

클러터 환경하에서 기동표적의 추적을 위한 가변차원 확률 데이터 연관 필터

A Variable Dimensional Structure with Probabilistic Data Association Filter for Tracking a Maneuvering Target in Clutter Environment

안 병 완, 최 재 원*, 송 택 렬
(Byeong Wan Ahn, Jae Weon Choi, and Taek Lyul Song)

Abstract : An enhancement of the probabilistic data association filter is presented for tracking a single maneuvering target in clutter environment. The use of the variable dimensional structure leads the probabilistic data association filter to adjust to real motion of a target. The detection of the maneuver for the model switching is performed by the acceleration estimates taken from a bias estimator of the two stage Kalman filter. The proposed algorithm needs low computational power since it is implemented with a single filtering procedure. A simple Monte Carlo simulation was performed to compare the performance of the proposed algorithm and the IMM-PDA filter.

Keywords : probabilistic data association filter, maneuver detection, variable dimensional structure

I. 서론

레이다 등의 감시센서로부터 측정된 데이터는 표적에 의한 측정치 외에 인접 물체, 기상상태, 전자기적 간섭 또는 센서 자체의 열 잡음 등에 의해 발생하는 허위 경보(false alarm), 또는 클러터(clutter)를 포함한다. 측정치가 이러한 모호성을 포함하고 있는 상황을 클러터 환경이라 한다. 클러터 상황에서의 표적 추적 문제는 표적의 운동을 표현하기 위한 표적모델의 불확실성과 측정치 근원의 모호성을 함께 고려해야 하는 문제이다.

클러터 환경에서는 레이다로부터 얻어진 다수의 측정치에 대하여 측정 데이터 연관을 수행하는데, 측정 데이터 연관이란 측정치의 근원에 대한 모호성이 존재하는 클러터 환경에서 얻어진 측정치에 대하여 그 근원을 추정하는 방법을 말한다. 측정 데이터 연관 기법은 일반적으로 표적 중심 측정 데이터 연관 기법과 측정치 중심 데이터 연관 기법으로 나눌 수 있다. 클러터 환경 하에서 대표적인 표적 중심 데이터 연관 기법으로는 단일표적을 추적하기 위한 방법인 확률 데이터 연관(probabilistic data association: PDA) 필터[1],[2]가 있다. PDA 필터는 예측 측정치 주위에서 유효화된 측정치(validated measurement)에 대하여 해당체적과 연관될 확률을 계산하고 이를 베이시안 합으로 종합하여 해당체적의 추정값을 구한다.

클러터 환경에서의 기동표적 추적 문제는 접근하기가 매우 난해한 문제이므로, 주로 기존의 연구 결과들을 종합하는 방향으로 연구가 진행되고 있으며, 크게 다중 모델을 이용하는 알고리즘과 단일모델을 이용하는 알고리즘으로 나

눌 수 있다. 다중 모델을 이용하는 알고리즘으로 대표적인 것으로는 다중 입력 모델 기법과 최적 베이시안(optimal Bayesian) 기법을 결합한 형태[3] 와 다중 표적 모델(multiple model: MM) 필터와 PDA 필터를 결합한 형태[4], 상호작용 다중모델(interacting multiple model: IMM) 필터[5]와 PDA 필터를 결합한 상호작용 다중모델 확률 데이터 연관(interacting multiple model with probabilistic data association: IMM-PDA) 필터[6]가 있다. 이러한 알고리즘들은 주어진 측정치들에 대하여 다수의 부필터를 이용하여 각각 필터링한 후에, 이를 다시 부필터들 간의 상관관계를 고려하여 베이시안 합으로 최종적인 상태 추정값을 계산하는 형태로 구현되고 있다. 다중 모델을 이용하는 알고리즘들은 추정오차가 발산할 가능성이 줄어들고 비교적 안정적인 성능을 제공한다는 장점이 있으나 부필터들의 상관관계를 고려함에 있어서 기중합으로 최종 상태 추정값을 계산하는 알고리즘의 경우에 실제 표적의 운동 형태와는 다른 부필터로부터의 추정값이 최종 상태 추정값에 더해짐으로써 상태추정 성능의 저하를 피할 수 없는 단점이 있다. 단일 모델을 이용하는 알고리즘은 최대 공산 함수의 관점에 의거하여 필터링이 수행되는 알고리즘으로서, 표적의 기동을 검출하고 이에 대처하는 것으로 요약될 수 있다. 이러한 알고리즘에서는 기동의 검출이 필터의 전체적인 성능에 중대한 영향을 주는 요소로서 작용을 한다. 그러나, 표적의 기동검출과 측정치의 유효화는 정반대의 논리로 동작을 하므로 현재까지는 활발한 연구가 진행되지 못하였다. 대표적인 알고리즘으로는 여러 가지 직관적인 기동 검사 기법을 적용하여 가변차원(variable dimension: VD) 필터[7]를 클러터 상황으로 확장한 기법[8] 이 있다. 이는 기동의 오검출(incorrect alarm)로 인한 필터의 발산을 방지하기 위하여 각각의 측정치들에 대하여 개별적으로 기동가설을 검증하는 기법과 기동 가속도의 추정을 통한 기동 검출기법 등의 여러 가지 복잡한 기법들을 함께 사용하는 기동검출 기법으로서 동시

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2002. 10. 20., 채택확정 : 2003. 5. 12.

안병완 : GM DAEWOO Auto & Technology, 기술연구소
(jetzt@yahoo.co.kr)

최재원 : 부산대학교 기계공학부 및 기계기술연구소
(choijw@pusan.ac.kr)

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

에 여러 가지 기동검출 논리를 사용함으로써 인한 표적의 기동에 대한 민감도의 저하를 피할 수 없고 많은 계산량을 요구하므로 기본 계산 요구량이 많은 클러터 환경에서는 부적절한 기법이라고 할 수 있다.

