

논문 2004-41SC-4-2

클러터 환경에서 표적 추적을 위한 다중 가설 추적 알고리즘의 성능 예측

(Performance Prediction of the MHT Algorithm for Tracking under Cluttered Environments)

정 영 헌*

(Young-Hun Jung)

요 약

본 논문에서는 표적 추적에 널리 사용되는 다중 가설 추적(MHT: Multiple Hypothesis Tracking)알고리즘의 추적 성능을 예측할 수 있는 방법을 제시한다. MHT 알고리즘은 최적의 베이시안 필터로서, 측정된 데이터를 기초로 가능한 가설들을 구성하고, 각 가설들의 확률을 구하게 된다. 모든 측정치들은 관심있는 실제 표적에서 기인할 수 있을 뿐만 아니라, 새로운 표적이거나 표적이외의 거짓에서 발생할 수도 있다는 사건을 고려하고 있기 때문에 다른 여러 추적 필터에 비해 MHT 알고리즘은 우수한 추적성능을 가지고 있다고 알려져 있다. 측정 데이터와 무관하게 추적기의 성능을 표현하기 위해서 HYCA(Hybrid Conditional Average)방법을 이용하여 MHT 알고리즘에서 발생하는 모든 가설 확률의 기대값을 구한 후, 이를 이용하여 성능을 예측하는 방법을 제시한다. 수치실험을 통하여 이 논문에서 제시한 성능 예측이 타당함을 보인다.

Abstract

In this paper, we developed a method for predicting the tracking performance of the multiple hypothesis tracking (MHT) algorithm. The MHT algorithm is known to be a measurement-oriented optimal Bayesian approach and is superior to any other tracking filters because it takes into account the events that the measurements can be originated from new targets and false alarms as well as interesting targets. In the MHT algorithm, a number of candidate hypotheses are generated and evaluated later as more data are received. The probability of each candidate hypotheses is approximately evaluated by using the hybrid conditional average approach (HYCA). We performed numerical experiments to show the validity of our performance prediction.

Keywords: Target-tracking, MHT algorithm, Performance prediction, HYCA approach

I. 서 론

고도로 자동화된 공장이나, 교통 통제 시스템에서는 감시카메라를 이용하여 여러 물체들을 감시, 추적하는 상황이 발생하게 된다^[1]. 그리고 레이더 또는 쏘나 시스템에서도 잡음이 섞인 측정신호를 사용하여 다중 표적

(multiple-target)을 추적하여야 한다^[2,3,4]. 이와 같은 표적 추적문제는 측정 잡음에 의한 측정의 부정확성뿐만 아니라 측정 근원(origin)의 부정확성에 기인할 수 있다. 측정 근원의 부정확성이란 표적 추적 알고리즘에 사용될 측정이 실제 추적하고자 하는 표적에서 기인한 것이 아니라, 랜덤 클러터(clutter)에서 발생할 수도 있다는 것이다. 이러한 상황은 센서가 클러터 또는 오경보(false alarm)발생률이 높은 환경에서 동작하거나, 여러 표적들이 서로 근접해 있어서 정확한 측정치를 얻을 수 없을 때 발생한다. 이러한 데이터 연관(data correlation)문제를 해결하기 위한 방법으로 NN (Nearest

* 정회원, 국방과학연구소

(Tank System Division, Agency for Defense Development)

※ 본 연구는 2002년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었음.(과제번호:KRF-2002-003-D00104)

접수일자: 2003년9월1일, 수정완료일: 2004년6월24일

Neighbor)필터, PDA(Probabilistic Data Association)필터, JPDA(Joint Probabilistic Data Association)필터와 다중 가설 추적(MHT: Multiple Hypothesis Tracking) 알고리즘등이 개발되었다^[1-5]. NN필터와 PDA필터는 하나의 물체만 추적하기 위한 알고리즘이므로 추적하고자 하는 물체들이 근접한 경우는 사용하기 어렵다. JPDA필터는 각각의 표적들과 모든 측정치들의 사후 연관 확률을 구하는 표적 지향적(target-oriented) 방법인 것에 반해, MHT 알고리즘은 모든 측정치들이 표적들과 연관될 수 있는 가설들을 생성하는 측정 지향적(measurement-oriented) 방법으로 새로운 표적의 초기화(initialization)등을 고려한 최적의 알고리즘으로 알려져 있다^[3,4,5].

