

해석적 방법에 의한 PDAF의 성능예측 분석

Performance Prediction Analysis for the PDA Filter

김 국 민*, 송 택 렬
(Kook Min Kim and Taek Lyul Song)

Abstract : In this paper, We propose a target tracking filter which utilizes the PDA for data association in a clutter environment and also propose an analytic solution for ideal filter covariance which accounts for all the possible events in the PDA. Monte Carlo simulation for the proposed filter in a clutter environment indicates that the proposed analytic solution forms the true error covariance of the PDA Filter.

Keywords : PDA Filter, Target tracking filter, Monte Carlo simulation, Error covariance, Analytic solution

I. 서론

클러터 환경에서의 자료결합 방법 중 validation gate내에 존재하는 m 개의 측정치들에 대해 각각의 측정치가 표적이 맞을 확률을 구하여 이 확률로써 필터의 측정치를 쇠신할 때의 가중치로 활용하는 Probabilistic Data Association (PDA)는 계산량이 간단한 Nearest Neighbor 와 Probabilistic Nearest Neighbor 방식에 비해 계산량은 많이 소요되나 표적의 트랙유지성능이 뛰어난 것으로 알려져 있다. Monte Carlo 시뮬레이션에 의존하지 않고 해석적으로 PDA를 사용하는 필터인 PDAF의 성능을 분석할 수 있는 방법을 최초로 제안한 논문이 [1]로서 validation gate내에서 발생할 수 있는 $0 \leq m < \infty$ 의 모든 경우를 확률적으로 고려하여 information reduction factor를 산출한 결과를 발표했다. [2]는 [1]에서 제시한 information reduction factor를 간단한 형태의 공식으로 근사화 함으로써 [1]의 방법의 실용성을 제고시켰다. [3][4]은 표적의 상태변수와 같이 연속적인 random process와 validation gate 내의 측정치의 개수와 같이 이산적인 random sequence가 동시에 존재하는 표적추적과 같은 hybrid 시스템의 해석에서 이산적인 요소를 남기고 연속적인 것만의 확률적 특성을 고려하여 information reduction factor를 m 의 함수로 구하는 Hybrid Conditional Average (HYCA) 방법을 제안했다. 이 방법에서 측정치의 개수는 Marcov chain으로 모델링되어 현재의 m_k 개의 측정치 개수에서 다음 step인 $k+1$ 에서의 m_{k+1} 으로 변할 수 있는 확률을 transition probability를 활용하여 산출했으며 실제의 계산에서 아주 작은 확률로 나타나는 개수를 잘라버리는 방법을 사용했다. 이 방법은 실제의 PDAF로 트랙을 유지할 경우에 생길 수 있는 가능한 측정치의 개수만을 고려하게 되는 것으로 여러 번의 몬테칼로 시뮬레이션 결과를 거치지 않고 한번의 계산으로 PDAF의 트랙유지성능을 예측할 수 있는 장점이 있다. [5]는 [3]에서 제시한 방법으로 2-D 표적추적문제에서 4σ 의 validation gate의 크기를 가질 때

표적의 탐지확률 P_D , 클러터의 공간밀도 λ , validation gate의 부피 V_G 가 변하더라도 간단하게 근사적인 information reduction factor를 구할 수 있는 표를 제시하였다. 본 논문에서는 클러터 환경에 적용하는 가정을 그대로 두고 PDAF의 해석적 성능예측 방법을 제안하려 한다. 특히 표적이 perceivable[6] 하다는 가정에 의해 validation gate내에 측정치가 하나도 없을 M_0 경우와 m 개의 측정치가 모두 클러터일 M_F 경우에 표적상태변수 추정치의 공분산의 계산이 [1-4]과 달라지게 된다. 또한 [5]의 information reduction factor의 근사치 산출식보다 오차가 적은 산출식을 도출하여 $3-\sigma$ validation gate에 적용할 수 있도록 한다. 또한 PDAF를 이용하여 단수표적을 추적할 때의 추적성능을 해석적으로 구하는 방법을 제안하여 몬테칼로 시뮬레이션 결과와 비교 분석하고자 한다.

II. PDAF (Probabilistic Data Association Filter)

PDA[1]에서는 validation gate 내에 존재하는 m 개의 측정치들 중에서 i 번째 측정치가 표적일 확률은

$$\beta_i = \frac{P_D N(\nu_i; 0, S)}{\lambda(1 - P_D P_G) + P_D \sum_{j=1}^m N(\nu_j; 0, S)} \quad (1)$$

을 만족하고 m 개의 측정치 모두가 클러터일 확률 β_0 는

$$\beta_0 = \frac{\lambda(1 - P_D P_G)}{\lambda(1 - P_D P_G) + P_D \sum_{j=1}^m N(\nu_j; 0, S)} \quad (2)$$

가 된다.