한편, 클러터 환경에서의 기동표적 추적 문제에서는 측정치 근원의 모호성에 대한 문제로 인해 기본적인 계산량이 많이 요구되고, 표적의 기동 가능성의 문제에 의해 계산량이 현저히 증가하게 되므로 클러터 환경에서 비교적 적은 계산량으로 기동 표적 추적을 위한 알고리즘이 요구된다고 할 수 있다.

본 논문에서는 클러터가 없는 환경에서 기동하는 표적을 추적하기 위한 알고리즘인 VD 필터의 필터링 구조를 PDA 필터와 결합하는 기법을 제안한다. 제안하는 가변차원 확률 데이터 연관(variable dimension structure with probabilistic data association: VDSPDA) 필터는 등속도 모델의 PDA 필터를 바이어스가 없는 필터로 가정하고 PDA 필터의 잔류오차를 이용하여 바이어스 필터링을 함으로써 표적의 기동을 검출하고 이에 대처하는 방식으로 구현된다. 즉, 제안하는 필터는 측정치의 근원에 대한 모호성의 문제에 대해서는 베이시안 법칙의 관점으로 대처하고, 표적의 기동 문제에 대해서는 최대 공산 함수의 관점으로 대처함으로써 클러터 환경에서 기동하는 표적을 추적하는 문제를 해결하기 위한 필터이다. 이러한 구현 방식에서는 단일 모델을 이용하여 표적의 상태추정을 수행하므로 다중 모델을 이용하는 알고리즘에 비하여 일정한 계산량상의 이점이 있으며, 다중 모델을 이용하는 알고리즘의 단점인 표적의 운동 형태와는 다른 모델을 이용하는 부필터로부터의 추정값에 의한 성능 저하가 없으므로 표적의 운동이 균일한 경우에 보다 우수한 성능을 보일 것이 예상된다. 마지막으로 본 논문에서는 기동 검출 성능의 향상을 위한 측정치 유효화 영역을 결정하는 기법을 제안한다. 제안된 가변차원 확률 데이터 연관 필터가 적은 계산량으로 효율적인 기동표적 추적이 가능함을 100회의 Monte-Carlo 시뮬레이션을 통해 증명하고 IMM-PDA 필터와의 성능비교를 통하여 우수성을 입증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저, I장의 서론에 이어 II장에서는 주어진 문제를 정의하고, III장에서 가변차원 확률 데이터 연관필터를 유도한다. IV장에서는 시뮬레이션 및 결과 고찰을 통해 제안된 필터의 우수성을 입증한다. 마지막으로 V장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 문제의 설정

1. 표적 모델

표적이 차원 공간상에서 운동하고 표적의 기동이 없다고 가정하면 표적의 운동은 차원 직교좌표계에서 다음의 선형 차분 상태방정식으로 표현될 수 있다 [9].

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

$$z(k) = H x(k) + v(k) \tag{2}$$

$$x(k) = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad y(k) \quad \dot{y}(k)]^T \tag{3}$$

$$w(k) = [w_x(k) \quad w_y(k)]^T \tag{4}$$

여기서, $x(k)$ 는 샘플링 시간 k 에서의 표적의 상태벡터이고 $\dot{x}(k)$ 와 $\dot{y}(k)$ 는 직교좌표계상의 x 축에서의 위치와 속도를 각각 나타내고, $y(k)$ 와 $\dot{y}(k)$ 는 y 축에서의 위치와 속도를 나타낸다. $z(k)$ 는 샘플링 시간 k 에서의 측정치이다. $w(k)$ 와 $v(k)$ 는 영평균 상호독립 Gaussian 백색잡음(white noise)이며, $w_x(k)$, $w_y(k)$ 는 상호독립이고 같은 크기의 분산을 갖는다는 가정하에 다음의 식으로 각각 공분산(covariance)을 표현할 수 있다.

$$E[w^c(k) w^c(k)^T] = Q(k) = q^2(k) I_2 \tag{5}$$

$$E[v(k) v(k)^T] = R(k) \tag{6}$$

여기서, I_2 는 2x2 단위행렬이다.

샘플링 주기를 T_s 로 나타낸다면 표적의 상태천이행렬은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T_s & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T_s \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{7}$$

공정잡음 $w(k)$ 를 구분적 등가속(piecewise constant acceleration) 공정잡음으로 가정하면 입력행렬 Γ 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \frac{T_s^2}{2} & T_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T_s & \frac{T_s^2}{2} \end{bmatrix}^T \tag{8}$$

측정행렬은 위치 정보만을 측정한다고 가정하여 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \tag{9}$$

기동을 고려한 표적의 운동모델의 경우, 표적은 등가속도 운동모델에 따라 운동한다고 가정하며 다음의 선형 차분 상태방정식을 적용한다[14].

$$x_m(k+1) = F_m x_m(k) + \Gamma_m w_m(k) \tag{10}$$

$$x_m = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad y(k) \quad \dot{y}(k) \quad \ddot{x}(k) \quad \ddot{y}(k)]^T \tag{11}$$

$$z(k) = H_m x_m(k) + v(k) \tag{12}$$

$$w_m(k) = [w_{x,m}(k) \quad w_{y,m}(k)]^T \tag{13}$$

여기서, 아래첨자 m 은 등가속도 모델을 나타낸다. 잡음의 공분산과 상태천이행렬, 입력행렬 및 측정행렬은 등속도 모델과 마찬가지로 각각 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$E[w_m(k) w_m(k)^T] = Q_m(k) = q_m^2(k) I_2 \tag{14}$$

$$E[v(k) v(k)^T] = R(k) \tag{15}$$

$$F_m = \begin{bmatrix} 1 & T_s & 0 & 0 & \frac{T_s^2}{2} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T_s & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T_s & 0 & \frac{T_s^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T_s \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\Gamma_m = \begin{bmatrix} \frac{T_s^2}{2} & T_s & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T_s^2}{2} & T_s & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \quad (17)$$

$$H_m = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

2. 확률 데이터 연관 필터

표적 모델을 나타내는 침자를 무시하고 확률 데이터 연관 필터의 한 순환을 다음과 같이 2단계로 표현할 수 있다.