표적 추적 문제뿐만 아니라 추적 성능 해석에 관한 문제 또한 많은 저자들에 의해 연구되고 있다. Cox와 Hingorani^[1]는 카메라의 영상을 이용한 추적 상황에서 효과적인 다중 가설 추적 알고리즘을 제안하고 그 성능을 평가하였다. Chang^[6]은 단일 표적에 대해 다중 가설 추적 알고리즘을 레이다 시스템에 적용하여 추적 성능을 극대화하는 최적의 레이다 신호대잡음비와 거짓 검출 확률을 구하였다. Daum^[7]과 Chong^[4]은 매우 단순한 표적/센서 모델에 대해 MHT 알고리즘에 관한 성능 분석을 수행하였다. 하지만, 기존의 모든 결과들은 성능을 분석하기 위해서 매우 많은 시간과 비용이 소요되는 Monte Carlo 시뮬레이션 방식을 사용하였다^[5,8]. 하지만, Li와 Bar-Shalom 등은 Monte Carlo 시뮬레이션방식에서 탈피하여, 연속적인 랜덤변수와 불연속적인 랜덤변수를 포함한 하이브리드 시스템의 성능 예측에 적합한 HYCA(HYbrid Conditional Averaging) 방법을 제안하였다^[9,10,11]. 그들은 HYCA 방법을 기초로 PDA 필터, IMM 알고리즘과 NN 필터등의 추적성능을 예측하고, 추적성능을 최적화하는 입력 매개변수를 구하였다. 그러나, 아직 MHT 알고리즘의 추적성능은 Monte Carlo 시뮬레이션을 통한 제한된 경우에 대해 제시되어 있을 뿐이다^[4,6,7].

따라서, 이 논문에서는 지금까지 성능 분석에 사용되어온 Monte Carlo 시뮬레이션 방식에 의존하지 않고, HYCA방법을 기반으로 하여 MHT 알고리즘의 추적 성능의 정량화를 위한 수식을 유도하고, 수치실험을 통하여 이 논문에서 제시한 MHT 알고리즘의 성능 예측이 타당함을 보인다. 이 논문에서 제시한 추적 성능 예측 방법은 보다 효과적으로 MHT 알고리즘의 추적 성능을 최적화하는 추적 매개변수 최적화에 적용될 수 있다.

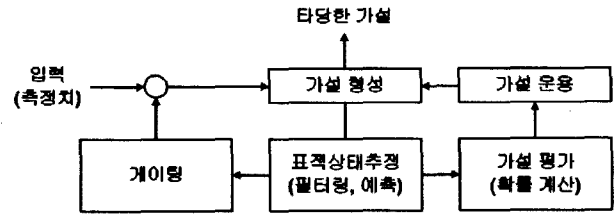


그림 1. 다중 가설 추적 알고리즘의 전체적인 구조
Fig. 1. Overview of multiple hypothesis tracking algorithm.

II. MHT 알고리즘의 구조^[2,3,5]

다중 가설 추적 알고리즘의 전반적인 구조는 그림 1과 같다.

측정치가 수신될 때마다 측정의 근원을 근거로 여러 가설들이 형성된다. 이들 가설들은 항적(track)들로 이루어져 있는데, 가설에 포함되어 있는 모든 항적들에 대하여 상태 추정의 과정이 수행된다. 이들 항적들의 상태 추정치들은 새로운 측정치가 받아들여질 때마다 칼만 필터(Kalman filter)를 통하여 갱신되며, 칼만필터의 출력을 통해 각 가설들의 확률들이 계산되어진다. 유지시켜 나가는 가설의 수를 제한하기 위하여 가설 평가와 가설 운용 과정이 필요한데, 가설 운용 과정에는 가설 결합과 가설 제거등이 있다. 이 장에서는 칼만필터, 가설의 형성과 가설확률의 계산에 대해 간략히 설명하도록 한다.

2.1 칼만필터

먼저, 다음과 같은 표적 운동과 측정에 대한 모델을 가정하자.

$$x(k+1) = F(k)x(k) + v(k) \tag{1}$$

$$z(k) = Hx(k) + w(k) \tag{2}$$

여기서 $x(k)$ 는 시간 k 에서 표적의 상태 벡터이며, $z(k)$ 는 측정 벡터이다. $v(k)$ 는 표적운동의 불확정성을 나타내는 과정잡음으로서, 평균은 0이고 공분산행렬은 $Q(k)$ 이며, $w(k)$ 는 평균이 0이고 공분산행렬 $R(k)$ 를 가지는 측정 잡음 벡터이다. 이때 $v(k)$ 와 $w(k)$ 는 상호 비상관 관계(uncorrelated)인 가우시안 백색 잡음이며, $F(k)$, H 는 이미 알고 있는 행렬이다. 표적 상태의 예측(prediction)과 추정(estimation)을 얻기 위해 칼만 필터를 사용할 수 있다. 먼저 칼만 필터의 상태 예측치와 그 공분산행렬은

$$\hat{x}(k|k-1) = F(k-1)\hat{x}(k-1|k-1) \quad (3)$$

$$P(k|k-1) = F(k-1)P(k-1|k-1)F(k-1)^T + Q(k-1) \quad (4)$$

와 같다. 여기서 $\hat{x}(i|j)$ 는 j 시간까지의 측정을 이용하여 i 시간의 표적 상태의 예측치를 말하며, T 는 전치행렬을 뜻한다. 그리고 표적 상태의 추정치와 그것의 공분산행렬은

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + W(k)\nu(k) \quad (5)$$

$$P(k|k) = P(k|k-1) - W(k)S(k)^{-1}W(k)^T \quad (6)$$

이다. 여기서 이노베이션(innovation) $\nu(k) = z(k) - H\hat{x}(k|k-1)$ 이고, $S(k)$ 와 $W(k)$ 는 각각 (7)식과 (8)식과 같은 이노베이션의 공분산행렬과 칼만이득행렬이다.