이 식은 [7]의 PDA-AI의 확률계산식에서 A_j 를 측정신호의 세기에 대한 확률밀도 함수를 고려하지 않은 것이며 표적이 perceivable 하다는 가정 하에서 PDA를 사용하는 필터인 PDAF의 알고리즘은 $\beta_i, i=0, 1, 2, \dots, m$ 의 계산을 제외하고 [8]의 PDAF-AI 알고리즘과 동일하다. perceivable 하다는 가정은 표적이 존재하며 탐지될 수 있다는 의미이며 표적이 gate 내부에 존재하지만 탐지되지 않았을 경우와 표적이 gate 외부에 존재하는 경우로 나타내었다. 이를 다시

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2002. 11. 22., 채택확정 : 2003. 5. 9.

김국민 : 한양대학교전자전기제어계측공학과(knkimkorea@hanmail.net)

송택렬 : 한양대학교 전자컴퓨터공학부(tsong@hanyang.ac.kr)

기술하면 아래와 같으며 Update 식에서 M_0 는 gate내에 측정치가 한 개도 존재하지 않을 경우이며 \bar{M}_0 는 측정치가 존재하는 경우이다.

Prediction step

$$\begin{aligned} \bar{x}_k &= \phi \hat{x}_{k-1} \\ \bar{P}_k &= \phi P_{k-1} \phi^T + Q_{k-1} \\ K &= \bar{P}_k H^T S^{-1} \end{aligned} \quad (3)$$

Update step

① M_0 의 경우

$$\begin{aligned} \hat{x}_k &= \bar{x}_k \\ P_k &= \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\tau_x})}{1 - P_D P_G} KSK^T \end{aligned} \quad (4)$$

② \bar{M}_0 의 경우

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + K \sum_{i=1}^m \beta_i \nu_i = \bar{x}_k + K \nu \quad (5)$$

$$\begin{aligned} P_k &= \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\tau_x})}{1 - P_D P_G} KSK^T \beta_0 - (1 - \beta_0) KSK^T \\ &+ K \left[\sum_{i=1}^m \beta_i \nu_i \nu_i^T - \nu \nu^T \right] K^T \end{aligned} \quad (6)$$

III. PDAF의 성능분석 방법

PDAF의 성능을 (6)식과 같은 공분산으로 표현되는 이상적인 경우를 가정하고 현재의 표적추적상황에 적용된 (6)식을 공분산 계산식을 이용하여 동일한 시나리오의 표적추적 상황이라도 잡음이나 클러터의 생성 등과 관계된 변수들의 확률적 특성을 고려하여 이 공분산 식의 평균값을 산출한다. 이를 PDAF의 표적추적성능을 나타내는 지수로 두게 된다[1,3]. 이 장에서는 (6)식에 [3]의 HYCA 계산방법을 적용하여 새로운 형태의 PDAF의 성능지수를 구하고자 한다. 실제로 (6)식의 P_k 는 validation gate내의 측정치 개수 m 의 함수가 되며 이 P_k 의 $Z^{k-1} = [z_1, z_2, \dots, z_k]$, m_k, m_{k-1} 에 대한 conditional mean을 $P_{k,k}(m_k, m_{k-1})$ 로 표현하면[3]

$$\begin{aligned} P_{k,k}(m_k, m_{k-1}) &= \\ \bar{P}_k &+ \frac{P_D P_G (1 - C_{\tau_x})}{1 - P_D P_G} KSK^T E[\beta_0 | m_k, m_{k-1}, Z^{k-1}] \\ &+ [(-1 + E[\beta_0 | m_k, m_{k-1}, Z^{k-1}]) \\ &+ U_1(m_k, m_{k-1}) - U_2(m_k, m_{k-1})] KSK^T \end{aligned} \quad (7)$$

