

증거 추론 기법을 이용한 기동 표적 추적

윤 장현* 박 용환 황 익호* 서 진현
서울대 전기공학과 *국방 과학 연구소

Maneuvering Target Tracking using Evidential Reasoning Technique

J.H. Yoon* Y.H. Park I.H. Whang* J.H. Seo
Dept. Electrical Eng. *A.D.D.

ABSTRACT

An improved filter for tracking a maneuvering target is presented. The proposed filter consists of two kalman filters based on different dynamic models and double decision logic. The use of double decision logic for the maneuver onset and ending detection leads to reduction in estimation error. This decision rule is based on evidence theory, Dempster-Shafer theory, which is extended in order to be applicable in the tracking problem. Simulation results show that the proposed filter performs better than IMM at a lower computational load.

1. 서 론

기동 표적 추적 필터는 등속도 운동을 하는 표적이 방향전환이나 감시 회피 등을 목적으로 행하는 가속도 운동에 능동적으로 대처하는 필터링 기법을 요구한다.

기동 표적 추적 문제는 Singer의 기동 가속도 모델링 방법 [1]이 제안된 이후로 많은 연구가 이루어져 왔으며, 대표적인 것으로 Bogler의 입력 추정 필터 [2], Bar-Shalom 등의 가변 차원 필터 [3]과 상호 간섭 다중 모델 필터 [4] 등이 있다. 이중 상호 간섭 다중 모델 필터는 표적의 가정된 운동 모델에 따라 다수의 필터를 동시에 사용하고, 그때의 상태 추정치들을 모델에 대한 신뢰 확률에 따라 베이시안 법칙으로 합하여 최종 추정치를 구하게 된다. 동시에, 추정치들을 이용하여 각 필터의 다음 시간의 상태 변수 초기치와 공분산을 갱신함으로써 각 필터가 발산할 가능성이 줄어든다. 하지만, 기동 판정 단계 없이 여러 모델로부터 구해진 추정치들을 동시에 고려함으로써 성능 저하를 피할 수 없다. 가변 차원 필터는 기동 판정 단계를 이용하여 표적의 기동 여부에 따라 등속 운동 모델과 가속도 운동 모델의 필터를 능동적으로 사용하나, 표적의 기동 시점과 기동 판정 시점의 사이에서는 틀린 모델을 이용함으로써 상태 추정 오차가 증가한다.

본 논문에서는 등속 운동 모델과 가속도 운동 모델의 필터를 동시에 사용하여 신속히 기동을 감지하고, 이 경우 생길 수 있는 오감지를 줄이기 위하여 검증 단계를 추가시켜, 그 단계에서는 두 필터의 추정치를 동시에 사용하여 최종 상태 추정치를 구함으로써 기동시 발생하는 오차를 줄이는 기법을 제안한다. 두 필터의 잔류 오차를 이용한 신속한 기동 감지를 위하여 증거 추론 기법 중 하나인 Dempster-Shafer 이론 [5], [6], [7]을 사용한 기동 감지 기법과 이것을 유도하기 위한 확장된 Dempster-Shafer 이론을 제안한다.

2. 확장된 Dempster-Shafer 이론

2.1 Dempster-Shafer 이론 [5]

유한한 갯수의 원소 θ_i 을 원소로 가지는 집합을 Θ 라 하자. 즉, $\Theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ 이다. 이때, 다음 조건을 만족하는 함수 m 을 mass 함수라 한다.

$$m : 2^\Theta \rightarrow [0, 1] \quad (1)$$

$$1) m(\phi) = 0$$

$$2) \sum_{X \subseteq \Theta} m(X) = 1$$

그리고, Θ 의 모든 부분집합 A 에 대하여 Belief 함수와 Plausibility 함수를 각각 다음과 같이 정의한다.

$$Bel(A) = \sum_{X \subseteq A} m(X) \quad (2)$$

$$Pls(A) = \sum_{X \cap A \neq \phi} m(X) = 1 - Bel(\bar{A}) \quad (3)$$

이와 같이 정의된 mass 함수와 Belief 함수는 각각 확률 밀도 함수와 확률의 일반화된 형태이며, $Bel(A)$ 와 $Pls(A)$ 은 각각 부분집합 A 의 하한 확률과 상한 확률의 의미를 가진다. 즉, 부분집합 A 의 확률이 범위로 주어지며, 이때 두 값의 차이는 확률의 불확실한 정도를 나타낸다. 위의 정의들로부터 어떤 mass 함수가 Θ 의 원소에 정의되는 경우, 그때의 mass 함수는 확률 밀도 함수가 되며, $Bel(A) = Pls(A) = Pr(A)$ 로 불확실한 정도가 0임을 알 수 있다. 그리고, 위의 정의들로부터 조건부 Belief 함수는 다음 식과 같이 유도될 수 있다.