• 1단계: 측정치 유효화(measurement validation)

일반적으로 클러터 환경에서는 각 스캔마다 수신되는 모든 측정치들을 이용하는 것에 한계가 있고, 이미 존재성이 알려진 궤적으로부터 멀리 떨어진 측정치는 실제 표적과 연관되어 있을 가능성이 적으므로 측정치 유효화를 통하여 궤적과 연관되어 있을 가능성이 높은 측정치에 대해서만 해당 표적과의 연관 가설을 작성한다. 측정치 유효화 과정은 표적의 예상 출현위치와 수신된 측정치들의 확률적 거리를 고려하여 유효화 영역(validation region)을 설정하고 유효화 영역내에 존재하는 측정치만을 추출하는 작업으로서 다음의 부등식을 만족하는 측정치들에 대해서만 유효화를 결정한다.

$$[z(k) - \hat{z}(k|k-1)]S^{-1}(k)[z(k) - \hat{z}(k|k-1)]^T < \gamma^2 \quad (19)$$

여기서, γ 는 유효화 게이트(gate)의 크기이고, $S(k)$ 는 잔류오차의 공분산이며, $\hat{z}(k|k-1)$ 은 예측 측정치이다.

$\hat{z}(k|k-1)$ 와 $S(k)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{z}(k|k-1) = H \hat{x}(k|k-1) = HF \hat{x}(k-1|k-1) \quad (20)$$

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

$$= H(FP(k-1|k-1)F^T + \Gamma Q(k-1)\Gamma^T)H^T + R(k) \quad (21)$$

여기서, $P(k-1|k-1)$ 는 $k-1$ 번째 샘플링 시간에서의 추정오차 공분산이다.

유효화된 측정치들의 집합은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$Z(k) \triangleq \{ z_i(k) \}_{i=1}^{m_k} \quad (22)$$

여기서, $Z(k)$ 는 k 번째 샘플링 시간에서 유효화된 측정치들의 집합을 나타내고, m_k 는 유효화된 측정치의 개수를 나타낸다.

• 2단계: 상태 추정

확률 데이터 연관 필터는 준최적 베이시안 필터로서 상태의 추정은 각각의 유효화된 측정치를 이용하여 상태추정을 한 다음, 각 측정치에 대해서 연관 확률(association

probability)을 구하고 이를 이용하여 베이시안 합으로 최종 상태추정값을 구하는 방식으로 구현된다.

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + W(k) \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i(k) r_i(k) \quad (23)$$

여기서, $W(k)$ 는 Kalman 이득이고, $r_i(k)$ 는 i 번째 측정치에 대한 잔류오차이다. $\beta_i(k)$ 는 i 번째 측정치가 표적으로부터 기인했을 확률을 나타내며 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\beta_i(k) = \frac{e_i(k)}{d(k) + \sum_{i=1}^{m_k} e_i(k)}, \quad i=1,2,\dots,m(k) \quad (24)$$

여기서, $e_i(k)$ 와 $d(k)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$d(k) \triangleq (2\pi/\gamma)^{n_z/2} (\lambda V(k) C_{n_z}) (1 - P_D P_G) / P_D \quad (25)$$

$$e_i(k) \triangleq \exp\{-r_i(k)^T S^{-1}(k) r_i(k) / 2\} \quad (26)$$

C_{n_z} 은 n_z 차원 단위구(unit sphere)의 체적이며 $V(k)$ 는 유효화 영역의 체적으로 다음의 식으로 표현된다.

$$V(k) = C_{n_z} |\gamma S(k)|^{\frac{1}{2}} \quad (27)$$

$\lambda V(k)$ 는 유효화 영역 내에 있는 클러터의 개수에 대한 Poisson 파라미터이며, P_D 는 표적 탐지 확률이고, P_G 는 게이트 확률이다.

또한, 모든 측정치가 표적으로부터 기인하지 않았을 확률 $\beta_0(k)$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\beta_0(k) = \frac{d(k)}{d(k) + \sum_{i=1}^{m_k} e_i(k)} \quad (28)$$

(23)의 상태 추정값에 대한 추정 오차 공분산은 다음과 같이 구해진다.

$$P(k|k) = \beta_0(k)P(k|k-1) + (1 - \beta_0(k))P^c(k|k) + P(k) \quad (29)$$

$P^c(k|k)$ 와 $P(k)$ 는 각각 다음과 같이 정의된다.

$$P^c(k|k) \triangleq (I - W(k)H)P(k|k-1) \quad (30)$$

$$P(k) \triangleq W(k) \left\{ \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i(k) r_i(k) r_i(k)^T - r(k) r(k)^T \right\} W(k)^T \quad (31)$$

여기서, $r(k)$ 는 각각의 측정치들의 연관확률을 이용하여 통합된 잔류오차로서, 다음과 같이 나타내어진다.

$$r(k) = \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i(k) r_i(k) \quad (32)$$

III. 가변차원 확률 데이터 연관 필터

1. 가변차원 확률 데이터 연관 필터의 구조

가변차원 확률 데이터 연관 필터는 전체적으로 가변차원 구조를 따르고 있는데, 그림 1과 같이 기동검출 부분과 가속도의 유효성 검사 부분의 출력으로부터 표적모델의 차원

을 실제 표적의 운동을 기술하기에 적절한 모델의 차원으로 전환할 수 있게 되어 있다. 예를 들어, 그림에서 현재의 표적모델이 등속도 모델이라면, 바이어스가 없다고 미리 가정한 PDA 필터의 잔류오차로부터 바이어스 필터링을 수행하고 추정된 바이어스의 유효성을 검사하여 기동을 검출하고 기동이 검출되었을 때 상태추정값과 공분산을 보상한 후 표적의 모델을 등가속도 모델로 전환하게 된다. 또한, 표적모델이 등가속도 모델이라면, 추정된 가속도의 유효성을 검사하여 추정 가속도값이 유효하지 않다고 판정되면 등속도 모델로 표적모델을 전환한다.

