

Bayes Risk를 이용한 False Alarm이 존재하는 환경에서의 단일 표적-다중센서 추적 알고리즘

김 경 택, 최 대 범, 안 병 하, *고 한 석
광주과학기술원, *고려대학교
전화 : 062-970-2410 / 핸드폰 : 011-687-6831

On using Bayes Risk for Data Association to Improve Single-Target Multi-Sensor Tracking in Clutter

Kyongtaek Kim, Daebum Choi, Byungha Ahn, and *Hanseok Ko
Kwangju Institute of Science and Technology, *Korea University
E-mail : 77joseph@kjist.ac.kr

Abstract

In this paper, a new multi-sensor single-target tracking method in cluttered environment is proposed. Unlike the established methods such as probabilistic data association filter (PDAF), the proposed method intends to reflect the information in detection phase into parameters in tracking so as to reduce uncertainty due to clutter. This is achieved by first modifying the Bayes risk in Bayesian detection criterion to incorporate the likelihood of measurements from multiple sensors. The final estimate is then computed by taking a linear combination of the likelihood and the estimate of measurements. We develop the procedure and discuss the results from representative simulations.

Keywords: Multi-Sensor Single-Target tracking, Clutter, Detection, Bayes risk

1. 서론

표적 추적 환경에서의 False alarm은 추적하려는 표적이 아닌 다른 물체 또는 잡음에 의해 발생한다. 이러한 False alarm으로 인해 여러 측정치 (Measurement)들 중에서 어떤 측정치가 추적하려는 표적으로부터 온 것인지 알 수 없게 된다. 그러므로 실제 표적 추적 환경에서 False alarm의 처리는 매

우 중요하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 연구들이 진행되어 왔으며, 그 중 대표적인 연구결과가 PDAF(Probabilistic Data Association Filter)이다[1][2]. PDAF는 False alarm이 있는 환경에서 단일 표적을 추적하는 알고리즘으로, 현재 False alarm이 포함된 측정치들을 확률적으로 평가하고, 이를 상태 추정(State estimation)과정에 반영한다. 이러한 PDAF는 단일 센서 환경에서뿐만 아니라 다중 센서 환경에서도 적용이 가능하다. 다중 센서 PDA(MSPDA)는 순차적으로 각각의 센서에서 나온 측정치들을 추정과정에 적용한다. 그러나 MSPDA에서는 모든 측정치를 상태 예측(State prediction)을 기반으로 평가하고 처리하기 때문에 예측 부분이 부정확한 경우 큰 추정오차가 발생할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 분산 감지 시스템(Distributed detection system)[3]을 통하여 다중 센서로 들어오는 측정치를 평가하고, 이를 병렬 Kalman Filter 시스템을 이용하여 추정에 반영하려 한다. 본 논문에서는 기동하는 물체에 대하여 IMM(Interacting Multiple Model)/MSPDA[2]를 사용하여 추적을 행하였으며 이 결과를 새로이 제안된 알고리즘과 비교 분석하였다.

2. 분산 감지 시스템

분산 감지 시스템에서는 각 지역 센서(Local

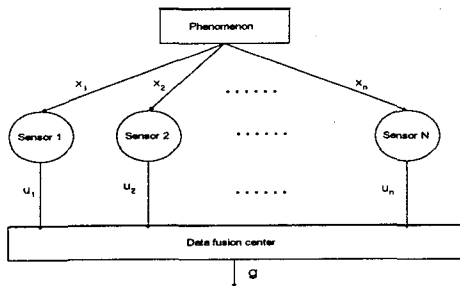


그림 1 분산 감지 시스템

sensors)들이 표적의 감지 여부를 통보하게 된다. 이 각각의 센서들로부터 나온 감지 결과(Local decision)들을 이용하여 Data fusion center에서 최종적인 감지 결과(Global decision)를 결정하게 된다. 그림 1은 분산 감지 시스템의 개요를 보여주며, 이때 $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ 은 각기 n개의 독립된 센서에서 나온 n개의 측정치들을 원소로 하는 집합이며, $\mathbf{u} = \{u_1, \dots, u_n\}$ 은 각 센서들에 대한 감지 여부(0 또는 1)를 표현하는 이진 벡터이다. 분산 감지 시스템의 목표는 \mathbf{u} 를 이용하여 최종적인 표적의 유무(g , Global decision)을 결정하는 것이다. 이를 위해 Bayesian criterion을 이용하여 Bayes risk를 최소화하는 g 를 결정한다. Bayes risk는 다음과 같이 정의된다[4].

$$R = \sum_i \sum_j C_{ij} P(H_i | H_j) P(H_j), i, j = 0, 1 \quad (1)$$

여기서 C_{ij} 는 각각의 검출 결과에 따른 cost이며 $P(H_i | H_j)$ 는 H_j 가설이 참일 때 H_i 가설을 선택할 확률을 의미한다.

