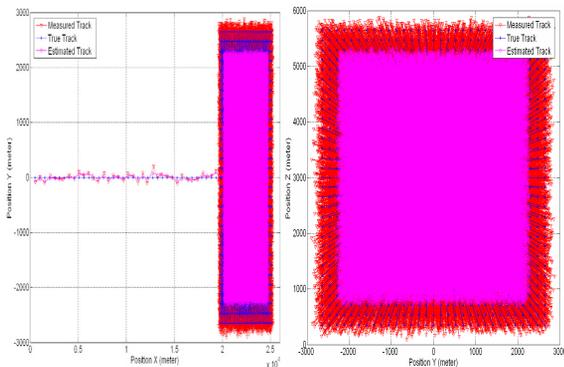
일정한 고도(3000m)에서 등속도($V_x=340m/s$)로 이동하는 표적이 유도탄과 조우되어 입을 수 있는 피해의 결과(조우형태)를 그림 5와 같이 조우 후에 발생할 수 있는 표적의 가속도에 따른 궤적을 공간상의 격추거동으로서 (X, Y)와 (Y, Z) 평면의 그래프로 나타내었다. 그림 6은 X, Y, Z 각 축의 가속도 크기 변화에 따른 격추탐지변수를 계산하여 그 값이 격추임계 변수 값을 초과한 가속도 지점들을 나타내며, 격추기동의 크기가 작은 영역에서는 격추탐지가 이루어지지 않음을 볼 수 있다. 조우 후 표적의 격추거동 중에 수행된 격추평가 결과로서 그림 7은 (X, Y) 평



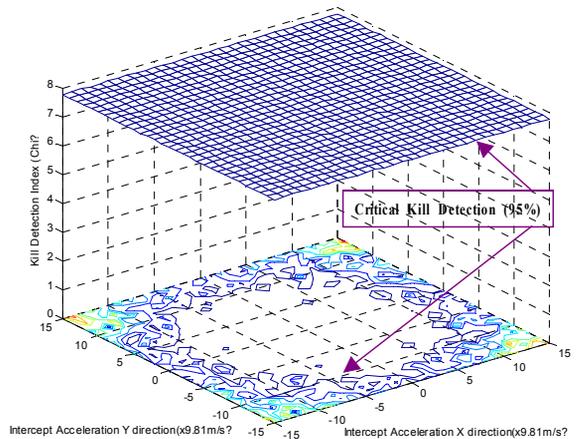
[그림 6] 격추탐지가 일어난 가속도 값의 위치



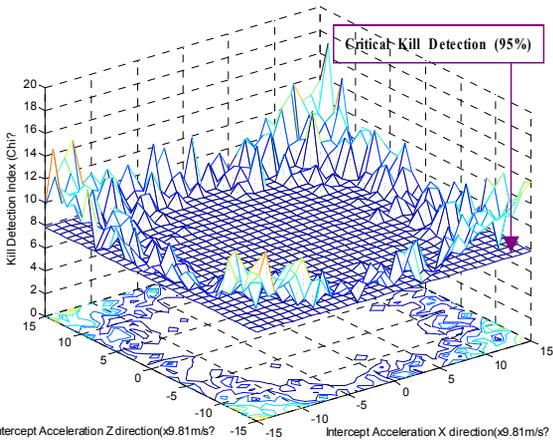
[그림 7] 가속도 변화에 따른 격추탐지 특성(X, Y)



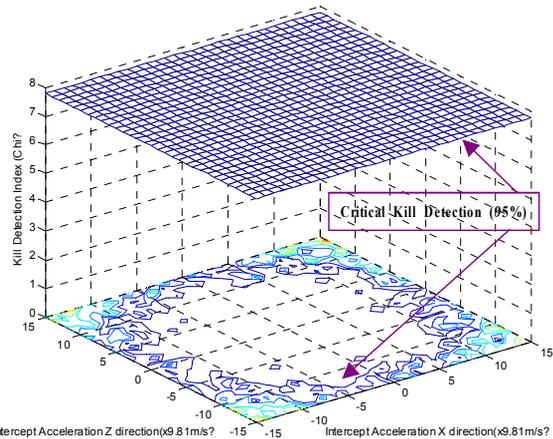
[그림 5] 조우 시 발생할 수 있는 표적의 궤적



[그림 8] 가속도 변화에 따른 격추탐지 특성(X, Y)



[그림 9] 가속도 변화에 따른 격추탐지 특성(X, Z)