$$Bel(A|B) = \frac{Bel(A \cap B) - Bel(\bar{B})}{1 - Bel(\bar{B})} \quad (4)$$

집합 Θ 에서 동시에 정의된 둘 이상의 mass 함수와 Belief 함수는 Dempster-Shafer의 조합 규칙에 의해 하나로 합하여질 수 있다. Bel_1 와 Bel_2 를 각각 m_1, m_2 에 의해 정의된 Belief 함수라 할 때, $Bel_{m_1 \oplus m_2} = Bel_1 \oplus Bel_2$ 는 m_1, m_2 의 적고 합에 의해 만들어진 새로운 mass 함수에 의해 정의된다.

$$m(A) = m_1 \oplus m_2(A) = \frac{\sum_{X \cap Y = A} m_1(X)m_2(Y)}{N} \quad (5)$$

$$\text{단, } A \neq \phi, \quad N = \sum_{X \cap Y \neq \phi} m_1(X)m_2(Y) \quad (6)$$

이때, N 는 정규화 상수이며, 동시에 서로 다른 두 mass 함수 m_1, m_2 의 상충되는 정도를 나타내는 상수이다. 두 mass 함수

수 사이의 상충 상수를 $conf(m_1, m_2) = 1 - N$ 로 정의하면 $conf(m_1, m_2)$ 의 값이 0에 가까울수록 두 함수는 서로 비슷한 정보를 담고 있음을 의미한다.

2.2 Dempster-Shafer 이론의 확장

2.1절에서 본 것과 같이 일반적인 Dempster-Shafer 이론은 유한집합 Θ 에 대하여 전개되어 있다. 하지만, Dempster-Shafer의 추론 기법을 표적 추적 문제에 응용하기 위해서는 이것을 무한집합 영역으로 확장하여야 한다.

무한집합 X 를 실수 전체의 집합이라 하자. 이때, 다음 조건을 만족하는 함수 m_x 을 확장 mass 함수라 한다.

$$m_x: 2^{\Theta} \times X \rightarrow [0, \infty) \quad (7)$$

$$1) m_x(\phi, x) = 0,$$

$$2) \sum_{A \in \Theta} \int_{-\infty}^{\infty} m_x(A, x) dx = 1,$$

$$3) m_x(A, x) (A \in \Theta) \text{는 } x \text{에 대하여 적분 가능하다.}$$

그리고, 집합 $\Theta \times X = \{(\theta, x); \theta \in \Theta, x \in X\}$ 의 모든 부분 집합의 모임을 Ω 라 하면, 확장 Belief 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$Bel_x(\omega) = \sum_{A \in \Theta} \int_{(A, x) \in \omega} m_x(A, x) dx \quad (\text{단, } \omega \in \Omega) \quad (8)$$

2.1절에서와 유사한 형태로 확장 mass 함수의 조합 규칙을 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$m_x(A, x) = m_1 \oplus m_2(A, x) = \frac{\sum_{X \cap Y = A} m_1(X, x) m_2(Y, x)}{\int_{-\infty}^{\infty} \sum_{X \cap Y = A} m_1(X, x) m_2(Y, x) dx} \quad (9)$$

이때, 위 식은 확장 mass 함수가 됨을 보일 수 있다. 또한, 위 식들로부터 Θ 의 부분집합 B 와 X 의 부분집합 $[x, x+dx]$ 에 대한 조건부 확장 Belief 함수를 유도하면 각각 다음과 같다.

$$Bel_x(\omega|B) = \frac{Bel_x(\omega \cup (\bar{B}, X)) - Bel_x((\bar{B}, X))}{1 - Bel_x((\bar{B}, X))} \quad (10)$$

$$Bel_x(\omega|[x, x+dx]) = \frac{Bel_x(\omega \cup (\theta, [x, x+dx])) - Bel_x((\theta, [x, x+dx]))}{1 - Bel_x((\theta, [x, x+dx]))} \quad (11)$$

