

결합확률 데이터 연관 필터에서의 표적 초기화

김 학용 박 용환 황 익호* 서 진현
 서울대학교 전기공학과, *서울대학교 제어계측공학과

Track Initiation for Joint Probabilistic Data Association Filter

H. Y. Kim Y. H. Park I. H. Hwang* J. H. Seo

Dept. of Electrical Eng. Seoul National University

*Dept. of Control & Instrumentation Eng. Seoul National University

Abstract

Joint probabilistic data association filter(JPDAF) for multi-target tracking was developed for real-time implementation, while it abandoned an algorithm for track initiation.

In this paper, we propose three features for track initiation that can be adapted to the JPDA filter. In addition, with the proposed approaches, the performance of track maintenance is evaluated in the case of tracks being near. To eliminate the abundant false tracks, we exploit the simple method using the state error covariances.

Simulations are performed to demonstrate the efficiency of the proposed approaches.

1. 서 론

다중 표적 추적 시스템(multiple target tracking system)은 레이다 적외선 탐지기 등의 센서의 측정치를 이용하여 지상, 혹은 공중에 있는 표적들의 상태를 추정하여 여러 개의 표적을 동시에 지속적으로 추적할 수 있는 시스템이다^[1,2]. 일반적으로 다중 표적 시스템은 감시 센서로부터 측정된 데이터가 여러 개의 표적에서 기인한 측정치 외에 표적과 인접하는 물체, 기상 상태, 전자기적 간섭(electromagnetic interference) 또는 허위경보(false alarm)등에 의해 발생하는 클러터(clutter)들을 포함하는 상황을 고려하여야 한다^[2]. 이러한 클러터 상황하에서의 표적 추적의 문제는 측정치와 표적간의 데이터 연관 문제로 귀결되며, 이를 위하여 다양한 기법들이 제안되었다. 데이터 연관 문제의 기본적인 해결 방법으로 궤적에 대해 유효화된 측정치 중에서 예측된 측정치로부터의 확률적 거리(probabilistic distance)가 최소인 측정치를 선정하여 선정된 측정치가 표적으로부터 기인하는 측정치라는 가정하에 궤적을 갱신하는 기법인 최근 인접 표준 필터(Nearest-Neighbor Standard Filter)가 있다. Smith와 Buecher는 새로운 측정치 집합이 보고되면, 과거의 측정치들로부터 얻어진 예측위치 주변의 측정치들에 대하여 각각 궤적을 분리하고, 이 궤적의 공산함수를 계산하여 공산이 적은 궤적은 폐기하는 궤적분할 필터(Track Splitting Filter)^[8]를 제안하였다. Singer는 베이즈의 법칙(Bayesian rule)을 이용하여 클러터 환경하에서의 단일 표적에 대한 최적 추적필터를 유도하였고^[7], Bar-Shalom은 클러터 환경하에서의 단일 표적에 대한 준최적 사후 추적 필터(suboptimal a posteriori tracking filter)인 확률 데이터 연관 필터(Probabilistic Data Association Filter)^[6]를 유도하였으며, 그 후 이 필터를 다중 표적에 대하여 확장한 결합 확률 데이터 연관 필터(Joint Probabilistic Data Association Filter)^[4]를 발표하

였다. 그리고, Reid는 기존의 표적 중심 데이터 연관 대신 측정치 중심 데이터 연관의 추적 필터를 다중 표적에 대하여 구성함으로써, 새로운 표적이 감시영역에 나타나는 상황에 대응하기 위한 궤적초기화(track initiation)를 동시에 할 수 있는 다중 가설 필터(Multiple Hypothesis Filter)^[5]를 제안하였다.

다중 가설 필터는 수리된 측정치들의 근원을 가설들의 집합을 통하여 결정하는 베이즈의 규칙에 입각한 알고리즘으로 측정치들이 새로운 표적이라는 가설들을 고려함으로써 궤적의 초기화가 가능하다. 그러나 가설들의 결정 과정에서 많은 기억용량과 계산량을 요구하므로 이를 구현하기 위해서는 상당한 계산 능력(computing power)을 요구한다. 이에 반해 결합확률 데이터 연관 필터는 감시영역 안의 표적의 수를 미리 알고 있다는 가정하에, 유효화 영역 내의 각 측정치가 궤적으로부터 기인할 사후확률을 계산하고, 이 확률값을 가중치로 하여 각 측정치를 이용한 궤적의 추정치를 결합함으로써 최종적인 추정치를 산출한다. 따라서, 다중 가설 필터에 비해 소요되는 계산량이 적은 반면, 표적 추적 수행 과정 중에 검출되지 않은 표적에 대한 궤적 초기화 과정을 포함하지 않는다.

이에 본 논문에서는 측정치 우선 기법과 표적 우선 기법의 개념을 병합하여 결합확률 데이터 연관 필터의 궤적 유지 능력을 유지하면서, 표적 추적 수행 과정 중에 검출되지 않은 표적에 대한 궤적 초기화 알고리즘을 구현하였다. 즉, 결합확률 연관 필터를 이용하여 기존의 알려진 표적에 대하여 표적 추적을 수행하고, 더불어 측정치 우선 기법을 이용하여 검출되지 않은 표적에 대한 궤적 초기화 과정을 수행함으로써, 실제 상황으로의 적용이 용이한 다중 표적 추적 필터 알고리즘을 제시한다.