2. 바이어스의 추정과 기동검출

클러스터 환경에서는 유효화 영역안에 다수의 측정치가 발생하므로, 각각의 측정치에 대해서 잔류오차가 표현된다. 따라서, 이러한 각각의 잔류오차에 대해서 기동의 영향을 분석하는 것은 PDA 필터의 기본적인 알고리즘 수행형태에서 보았을 때 일관되지 않는 면이 생기게 된다. 즉, 기동의 검출을 위한 기동가설들은 각각의 측정치들에 대하여 독립적으로 고려되는 반면에 PDA 필터는 각각의 측정치들에 대해 베이시안 법칙에 의거하여 최종 상태추정값을 결정하는 필터이므로 서로 상반되는 논리가 동시에 작용을 하게 된다[8].

한편, Bar-shalom은 기동의 오검출(incorrect alarm)로 인한 필터의 발산을 방지하기 위하여 각각의 측정치들에 대하여 개별적으로 기동가설을 검증하는 기법과 기동 가속도의 추정을 통한 기동 검출기법 등의 여러 가지 복잡한 기법들을 함께 사용하는 기동검출 기법을 제안하였다[8]. 그러나, 이는 표적의 기동에 대한 민감도를 떨어뜨리는 결과를 가져오게 되고 많은 계산량을 요구하므로 기본 계산 요구량이 많은 클러스터 환경에서는 부적절한 기법이라고 할 수 있다.

본 논문에서는 이러한 점들을 고려하여 PDA 필터의 관점에서 기동을 검출하는 기법으로서, 2단 Kalman 필터(two stage Kalman filter)[10],[11]를 이용하여 PDA 필터를 바이어스가 없는 필터라고 가정하고 (32)에서 구해지는 평균 잔류오차를 이용하여 기동검출을 위한 바이어스 필터링을 수행하는 기법을 제안한다.

2단 Kalman 필터는 (33), (34)와 같이 바이어스를 상태 벡터로 포함시킨 고차의 모델을 이용한 Kalman 필터를 상

대 벡터에서 바이어스 항을 분리하여 표현되는 축소된 모델을 이용한 Kalman 필터와 그의 잔류오차를 이용한 바이어스 필터를 등가로 묶으로써 유도된다[11].

$$\begin{bmatrix} x(k) \\ b(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F & \Gamma \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k-1) \\ b(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Gamma & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w(k-1) \\ w_b(k-1) \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$z(k) = [H \quad 0] \begin{bmatrix} x(k) \\ b(k) \end{bmatrix} + v(k) \quad (34)$$

여기서, $b(k)$ 는 바이어스 벡터이며, $w_b(k)$ 는 공분산 $Q_b(k) = a_b^2(k)I$ 을 갖는 영평균 Gaussian 백색잡음이다.

(33), (34)에서 바이어스 벡터를 분리한 축소된 모델은 (1)~(4)로 표현될 수 있다. (33), (34)와 (1)~(4)를 비교하였을 때, 바이어스 벡터는 표적의 기동 가속도가 된다는 것을 알 수 있다. PDA 필터를 바이어스가 없는 필터로 가정하였을 때, 바이어스 벡터의 추정은 PDA 필터의 잔류오차를 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$b(k|k-1) = b(k-1|k-1) \quad (35)$$

$$P_b(k|k-1) = P_b(k-1|k-1) + Q_b(k) \quad (36)$$

$$b(k|k) = b(k|k-1) + W(k)(r(k) - S_k b(k|k-1)) \quad (37)$$

$$P_b(k|k) = [I - W_b(k)S_k]P_b(k|k-1) \quad (38)$$

$$W_b(k) = P_b(k|k-1)S_k^T J_k \quad (39)$$

$$J_k = [HP(k|k-1)H^T + S_k P_b(k|k-1)S_k^T + R(k)]^{-1} \quad (40)$$

$$U_k = FV_{k-1} + \Gamma \quad (41)$$

$$V_k = U_k - W(k)S_k \quad (42)$$

$$S_k = HU_k \quad (43)$$

여기서, U_k , V_k , S_k 는 각각 상태추정값의 바이어스에 대한 감도 행렬이다. (40)의 $P(k|k-1)$ 과 (42)의 $W(k)$ 는 각각 PDA 필터의 예측오차 공분산과 Kalman 이득이다. 또한, (37)의 잔류오차는 측정치 연관 확률에 의하여 통합된 잔류오차로서 (32)에 의하여 정의된다.

기동의 검출은 다음의 (37)에서 구해진 바이어스 추정값의 감쇄기억평균(fading memory averagy)으로 수행하게 된다.

$$\delta(k) = b(k|k)^T P_b^{-1}(k|k) b(k|k) \quad (44)$$

$$\mu(k) = a\mu(k-1) + \delta(k) \quad (45)$$

여기서, a 는 감쇄율로서 $0 < a < 1$ 인 상수이다. $\delta(k)$ 는 측정치와 같은 차원의 자유도를 갖는 χ^2 -분포를 이루므로, $\mu(k)$ 는 χ^2 -분포의 근사화에 의해 다음의 식과 같은 정상상태(steady state) 기대값(mean)을 가진다[9].

$$\lim_{k \rightarrow \infty} E[\mu(k)] = \frac{n_b}{1-a} \quad (46)$$

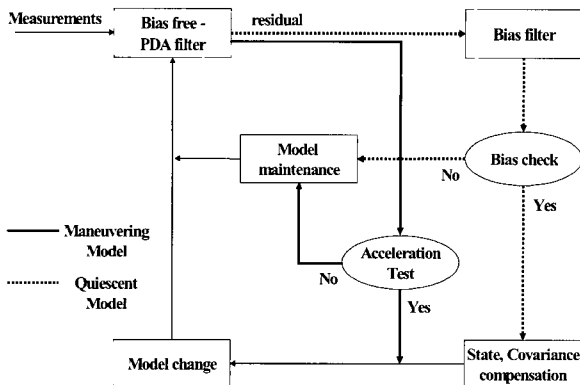


그림 1. 가변차원 확률 데이터 연관 필터의 구조.
Fig 1. Estimation Scheme of VDSPDA filter.