[그림 10] 가속도 변화에 따른 격추탐지 특성(X, Z)

면에 대한 표적의 다양한 가속도 변화에 따른 격추탐지 변수의 분포를 도시하여 전체적인 격추평가의 성능을 나타내고 있으며, 그림 8은 알고리즘 수행결과 격추탐지 임계값보다 큰, 즉 H_0 를 기각한 영역을 등고선으로 투영하여 나타내고 있다. 그림 9와 10은 (X, Z) 평면에 대한 격추평가 성능의 결과로서 각각 (X, Z) 평면에 대한 격추탐지 변수의 분포와 격추판단의 기준을 나타내는 등고선을 보여주고 있다.

나. 실시간 계산성능

표 1, 2와 같은 시험 환경에서 몬테 카를로 시뮬레이션 기법을 활용하여 데이터의 입력과 출력지연시간

이 반영된 수행시간의 표본 \bar{x} 를 실시간으로 측정하였다. 그리고, 표 3과 같은 통계량을 토대로 알고리즘이 실시간으로 동시에 교전할 수 있는 최대 표적 수를 계산함으로써 대표적 동시교전을 위한 실시간 수행성능을 평가 및 분석하였다.

[표 2] 실시간 성능 시험용 하드웨어 사양

항 목	내 용
CPU	Pentium 4, 2.00GHz
RAM	512MB DDR
OS	Microsoft Windows XP (Professional Version 2002,SP2)
Board Clock	400 MHz

[표 3] 실시간 수행성능(측정치 통계량)

항 목	통계량
표본 개수(n)	100
평균($E(\bar{x})$)	3.20579E-4
표준편차($\sigma_{\bar{x}}$)	1.42944E-4
최소(\bar{x}_{\min})	1.23967E-4
최대(\bar{x}_{\max})	0.00104

우선 중심극한정리를 이용해 모집단의 알고리즘 수행시간이 정규분포를 따른다고 가정하여 단일 표적에 대한 알고리즘 수행시간은 식 (20)과 같이 정의할 수 있고

$$\bar{x} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \tag{20}$$

신뢰도 99%를 만족하는 최대 수행시간 μ_{\max} 는 식 (21)과 같이 계산될 수 있다.

$$\Pr\left[-z_{0.005} \leq \frac{\bar{x} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \leq z_{0.005}\right] = 0.99$$

$$\mu_{\max} = \bar{x} + 2.57 \times \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = 3.5732 \times 10^{-4} s \tag{21}$$

따라서, 실시간으로 알고리즘이 수행할 수 있는 최대 동시교전 표적 수는 식 (22)와 같다.

$$C_{target} \leq \frac{T_{sampling}}{\mu_{max}} \quad (22)$$

여기서, C_{target} 는 레이더가 동시에 교전 가능한 표적 수이고 $T_{sampling}$ 는 샘플링 시간을 나타낸다.

5. 결론

기동하는 여러 표적에 대한 대공유도무기 체계의 동시교전 능력을 극대화시키기 위해서는 유도탄과 표적의 조우 후 적시의 정확한 재 교전 여부 결정이 요구된다. 이를 위해 본 연구에서 격추평가문제를 가설 시험으로 정의하여 칼만 필터와 확률이론을 기반으로 다양한 대공표적에 대해 정량적인 신뢰도를 가지고 실시간으로 표적의 격추상태를 자동적으로 평가할 수 있는 격추평가 기법을 설계하였다.

첫째, 격추상태에 따른 다양한 표적의 기동을 묘사함으로써 알고리즘의 격추평가 성능을 시험 및 평가한 결과로 그림 7~10과 같이 유도탄과 조우 후 입은 피해에 따른 표적의 가속도의 변화가 각 직교좌표축으로 가장 클 때 격추탐지변수 값이 최대로 커졌으며 가속도의 변화가 가장 작을 때 격추탐지변수 값이 최소가 되고, 각 직교좌표축으로 $\pm 7G$ 이상의 가속도 변화가 발생했을 때 격추탐지변수 값이 임계치를 넘어 95%의 신뢰도로 표적의 격추여부를 판단할 수 있음을 확인하였다.

둘째, 알고리즘의 실시간 계산성능을 분석한 결과로 신뢰도 99% 범위에서 단일 표적에 대한 알고리즘의 최대 수행시간은 0.35732ms이었고 만일 레이더의 샘플링 시간이 1.5s 일 때 식 (22)에 의해 실시간을 만족하며 동시에 처리할 수 있는 최대 표적 수는 약 3750개로 충분한 성능을 확인하였다.