2. 표적 초기화 기법을 포함한 결합확률 데이터 연관 필터

결합확률 데이터 연관 필터는 클러터 상황하에서 이미 제시된 다중 표적을 추적하기 위한 준최적 베이시안(suboptimal Bayesian) 기법으로서, 유효화 영역 내에 출현하는 모든 측정치를 사용하여 궤적을 갱신하는 전체인접(all-neighbor) 기법이다. 유효화 영역 내에 출현하는 모든 측정치를 측정치 근원에 대한 불확실성을 고려하여 궤적에 합입하므로, 유효화 영역내의 측정치가 새로운 표적으로부터 기인할 가능성에 대해서는 고려하지 않는다. 따라서, 다수의 표적이 수시로 출몰하는 실제의 추적상황에 대응하기 위해서는, 새로운 표적의 초기화 기능을 부가할 필요가 있다. 본 장에서는 기존의 결합확률 데이터 연관 필터에 대하여 개략적으로 설명하고, 이 연관 기법에 부가할 수 있는 표적 초기화 알고리즘을 제시한다.

2.1 결합확률 데이터 연관 필터^[2,4]

본 논문에서 고려되는 표적은 다음과 같은 상태 방정식과 측정치 식으로 표현된다고 가정한다.

$$x(k+1) = F x(k) + G v(k) \quad (2.1.1)$$

$$z(k+1) = H x(k+1) + w(k) \quad (2.1.2)$$

상기식에서 $v(\cdot)$ 와 $w(\cdot)$ 는 각각 영평균 정규 백색잡음(zero mean Gaussian white noise)으로서 다음과 같은 통계량을 갖는다고 가정한다.

$$E[v] = E[w] = 0$$

$$E[v(k)v(s)^T] = Q\delta_{k,s}$$

$$E[w(k)w(s)^T] = R\delta_{k,s}$$

(2.1.3)

그리고, 이미 궤적이 개시된 표적의 수를 미리 알고 있으며, 기존의 표적으로부터 기인한 측정치는 정규 분포(Gaussian distribution)를 취하며, 클러터는 균일 분포(uniform distribution)를 갖는다고 가정한다. 또한, 매 샘플링 시간마다 수리되는 클러터의 수는 포아송 분포(Poisson distribution)를 갖는다고 가정한다.

이러한 가정하에 유도된 결합확률 데이터 연관 필터의 알고리즘은 다음과 같다^[2,4].

단계 1) 기존의 각 표적에 대해 칼만필터(Kalman Filter)를 이용하여 예측(propagation)을 수행한다.

단계 2) 주어진 측정치에 대해 기존의 표적과의 연관관계를 조사하여 측정치 중에서 기존의 표적과 연관 가능성이 높은 측정치를 선정하는 데이터 유효화 과정(gating)을 수행한다. 유효화된 측정치는 다음의 식을 만족하는 측정치로 한다.

$$(z - \hat{H}\hat{x})^T (H\hat{P}\hat{H}^T + R)^{-1} (z - \hat{H}\hat{x}) \leq \eta^2 \quad (2.1.4)$$

여기서,

z, R : 측정치 및 측정오차 공분산

\hat{x}, \hat{P} : 표적의 예측치 및 그 오차 공분산

단계 3) 개개의 측정치와 표적을 연관시키는 연관사건 중 타당한 사건(feasible event)의 사후확률을 구한다. 타당한 사건이란 다음의 조건을 만족하는 사건을 말한다.

- 하나의 측정치는 두 개 이상의 표적으로부터 기인할 수 없다.
- 하나의 표적으로부터 기인할 수 있는 측정치의 수는 1개 이하이다.

임의의 표적과 각각의 측정치 간의 연관에 대한 확률은 이 연관 관계를 포함하는 모든 연관 사건에 대한 결합확률의 합으로써 주어진다. 즉, 기존의 표적의 수를 T , 측정치의 수를 m_k , 시간 k 까지의 측정치의 누적집합을 Z^k 라 하고, 측정치 z_j 가 표적 t 로부터 기인하는 사건을 θ_{jt} 라 하면, 이 때의 확률 β_{jt} 는 다음과 같이 주어진다.

$$\beta_{jt} = P(\theta_{jt}|Z^k) = \sum_{\theta} P(\theta|Z^k)\omega_{jt}(\theta), \quad (2.1.5)$$

$$j = 1, \dots, m_k;$$

$$t = 0, 1, \dots, T;$$

여기서, θ 는 모든 연관 사건을 나타내며, θ_{jt} 을 포함하는 사건은 다음과 같은 표적-측정치 연관 지시자 ω_{jt} 에 의해 선택된다.

$$\omega_{jt} = \begin{cases} 1 & \text{표적 } t \text{와 측정치 } z_j \text{가 연관됨} \\ 0 & \text{나머지 경우} \end{cases}$$

$P(\theta|Z^k)$ 는 위에서 제시한 조건하에 타당한 연관사건의 사후확률이며, 다음과 같이 주어진다.

$$P(\theta|Z^k) = \frac{\lambda^\phi}{c} \prod_{j=1}^{m_k} [M[z_j]]^{\tau_j} \prod_{t=1}^T (P_D)^{\delta_t} (1-P_D)^{(1-\delta_t)} \quad (2.1.6)$$

여기서, λ 는 클러터 밀도이며, $M[z_i]$ 는 정규 확률밀도를 나타내고, τ_j, δ_t, ϕ 는 각각 이진 측정치 연관 지시자(binary measurement association indicator), 이진 표적검출 지시자(binary target detection indicator), 사건 θ 에서 표적에 연관되지 않은 측정치의 수를 나타낸다^[2].