$$S(k) = HP(k|k-1)H^T + R(k) \quad (7)$$

$$W(k) = P(k|k-1)H^TS(k)^{-1} \quad (8)$$

2.2 가설 형성

모든 측정은 기존에 추적중인 표적뿐만 아니라, 클러터(clutter)에 의한 거짓 측정, 그리고 새로운 표적과 같은 3가지 근원에 의해 발생한다. 그림 2는 기존의 항적이 존재하지 않을 때, 가설 나무 형성 예로서, 시간 1과 시간 2에서 각각 $z_1(1)$, $z_1(2)$ 의 측정을 획득한 경우에 대한 것이다. 먼저, 시간 1에서는 기존의 항적이 존재하지 않았으므로, 측정 $z_1(1)$ 은 거짓측정(FT)에서 발생하였다는 가설 H_1 과, 새로운 표적 (NT1)에서 발생하였다는 가설 H_2 로 구성된 2개의 가설이 형성된다. 시간 2에서의 가설 형성은 시간 1에서 발생된 가설을 기반으로 총 5개의 가설을 형성하게 된다.

그림 2에서 알 수 있듯이 가설의 수는 시간이 지남에 따라 기하급수적으로 증가한다. 실시간 다중 가설 필터의 실현을 위해서는 가설의 수를 줄여야 하며, 그 첫 번째 방법으로는 각 가설의 확률을 계산하여 주어진 임계값(P_{TH})이상의 확률을 가지는 가설들만 지속시키는 것이다. 두 번째 방법으로는 가설의 확률이 높은 일정한 가설의 숫자만 유지시켜 나가는 방법이다. 본 논문에서

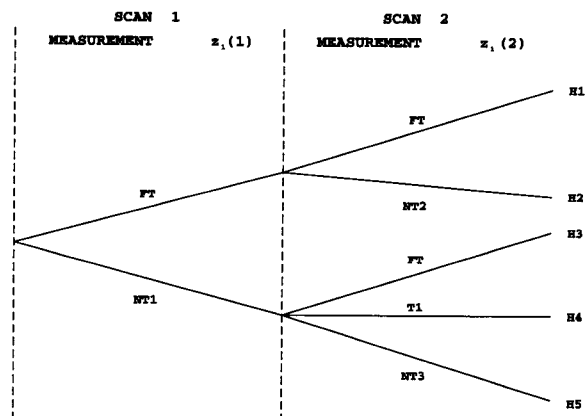


그림 2. 가설나무의 예
Fig. 2. Example of hypothesis tree.

는 첫 번째 방법을 사용한다.

2.3 가설확률의 계산^[2,3,5]

먼저, 시간 k 에서 유효 게이트 내의 모든 측정을 $z_i(k)$, $i = 1, \dots, m_k$ 로 표시하며, 여기서 m_k 는 센서의 감시영역(surveillance region) 안에 있는 측정치들의 총수이다. 시간 k 에서의 측정 집합을 $Z(k) = \{z_i(k)\}_{i=1}^{m_k}$ 로 표시하며, 시간 k 까지의 측정들의 누적 집합은 $Z^k = \{Z(i)\}_{i=1}^k$ 로 표현한다. 그리고, 시간 k 에서 형성된 모든 가설의 집합을 $\Omega^k = \{\Omega_n^k\}_{n=1}^{I_k}$ 로 표현한다. 여기서 Ω_n^k 는 k 시간에서 n 번째 가설을, I_k 는 가설의 총 숫자를 나타낸다. 가설 Ω_n^k 의 시간 k 까지의 누적 측정치 Z^k 에 대한 조건부 확률을 P_n^k 로 정의하자.

$$P_n^k = P(\Omega_n^k | Z^k), n = 1, \dots, I_k \quad (9)$$

여기서 Ω_n^k 는 이전시간의 가설 Ω_g^{k-1} 와 현재 시간 k 에서의 측정들에 대한 연계 가설 ψ_k 로 형성된 결합 가설이라고 볼 수 있다. 가설 ψ_k 는 데이터 집합 $Z(k)$ 에 있는 모든 측정과 임의의 표적간의 가설적인 할당을 의미한다. 베이시안(Baysian) 식을 이용하여 조건부 확률 P_n^k 의 순환식을 유도하면 아래와 같다.

$$P_n^k = P(\psi_k, \Omega_g^{k-1} | Z(k), Z^{k-1}) = cP(Z(k) | \psi_k, \Omega_g^{k-1}, Z^{k-1}) \times P(\psi_k | \Omega_g^{k-1}, Z^{k-1})P(\Omega_g^{k-1} | Z^{k-1}) \quad (10)$$