여기서, n_b 는 바이어스 벡터의 차원이다.

(46)에서 감쇄기억평균의 정상상태 자유도는 χ^2 -분포의 성질에 의하여 기대값과 같음을 알 수 있다. 따라서, 기동의 검출에 적절한 유효 윈도우의 길이는 감쇄기억평균의 정상상태에서의 자유도와 주어진 윈도우내에서의 자유도와 일치조건으로부터 다음과 같이 정해질 수 있다 [7].

$$l = \frac{1}{1-\alpha} \quad (47)$$

(47)에 의해 정해진 윈도우에 대한 감쇄기억평균을 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mu(k) &= \sum_{n=k-l+1}^k a^{k-n} \delta(n) \\ &= \sum_{n=k-l+1}^k a^{k-n} \mathcal{B}^T(n|n) P_b^{-1}(n|n) \mathcal{B}(n|n) \end{aligned} \quad (48)$$

$\begin{matrix} H_1 \\ > \\ C \\ < \\ H_0 \end{matrix}$

여기서, H_1 과 H_0 는 각각 기동이 발생하였다는 가설과 기동이 발생하지 않았다는 가설을 나타내며, C 는 기동검출 임계값으로서 $n_b l$ 자유도의 χ^2 -분포에서 신뢰도 구간을 C 에서 ∞ 로 설정함으로써 정해질 수 있다. 이와 같이 정해지는 임계값은 상당히 낮은 값을 가지게 된다.

일반적으로 추정 가속도의 유효성 여부를 평가하기 위하여 신뢰도 구간을 0에서 C 로 정의하고 상대적으로 높은 임계치를 설정하고 있는데, 표적이 기동을 할 경우에 추정된 가속도가 영평균이 아니라는 점과 추정 가속도의 오차 공분산에 비하여 상대적으로 큰 가속도 추정치는 추정된 값이 불확실성에 비하여 큰 값이라는 정보만을 줄 수 있을 뿐이라는 점을 고려하여 기동에 대한 민감성을 높이기 위해 신뢰도 구간을 일반적인 경우와는 반대로 정의하는 것이 바람직하다고 할 수 있다.

표적이 등가속 운동을 하고 있다면 등가속도 표적모델에서 등속도 표적모델로의 전환여부는 추정 가속도의 정규화된 크기에 대한 감쇄기억평균으로 판정되며 다음의 식으로 표현될 수 있다.

$$\delta_a(k) = \hat{a}^T(k) P_{h,a}^{-1}(k) \hat{a}(k) \quad (49)$$

$$\mu_a(k) = \beta \mu_a(k-1) + \delta_a(k) \leq C_a \quad (50)$$

여기서, $\hat{a}(k)$, $P_{h,a}(k)$ 는 각각 k 시간에서의 표적의 가속도 추정값과 그 공분산이며, β 는 감쇄율로서 $0 < \beta < 1$ 인 상수이며, C_a 는 등속도 모델로의 전환 판정을 위한 임계치이다. (50)의 감쇄기억평균은 (47)를 이용하여 (48)과 같은 형태로 근사시킬 수 있다.

3. 기동의 보상과 표적모델 전환

표적의 기동이 검출되었을 때, 표적모델은 등속도 운동 모델에서 등가속 운동모델로 전환을 하게된다. 이 때, 등가속 운동모델의 상태 추정값과 오차 공분산의 초기값을 결정하기 위하여 바이어스 추정값을 이용하여 다음과 같이 기동에 대한 영향을 보상한다.

$$\hat{x}_h(k|k) = \hat{x}_h(k|k) + V_k \mathcal{B}(k|k) \quad (51)$$

$$\hat{x}_h(k|k-1) = \hat{x}_h(k|k-1) + U_k \mathcal{B}(k|k-1) \quad (52)$$

$$P_h(k|k-1) = P_h(k|k-1) + U_k P_b(k|k-1) U_k^T \quad (53)$$

$$P_h^c(k|k) = P^c(k|k) + V_k P_b(k) V_k^T \quad (54)$$

(51)의 추정값 $\hat{x}_h(k|k)$ 의 오차 공분산 $P_h(k|k)$ 는 (30)과 유사하게 다음과 같이 유도될 수 있다.

$$\begin{aligned} P_h(k|k) &= E\{[x(k) - \hat{x}_h(k|k)][x(k) - \hat{x}_h(k|k)]^T | Z^k\} \\ &= \sum_{i=0}^{m_k} E\{[x(k) - \hat{x}_h(k|k)] \\ &\quad [x(k) - \hat{x}_h(k|k)]^T | \theta_i(k), Z^k\} \beta_i(k) \\ &= P^1 + P^2 + \{P^2\}^T + P^3 \end{aligned} \quad (55)$$

여기서, Z^k 는 현재 시점 k 까지 유효화된 모든 측정치들의 집합을 나타내며, $\theta_i(k)$ 는 i 번째 측정치가 표적에서 기인했다는 가설을 의미한다.