단계 4) 연관 확률 β_{jt} 를 가중치로 하여 각 측정치를 이용한 기존의 표적에 대한 측정치 갱신을 수행한다.

$$\hat{x}_t(k|k) = \hat{x}_t(k|k-1) + W v_t(k) \quad (2.1.7)$$

$$v(k) := \sum_{i=1}^{m_k} \beta_{it}(k) v_{it}(k)$$

이때 갱신된 상태 추정치에 대한 오차공분산행렬은 다음과 같이 주어진다^[6].

$$P_t(k|k) = \beta_{0t}(k) P_t(k|k-1) + [1 - \beta_{0t}(k)] P^c(k|k) + \tilde{P}_t(k)$$

$$\tilde{P}_t(k) := W(k) \left[\sum_{i=1}^{m_k} \beta_{it}(k) v_{it}(k) v_{it}^T(k) - v_t(k) v_t^T(k) \right] W(k)^T$$

$$P^c(k) := [I - W(k)H(k)] P_t(k|k-1) \quad (2.1.8)$$

여기서 $W(k)$ 는 칼만 필터 이득 행렬이고, v_{it} 는 θ_{ij} 의 조건하에서의 이노베이션으로 다음과 같이 정의된다.

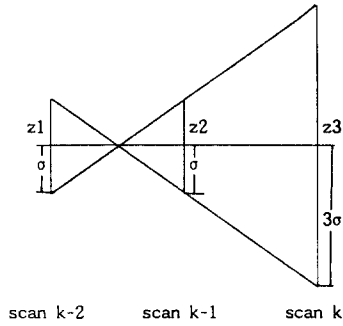
$$v_{it}(k) = z_i(k) - \hat{z}_t(k|k-1) \quad (2.1.9)$$

단계 5) 표적 초기화 기법에 의해 새로운 표적을 설정하여 표적 초기화를 하고, 잘못된 표적은 표적 폐기 기법에 의해 폐기시킨다.

2.2 표적의 초기화

결합확률 데이터 연관 필터는 새로운 표적의 출현이 없다는 가정 아래 영후방추사(zero-scan-back) 다중 가설 필터에 유효화 영역 내의 모든 측정치를 표적에 합입하는 전체 인접 기법을 도입하여 효율적으로 재구성한 추적 필터라 할 수 있다. 결합확률 데이터 연관 필터 기법은 표적의 수를 알고 있다는 가정에서 출발하였으므로, 새로운 표적을 위한 측정치 연관기능이 결핍되어 있다. 따라서, 새로운 표적을 초기화하기 위해서는 새로운 표적일 가능성이 큰 측정치를 기존의 표적에서 분리하여 념으로써, 이를 새로운 표적의 형성에 사용하여야 한다.

측정기의 감시영역에 새로운 표적이 나타났을 경우, 이를 찾아서 확인하고 그 표적에 대한 위치와 속도를 추정하는 것이 필요하다. 어떤 측정치가 기존의 표적에 대한 유효화 영역들에 포함되지 않았거나, 측정치 분리 기법으로 새로운 표적으로 지정되었을 경우 이를 단일점 표적(1 point target)이라 한다. 새로운 표적을 시작하기 위해서는 적어도 표적의 위치와 속도를 알아야 하므로 표적의 위치만을 측정하는 측정기로써는 단일점 표적만으로 새로운 표적을 초기화하기는 불가능하다. 따라서, 단일점 표적 근처에서 일정한 거리안에 있는 다음번 측정치 모두에 대하여 새로운 표적이 될 수 있는 가능성을 조사하여야 한다. 그러나, 기존의 표적과 인접한 측정치는 그 표적에서 연유되었을 가능성이 크므로, 본 논문에서는 기존의 표적과 연관되지 않은 측정치들을 사용하여 단일점 표적과의 연관성을 시험한다. 이와같이 얻어진 두개의 측정치로 구성된 표적을 두점 표적(2 points target)이라고 하며, 이와같은 두점 표적을 얻었을 경우에 비로소 새로운 표적(new track)의 개시가 가능하다. 즉, 새로운 표적의 초기화를 위해서는 적어도 두번의 시간에 걸친 측정치(2 scan data)가 있어야 하므로, 새로운 표적을 고려하는 알고리즘은 적어도 2-후방추사기법을 사용하여야 한다.



[그림 2.1] 두점 표적에서의 데이터 유효화 영역

[표 2.2] 새로운 표적의 초기치

	상태변수	공분산
위치	$z_2 + (z_2 - z_1)$	$9R$
속도	$(z_2 - z_1)/T$	$(2/T)^2 R$

2.2.1 초기화된 표적의 초기치 설정

어떤 측정치가 새로운 표적, 즉 단일점 표적으로 설정되면, 새로운 표적의 다음 스캔에서의 출현위치는 현재 측정치에서 그 표적이 최대 움직일 수 있는 이동 거리 내에서 나타날 것이다. 단일점 표적의 측정치 유효화는 단일점 표적의 측정된 위치에서 표적이 움직일 수 있는 최대거리를 고려하여 설정한다^[3].