여기서 c 는 정규화 상수이다. 시간 k 에서 n 번째 가설 Ω_n^k 은 이전의 가설 Ω_g^{k-1} 에서 이미 알려진 N_{TGT} 개

의 표적중에서 N_{DT} 개의 표적이 탐지되고, 거짓 측정에 의한 측정수는 N_{FT} 개, 새로운 표적의 측정수는 N_{NT} 개일 가설이라고 두자. 식 (11)의 첫 번째항은

$$P(Z(k) | \psi_k, \Omega_g^{k-1}) = \prod_{j=1}^{m_k} f(j) \quad (11)$$

이다. 여기서 j 번째 측정이 클러스터 또는 새로운 표적일 경우는 $f(j) = 1/V$ 이고, j 번째 측정이 확인된 표적일 경우는 $f(j) = \Lambda_j(k) = N(\nu_j(k); 0, S_j(k))$ 이며, V 는 센서 감시영역의 체적 또는 면적이다. 그리고, 식 (10)의 두 번째 항은

$$P(\psi_k | \Omega_g^{k-1}) = \frac{N_{FT}! N_{NT}! P_D^{N_{DT}}}{m_k!} \times (1 - P_D)^{(N_{TOT} - N_{DT})} F_{N_{FT}}(\beta_{FT}V) F_{N_{NT}}(\beta_{NT}V) \quad (12)$$

이다. 여기서 $F_{N_{FT}}(\beta_{FT}V)$ 와 $F_{N_{NT}}(\beta_{NT}V)$ 는 평균이 각각 $\beta_{FT}V$ 와 $\beta_{NT}V$ 인 포아송(Poisson) 확률분포함수가 N_{FT} 와 N_{NT} 가 일어날 확률을 의미한다. 식 (11), (12)를 식 (10)에 대입, 포아송 분포를 대입하면 최종적인 가설 확률 P_n^k 을 얻을 수 있다.

$$P_n^k = P(\Omega_n^k | Z^k) = c P_D^{N_{DT}} (1 - P_D)^{N_{TOT} - N_{DT}} \times \beta_{FT}^{N_{FT}} \beta_{NT}^{N_{NT}} \prod_{j=1}^{N_{DT}} \Lambda_j(k) P_g^{k-1}, \quad n=1, \dots, I_k \quad (13)$$

위의 가설 확률은 다중 가설 추적 알고리즘에서 제안하는 가장 중요한 핵심으로, 연속적인 랜덤변수와 불연속적인 랜덤변수들로 구성되어 있다^[2,3,5].

III. 다중 가설 추적 알고리즘의 하이브리드 근사화

성능 예측을 위한 자연스런 생각은 통계적인(stochastic) 성능 척도를 그것의 기대값을 취함으로써 결정적인(deterministic) 값으로 바꾸는 것이다. 참고문헌^[8,9,12]에서는 전체적인 평균화 접근(global averaging approach)방법으로 성능의 기대값을 구하였으나, 항적의 발산과 같은 필터의 안정성을 평가할 수 없는 단점을 가지고 있다^[9]. 이를 보완하기 위해 Li와 Bar-Shalom^[9,10,11]은 연속적인 랜덤변수와 불연속적인 랜덤변수를 포함한 하이브리드 시스템의 성능 예측을 위해 HYCA(Hybrid Conditional Average)방법을 이용해 성능 예측을 오프라인(off-line)으로 구했다. HYCA 방법은 하이브리드 시스템에서 불연속적인 랜덤변수를 조건부로, 연속적인 랜덤변수에 대해서만 기대치를 취함으

로서, 두 가지 랜덤성분에 대해 모두 기대치를 취한 것보다 정확한 성능평가를 보였다.

앞 절에서 정리한 가설 확률의 식 (10), (13)에서 보듯이, 가설의 확률은 시간 k 에서의 불연속적인 랜덤변수인 데이터 연관사건 ψ_k 와 연속적인 랜덤변수($z_j(k)$ 또는 $\Lambda_j(k)$)에 의존한다. 따라서, (13)식의 가설확률의 기대치를 얻기 위해, 불연속적인 랜덤변수 ψ_k 를 조건부로 연속적인 랜덤변수 $z_j(k)$ 에 대한 기대치를 구한다. 아래 3가지 착안을 바탕으로, 다중 가설 추적 알고리즘의 오프라인 반복식을 얻도록 한다.

착안 1: $\Psi_k^* = \{\psi_i^*, i = 1, \dots, k\}$ 는 시간 k 까지 실제 측정과 표적간의 연관사건을 나타내며, 성능 예측을 위한 가상의 실제 시나리오(true scenario)를 구성한다.

착안 2: 실제 시나리오 Ψ_k^* 를 포함하고 있는 참 가설은 모든 가설들의 집합에 속하며, 실제 시나리오 Ψ_k^* 가 주어진 경우, 실제 표적에 의해 발생하는 측정의 분포는 칼만 필터를 통해 구해진다.

착안 3: 측정 공간은 Γ 로 표시한다. 오프라인 반복식을 얻기 위해 먼저, Z^{k-1} 와 실제 시나리오 Ψ_k^* 를 안다고 가정하고, Ψ_k^* 와 Z^{k-1} 를 조건부로 하는 one-step기대치를 이용해 얻고자 하는 양을 구한다. 예를 들어, 칼만필터의 출력인 이노베이션 $\nu_j(k)$ 와 식 (11)에 있는 공산함수(likelihood function) $\Lambda_j(k)$ 들은 각각 그것들의 기대치인 $\bar{\nu}_j(k)$ 와 $\bar{\Lambda}_j(k)$ 로 오프라인 반복식을 얻기 위해 대치된다.