이 된다. 또한 시간 $t = k$ 에서의 validation gate내에 m_k 개의 측정치가 있을 확률 $P_r(m_k)$ 는 m_k 가 Marcov chain이라는 가정으로

$$P_r(m_k) = \sum_{m_{k-1}} \pi_{m_k, m_{k-1}} P_r(m_{k-1}) \quad (8)$$

을 만족하며 $\pi_{m_k, m_{k-1}}$ 은 m_{k-1} 에서 m_k 로의 transition probability를 나타낸다. 따라서

$$\begin{aligned} \pi_{m_k, m_{k-1}} &= \\ \begin{cases} (1 - P_D P_G) \mu_f(m_k | m_{k-1}), & m_k = 0 \\ (1 - P_D P_G) \mu_f(m_k | m_{k-1}) \\ \quad + P_D P_G \mu_f(m_k - 1 | m_{k-1}), & m_k = 1, 2, \dots \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

가 되며 클러터의 개수가 Poisson 분포를 한다는 가정에 따라

$$\mu_f(m_k | m_{k-1}) = \frac{(\lambda V_G(m_{k-1}))^{m_k}}{m_k!} e^{-\lambda V_G(m_{k-1})} \quad (10)$$

을 만족한다. 여기서 validation gate의 부피 V_G 는 $t = k - 1$ 시간에서 prediction된 공분산 (3)을 이용해서 구하게 되므로 m_{k-1} 의 함수가 된다. (9)의 $\mu_f(m_k - 1 | m_{k-1})$ 은 (10)의 m_k 대신에 $m_k - 1$ 을 대입하여 구한다.

(7)의 $P_{k,k}(m_k, m_{k-1})$ 의 계산과정 중에 $E[\beta_0 | m_k, m_{k-1}, Z^{k-1}]$ 는 m_k 개의 측정치 모두가 클러터일 확률의 m_k, m_{k-1}, Z^{k-1} 에 대한 conditional mean을 취한 것으로

$$\begin{aligned} E[\beta_0 | m_k, m_{k-1}, Z^{k-1}] &= \\ \frac{(1 - P_D P_G) \mu_f(m_k | m_{k-1})}{\Pr(m_k | m_{k-1})} \\ &= \frac{(1 - P_D P_G) \mu_f(m_k | m_{k-1})}{(1 - P_D P_G) \mu_f(m_k | m_{k-1}) + P_D P_G \mu_f(m_k - 1 | m_{k-1})} \end{aligned} \quad (11)$$

이 됨을 알 수 있다. 또한 [3]에 의해

$$1 - E[\beta_0 | m_k, m_{k-1}, Z^{k-1}] - U_1(m_k | m_{k-1}) \approx 0 \quad (12)$$

이 되어 (7)은 궁극적으로

$$\begin{aligned} P_{k,k}(m_k, m_{k-1}) &= \bar{P}_k \\ &+ \frac{P_D P_G (1 - C_{\tau_x})}{1 - P_D P_G} KSK^T \frac{(1 - P_D P_G) \mu_f(m_k | m_{k-1})}{P_r(m_k | m_{k-1})} \\ &- U_2(m_k, m_{k-1}) KSK^T \end{aligned} \quad (13)$$

이 된다. (13)은 perceivable target의 가정 하에서의 공분산 식이 수정된 PDA는 [3]에서 제안한 PDA의 information reduction factor인 $U_2(m_k, m_{k-1})$ 와는 다른 형태의 information reduction factor를 가짐을 나타내고 있다. (13)은 실제의 PDAF의 공분산은 [3]에서 산출한 공분산 값보다 커지게 되고 [1]~[4]의 해석결과는 실제의 PDAF보다 낙관적인 결과를 제시함을 알려주고 있다. (13)의 $U_2(m_k, m_{k-1})$ 는 복잡한 계산과정을 거쳐서 구해지게 되나, [5]에서는 이의 근사치를 구하는 계산공식을 제안했다. 이 논문에서는 다음절에 $U_2(m_k, m_{k-1})$ 의 새로운 근사식을 제안하고자 한다.

(13)으로 표현되는 평균치는 다음과 같은 계산식의 흐름을 나타내는 schematic diagram에서 $t = k - 1$ 의 어느 특정한 m_k 로 변화되는 하나의 줄기에 해당하는 것이 된다.