단일점 표적의 유효화영역에 포함된 각 측정치들을 이용하여 두점 표적이 구해지면 표적의 새로운 상태변수를 지정하고 그 공분산을 결정하여, 다음번(next scan) 측정치가 입력되었을 때, 측정 데이터 유효화 영역을 결정하여 데이터 유효화(data validation : gating)과정을 수행하게 된다. 그림 2.1 은 두점 표적에서 다음번 측정치에 대한 유효화 영역을 결정하는 방법을 보여준다. 우선 측정기의 오차를 x, y 축 공차 σ 라 하고 표적은 등속직선운동을 한다고 가정하자. 이때, 표적의 다음번 예측위치 z_3 는 $z_2 + (z_2 - z_1)$ 으로 결정할 수 있으며, 추적필터 시스템의 샘플링 시간을 T 라 할때, 표적의 속도는 $(z_2 - z_1)/T$ 라 설정할 수 있다. 이제, 현재 시간 k 에서 다음번 측정치가 수리되었다면 이를 위한 데이터 유효화 과정은 표적의 예측치 z_3 에서 3σ 이내의 거리에서 해당 표적에 대한 측정치가 나타나야 할 것이다. 또한, 표적의 속도는 최대 $2\sigma/T$ 만큼의 오차가 있을 수 있음을 알 수 있다. 이러한 내용을 종합하면 표적의 측정오차 분산이 R 일 경우 두점 표적에 대하여 데이터 유효화 시의 상태변수의 값과 그 공분산은 표 2.2와 같이 구해짐을 알 수 있다. 이와같이 주어진 초기치를 사용하여 새로운 표적에 대한 데이터 유효화가 수행됨으로써 새로운 표적이 시작된다^[9].

2.2.2 새로운 표적과 연관된 측정치 분리 기법

본 절에서는 결합확률 데이터 연관 필터에 적용할 수 있는 세 가지 표적 초기화 알고리즘을 제시하고, 다음 장에서 시뮬레이션을 통해 각 알고리즘의 특성을 비교, 검토하도록 하겠다.

2.2.2.1 유효화 영역 밖의 측정치 분리 기법

결합확률 데이터 연관 필터는 궤적 갱신시 유효화 영역 밖의 측정치는 고려하지 않으므로, 유효화 영역 밖의 측정치들에 대하여 표적의 개시논리를 적용하면, 기존의 결합확률 데이터 연관 필터의 구조를 그대로 사용하면서 표적의 개시 기능을 첨가할 수 있다. 이 기법은 상대적으로 계산량이 적고 구현하기 쉬운 장점이 있으나, 새로운 표적이 기존의 표적에 근접하여 있는 경우, 표적의 개시가 매우 제한적이라는 단점이 있다.

2.2.2.2 연관 확률 β_{jk} 를 이용한 측정치 분리 기법

기존의 결합확률 데이터 연관 필터는 기존의 표적의 수를 안다고 가정하였으므로, 유효화 행렬에 측정치가 새로운 표적으로부터 기인하는 경우는 포함되지 않는다. 따라서, 새로운 표적을 고려하여 새로운 표적과 측정치간의 연관을 나타내는 유효화 행렬의 작성도 생각해 볼 수 있다. 그림 2.3 은 이 기법을 사용할 때의 유효화 행렬과, 기존의 유효화 행렬을 비교한 것이다^[2]. 그림에서 F 는 클러터를, N 은 새로운 표적을 나타내며, T 는 기존의 표적의 수, m_k 는 유효화 영역 내에 포함되어 있는 측정치 수를 나타낸다. 유효화 행렬을 사용하여 타당한 연관사건을 구성하는 방법은 기존의 결합확률 데이터 연관필터와 동일하며, 이 경우 해당 결합연관사건의 확률은 다음과 같이 계산된다^[2].

$$P(\theta|Z^k) = \frac{\xi P \lambda^{\phi}}{c} \prod_{j=1}^{m_k} [M(z_j)]^{\tau_j} \prod_{i=1}^T (P_b) \delta_i (1-P_b)^{(1-\delta_i)} \quad (2.2.10)$$

여기서, λ, ξ 는 클러터와 새로운 표적의 밀도이며, $M(z_i)$ 는 정규 확률밀도를 나타내고, τ_j, δ_i 는 각각 이진 측정치 연관

지시자(binary measurement association indicator), 이진 표적검출 지시자(binary target detection indicator), ϕ , ρ 는 사건 θ 에서 클러터와 새로운 표적과 연관된 측정치의 수를 나타낸다. 상기식을 식 (2.1.6)과 비교해 보면, 새로운 표적을 고려하는 ξ 항만이 더 첨가된 것을 알 수 있다.

식 (2.2.10)의 확률로부터 얻어지는 $\beta_{j\kappa}$ 를 이용하여, 어떤 측정치와 기존의 모든 표적간의 연관확률이 새로운 표적에 대한 연관 확률보다 작을 경우, 이 측정치를 새로운 표적으로 설정한다.