착안 2에서 언급했듯이 실제 시나리오 Ψ_k^* 가 주어진 경우, i 번째 실제 표적에서 발생한 측정치 $z_i(k)$ 의 확률밀도함수는 칼만필터의 출력을 통해서 아래와 같은 정규분포로 표현 가능하다.

$$p(z_i(k) | \Psi_k^*, Z^{k-1}) = N(z_i(k); \hat{z}_i(k|k-1), S_i(k)) = N(\nu_i(k); 0, S_i(k)), \quad i=1, \dots, N_{DT}^* \quad (14)$$

그리고, 실제 표적에서 발생하지 않은 거짓 측정과 새로운 표적으로부터 발생한 측정치 $z_j(k)$ 의 확률밀도함수는 아래와 같은 균일(uniform) 분포를 갖는다.

$$p(z_j(k) | \Psi_k^*, Z^{k-1}) = 1/V \quad (15)$$

하이브리드 근사화를 위해 시나리오 Ψ_k^* 와 Z^{k-1} 를 조건부로 one-step-ahead 기대치를 구한다. 식 (13)에 유도된 가설 확률 기대치는 아래와 같이 쓰여진다.

$$\begin{aligned} \bar{P}_n^k(\Psi_k^*) &= E[P(\Omega_n^k | Z^k) | \Psi_k^*, Z^{k-1}] \\ &= f(P_D, \beta_{FT}, \beta_{NT}) E \prod_{j=1}^{N_{DT}} A_j(k) | \Psi_k^*, Z^{k-1} P_g^{k-1}, \\ & \quad n = 1, \dots, I_k \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 $f(P_D, \beta_{FT}, \beta_{NT})$ 는 상수항으로서

$$\begin{aligned} f(P_D, \beta_{FT}, \beta_{NT}) \\ = c P_D^{N_{DT}} (1 - P_D)^{N_{TCR} - N_{DT}} \beta_{FT}^{N_{FT}} \beta_{NT}^{N_{NT}} \end{aligned} \quad (17)$$

이다. 측정치들 $z_j(k), j = 1, \dots, N_{DT}$ 의 분포는 서로 독립이기 때문에, 식 (16)에 있는 공산함수 곱의 기대치는 공산함수 기대치의 곱으로 쓸 수 있다. 즉,

$$\begin{aligned} E[P(\Omega_n^k | Z^k) | \Psi_k^*, Z^{k-1}] \\ = f(P_D, \beta_{FT}, \beta_{NT}) \prod_{j=1}^{N_{DT}} E[A_j(k) | \Psi_k^*, Z^{k-1}] P_g^{k-1} \end{aligned} \quad (18)$$

여기서 공산함수의 기대치 $E[A_j(k) | \Psi_k^*, Z^{k-1}]$ 는 식 (14),(15)를 이용하여 측정의 근원에 따라 구하면,

$$\begin{aligned} E[A_j(k) | \Psi_k^*, Z^{k-1}] \\ = \begin{cases} \int_{\Gamma} A_j(k) N(\nu_i(k); 0, S_i(k)) dz_j(k), \\ \text{if } z_j(k) \text{ is originated from target } i \\ \int_{\Gamma} A_j(k) \frac{1}{V} dz_j(k) = \frac{1}{V}, \text{ otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (19)$$

따라서, 가설확률 기대치는 측정 $z_j(k)$ 가 실제표적에서 발생한 경우의 공산함수 기대치를 구하면 결정된다.

보조 정리 1: 상태방정식, 측정방정식이 식(1)-(2)와 같이 주어지면, 측정 $z_j(k)$ 가 i 번째 실제 표적에서 발생되었다면 이노베이션의 기대치는 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \bar{\nu}_j(k) &= E[\nu_j(k) | \Psi_k^*, Z^{k-1}] \\ &= E[z_j(k) - \hat{z}_j(k|k-1) | \Psi_k^*, Z^{k-1}] \\ &= HF(k-1) \bar{x}_i(k-1|k-1) \\ & \quad - HF(k-1) \bar{x}_j(k-1|k-1) \\ &= HF(k-1) \bar{x}_{ij}(k-1|k-1) \end{aligned} \quad (20)$$

여기서, $\bar{x}_i(k-1|k-1)$ 은 i 번째 실제 표적의 추정치의 기대값이고, $\bar{x}_j(k-1|k-1)$ 은 n 번째 가설에서 j 번째 측정과 연계된 표적의 추정치의 기대값으로써, 식 (1)의 운동방정식과 이전 시간의 추정치로 얻을 수 있다. 만약, n 번째 가설에서 j 번째 측정이 정확한 표적과 연계되었다면 $\bar{\nu}_j(k)$ 는 영이다.