단, $\omega \in \Omega, B \in \Theta, [x, x+dx] \subset X$

집합 $(\bar{B}, X) = \{(\bar{B}, x); x \in X\}$

집합 $(\theta, [x, x+dx]) = \{(\theta, z); z \in [x, x+dx]\}$

집합 $(\theta, [x, x+dx]) = \{(\theta, z); z \in [x, x+dx]\}$

3. Dempster-Shafer 추론 필터

먼저 1차원 시스템에 대해 표적의 상태를 $x = [x \ x \ x]^T$ 로 정의하면 기동 표적의 운동은 다음과 같이 선형 방정식으로 표현할 수 있다.

$$x_{k+1} = F^1 x_k + G^1 w_k, \quad E\{w_i w_j\} = Q^1 \delta_{i,j} \quad (12)$$

여기서, $i=1$ 이면 등속 표적인 경우를, $i=2$ 이면 가속 표적인 경우를 의미한다. 또한, 감지기에서의 표적의 측정은 다음과 같이 선형으로 표현된다고 가정한다.

$$z_k = H x_k + v_k, \quad E\{v_i v_j\} = R^1 \delta_{i,j} \quad (13)$$

기동 표적 추적 문제는 표적이 어느 시점에서 기동을 하는가를 판단하고, 그 표적 상태에 적합한 모델식을 사용하여 표적의 상태 추정치를 구하여야 한다.

본 논문에서는 등속 표적 모델과 가속 표적 모델 하에서 만들어진 두 칼만 필터로부터 구한 잔류 오차를 이용하여 확장 mass 함수를 구성하고, 이 확장 mass 함수 하에서 정의된 조건부 확장 Belief 함수를 이용하여 운동 상태의 판단과 기동을 감지하는 기법을 제안하고자 한다. 이 기법은 가설 검증 단계, 기동 감지 단계, 무기동 감지 단계로 구성되어 진다.

3.1 가설 검증 단계

표적이 등속도 운동을 한다는 가설을 \mathcal{H}_1 , 표적이 가속도 운동을 한다는 가설을 \mathcal{H}_2 라 하자. 이때, 이 두 가설의 집합을 $\Theta = \{\mathcal{H}_1, \mathcal{H}_2\}$, k 시간에서의 측정치 $z_k \in X$ 의 사후 확률 밀도 함수를 $p_i(z_k | Z^{k-1}, \mathcal{H}_i) = p_i(z_k)$ ($i=1,2$)라 하자. 이때, 집합 $2^{\Theta} \times X = \{(\theta, z_k); \theta \in 2^{\Theta}, z_k \in X\}$ 위에서 정의되는 확장 mass 함수 m_x^* 를 다음과 같이 구성할 수 있다.

$$p_i(z_k) \geq p_j(z_k) \text{ 일 때,}$$

$$m_x^*(\phi, z_k) = 0, \quad m_x^*(\theta, z_k) = \frac{p_i(z_k)}{C} \quad (14)$$

$$m_x^*(\{\mathcal{H}_j\}, z_k) = \frac{p_j(z_k) - p_i(z_k)}{C}, \quad m_x^*(\{\mathcal{H}_j\}, z_k) = 0$$

$$\text{여기서, } C = \int_{-\infty}^{\infty} \max(p_1(z_k), p_2(z_k)) dz \quad (15)$$

위에서 구성한 확장 mass 함수 m_x^* 와 (10)식으로부터 측정치의 조건부 확장 Belief 함수를 유도하면 아래와 같이 측정치의 사후 확률과 동일함을 알 수 있다.

$$Bel_x(\{(\theta, [z_k, z_k+dz]) | \mathcal{H}_i\}) = \Pr\{[z_k, z_k+dz] | Z^k, \mathcal{H}_i\} \\ = p_i(z_k | Z^k, \mathcal{H}_i) dz \quad (16)$$

즉, 칼만 필터로부터 주어지는 정보를 유지한 채로 확장 mass 함수가 구성되었음을 의미한다.