[그림 2.3] 유효화 행렬 구성의 비교 예

	F	1	2	..	T
1	1	1	0		1
2	1	0	0		1
..	1				
m_k	1	0	1		0

a) 일반적인 유효화 행렬

	F	N	1	2	..	T
1	1	1	1	0		1
2	1	1	0	0		1
..	1	1				
m_k	1	1	0	1		0

b) 제시된 기법에서의 유효화 행렬

2.2.2.3 임계치를 이용한 차별 데이터 유효화 기법

결합확률 데이터 연관 필터는 다중 가설 필터를 영후방 주사 기법을 이용하여 재구성한 추적 필터라 할 수 있다. 그러므로, 결합확률 데이터 연관 필터는 감시 영역에서의 새로운 표적의 출현을 고려하지 않은 다중 가설 필터와 유사하다. 한편, 다중 가설 필터에서는 가설들중에서 그 존재확률이 작은 가설들은 버리는 가설절지(hypothesis pruning)기법을 사용하며, 이 경우 가설절지를 거치고 남은 가설을 조사하여 보면, 데이터 유효화 과정에서 확률적 거리가 상대적으로 작은 측정치가 기존의 표적과 연관되는 것을 알 수 있다. 또한, 절지되지 않은 가설들의 형태를 살펴보면, 기존의 표적과 가까운 측정치는 그 표적에 연관되고, 상대적으로 멀리 있는 측정치는 새로운 표적으로 지정되어 있다. 이것은 새로운 표적의 출현을 고려하지 않은 다중 가설 필터의 절지되지 않은 가설들과, 기존의 표적과 연관되지 않은 측정치를 새로운 표적과 연관시키는 가설들을 포함하는 것을 알 수 있다. 이런 성질은 결합확률 데이터 연관 필터에서 기존의 표적의 유효화 영역에 포함된 측정치 중 표적의 측정치 갱신에서 기여도가 낮은 측정치가 존재하며, 이 측정치는 새로운 표적과의 연관 확률이 큼을 보여준다. 위의 성질에 입각하여, 본 기법에서는 타당한 결합연관사건의 사후확률이 기존의 표적과 측정치 간의 확률적 거리에 의존함을 이용하여, 결합확률 데이터 연관 필터의 데이터 유효화 과정 중에 확률적 거리를 이용한 분리 임계치를 설정하여 새로운 표적을 지정하는 방법을 사용한다. 즉, 측정치 갱신에 기여도가 낮은 측정치를 새로운 표적과의 연관 확률이 큰 측정치로 고려하여 이를 분리함으로써 분리된 측정치를 새로운 표적으로 설정하는 것이다.

기존의 표적에 대한 기여도는 각 측정치와 기존의 표적과의 절대적인 확률적 거리에 의존하는 것이 아니라, 상대적인 확률적 거리에 의존하므로, 고정된 임계치를 이용하는 것은 성능의 저하를 가져온다. 따라서, 현재의 측정치 분포를 조사하여 분리 임계치를 설정하는 방법이 바람직하다. 식 (2.1.6)에서 볼 수 있듯이 유효화 영역내의 모든 측정치에 대한 확률들은 정규화(normalize)되어 연관확률을 구성하므로, 유효화 영역에 포함되어 있는 모든 측정치들 중에서 상대적으로 표적에 가까운 측정치들이 연관될 확률이 매우 크다. 본 논문에서는 유효화 영역내의 측정치의 형태를 고려하여 다음과 같은 방법으로 분리 임계치 Th 를 설정하였다.

$$M = \frac{1}{m_k} \sum_{j=1}^{m_k} p_j$$

$$Th = M - \alpha \quad (2.2.11)$$

여기서, m_k 는 유효화 영역에 포함되어 있는 전체 측정치의 수이며, p_j 는 유효화 과정에서 j 번 측정치와 기존 표적과의 상대 연관확률이며, 다음과 같이 주어진다.

$$p_j = \exp((z_j - Hx)^T (z_j - Hx)) \quad (2.2.12)$$

M 보다 큰 상대 연관확률을 갖는 측정치들의 확률의 합을 S_M 그 갯수를 m_k 이라 하면, 보정상수 α 는 다음과 같이 설정된다.

$$\alpha = \frac{1}{2m_k} (m_k - S_M) \quad (2.2.13)$$

다중 표적 추적에 있어 근접하지 않은 표적들에 대한 표적의 유지나 표적의 초기화는 각 필터의 성능에 따라 크게 좌우되지 않는다. 그러나, 근접한 표적들에 대해서는 각각의 표적에 포함된 측정치들이 다른 표적에 영향을 미치므로 표적 추적에 많은 어려움이 따른다. 차별 데이터 유효화 기법을 이용하면 상대적으로 기존의 표적과의 연관확률이 낮은 측정치는 측정치 갱신에 사용하지 않으므로 표적의 초기화 뿐만 아니라 표적의 유지에도 많은 성능 향상을 기대할 수 있다. 또한, 이 기법은 유효화 영역 밖의 측정치 분리 기법에 비해 계산량이 거의 증가하지 않으므로, 실제 상황으로의 적용에도 유리할 것이라 예상된다.