그림 1.의 N 은 공분산 해석에서 $N + 1$ 개 이상의 확률을 무시할 수 있을 때 Truncate 시킨 숫자이다. $t = k - 1$ 일 때 모든 $m_{k-1} = 0, 1, 2, \dots, N$ 에서 $t = k$ 일 때 $0, 1, 2, \dots, N$ 의

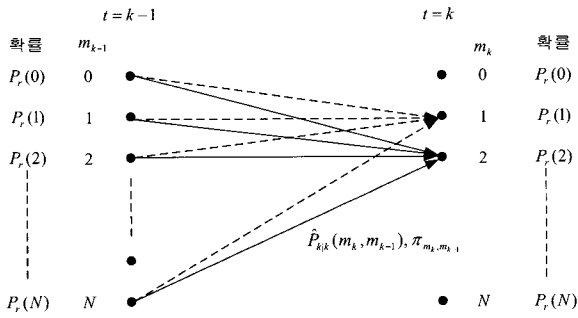
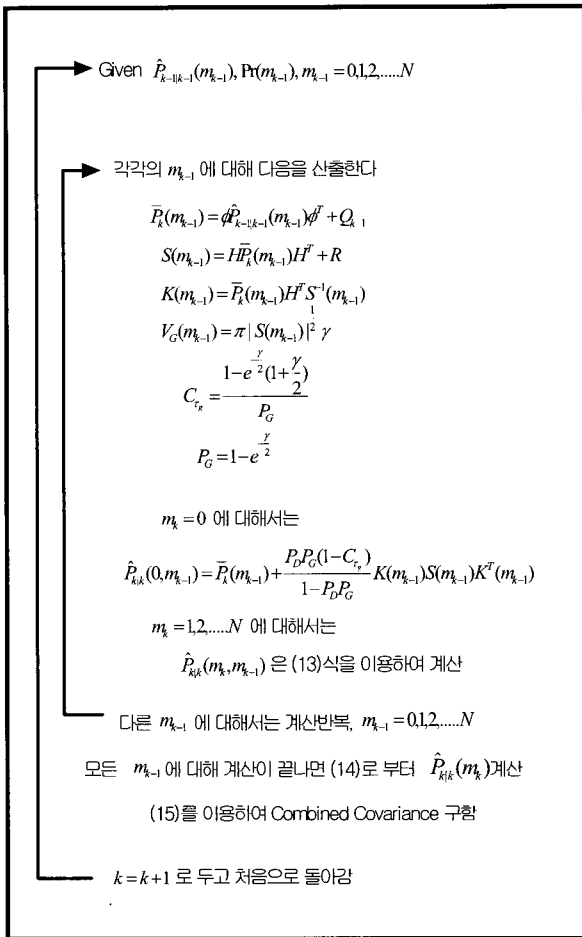


그림 1. 계산식의 schematic diagram.

Fig. 1. The schematic diagram of 계산식.

표 1. PDAF 성능해석 알고리즘.

Table 1. Algorithm for performance analysis of PDAF.



m_k 중의 어느 한 값으로 천이될 확률은 (8)에 표현되어 있으며 $N+1$ 개의 $P_{k|k}(m_k, m_{k-1})$, $m_{k-1} = 0, 1, 2, \dots, N$ 을 확률적으로 mix시켜 $t=k$ 에서 측정치의 개수가 m_k 가 될 경우의 측정치 쇠신 공.

분산의 기대치 $P_{k|k}(m_k)$ 를 얻을 수 있다. 즉,

$$P_{k|k}(m_k) = \frac{\sum_{m_{k-1}} P_{k|k}(m_k, m_{k-1}) \pi_{m_k, m_{k-1}} P_r(m_{k-1})}{P_r(m_k)} \quad (14)$$

을 이용한다. 또한 m_k 도 $[0, 1, 2, \dots, N]$ 중의 어느 한 값을 취할 수 있으므로 각각의 m_k 에서의 측정치 쇠신 공분산의 기대치 $P_{k|k}(m_k)$ 를 이용하여 $t=k+1$ 의 예측 공분산의 기대치 $\bar{P}_{k+1}(m_k)$ 를 산출하고 그 값에 상응하는 validation gate의 부피를 구하고 $t=k+1$ 의 해석에 필요한 천이확률 등을 구하게 됨으로서 공분산 해석의 1 cycle을 구성한다. 또한 $t=k$ 에서의 각각의 m_k 에 상응하는 (14)의 $P_{k|k}(m_k)$ 를 확률적으로 결합하여 $t=k$ 에서 PDAF의 성능을 대표하는 $P_{k|k}$ 를 얻게 되며 이 값으로 몬테칼로 시뮬레이션 결과로 얻어지는 오차의 공분산 값과 비교하게 된다. Combined covariance $P_{k|k}$ 는

$$P_{k|k} = \sum_{m_k} P_{k|k}(m_k) P_r(m_k) \quad (15)$$

를 이용하여 구해진다.

2-D 표적추적문제에 대해 이러한 과정을 요약하면 Table 1과 같다.