또한, (11)식으로부터 가설의 조건부 확장 Belief 함수를 유도하면 다음과 같다.

$$Bel_x(\mathcal{H}_1, X)[z_k, z_k+dz] \approx \begin{cases} 1 - \frac{p_2(z_k)}{p_1(z_k)} & ; p_1(z_k) \geq p_2(z_k) \\ 0 & ; p_1(z_k) < p_2(z_k) \end{cases} \quad (17)$$

이때, 주어진 측정치 z_k 에 대하여 위 식과 동일한 결과가 나오는 mass 함수 m_k 를 구하면 다음과 같다.

$$p_i(z_k) \geq p_j(z_k) \text{ 일 때,}$$

$$m_k(\phi) = 0, \quad m_k(\theta) = \frac{p_i(z_k)}{p_i(z_k)} \quad (18)$$

$$m_k(\mathcal{H}_i) = 1 - \frac{p_j(z_k)}{p_i(z_k)}, \quad m_k(\mathcal{H}_j) = 0$$

즉, 매 시간의 측정치들로부터 mass 함수 m_k 를 구할 수 있으며, Dempster-Shafer의 조합 규칙을 이용하여 이 함수들을 합하여, 가설 검증 단계가 시작된 시간 n 부터 시간 k 까지의 가설에 대한 mass 함수 $m^{k,n}$ 를 아래와 같이 구할 수 있다.

$$m^{k,n}(\mathcal{H}_i) = m_n \oplus m_{n+1} \oplus \dots \oplus m_k(\mathcal{H}_i) \quad (19)$$

가설에 대한 검증 단계는 mass 함수 $m^{k,n}$ 에 의한 한 가설의 하한 확률이 다른 가설의 상한 확률보다 클 때 종료된다. 즉, $Bel^k(\mathcal{H}_i) > 0.5$ 이면 가설 \mathcal{H}_i 를 올바른 가설로 채택한다.

가설 검증 단계 동안 Dempster-Shafer 추론 필터의 상태 추정치는 다음과 같이 베이시언 법칙으로 구하여 진다.

$$\hat{x}_{k|k} = \frac{\hat{x}_{k|k-1} Bel(\mathcal{H}_1) + \hat{x}_{k|k-2} Bel(\mathcal{H}_2)}{Bel(\mathcal{H}_1) + Bel(\mathcal{H}_2)} \quad (20)$$

3.2 기동 감지 단계

가설 검증 단계에서 등속도 모델의 가설이 채택된 경우 추론 필터는 매 시간 표적의 기동 여부를 판정하여야 한다. 가설 검증 단계가 시간 n 에서 시작되었다고 가정하면, 시간 k 에서의 기동의 판정은 측정치들로부터 구한 $mass$ 함수 $m^{k-l,n}$ 와 $m^{k,l+1}$ 사이의 상충 상수 $conf(m^{k-l,n}, m^{k,l+1})$ 를 이용하여 이루어진다. 만일, $conf(m^{k-l,n}, m^{k,l+1}) > \gamma$ 이면 두 $mass$ 함수는 서로 다른 가설을 지지하는 정보를 담고 있음을 의미하며, 즉, 표적이 기동 운동을 하고 있음을 의미한다. 이때, l 은 기동 판정을 위한 윈도우 길이이며, γ 는 문턱값이다.

추론 필터는 기동 감지 단계 후에 다시 가설 검증 단계로 거치게 하여, 잡음에 의한 기동의 오감지를 줄인다. 즉, 이중 판정 구조를 통하여 정확한 표적 모델 전이가 가능하게 한다.

이 단계 동안, 추론 필터의 상태 추정치는 등속도 모델 칼만 필터로부터의 추정치가 된다.

3.3 무기동 감지 단계

표적의 기동이 종료되었는 지에 대한 판정은 기동 감지 단계와 동일한 방법이거나, 또는 추정되어진 표적의 가속도를 이용하여 판정할 수 있다. 무기동 감지 단계 후에도 마찬가지로 가설 검증 단계를 거치게 된다.

4. 모의 실험 및 검토

제안된 Dempster-Shafer 추론 필터의 성능을 분석하기 위하여 다음과 같이 모의 실험을 수행하였다. 표적은 정속도로 비행중 시간 40~70초 사이에 가속도 $30[m/sec^2]$ 로 기동하게 하였다. 시스템 공정 잡음 공분산은 등속 모델인 경우와 가속 모델인 경우 각각 $Q_1^2 = 9$, $Q_2^2 = 49$ 로 설정하였으며, 감지기의 측정 잡음 공분산은 $R_k = 100$ 으로 설정하였다. 그리고, 기동 판정을 위한 문턱값은 $\gamma = 0.25$ 로 하였다. 실제 표적과 추론 필터의 상태 초기치는 다음과 같이 하였다.

$$x_0 = [-2000 \ 200 \ 0]^T, \quad \hat{x}_{00,1} = \hat{x}_{00,2} = [-2020 \ 210 \ 0]^T$$

동일한 조건하에서 50번의 몬테 카를로 모의 실험을 통하여 제안된 Dempster-Shafer 추론 필터와 상호 간섭 다중 모델 필터의 성능을 비교하였다. [그림 1]에는 기동 표적 추적시의 두 필터의 위치, 속도, 가속도 RMS 오차를 표시하였다. [그림 1]에 나타난 것처럼 전 영역에서 제안된 필터의 성능이 보다 양호함을 알 수 있다. 특히, 모델 전이가 일어나지 않는 영역에서는 훨씬 좋은 성능을 보임을 알 수 있다.