식 (1)을 최소화하기 위해서는 가설의 분포, $P(H_i | H_j)$ 를 구해야 한다. 본 논문에서는 2차원 표적 추적에 적용할 수 있는 $P(H_i | H_j)$ 를 유도했으며, 그 내용은 다음과 같다. 2차원 추적 시나리오에서 하나의 센서는 λ 의 False alarm rate를 가지고 어떤 특정 영역(Region 1이라 하자)에 False alarm을 생성한다. 그 센서가 담당하는 Region 1의 넓이는 A_1 이며, 이때 모든 N 개의 센서는 동시에 Region 1을 관측하게 된다. 이때 감지 단계에서 표적이 '감지'되었다는 결정을 하기 위한 최적의 센서의 개수를 디자인해야 한다. 알고리즘의 단순화를 위해 본 논문에서는 하나의 베이스 센서를 잡고 그 센서의 측정 데이터를 모두 '감지'된 데이터로 잡았다. 이 데이터들을 다른

$N-1$ 개의 센서들과 비교하여 각각의 데이터들에 대해 최소의 거리를 가지는 데이터들을 센서 당 하나씩 선택한다. 이 선택된 데이터들을 다시 Threshold와 비교하여 그 데이터들이 유효한지를 검사하게 된다. Threshold는 센서에 들어온 데이터가 유효한지를 판단하는 기준이 되며, 추적 시스템의 감도에 따라 달리 적용된다. Threshold가 크면 시스템의 감도가 저하되고 Threshold가 작으면 시스템의 감도가 높아지는 대신 추적이 실패할 확률 또한 높아진다. 이 Threshold에 의해서 유효영역 R_v 와 유효면적 A_v 가 정의된다. 만약 베이스 센서의 데이터의 유효영역에 들어가는 데이터들이 다른 센서에 존재하지 않으면 베이스 센서의 그 데이터는 False alarm으로 간주되어 제외된다.

이렇게 하여 최종적으로 선택된 개수가 그 데이터에 대한 감지개수 k 가 되는 것이다. 이는 분산 감지 시스템에서 $k = \sum_i u_i$ 와 같은 것이다. Threshold와 비교 후 마지막으로 채택된 데이터들의 수를 r 개라 하자. 각각의 r 개의 데이터들은 또한 다른 센서들에서 감지된 개수 k 를 가지게 된다. 이때 가설은 다음과 같이 설정된다.

$$H_0 : \text{no target}$$

$$H_1 : \text{one target}$$

이때 각각의 표적에 대해 N 개의 센서들이 k 개의 감지 신호를 보냈을 때 H_0 와 H_1 의 가설 하에 k 에 대한 pdf(probability density function)는 다음과 같이 구할 수 있다. 만약 H_0 의 가설이라면, 전체 센서에 추적할 데이터가 없는 경우이므로 k 개의 데이터가 구해졌을 때 k 개의 데이터들은 모두 False Alarm일 것이다. 따라서 전체 N_s 개의 데이터 중에서 k 개의 데이터를 골라 낼 경우의 수는 $\binom{N_s}{k}$ 이며 이때의 확률은 $(P_{FA})^k$ 이 된다. 이때 전체 경우의 확률은 $\sum_{i=1}^{N_s} \binom{N_s}{i} (P_{FA})^i$ 이므로 가설 H_0 에서 데이터의 개수에 따른 pdf는 식 (2)에서 보는 바와 같이 구할 수 있다. 그리고 가설 H_1 에서 데이터 개수에 따른 pdf도 가설 H_0 에서와 같은 방법으로 구할 수 있다. 본 논문에서 유도한 가설의 분포를 정리하면 다음과 같다.