보조 정리 2: 측정 $z_j(k)$ 가 i 번째 실제 표적에서 발생한 경우, 식 (19)에 있는 공산함수의 기대치는 아래와 같다^[10].

$$\begin{aligned} \bar{A}_j(k) &= E[A_j(k) | \Psi_k^*, Z^{k-1}] \\ &= \frac{|S_j^{-1}(k) + S_i^{-1}(k)|^{-1/2}}{|2\pi S_j(k) S_i(k)|^{1/2}} \\ & \quad \times \exp(-0.5 \bar{\nu}_j(k)^T [S_j^{-1}(k) + S_i^{-1}(k)]^{-1} \bar{\nu}_j(k)) \end{aligned} \quad (21)$$

식 (19), (21)에서 얻은 공산함수의 기대치를 식 (18)에 대입함으로써, 모든 가설 확률의 기대치를 최종적으로 얻게 된다. 표 1에서는 위에서 구한 MHT 알고리즘의 오프라인 반복적인 형태의 성능 예측기를 정리하여 나타내었다.

위에서 구한 모든 양들은 하나의 실제 시나리오를 조건부로 구한 양들이다. 앞에서 언급했듯이, 시나리오는 측정치들과 표적들간의 연관사건을 말하는 것으로, 실제 추적 상황에서는 수많은 시나리오 상황이 발생할 수 있다. 따라서, 성능 예측을 위해서 N 개의 시나리오를 랜덤하게 발생시키도록 한다. 전체확률정리(total probability theorem)를 이용하여 시나리오에 독립적인 참 가설 확률의 기대치를 구해보면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} E[P(\Omega_T^k | Z^k) | Z^{k-1}] \\ = \sum_{l=1}^N E[P(\Omega_T^k | Z^k) | \Psi_{kl}^*, Z^{k-1}] P(\Psi_{kl}^* | Z^{k-1}) \end{aligned} \quad (22)$$

여기서 Ψ_{kl}^* 는 k 시간에서의 l 번째 생성된 실제 시나리오를 뜻한다. 생성된 각 실제 시나리오는 랜덤하게 생성된 것이므로 일어날 확률이 같다고(equally likely) 볼

표 1. MHT 알고리즘의 오프라인 반복적인 형태의 성능 예측기 (한 사이클)

Table 1. Off-line recursive performance predictor of MHT algorithm (One cycle).

1. i 번째 실제 표적의 상태 추정치의 기대값 $\bar{x}_i(k|k)$, 이노베이션 공분산행렬 $S_i(k)$ 과 추정오차 공분산행렬을 $P_i(k|k)$ 계산, $i = 1, \dots, N_{DT}$.

(주어진 Ψ_k^* , $\bar{x}_i(k-1|k-1)$, $P_i(0|0)$ 에 대해서)

2. n 번째 가설에 기초한 칼만필터 출력 계산:

① n 번째 가설에서 j 번째 측정과 연계된 표적의 상태 추정치의 기대값 $\bar{x}_j(k|k)$, 이노베이션 공분산행렬 $S_j(k)$, 필터 이득 $W_j(k)$, 그리고 추정오차 공분산행렬 $P_j(k|k)$ 을 계산 (주어진 $\bar{x}_j(k-1|k-1)$, $P_j(k-1|k-1)$ 에 대해서).

② 측정 $z_j(k)$ 가 i 번째 실제 표적에서 발생되었을 경우 이노베이션의 기대치:

$$\bar{v}_j(k) = HF(k-1)\bar{x}_{ij}(k-1|k-1)$$

③ 공산함수의 기대치:

측정 $z_j(k)$ 가 i 번째 실제 표적에서 발생되었을 경우:

$$\bar{A}_j(k) = \frac{|S_j^{-1}(k) + S_i^{-1}(k)|^{-1/2}}{|2\pi S_j(k)S_i(k)|^{1/2}}$$

$\times \exp(-0.5\bar{v}_j(k)^T[S_j^{-1}(k) + S_i^{-1}(k)]^{-1}\bar{v}_j(k))$

측정 $z_j(k)$ 가 거짓측정이거나 새로운 표적에서 발생되었을 경우: $\bar{A}_j(k) = 1/V$

3. n 번째 가설 확률의 기대치를 계산

$$\bar{P}_n^k = E[P(\Omega_n^k | Z^k) | \Psi_k^*, Z^{k-1}]$$

$$= f(P_D, \beta_{FT}, \beta_{NT}) \prod_{j=1}^{N_{DT}} \bar{A}_j(k) P_g^{k-1}$$

여기서

$$f(P_D, \beta_{FT}, \beta_{NT}) = c P_D^{N_{DT}} (1 - P_D)^{N_{TOT} - N_{DT}} \beta_{FT}^{N_{FT}} \beta_{NT}^{N_{NT}}$$

수 있다. 따라서, 식 (22)는 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$E[P(\Omega_n^k | Z^k) | Z^{k-1}] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E[P(\Omega_i^k | Z^k) | \Psi_{ib}^*, Z^{k-1}] \quad (23)$$

IV. 수치실험

2차원 공간에서 표적의 운동 모델은 등속 운동으로

가정하고, 위치만 측정되는 경우에 대해 고려해 한다 [35,9] 이 경우 상태 벡터는 x 축과 y 축의 위치와 속도 성분으로 구성되어 있다. 즉,

$$F(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$Q(k) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & T^2\sigma_q^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T^2\sigma_q^2 \end{bmatrix}, R(k) = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & \sigma_r^2 \end{bmatrix} \quad (26)$$

이다. 두 개의 연속적인 측정치를 이용하여 항적 초기화에 사용하였으며, 초기 추정 오차 공분산 행렬은 참고문헌 [3]에서 제안한 방법으로 초기화하였다. 여기서 샘플링 주기 $T = 1$ 로, $\sigma_q^2 = \sigma_r^2 = 0.02$, 표적 탐지확률 $P_D = 0.9$, 센서의 감시영역의 면적 $V = 100$, 가설의 확률이 0.02보다 작은 가설들은 제거하였다.