(55)의 첫 번째 항은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} P^1 &\triangleq \sum_{i=0}^{m_k} E\{[x(k) - \hat{x}_h(k|k)] [x(k) - \hat{x}_h(k|k)]^T | \theta_i(k), Z^k\} \beta_i(k) \\ &= \sum_{i=0}^{m_k} \{ \hat{x}_{h,i}(k|k) \hat{x}_{h,i}^T(k|k) + P_{h,i}(k|k) \} \beta_i(k) \end{aligned} \quad (56)$$

여기서, $\hat{x}_{h,i}(k|k)$ 와 $P_{h,i}(k|k)$ 는 (23)과 (51)~(54)를 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\hat{x}_{h,i}(k|k) = \hat{x}_h(k|k-1) + W(k) r_i(k) + V_k \mathcal{B}(k|k), \quad (i=1 \dots m_k) \quad (57)$$

$$\hat{x}_{h,0}(k|k) = \hat{x}_h(k|k-1) \quad (58)$$

$$\begin{aligned} P_{h,i}(k|k) &= E\{[x(k) - \hat{x}_{h,i}(k|k)] \\ &\quad [x(k) - \hat{x}_{h,i}(k|k)]^T | \theta_i, Z^k\} \\ &= P_h^c(k|k) = P^c(k|k) + V_k P_b(k) V_k^T, \quad (i=1 \dots m_k) \end{aligned} \quad (59)$$

$$P_{h,0}(k|k) = P_h(k|k-1) = P(k|k-1) + U_k P_b(k|k-1) U_k^T \quad (60)$$

(59)~(60)을 (56)에 대입하면 P^1 은 다음과 같이 간단화될 수 있다.

$$\begin{aligned} P^1 &= \beta_0(k) P_{h,0}(k|k) + (1 - \beta_0(k)) P_h^c(k|k) \\ &\quad + \sum_{i=1}^{m_k} \{ \beta_i(k) \hat{x}_{h,i}(k|k) \hat{x}_{h,i}^T(k|k) \} \end{aligned} \quad (61)$$

(55)의 두 번째 항과 세 번째 항은 다음과 같이 정의된다.

$$P^2 \triangleq - \hat{x}_h(k|k) \hat{x}_h^T(k|k) = \{P^2\}^T \quad (62)$$

(55)의 마지막 항은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$P^3 \triangleq \hat{x}_h(kk) \hat{x}_h^T(kk) \sum_{i=0}^{m_3} \beta_i(k) = -P^2 \quad (63)$$

(61)~(63)를 (55)에 대입하면 $P_h(kk)$ 는 다음과 같이 간단화 된다.

$$P_h(kk) = \beta_0(k)P_h(k|k-1) + (1 - \beta_0(k))P_h^c(kk) + P_h \quad (64)$$

$$P_h \triangleq \sum_{i=0}^m \{ \beta_i(k) \hat{x}_{h,i}(kk) \hat{x}_{h,i}^T(kk) \} - \hat{x}_h(kk) \hat{x}_h^T(kk) = W(k) \left\{ \sum_{i=1}^m \beta_i(k) r_i(k) r_i(k)^T - r(k) r(k)^T \right\} W(k)^T \quad (65)$$

등속 운동모델에서 등가속도 운동모델로의 표적모델 전환 시 초기값은 (37), (38), (51), (64)를 이용하여 다음과 같이 정해질 수 있다.

$$\hat{x}_m(kk) = [\hat{x}_h^T(kk) \quad \hat{\sigma}_x(kk) \quad \hat{\sigma}_y(kk)]^T \quad (66)$$

$$P_m(kk) = \begin{bmatrix} P_h(kk) & V_k P_b(kk) \\ [V_k P_b(kk)]^T & P_b(kk) \end{bmatrix} \quad (67)$$

표적모델이 등가속도 운동모델에서 등속도 운동모델로 전환될 경우에는 상태벡터와 추정오차 공분산에서 가속도에 해당하는 항들을 제거하여 표적모델의 차원을 (1)~(9)과 같이 축소시킨다.

4. 기동검출 성능의 향상을 위한 유효화 영역의 결정

일반적으로 클러터 환경에서 측정치 유효화 영역은 (19)에 의하여 정의되는데, 이것은 그림 2와 같이 예측 측정치를 중심으로 한 타원의 형상으로 표현된다. 그림 2에서 불확실성 타원의 크기는 예측 측정치의 오차 공분산 $S(k)$ 에 의하여 주어지고 유효화 영역의 크기는 불확실성 타원과 유효화 게이트의 크기 γ 에 의하여 정해진다 [8].

한편, 표적의 운동이 등속도 운동에서 등가속도 운동으로 전환되는 경우, 즉 표적이 기동을 시작하는 시점에서는 표적의 기동수준에 따라 표적에서 기인한 측정치가 유효화 영역밖에 존재하는 경우가 발생할 수 있다. 이러한 경우, 표적의 상태 추정값은 실제 표적에서 기인한 측정치를 제외하고 수행되므로, 오차의 증가를 피할 수 없고 표적의 기

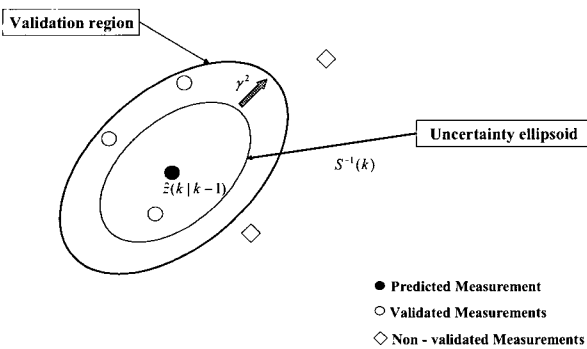


그림 2. 측정치 유효화 영역.
Fig. 2. Measurements validation region.

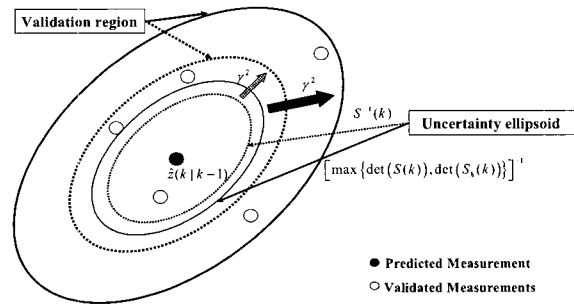


그림 3. 표적의 기동 가능성을 고려한 측정치 유효화 영역의 확장.
Fig. 3. Enhancement of validation region for maneuver detection.