2.3 표적의 폐기

기존에 존재하던 표적이 감시영역 밖으로 빠져 나갔거나, 감시영역 내에서 사라진 경우, 혹은 클러터들에 의하여 잘못 결정된 표적은 계속적으로 추적할 수 없으므로 이를 폐기시켜야 한다. 특히, 클러터의 밀도가 높은 경우 잘못 결정된 표적이 많이 생기므로 적절한 수준의 계산용량과 기억장소를 유지하기 위해서는 표적의 폐기가 절대적으로 필요하다. 한편 실제로 존재하는 표적도 검출확률(detection probability) P_D 를 가지고 검출되므로 실제로 존재하는 표적은 유지하면서 잘못된 표적을 폐기하는 것은 어려운 일이다. 이러한 표적폐기(target deletion)의 기법은 여러가지 방법을 고려할 수 있는데, 간단한 방법으로 표적이 연속적으로 측정되지 않는 횟수를 계산하여 이것이 어떤 값을 넘으면 폐기하는 방법이 있으며, 표적에 대한 누산합수(score

function)를 정의하여 그 값을 사용하여 폐기하는 기법 등이 있을 수 있다^[1]. 전술한 방법은 계산이 간단하여 그 구현이 용이하지만 성능은 별로 좋지 못하다. 반면에 후자의 방법은 전술한 방법보다 좋은 성능을 보여주지만 알고리즘이 복잡하고 많은 계산량을 요구하므로 그 구현에 어려움이 있다.

본 연구에서 사용된 방법은 표적의 위치와 속도에 대한 오차공분산의 크기를 사용하는 것으로, 표적이 계속적으로 측정되어 측정치 갱신(measurement update)이 이루어지면 그 표적에 대한 오차공분산의 크기는 줄어들지만, 측정치의 갱신이 없이 시스템전파(system propagation)만 이루어지면 오차공분산이 증가한다는 성질을 이용한 것이다.

즉, 표적의 위치와 속도에 대한 오차공분산을 조사하여 이것이 일정한 임계치를 넘으면 그 표적을 폐기하는 것이다. 이러한 방법은 계산시간 소모 및 알고리즘의 복잡화를 피할 수 있으며 비교적 양호한 성능을 보인다. 그러나, 보다 향상된 성능을 얻기 위해서는 지속적인 연구가 진행되어야 할 것이다.

3. 시뮬레이션 검토

본 장에서는 클러스터 상황에 제안된 세 가지의 측정치 분리 기법을 이용한 표적 초기화와 표적 유지성을 근접한 두 표적에 대해 시뮬레이션을 통해 비교한다. 표적 초기화 성능 비교에 사용된 두 대상표적은 50m, 60m, 80m의 거리를 두고 평행하게 y축으로 진행하게 하고, 이 중 한 표적은 알지 못하는 것으로 하였다. 표적 유지의 성능 비교에 사용된 두 대상표적은 50m의 거리를 두고 y축으로 평행하게 진행하게 하였다. 다음 표는 시뮬레이션에 사용한 표적 시나리오이다.

[표 3.1] 시뮬레이션에서 사용한 데이터

	위 치		속 도		비 고
	x축	y축	x축	y축	
대상표적 1	-4000	d	200	0	d=50, 60, 80
대상표적 2	-4000	0	200	0	
추적표적 1	-4010	f	205	5	f=60, 70, 90
추적표적 2	-3950	-10	190	10	궤적 유지
공 분 산	1000		1000		

시뮬레이션에서 사용된 표적 폐기의 위치와 속도 임계치는 75.0으로 사용하였다. 그리고, 시스템 잡음과 측정 잡음의 공분산은 다음과 같다.

$$Q = \begin{pmatrix} 25 & 0 \\ 0 & 25 \end{pmatrix}$$

$$R = \begin{pmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 100 \end{pmatrix}$$

시뮬레이션 결과 표에 사용된 기호는 다음과 같다.

- JPDA : 표적 초기화 기법이 도입되지 않은 결합확률 데이터 연관 필터
- O-JPDA : 유효화 영역 밖의 측정치 분리 기법을 표적 초기화 기법으로 이용한 결합확률 데이터 연관 필터(2.2.2.1 절)
- β -JPDA : 연관 확률 β_{ik} 를 이용한 측정치 분리 기법을 표적 초기화 기법으로 이용한 결합확률 데이터 연관 필터(2.2.2.2 절)
- P-JPDA : 임계치를 이용한 차별 데이터 유효화 기법을 표적 초기화 기법으로 이용한 결합확률

그리고, 그림에서 실선은 대상 표적을 나타내고, 쇠선은 추적 표적을 나타낸다.

그림 1은 50m의 거리를 두고 진행하는 두 대상 표적에 대한 유효화 영역 밖의 측정치 분리 기법을 사용한 표적 초기화의 예를 보여준 것이고, 그림 2는 임계치를 이용한 차별 데이터 유효화 기법을 사용한 표적 초기화의 예를 보여준 것이다. 그림 1에서 추적 표적의 유효화 영역에 다른 대상 표적의 측정치가 포함되므로 두 대상 표적의 측정치의 분포에 따라 추적 표적이 진동하는 것을 볼 수 있다. 반면에, 그림 2에서는 추적 표적의 유효화 영역이 두 대상 표적을 동시에 포함하고 있으나, 표적에 대한 측정치의 기여도에 따라 측정치를 분리하여 기여도가 높은 측정치만을 합입하므로 기여도가 낮은 측정치가 새로운 표적으로 설정되어 초기화가 이루어지는 것을 보여준다.