셋째, 표적의 격추상태기동이 발생하는 시점은 조우상황과 표적특성에 의존하므로 일정시간 동안 알고리즘을 주기적으로 수행해야 격추상태를 결정할 수 있음을 알 수 있었다.

따라서, 표적의 격추기동특성에 따른 신뢰도를 반영한 격추탐지변수 값의 변화를 기반으로 표적의 격추상태를 정량적으로 탐지 및 평가할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] J. A. Manley, "Target Kill Assessment Using Radar Data", NSWC TR 79-436, Dahlgren VA, March 1980.
- [2] S. K. Chappell, T. T. Rice, "Partial Determination of Particle Motion using artificial neural networks", IEEE conference, July, 1992.
- [3] A. T. Alouani, "A Neurocomputing Algorithm For Linear State Estimation", IEEE Proceedings of the 31st Conference on Decision and Control, December 1992.
- [4] J. E. Gray, "The Problem of Kill Assessment : A challenge for Radar Tracking Systems", IEEE Conference, 2001.
- [5] J. E. Gray, "The Problem of Kill Assessment Part II : The Doppler Effect and Exo-Atmospheric Kill Assessment", IEEE Conference, 2002.
- [6] D. R. Cave, "Systems Effectiveness Analysis Tool for Evaluating Guided Interceptors", AIAA 94-0210, 32nd Aerospace Sciences Meeting & Exhibit, January, 1994.
- [7] 김재원, "집표적 공격 항공기와 방어 SAM과의 교전 연구", 제 4차 유도무기 학술대회(유도조정/체계).
- [8] Joris De Schutter et al. "Kalman Filters: A Tutorial", SCK, CEN Belgian Nuclear Energy Research Centre, October 29, 1999.
- [9] Dan Simon, "Kalman Filtering", Innovatia Software. 2001.
- [10] Peter S. Maybeck, "Stochastic models, estimation, and control Volume 1", Academic Press, 1979.

[11] Greg Welch, Gary Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter", Department of Computer Science, University of North Carolina, April 5, 2004.

[12] Greg Welch, Gary Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter", SIGGRAPH 2001, Course 8.

[13] Robert. A. Singer, "Estimating Optimal Tracking for Manned Maneuvering Targets", IEEE Transactions On Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-6, No. 4 July 1970.

[14] Monhinder S. Grewal, "Kalman Filtering : Theory and Practice Using MATLAB 2nd", John Wiley & Sons, Inc.

[15] Robert Grover Brown, "Introduction To Random Signals and Applied Kalman Filtering with MATALAB Exercises and Solutions 3rd", John Wiley & Sons, Inc.

[16] 박인환 외 3명, "적응 칼만 필터를 이용한 MTI 레이더의 이동표적 추적 기법", 한국항공전자학회지, 1997.

[17] Yaakov Bar-Shalom, Thomas E. Fortmann, "Tracking and Data Association", Academic Press, Inc.

[색인 1] Q(k)의 유도

$$\begin{aligned}
 Q_k &= E[U_k U_k^T] \\
 &= \int_{KT}^{(K+1)T} \int_{KT}^{(K+1)T} \begin{pmatrix} (K+1)T - \sigma \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (K+1)T - \beta - 1 \\ 1 \end{pmatrix} E[a(\sigma)a(\beta)] d\sigma d\beta \\
 &= \int_{KT}^{(K+1)T} \int_{KT}^{(K+1)T} \begin{pmatrix} (K+1)T - \sigma \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (K+1)T - \beta - 1 \\ 1 \end{pmatrix} \sigma_m^2 e^{-\alpha|\sigma-\beta|} d\sigma d\beta \\
 &= \sigma_m^2 \int_{KT}^{(K+1)T} \int_{KT}^{(K+1)T} \begin{pmatrix} (K+1)T - \sigma \\ (K+1)T - \beta \\ (K+1)T - \sigma \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (K+1)T - \beta \\ (K+1)T - \sigma \\ 1 \end{pmatrix} e^{-\alpha|\sigma-\beta|} d\sigma d\beta \\
 &= \sigma_m^2 \begin{pmatrix} q_{11} & q_{12} \\ q_{21} & q_{22} \end{pmatrix} \\
 q_{11} &= \frac{1}{\alpha^4} (2 - 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2e^{-\alpha T} - \alpha^2 T^2 + \frac{2}{3} \alpha^3 T^3) \\
 q_{12} &= \frac{T}{\alpha^2} (e^{-\alpha T} + \alpha T - 1)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 q_{21} &= \frac{T}{\alpha^2} (e^{-\alpha T} + \alpha T - 1) \\
 q_{22} &= \frac{2}{\alpha^2} (e^{-\alpha T} + \alpha T - 1)
 \end{aligned}$$