동수준이 클 경우 표적에서 기인한 측정치가 유효화 영역 안에 계속적으로 존재하지 않게 되어 표적을 유실하는 경우가 발생할 수 있다. 따라서, 측정치 유효화 영역은 표적의 기동 가능성을 고려하여 상대적으로 넓은 영역을 포함하도록 설정되어야 한다. 그러나, 게이트의 크기 γ 를 조절하여 유효화 영역을 크게 설정할 경우, 표적의 기동 가능성에 대해서는 대처할 수 있게 되나 유효화 영역내에 클러터의 개수가 증가하게 되므로 표적의 상태 추정 성능은 현저히 감소하게 된다.

본 논문에서는 표적의 기동 가능성의 문제와 상태 추정 성능의 문제에 동시에 대처하기 위하여 그림 3과 같이 표적의 기동이 검출되지 않더라도 바이어스를 고려하여 측정치 유효화 영역을 확장하는 기법을 제안한다. 그림 3에서 확장된 측정치 유효화 영역은 PDA 필터의 잔류오차 공분산과 (64)에 의하여 정의되는 바이어스의 존재성을 고려한 PDA 필터의 잔류오차 공분산 중 최대 행렬식(determinant)을 갖는 공분산에 의하여 정의된다. 바이어스를 고려한 PDA 필터의 잔류오차 공분산 $S_h(k)$ 는 다음 식으로 정의될 수 있다.

$$S_h(k) = H(FP_h(k-1|k-1)F^T + \Gamma Q(k-1)\Gamma^T)H^T + R(k) \quad (68)$$

(68)에서 $S_h(k)$ 는 이전 샘플링 시간에서의 바이어스 추정값을 이용하여 표적의 기동의 영향을 보정한 상태오차 공분산 $P_h(k-1|k-1)$ 에 의하여 정의되는 것을 알 수 있다. 따라서, 제안된 유효화 영역의 확장 기법은 표적의 기동이 검출되지 않은 경우에도, 실제로는 존재 가능한 바이어스의 영향을 계속적으로 고려하는 것이 되므로 표적이 기동을 하더라도 표적으로부터 기인한 측정치가 유효화 영역 내에 존재할 가능성이 커지는 것을 의미한다. 특히, 표적이 기동을 개시하는 시점에서 기동이 검출되기까지 약간의 시간지연이 발생하게 되는데, PDA 필터의 잔류오차 공분산만을 이용하여 측정치 유효화 영역을 설정할 경우에 시간지연 동안의 상태 추정오차의 증가를 피할 수 없고 심한 경우 표적을 유실하는 상황이 발생할 수도 있다. 따라서, 표적의 기동을 고려하여 최대 잔류오차 공분산에 의하

여 유효화 영역을 설정하는 것이 보다 바람직하다고 할 수 있다.

IV. 시뮬레이션

본 장에서는 제안된 필터의 성능과 IMMPDA 필터의 성능을 100회의 Monte-Carlo 시뮬레이션을 통해 비교한다.

1. 시뮬레이션 조건

필터의 샘플링 주기는 0.5초로 하였고, 표적의 초기 위치와 속도는 직교 좌표계에서 각각 $[29685 \ 35840]^T m$, $[-150 \ -128.8]^T m/s$ 로 하였다. 표적의 기동은 20초에서 40사이에서 $[11.33 \ -16.02]^T m/s^2$ 로 설정하였으며, 이는 2g의 가속도에 해당하는 값이다. 시뮬레이션에 사용된 표적의 궤적은 그림 4와 같다. 클러터 밀도는 $7/km^2$ 로 하였고 게이트(gate) 크기는 $\gamma=5^2$ 으로 하였다. 검출확률과 게이트확률은 각각 $P_D=0.99$, $P_C=1$ 로 설정하였다.

IMMPDA 필터의 표적 모델은 등속도 모델, 등가속도 모델, 급속 가속도 모델을 사용하였으며, 공정잡음 분산은 각각 $q^2(k)=2^2 m^2/s^4$, $q^2(k)=5^2 m^2/s^4$, $q^2(k)=10^2 m^2/s^4$ 로 설정하였다. VDSPDA 필터에서는 공정잡음 분산 $q^2(k)=2m^2/s^4$ 을 가지는 등속도 모델을 표적 모델로 사용하였으며, 바이어스 필터의 공정 잡음 분산은 $q_b^2(k)=2^2 m^2/s^4$ 으로 설정하였고, 모델 전환 시에는 $q^2(k)=5^2 m^2/s^4$ 의 공정잡음 분산을 가지는 등가속도 모델을 표적 모델로서 사용하였다. 바이어스 벡터의 초기값은 $[0 \ 0]^T m/s^2$ 으로 하였다. 측정 잡음 공분산은 다음과 같이 설정하였다.

$$R(k) = \begin{bmatrix} 10^2 & 5 \\ 5 & 10^2 \end{bmatrix} m^2$$

VDSPDA 필터에서 기동의 검출을 위한 감쇄율은 $\alpha=0.8$ 로 하였고 윈도우의 길이는 (47)에 따라 $l=5$ 로 하였다. 모델 전환에 사용된 임계치는 $C=4.87$ 로 설정하였으며, 이는 10자유도의 χ^2 -분포에서 90%의 신뢰도에 해당하는 값이다.