IV. Information Reduction Factor의 근사치 공식

HYCA 알고리즘에 대한 information reduction factor는 [5]에 의해서 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$U_2(m_k, m_{k-1}) = \begin{cases} 0, & m_k = 0 \\ \frac{P_D \mu_r(m_k - 1 | m_{k-1})}{P_r(m_k | m_{k-1})} \frac{C_n}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}} \left(\frac{-n}{g^n}\right)^{m_k - 1} T(m_k, m_{k-1}), & m_k = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (16)$$

여기서 $T(m_k, m_{k-1})$ 는

$$T(m_k, m_{k-1}) = \int_0^g \dots \int_0^g \frac{e^{-r_1^2} r_1^2 (r_1 \dots r_{m_k})^{n-1}}{p + \sum_{j=1}^{m_k} e^{-r_j^2/2}} dr_1 \dots dr_{m_k} \quad (17)$$

로 표현되고 p 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$p = \frac{\lambda V_G}{C_n} \left(\frac{2\pi}{g^2}\right)^{\frac{n}{2}} \frac{1 - P_D P_G}{P_D} \quad (18)$$

그래서 위에서 주어진 $U_2(m_k, m_{k-1})$, $T(m_k, m_{k-1})$ 는 p 와 m_k 에 의해 결정되어지기 때문에 $U_2(p, m_k)$, $T(p, m_k)$ 로 치환하여 표현할 수 있고 $n=2$ 이고 $g=3$ 인 경우에는 $P_G = 0.9889$ 가 되므로 위의 information reduction factor $U_2(m_k, m_{k-1})$ 를 정리하면 다음과 같이 간략화시켜 표현할 수 있다.

$$U_2(p, m_k) = \frac{2 \times 0.9889 \times m_k \times U_2(p=0; m_k)}{9p + 2 \times 0.9889 \times m_k} T^*(p, m_k) \quad (19)$$

여기서 $T^*(p, m_k) = T(p, m_k) / T(p=0; m_k)$ 인 관계를 이용한다.

그러므로 information reduction factor를 위한 근사치 공식은 위의 $T^*(p, m_k)$ 에 대하여 approximation을 다음과 같은 식을 이용하여 적용한다. (20)의 근사식은 [5]에서 제시한 형태와 다르며 근사식으로 나타낼 때 차이는 그리 크지 않으나 오차가 더 작은 형태를 취했다.

$$T^*(p, m_k) \approx \frac{1}{(1 + \alpha p^\beta)} \quad (20)$$

따라서 (19)의 근사화된 information reduction factor U_2 는 다음과 같다.

$$U_2(p, m_k) = \frac{2 \times 0.9889 \times m_k \times U_2(p=0; m_k)}{9p + 2 \times 0.9889 \times m_k} \frac{1}{(1 + \alpha p^\beta)} \quad (21)$$

그리고 (20)의 approximation을 위한 α, β 는 0과 1사이의 수인 p 에 대하여 각각의 측정치 개수 m_k 에 따라 그 값을 least squares method를 적용하여 표 2와 같이 구할 수 있다.

표 2 $m_k = 1, 2, \dots, 8$ 에 대한 $\alpha, \beta, U_2(p=0; m_k)$ 의 값
Table 2. Values of α, β , and $U_2(p=0; m_k)$ for $m_k = 1, 2, \dots, 8$

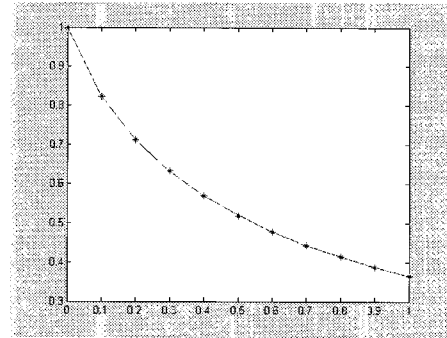
m_k	α	β	$U_2(p=0; m_k)$
1	4.2099	0.83456	0.949439
2	2.4888	0.8818	0.553186
3	1.7406	0.90869	0.385741
4	1.322	0.92704	0.293751
5	1.0571	0.94039	0.236144
6	0.87603	0.95076	0.196947
7	0.74537	0.95888	0.16868
8	0.64713	0.96537	0.147391