그림 3은 50m의 거리를 두고 진행하는 두 대상 표적에 대한 결합확률 데이터 연관 필터의 표적 추적의 예를 보여준 것이고, 그림 2는 임계치를 이용한 차별 데이터 유효화 기법을 사용한 필터의 표적 추적의 예를 보여준 것이다. 그림 1에서 두 추적 표적의 유효화 영역이 서로 겹쳐져서 다른 대상 표적의 측정치가 포함되므로, 유효화 영역 내의 모든 측정치를 합입하는 처리 과정에 의해 두 추적 표적이 결합되어 두 대상 표적의 중간으로 진동하는 것을 보여준다. 반면에, 그림 4에서는 두 추적 표적의 유효화 영역이 서로 겹쳐져 두 대상 표적을 동시에 포함하고 있으나, 표적에 대한 측정치의 기여도에 따라 측정치를 분리하여, 기여도가 높은 측정치만을 합입하므로 두 추적 표적을 분리하여 주는 것을 보여 준다.

이 모든 결과를 종합하여 표로 나타내면 다음과 같다.

표 1, 2, 3은 50m, 60m, 80m의 거리를 두고 진행하는 두 대상 표적에 대해 시뮬레이션을 수행한 것인데, 거리가 가까울수록 임계치를 이용한 차별 데이터 유효화 기법을 제외한 두 기법은 표적의 초기화가 이루어지기 어려움을 보여주고 있다. 이런 현상은 검출확률이 1이 아닌 상황에서 한 표적의 유효화 영역에 다른 표적이 포함되므로 두 대상 표적이 하나의 추적 표적을 동시에 공유하기 때문에 일어난다. 거리가 멀어질수록 표적 초기화 성능이 향상되는 것은 이 이유를 다시 확인 시켜준다. 반면에, 임계치를 이용한 차별 데이터 유효화 기법은 추적 표적의 측정치 갱신에 대해 기여도가 낮은 측정치를 분리하여 새로운 표적으로 설정하기 때문에 유효화 영역 내에 다른 대상 표적이 포함되어도 이 표적을 분리하여 처리하므로, 표적이 근접하여도 양호한 표적 초기화 성능을 유지한다. 거리가 멀어질수록 다른 기법에 비해 성능의 향상도가 작은 것은, 거리가 멀어질수록 다른 대상 표적의 영향이 줄어들기 때문에 표적을 분리하는 빈도가 낮기 때문이다.

표 4에서는 50m의 거리에서 표적의 유지를 비교한 것인데, 표적의 초기화와 비슷하게 두 추적 표적의 유효화 영역에 두 대상 표적이 동시에 포함되기 때문에, 유효화 영역 내의 모든 측정치를 합입하는 결합확률 연관 필터로는 두 추적 표적이 서로 결합되거나, 서로의 영향을 받아 계속적으로 교차하는 것을 볼 수 있다. 임계치를 이용한 차별 데이터 유효화 기법을 적용하면, 추적 표적의 유효화 영역에 두 대상 표적이 동시에 포함되어도 서로의 표적을 분리하여 측정치 갱신을 하기 때문에 성능이 뛰어나음을 볼 수 있다.

4. 결 론

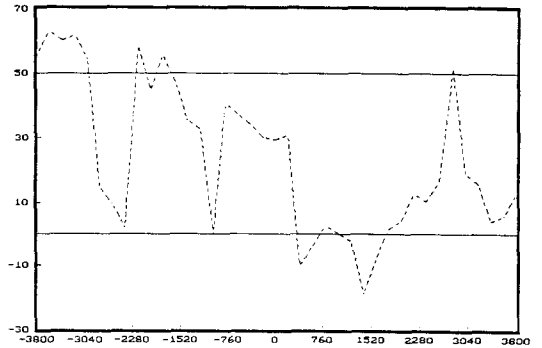
본 논문에서는 결합확률 데이터 연관필터에 적용 가능한 표적 초기화 기법들을 제안하고 이들의 성능을 비교하였다. 유효화 영역 밖의 측정치 분리기법은 그 구조가 간단하여 구현이 용이하지만, 기존의 표적에 인접한 표적에 대한 초기화 성능이 좋지 않다. 확률 β_{ik} 를 이용한 초기화 기법은 모든 측정치를 초기화 대상으로 고려할 수 있으나, 이렇게 할 경우 상당한 계산량의 증가를 가져오므로, 본 논문에서는 기존의 표적의 유효화 영역에 포함되는 측정치를 2점 표적의 선정에서 제외시킨 알고리즘을 고려하였다. 임계치를 이용한 차별 데이터 유효화 기법은 측정치의 형태에 의하여 초기화에 사용될 측정치를 선정하는 방법으로, 비교적 간단한 구조를 가지

고도 초기화 및 궤적의 유지성능의 관측할 만한 향상을 얻을 수 있었다.