[색인 2] 오차 공분산 행렬의 초기화

$$\begin{aligned}
 \hat{p}_1 &= p(1), \quad \hat{v}_1 = v(1) = \frac{p(1) - p(0)}{T} \\
 \varepsilon_{1,p} &= p_1 - \hat{p}_1 = p_1 - p_1 - V_1 = -V_1 \\
 \varepsilon_{1,v} &= v_1 - \hat{v}_1 = v_0 + U_v(0) - \frac{p_1 + V_1 - p_0 - V_0}{T} \\
 &= U_v(0) - \frac{U_p(0)}{T} + \frac{V_0}{T} - \frac{V_1}{T}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \hat{P}_1 &= E[\varepsilon_1 \varepsilon_1^T] = \begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \end{pmatrix} \\
 P_{11} &= \sigma_R^2 \\
 P_{12} &= P_{21} = \frac{\sigma_R^2}{T} \\
 P_{22} &= \frac{2\sigma_R^2}{T^2} + \frac{\sigma_m^2}{\alpha^4 T^2} (2 - 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2e^{-\alpha T} - \alpha^2 T^2 + \frac{2}{3} \alpha^3 T^3)
 \end{aligned}$$

[색인 3] 시뮬레이션 모델

■ 연속시간 영역에서 시스템 모델의 각 변수들

$$x = \begin{pmatrix} x \\ \cdot \\ x \\ y \\ \cdot \\ y \\ z \\ \cdot \\ z \end{pmatrix}, \quad F = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad G = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad a = \begin{pmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{pmatrix}$$

■ 이산시간 영역에서 시스템 모델의 상태전이 및 입력행렬

$$\Phi = \begin{pmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$U_k = \int_{kT}^{(k+1)T} \begin{pmatrix} a_x(\sigma)((K+1)T - \sigma) & 0 & 0 \\ a_x(\sigma) & 0 & 0 \\ 0 & a_y(\sigma)((K+1)T - \sigma) & 0 \\ 0 & a_y(\sigma) & 0 \\ 0 & 0 & a_z(\sigma)((K+1)T - \sigma) \\ 0 & 0 & a_z(\sigma) \end{pmatrix} d\sigma$$

■ 공정잡음 공분산 행렬

$$Q_k = E[U_k U_k^T] = \begin{pmatrix} \sigma_{x,m}^2 \cdot q_{11} & \sigma_{x,m}^2 \cdot q_{12} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \sigma_{x,m}^2 \cdot q_{21} & \sigma_{x,m}^2 \cdot q_{22} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{y,m}^2 \cdot q_{11} & \sigma_{y,m}^2 \cdot q_{12} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{y,m}^2 \cdot q_{21} & \sigma_{y,m}^2 \cdot q_{22} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{z,m}^2 \cdot q_{21} & \sigma_{z,m}^2 \cdot q_{22} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{z,m}^2 \cdot q_{21} & \sigma_{z,m}^2 \cdot q_{22} \end{pmatrix}$$

■ 측정잡음 공분산 행렬

$$R = E[VV^T] = \begin{pmatrix} \sigma_{R_x}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{R_y}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{R_z}^2 \end{pmatrix}$$

■ 칼만필터 프로세스를 위한 초기화

$$\hat{x}_1 = \begin{pmatrix} x(1) \\ \dot{x}(1) \\ y(1) \\ \dot{y}(1) \\ z(1) \\ \dot{z}(1) \end{pmatrix}$$

$$\hat{P}_1 = \begin{pmatrix} \sigma_{R,x}^2 & \frac{\sigma_{R,x}^2}{T} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\sigma_{R,x}^2}{T} & \frac{2\sigma_{R,x}^2}{T^2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{R,y}^2 & \frac{\sigma_{R,y}^2}{T} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_{R,y}^2}{T} & \frac{2\sigma_{R,y}^2}{T^2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{R,z}^2 & \frac{\sigma_{R,z}^2}{T} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{\sigma_{R,z}^2}{T} & \frac{2\sigma_{R,z}^2}{T^2} \end{pmatrix}$$