그러므로 least squares method를 이용하여 구한 값이 얼마나 정확한 approximation인지를 확인하기 위한 예로서

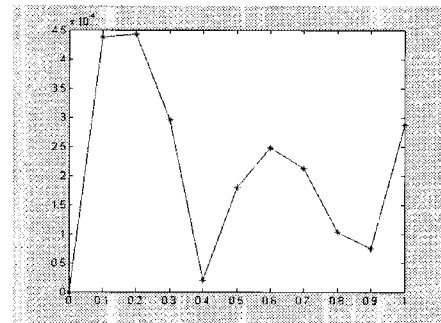
$T^*(p, m_k), \frac{1}{(1 + \alpha p^\beta)}$ 를 $m_k = 3, 5$ 인 경우에 대하여 도식적으로 표현하여 보았다. 그림 2에서 좌측의 그림들은 $T^*(p, m_k), \frac{1}{(1 + \alpha p^\beta)}$ 를 p 에 대한 값의 차이를 비교한 것이 되고 우측의 그림은 $T^*(p, m_k)$ 을 기준으로 두 식의 오차를 비교한 것이다. 좌측의 그림에서 실선은 $T^*(p, m_k)$ 을 나타내고 ★표는 $\frac{1}{(1 + \alpha p^\beta)}$ 를 나타낸다.

또한 실제의 information reduction factor $U_2(p, m_k)$ 와 근사화된 $U_2(p, m_k)$ 를 0과 1사이의 파라미터 p 와 측정치

1) $m_k = 3$

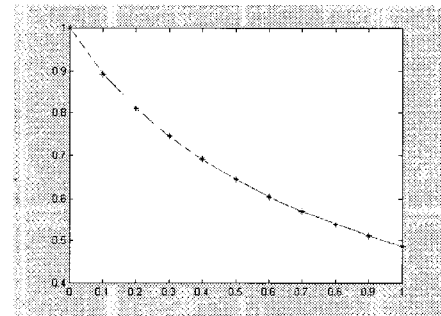


(a) $T^*(p, m_k), \frac{1}{(1 + \alpha p^\beta)}$ 의 비교

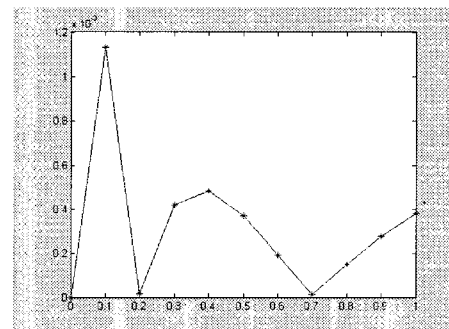


(b) $T^*(p, m_k), \frac{1}{(1 + \alpha p^\beta)}$ 의 오차비교

2) $m_k = 5$



(a) $T^*(p, m_k), \frac{1}{(1 + \alpha p^\beta)}$ 의 비교



(b) $T^*(p, m_k), \frac{1}{(1 + \alpha p^\beta)}$ 의 오차비교

그림 2. $T^*(p, m_k), \frac{1}{(1 + \alpha p^\beta)}$ 의 비교 및 그 오차의 비교($m_k = 3, 5$).

Fig. 2. Comparison of $T^*(p, m_k)$ with $\frac{1}{(1 + \alpha p^\beta)}$ and the approximation error it's Error($m_k = 3, 5$)

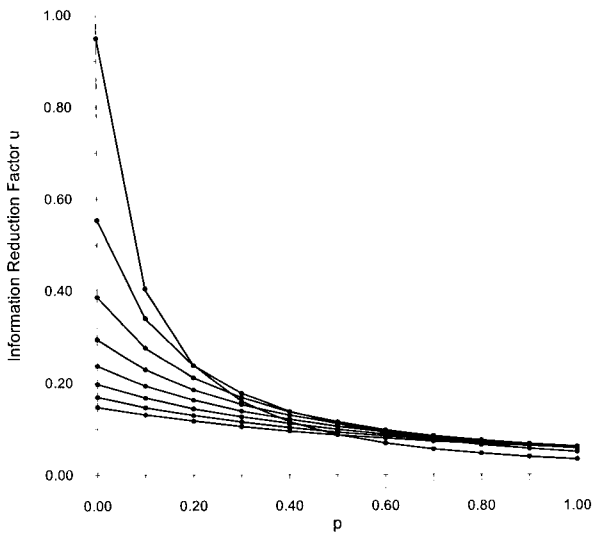


그림 3. p 와 $m_k = 1, 2, \dots, 8$ 에 대한 Information Reduction factor $U_2(p, m_k)$ 와 $\mathcal{U}_2(p, m_k)$

Fig. 3. Information Reduction factor $U_2(p, m_k)$ and $\mathcal{U}_2(p, m_k)$ for p and for $m_k = 1, 2, \dots, 8$

m_k 의 개수에 대하여 그림으로 비교를 하면 그림 3과 같이 나타낼 수 있다. 여기서도 실선은 $U_2(p, m_k)$ 를 나타내고 ●는 $\mathcal{U}_2(p, m_k)$ 를 나타낸다.