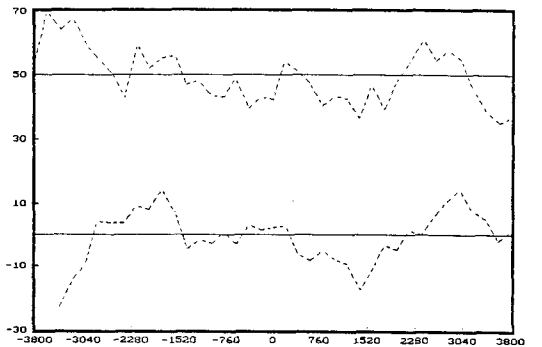
시뮬레이션 결과, 차별 데이터 유효화 기법을 사용한 경우 계산시간이나 성능면에서 유리한 결과를 보여주었으며, 확률 β_1 를 이용한 방법은 상대적으로 미미한 성능의 향상을 나타내었다. 이는 2점 표적 선정시의 한계성 때문이며, 이부분에 대한 연구가 추가로 진행되어야 할 것이다.

4. 참고문헌

- [1] S.S.Blackman, *Multiple-Target Tracking with Radar Application*, Artech House, 1986
- [2] Y.Bar-Shalom, T.E.Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, 1988
- [3] D.B.Reid, "A Multiple Hypothesis Filter for Tracking Multiple Targets in a Cluttered Environment", Tech. Report, Sep.1977
- [4] T.E.Fortmann, Y.Bar-Shalom, M.Scheffe, "Multi-Target Tracking Using Joint Probabilistic Data Association", Proc. 19th IEEE Conf. on Decision & Control, Dec.1980
- [5] D.B.Reid, "Algorithm for Tracking Multiple Targets", IEEE Trans. Automatic Control, Vol.AC-24, Dec. 1979, pp.843-845
- [6] Y.Bar-Shalom, E.Tse, "Tracking in a Cluttered Environment with Probabilistic Data Association", Automatica, Vol.11, Sep.1975, pp.451-460
- [7] R.A.Singer, R.G.Sea, K.Housewright, "Derivation and Evaluation of Improved Tracking Filters for Use in Dense Multitarget Environments", IEEE Trans. Information Theory, Vol.IT-20, July 1974, pp.423-432
- [8] P.L.Smith, G.Buechler, "A Branching Algorithm for Discriminating and Tracking Multiple Objects", IEEE Trans. Automatic Control, Vol.AC-20, Feb.1975, pp.101-104
- [9] 이장규, "다중표적 추적을 위한 필터 프로그램 개발 (1차년도)", 1991.12



[그림 1] 50m에서의 O - JPDA 표적 초기화 예



[그림 2] 50m에서의 P - JPDA 표적 초기화 예

[표 1] 50m거리에서의 표적 초기화 성능 비교 (단위 : %)

사용된기법	초기화		특성			
	성공	실패	유지	교차	결합	기타
O - JPDA	0	100	0	0	0	100
β - JPDA	10	90	0	10	10	80
P - JPDA	65	35	30	35	26	9

[표 2] 60m거리에서의 표적 초기화 성능 비교 (단위 : %)

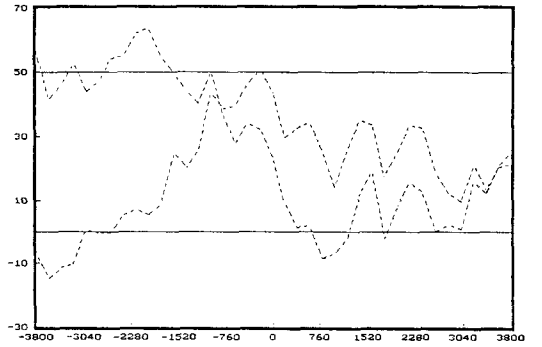
사용된기법	초기화		특성			
	성공	실패	유지	교차	결합	기타
O - JPDA	0	100	0	0	1	99
β - JPDA	24	76	5	19	12	69
P - JPDA	65	35	46	19	11	24

[표 3] 80m거리에서의 표적 초기화 성능 비교 (단위 : %)

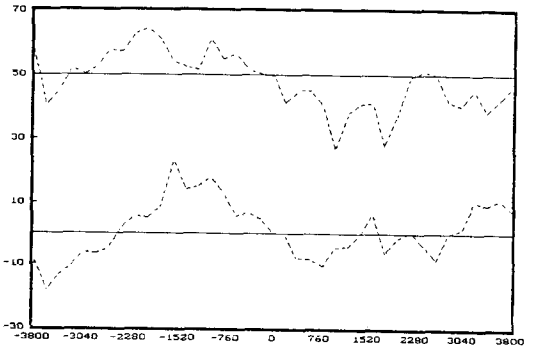
사용된기법	초기화		특성			
	성공	실패	유지	교차	결합	기타
O - JPDA	13	87	10	3	0	87
β - JPDA	58	42	45	13	4	38
P - JPDA	74	26	60	14	4	22

[표 4] 50m거리에서의 표적 유지 성능 비교 (단위 : %)

사용된기법	유지	교차	결합	기타
JPDA	0	18	58	24
O - JPDA	0	18	49	33
β - JPDA	1	19	49	31
P - JPDA	31	39	16	14



[그림 3] 50m에서의 JPDA 표적 유지 예



[그림 4] 50m에서의 P - JPDA 표적 유지 예