Bayes Risk를 이용한 False Alarm이 존재하는 환경에서의 단일 표적-다중센서 추적 알고리즘

$$p(k|H_0) = \frac{\binom{N_s}{k} (P_{FA})^k}{\sum_{i=1}^{N_s} \binom{N_s}{i} (P_{FA})^i}$$

$$p(k|H_1) = \frac{\binom{N_s}{k} (P_M)^{N_s-k} (1-P_M)^k}{\sum_{i=1}^{N_s} \binom{N_s}{i} (P_M)^{N_s-i} (1-P_M)^i} \quad (2)$$

$$P_{FA} = \frac{A_v}{\lambda A_1}, \quad P_M = 1 - P(m \notin R_v) \quad (3)$$

$$P_D(k) = P(k, H_1|H_1) = \sum_{i=1}^k p(i|H_1)$$

$$P_F(k) = P(k, H_1|H_0) = \sum_{i=1}^k p(i|H_0) \quad (4)$$

$$P(k, H_0|H_1) = 1 - P(k, H_1|H_1)$$

$$P(k, H_0|H_0) = 1 - P(k, H_1|H_0)$$

여기서 m 은 측정 데이터이며 N_s 는 전체 센서의 개수이다. 위의 식 (2)와 (3)을 이용하면 k 에 대해 Detection 확률과 False alarm 확률을 다음과 같이 구할 수 있다.

식 (4)와 처음의 Bayes risk 식 (1)을 이용하면 최종적으로 k 에 따른 Bayes risk를 구할 수 있으며 그 Bayes risk를 이용하여 각각의 표적들에 대한 Likelihood를 다음과 같이 정의할 수가 있다.

$$L(k) = \sum_{i=1}^k \frac{1}{R(i)} \quad (5)$$

3. 병렬 Kalman Filter 시스템

앞선 감지 시스템에서 얻어진 정보들을 이용하면 표적 추적에서의 오차를 줄일 수 있다. 본 논문에서 제안한 병렬 Kalman Filter 시스템의 구조는 그림 2와 같다. 여기서 병렬 Kalman Filter시스템에 들어가는 r 개의 측정치들은 분산감지 시스템의 베이스 센서에서 유효하다고 판명된 측정치들이다. 병렬 Kalman Filter 시스템이라 명명한 이유는 전체 r 개의 Kalman Filter가 병렬로 동시에 r 개의 측정치에 대해 추정을 행하기 때문이다. 만약 베이스센서에서 Threshold와의 비교 후 유효한 데이터의 개수가 r 개라 하면 병렬 Kalman Filter에서는 전체 r 개의 데이터에 대해 병렬적으로 Kalman Filter를 적용하여 표적 추적을 수행하

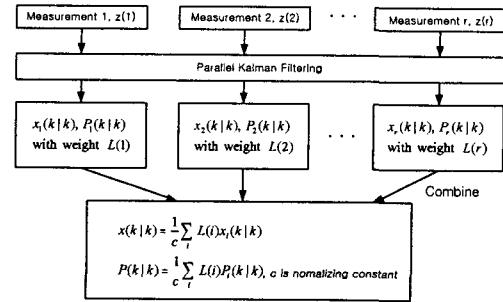


그림 2 병렬 Kalman Filter 시스템

면 된다. 여기서 각각의 measurement들을 $z(i) (i=1, 2, \dots, r)$ 이라 하자. 이때 각각의 $z(i)$ 는 감지 개수 k 를 가진다. 이 $z(i)$ 들이 병렬 Kalman Filter에 입력되는 측정치들이 되며 Kalman Filter의 수행 결과로 상태 추정치 $x_i(k|k)$ 와 $z(i)$ 의 Error covariance $P_i(k|k)$ 를 얻을 수 있다. 또한 앞서 구한 각각의 측정치들에 대한 감지 개수 k 에 따른 Likelihood를 이용하면 최종 추정 결과를 다음과 같이 얻어 낼 수가 있다.

$$x(k|k) = \frac{1}{c} \sum_i L(i) x_i(k|k) \quad (6)$$

$$P(k|k) = \frac{1}{c} \sum_i L(i) P_i(k|k)$$

여기서 c 는 $L(i)$ 의 Normalizing 상수이다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 감지단계의 정보를 이용하기 때문에 감지단계의 정보를 사용하지 않는 IMM/MSPDA보다 좋은 성능을 갖는다. 즉 기동의 정보가 측정치에 있으며, 측정치를 결정하는 감지단계의 정보를 활용하는 것이 기동표적의 추정오차를 줄이기 때문이다. 또한 IMM의 경우 모든 모델이 잘못된 측정치 예측을 할 경우 게이트내의 측정치 중에는 실제 측정치가 없을 수 있으며, 이는 감지단계의 정보가 추정에 포함되지 않았을 수 있으며, 이 때문에 추정오차가 증가하게 된다.

4. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 알고리즘의 효과를 입증하기 위하여 표 1과 같은 시나리오를 가지고 시뮬레이션을 수행하였다. 그림 3은 표 1의 시나리오를 나타낸 그림이다. IMM/MSPDA 시스템과 본 논문에서 제안한 병렬 Kalman Filter 시스템과의 비교를 위해 센서의 개수는

7개로 설정했으며, False alarm rate는 0.3×10^{-6} 으로 가정하였다. IMM 시스템에서는 IMM2를 사용하였으며 모델은 등속도 운동 모델과 등가속도 운동 모델 사용 하였다. 병렬 Kalman Filter 시스템에는 등속도 운동 모델을 사용하여 기동 표적추적을 수행하였다. 최종 시뮬레이션 결과는 50번의 Monte-Carlo Run을 통하여 확인하였으며, 그 결과는 그림 4 및 표 2와 같다. 표 2는 표적의 기동 시간에서의 시스템들의 성능 비교(RMS error)를 보여준다. 표 2에서 제안된 알고리즘은 기동영역에서 2%~25% 정도의 오차를 향상시켰다.

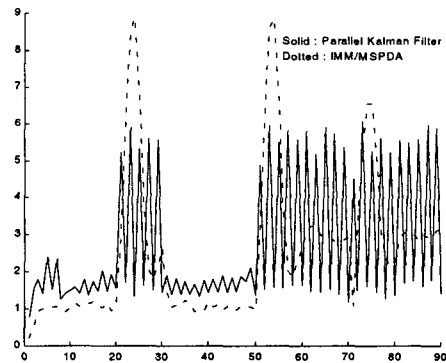


그림 4 시뮬레이션 결과

시간(초)	표적의 움직임
1 ~ 20	등속도 운동 [100 ; 100] m/s
21 ~ 30	등가속도 운동 [-5 ; 5] m/s ²
31 ~ 50	등속도 운동 [50 ; 150] m/s
51 ~ 70	등가속도 운동 [-5 ; -5] m/s ²
71 ~ 90	등가속도 운동 [5 ; 5] m/s ²

표 1 시뮬레이션 시나리오

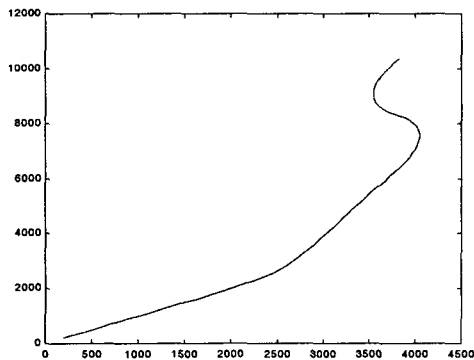


그림 3 시뮬레이션 시나리오

Time	Description	IMM/MSPDA	Parallel Kalman Filter
21s ~ 30s	Maneuvering	4.6119	3.5268
51s ~ 90s		3.5934	3.5270

표 2 RMS error 비교

5. 결론

본논문에서는 새로운 잡음환경에서의 다중센서 단일기동표적추적 방법을 고안하였다. 기존의 방법들은 추정과정에서 측정치를 평가하였지만, 제안된 알고리즘은 감지단계에서 얻은 정보를 이용하였다. 특히 분산감지 시스템을 토대로, Bayes risk를 측정치의 정보로 변환하여 이를 추정과정에 반영하였다. 시뮬레이션 결과 기동부분에서 기존의 IMM/MSPDA보다 향상된 결과를 보여주었다.

6. 참고문헌

- [1] S. Backman and R. Popoli, Design and Analysis of Modern Tracking Systems, Artech House, Boston, 1999
- [2] Yaakov Bar-Shalom, Xiao-Rong Li, Multitarget-Multisensor Tracking : Principles and Techniques, YBS Publishing, Storrs, CT, 1995
- [3] I. Y. Hoballah and P. K. Varshney, "Distributed Bayesian Signal Detection". IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 35, No.5, pp.995-1000, Sep. 1989
- [4] Steven M. Kay, Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory, Prentice Hall, New Jersey, 1998