V. 시뮬레이션 결과

이 장에서는 2차원의 클러터 환경에서 단수의 표적을 추적하는 경우에 대해서 몬테칼로 시뮬레이션에 의한 PDAF의 표적위치추정오차의 공분산의 산출결과를 해석적 방법에 의해 얻어진 P_{Mk} 와 비교하고자 한다. 특히 P_{Mk} 가 표적추적의 변수인 P_D, P_G, λ, ρ 등의 변화에 대해 많은 수의 시뮬레이션을 수행해야 하는 몬테칼로 방법을 한번의 계산으로 결과를 얻는 해석적 방법으로 대체 가능한가를 검토하고자 한다.

표적추적 시나리오상의 표적은 초기위치 (7Km, 4Km)에서 380m/sec의 속도로 30°의 방향각으로 직선운동하고 있고 이를 기술하는 필터의 동력학 모델은 표적의 가속도를 Singer model로 구성하고 공정잡음은 평균이 0이며 psd가 $2.133 I_2 m^2/sec^5$ 의 백색 가우시안으로 가정한다. 위치 추정치는 $z_k = (I_2, 0_2, 0_2)x_k + v_k$ 으로 기술되며 측정잡음 시퀀스 v_k 는 평균이 0이며 공분산이 $(20)^2 m^2 I_2$ 이다. 표적추적의 주기는 0.1sec.으로 가정했다. 그림 4, 그림 5는 SNR $\rho = 10$ 이고 $P_D = 0.8, \lambda = 0.00015$ 인 조건과 $P_D = 0.9, \lambda = 0.0001$ 의 조건에 대해서 몬테칼로 시뮬레이션을 10000번 시행했을 때의 결과로 얻어진 PDAF의 표적의 X위치 추정오차 공분산값과 해석적 방법에 상응한 P_{Mk} 를 나타낸 그림으로서 이러한 결과는 계산이 간단한 P_{Mk} 로서 실제 클러터 환경에 PDAF를 적용하기 전에 미

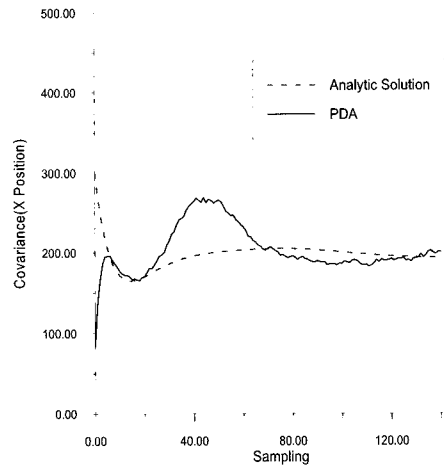


그림 4. $P_D = 0.85, \rho = 10, \lambda = 0.00015, (g = 3)$ 에서의 오차 공분산.

Fig. 4. Error Covariance for $P_D = 0.8, \rho = 10, \lambda = 0.00015, g = 3$.

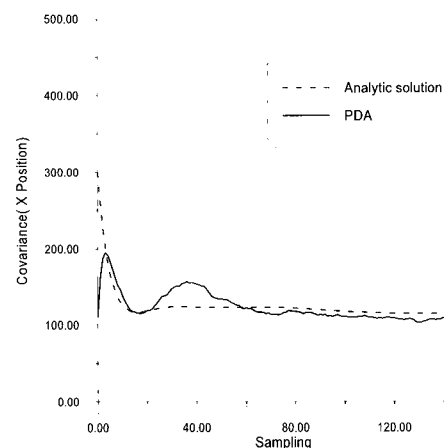


그림 5. $P_D = 0.9, \rho = 10, \lambda = 0.0001, g = 3$ 에서의 오차 공분산.

Fig. 5. Error Covariance for $P_D = 0.8, (g = 3)$.