예제 1. 항적 초기화: 이 예제에서는 다중 가설 추적 알고리즘의 가장 큰 장점중의 하나인 항적 초기화 과정에서의 추적 성능을 알아보도록 한다[35]. 10초 동안 실제 표적에서 발생한 10개의 측정이 탐지되었다는 하나의 시나리오를 사용하도록 한다. 이 항적 초기화실험을 위해, 초기에 알려진 표적은 없다고 가정하였으며, 새로운 표적 밀도 $\beta_{NT}=0.5$, 거짓 측정의 밀도 $\beta_{FT}=0.1$ 로 둔 경우에 대해, 1000번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하여 본 논문의 결과와 비교하였다. 그림 3에서는 유지되는 가설 개수의 기대값을, 그림 4에서는 참 가설 확률의 기대값을 비교하였다. 성능예측기와 시뮬레이션 결과 모두, 가설의 개수가 $k = 3$ 까지는 증가하다가

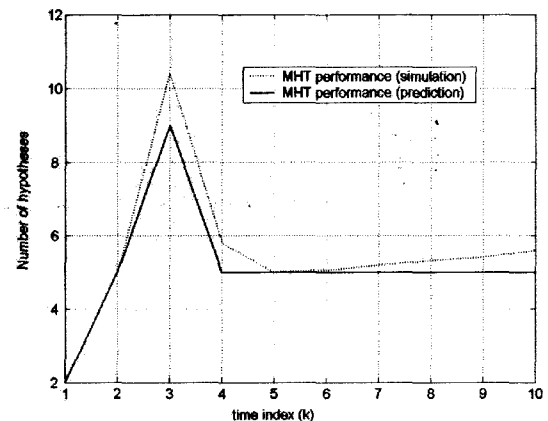


그림 3. 가설 개수의 비교
Fig. 3. Comparisons of numbers of hypotheses.

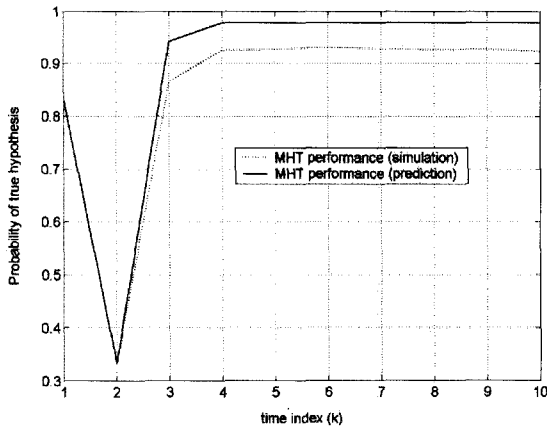


그림 4. 참 가설 확률의 비교
Fig. 4. Comparisons of probabilities of the true hypothesis.

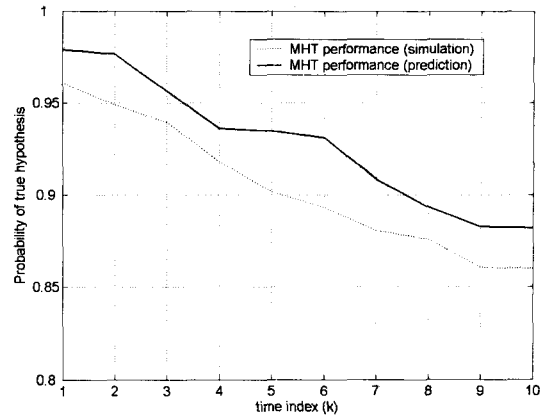


그림 6. 참 가설 확률의 비교
Fig. 6. Comparisons of probabilities of the true hypothesis.

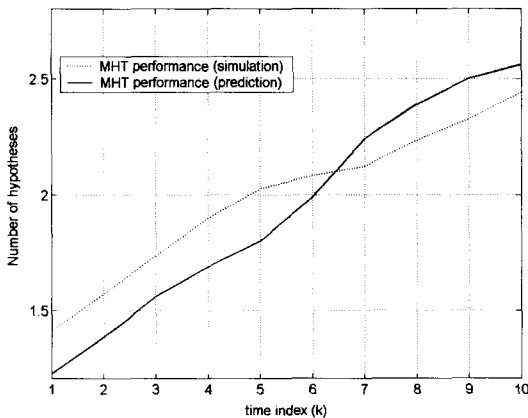


그림 5. 가설 개수의 비교
Fig. 5. Comparisons of numbers of hypotheses.