또한, 두 필터의 계산량을 비교하여 보면 제안된 필터의 경우 70440 flops로, 상호 간섭 다중 모델 필터의 106722 flops에 비해 약 34% 감소됨을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 증거 추론 기법중 하나인 Dempster-Shafer 이론을 이용한 기동 표적 추적 필터를 제안하였다. 제안된 필터는 다른 운동 모델에 대한 두 필터를 동시에 사용하며, 이중의 기동 판정 단계를 거치므로 정확하고 신뢰성 높은 기동 표적 추적이 가능하였다. 또한, 이것을 구현하기 위하여 확장된 형태의 Dempster-Shafer 이론을 제안하였다. 그리고, 모의 실험을 통하여 상호 간섭 다중 모델 필터에 비하여 적은 계산량으로 보다 향상된 기동 표적 추적 성능을 보임을 확인하였다.

6. 참고 문헌

[1] Singer, R.A., "Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets", IEEE Trans. Aerospace & Electronic Systems, Vol. AES-6, July 1970, pp. 473-483.

[2] Bar-Shalom, Y. and Birmiwal, K., "Variable Dimensional Filter for Maneuvering Target Tracking", IEEE Trans. Aerospace & Electronic Systems, Vol. AES-18, September 1982, pp. 621-629.

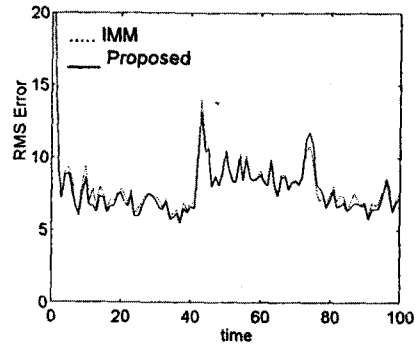
[3] Bogler, P.L., "Tracking a Maneuvering Target Using Input Estimation", IEEE Trans. Aerospace & Electronic Systems, Vol. AES-23, May 1987, pp. 298-310.

[4] Bar-Shalom, Y., Chang, K.C., and Blom, H.A.P., "Tracking a Maneuvering Target using Input Estimation versus the Interacting Multiple Model Algorithm", IEEE Trans. Aerospace & Electronic Systems, Vol. AES-25, Mar. 1989, pp. 296-300.

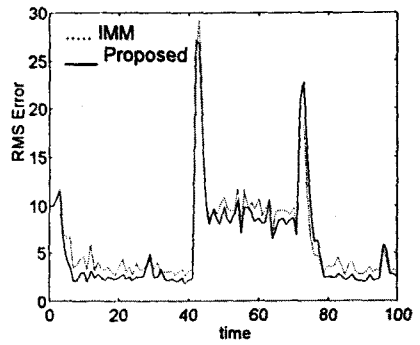
[5] Jiwen Guan, David A. Bell, *Evidence Theory and its Applications*, Vol. 1, Elsevier Science Publishers, 1991.

[6] Pearl, J., *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems*, Morgan Kaufmann Publishers, 1988.

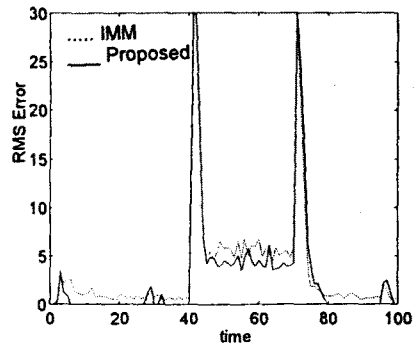
[7] Shafer, G., "Belief functions and parametric models", *Journal of Royal Statistical Society B*, Vol. 44, No. 3, 1982, pp. 322-352.



(a) RMS 위치 오차



(b) RMS 속도 오차



(c) RMS 가속도 오차

그림 1. IMM과 제안된 필터의 추적 성능 비교