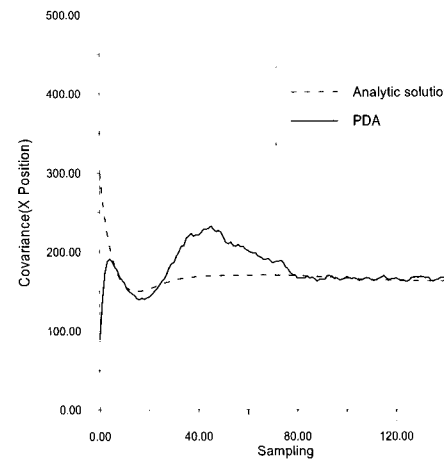


그림 6. $P_D = 0.7, \rho = 10, \lambda = 0.0001, g = 4$ 에서의 오차 공분산.

Fig. 6. Error Covariance for $P_D = 0.7, (g = 4)$.

리 PDAF의 트랙유지성능을 유추해 볼 수 있음을 나타내주고 있다.

또한 그림 6은 [5]에서 information reduction factor과 주어진 $n=2, g=4$ 인 경우에 대하여 표적추적 시나리오는 그림 4, 그림 5의 경우에 대하여 표적추적변수인 P_D, λ 가 각각 0.7, 0.0001로 바뀌어지고 그 밖의 조건은 동일한 경우에 대하여 몬테칼로 시뮬레이션을 5000번 시행하였을 때의 결과를 보여주고 있다. 그림 6의 결과에서도 그림 4, 그림 5의 결과처럼 해석적 방법으로 PDAF의 성능을 미리 유추할 수 있음을 보이고 있다.

VI. 결론

이 논문에서는 Perceivable 표적이라는 가정 하에서 쇠신 과정에서의 기존의 필터들의 표적상태변수 추정오차공분산을 수정하고 PDA의 자료결합방법을 사용하는 새로운 형태의 PDAF 알고리즘을 소개했다. 또한 클러터 환경에서 단수의 표적을 추적하는 경우에 발생할 수 있는 모든 경우를 확률로 산출하여 확실적인 자료결합을 수행하는 이상적인 표적추적필터의 오차공분산을 해석적으로 구하는 방법을 제안하여 트랙유지성능이 우수하다고 알려진 PDA의 몬테칼로 시뮬레이션에 의한 공분산 값과 비교했다. 제안하는 해석적 방법에서 HYCA 알고리즘에 대한 information reduction factor를 산출하기 위하여 간단한 형태의 공식으로 근사화 하였으며 least squares method를 적용하여 information reduction factor를 산출하여 Table화 하였다. 시뮬레이션 결과 단 1회의 계산으로 여러 번의 몬테칼로 시뮬레이션을 통해서 얻어질 수 있는 PDA의 성능을 유추할 수 있었으며 실제 클러터 환경에 PDAF를 적용하기 전에 미리 PDAF의 트랙유지성능을 유추해 볼 수 있음을 나타내주고 있다.

참고문헌

- [1] T. E. Fortmann et al, "Detection thresholds for tracking in clutter - A connection between estimation and signal processing," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-30, no. 3, Mar. 1985.
- [2] D. J. Kershaw and R. J. Evans, "A Contribution to performance prediction for probabilistic data association tracking filters." *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 32, no. 3, Jul. 1996
- [3] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Stability evaluation and track life of the PDAF for tracking in clutter," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 36, no. 5, May 1991.
- [4] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Detection threshold selection for tracking performance optimization," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System*, vol. 30, no. 3, Jul. 1994
- [5] S. M. Hong and H. S. Shin, "An analytic approximation of information reduction factor for performance prediction of PDA tracking," *Proceedings of SICE 2002*, Aug. 2002, Osaka.
- [6] N. Li and X. R. Li, "Target perceivability and its applications," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 49, no. 11, Nov. 2001.
- [7] D. Lerro and Y. Bar-Shalom, "Interacting multiple model tracking and target amplitude feature," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System*, vol. 24, no. 2, Apr. 1993.
- [8] 김국민, 송택렬, 안조영, "해석적 방법에 의한 PDA-AI 성능의 Tight bound," 2002년도 종합학술대회 논문집, 한국군사과학기술학회, Sep. 2002.

김 국 민

2001년 한양대학교 전자컴퓨터 공학부 졸업. 동대학원 석사(2003). 2001년~현재 한양대학교 전자전기제어계측공학과 석사과정.



송 택 렬

1974년 서울대학교 공학사. 1981년 Univ. of Texas at Austin 항공우주공학과 석사. 1983년 Univ. of Texas at Austin 항공우주공학과 박사. 1974~1995년 국방과학연구소. 1995~현재 한양대학교 전자컴퓨터 공학부 교수.



관심분야는 유도제어, 표적상태추정 등.