$k = 4$ 부터는 가설의 개수가 5개 정도로 일정하게 유지하고, 시뮬레이션의 결과와 성능 예측기의 결과가 유사함을 알 수 있다. 그림 4에서는 참 가설 확률이 초기에는 거의 같은 값을 보이다가, 성능예측기의 참 가설 확률은 0.925정도의 정상상태값으로, 시뮬레이션을 통한 참 가설확률은 0.976의 정상상태값으로 수렴하였다. 그림 3과 4를 통해, 항적 초기화 과정에서의 성능 예측기 추적 성능이 비교적 정확함을 알 수 있었다.

예제 2. 교차하는 표적: 이 예제에서는 참고문헌 [3,5]에서와 같이 90도 각도로 교차하는 두 표적들을 추적하는 상황에서의 추적 성능을 예측하고자 한다. 초기에 두 표적들은 이미 알고 있는 것으로 가정하며, 새로운 표적 밀도 $\beta_{NT} = 0$, 거짓 측정의 밀도 $\beta_{FT} = 0.1$ 로 두었다. 성능 예측을 위해 100개의 시나리오를 랜덤하게 발생시켰다. 그림 5에서는 유지되는 가설 개수의 기대

값을 비교하였으며, 그림 6에서는 참 가설 확률의 기대값을 비교하였다. 가설 개수의 기대값은 대략 0.2개 정도의 오차를 보였으며, 참 가설 확률의 기대값은 0.02 정도의 오차를 보였다. 예제 1에서와 같이 이 논문에서 제시한 추적 성능 예측은 실제 MHT 알고리즘의 추적 성능과 차이가 거의 없음을 알 수 있었다.

추후 연구 과제는 추적 성능 지수(performance index)를 설정하고, 그 성능지수를 최적화하는 MHT 알고리즘의 매개변수(신호대잡음비, 오경보확률)를 최적화하는 문제이다. 이 논문에서 제시된 성능 예측기법은 매개변수 최적화에 효과적으로 적용될 수 있다.

V. 결론

이 논문에서는 HYCA 방법을 이용하여 다중 가설 추적(MHT) 알고리즘의 추적 성능을 예측하였다. 연속적인 랜덤변수와 불연속적인 랜덤변수를 포함하는 MHT 알고리즘의 추적 성능을 예측하기 위해서 HYCA 방법을 이용하여 MHT 알고리즘에서 발생하는 모든 가설확률의 기대값을 구하였다. 그리고, 수치실험을 통하여 MHT 알고리즘의 성능예측기의 추적 성능 예측이 타당함을 보였다. 이 논문에서 제시한 추적 성능 예측을 통해 많은 시간과 비용을 요구하는 Monte Carlo 시뮬레이션을 사용하지 않고서도 MHT 알고리즘의 최적의 추적 매개변수를 효과적으로 구할 수 있을 것으로 사료된다.

참고 문헌

- [1] I. J. Cox, and S. L. Hingorani, "An efficient implementation of Reid's multiple hypothesis tracking algorithm and its evaluation for the purpose of visual tracking," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 2, pp. 138-150, February 1996.
- [2] S. S. Blackman (Ed.), *Multi-Target Tracking with Radar Application*, Norwood, MA: Artech House, 1986.
- [3] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Orlando, FL: Academic Press, 1988.
- [4] Mori, S., Chong, C. Y, Tse, R., and Wishner, R. P, "Tracking and classifying multiple targets without a prior identification," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-31, no. 5, pp. 401-409, May, 1986.
- [5] D. B. Reid, "An algorithm for tracking multiple Targets," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-24, no. 6 pp. 843-854, Dec., 1979.
- [6] K. C Chang, S. Mori and C. Y Chong, "Evaluating a multiple-hypothesis multitarget tracking Algorithm," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-30, no. 2, pp. 578-590, April 1994.
- [7] Daum, F. E, "Bounds on performance for multiple target tracking," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-35, no. 4, pp. 443-446, April, 1990.
- [8] T. E. Fortmann, Y. Bar-Shalom, M. Scheffe, and S. Gelfand, "Detection thresholds for tracking in clutter-A connection between estimation and signal processing," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-30, pp. 221-229, March 1985.
- [9] X. Rong Li and Y. Bar-Shalom, "Stability evaluation and tracking life of the PDAF for tracking in clutter," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 36, no. 5, pp. 588-601, May 1991.
- [10] X. Rong Li and Y. Bar-Shalom, "Performance prediction of the interacting multiple model algorithm," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 29, no. 3, pp. 755-770, July 1993.
- [11] X. Rong Li and Y. Bar-Shalom, "Tracking in clutter with Nearest neighbor filters: analysis and performance," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 32, no. 3, pp. 995-1010, July 1996.
- [12] Y. H. Jung and S. M. Hong, "Modelling and parameter optimization of agile beam radar tracking," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol AES-39, no. 1, pp. 13-33, January 2003.

저자 소개

정 영 현(정회원)

1993년 경북대학교 전자공학과 학사 졸업.

1995년 경북대학교 전자공학과 석사 졸업.

1998년 8월 경북대학교 전자공학과 박사 졸업.

1999년~2004년 1월 경운대학교 디지털전자공학부

2004년 2월~현재 국방과학연구소 선임연구원.

<주관심분야: 표적 추적, 시스템 최적화, 차량제어장치 등>