IMMPDA 필터에서의 모델 전이 확률 행렬은 다음과 같이 설정하였다

$$M = \begin{bmatrix} 0.8 & 0 & 0.2 \\ 0 & 0.8 & 0.2 \\ 0.3 & 0.3 & 0.4 \end{bmatrix}$$

2. 시뮬레이션 결과 및 고찰

100회의 시뮬레이션 결과, 상호작용 다중모델 확률 데이터 연관 필터는 추적성공률이 100%였으며 가변차원 확률 데이터 연관 필터는 93%였다.

그림 5~7은 각각 VDSPDA 필터와 IMMPDA 필터의 RMS 위치오차, 속도오차, 그리고 가속도 오차를 나타낸 그림이다. 그림에서 VDSPDA 필터의 오차 곡선은 클러터가 없는 상황에서의 전형적인 VD 필터의 오차 곡선과 유사하다는 것을 알 수 있다. 표적이 기동을 시작할 때와 등가속도 운동 중 일 때는 상호작용 다중모델 확률 데이터 연관 필

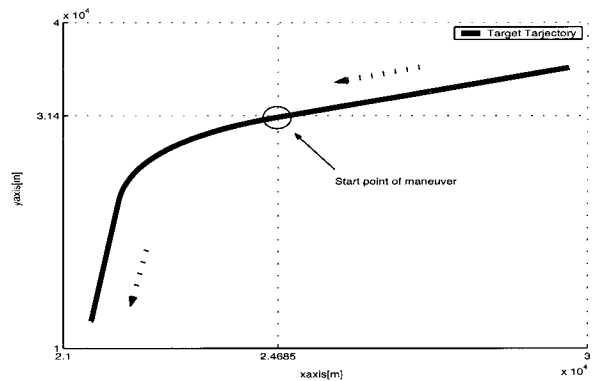


그림 4. 표적의 비행 궤적(high diver).

Fig. 4. Target trajectory with maneuver of high diver.

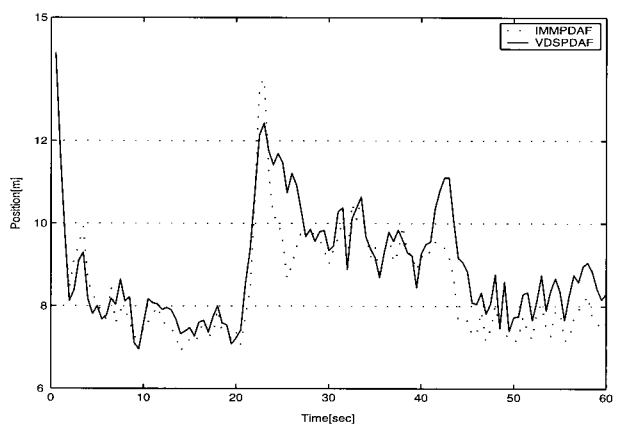


그림 5. RMS 위치 추정오차.

Fig. 5. RMS position errors.

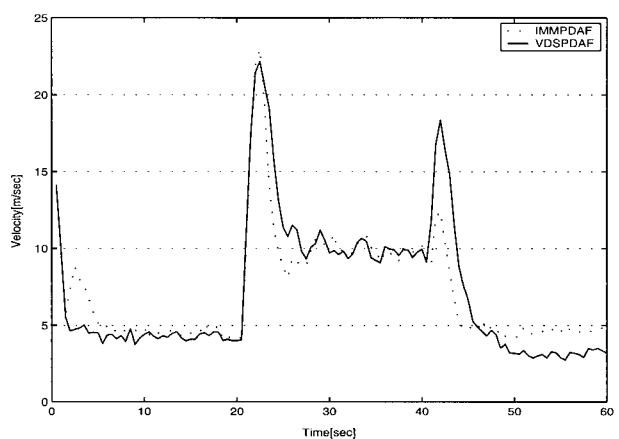


그림 6. RMS 속도 추정오차.

Fig. 6. RMS velocity errors.

터에 비해 성능이 개선된 것을 확인할 수 있으며 표적이 기동상태에서 등속도로 운동하게 되는 경우는 상호작용 다중모델 확률 데이터 연관 필터에 비해 오차가 증가하는 것을 알 수 있다.

V. 결론

본 연구에서는 비교적 적은 계산량으로 클러터 환경하에서 기동 표적을 추적할 수 있는 알고리즘인 가변차원 확률

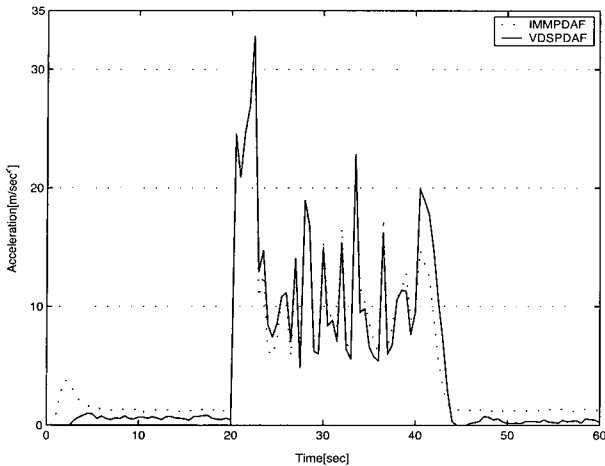


그림 7. RMS 가속도 추정오차.
Fig. 7. RMS acceleration errors.

데이터 연관 필터를 제안하였다. 제안한 필터의 성능을 상호작용 다중모델 확률 데이터 연관 필터와 비교하기 위해서 시뮬레이션을 수행하였고, 시뮬레이션 결과는 표적이 기동을 하는 시작하는 상황에서 상호작용 다중모델 확률 데이터 연관 필터에 비해 성능이 뛰어났으며, 표적의 운동 형태가 균일한 상태에서도 안정적인 추정 성능을 보여 주었다. 따라서, 가변차원 확률 데이터 연관 필터의 계산량이 상호작용 다중모델 확률 데이터 연관 필터에 비하여 월등히 적고 추정 오차의 크기가 유사하므로 제안한 가변차원 확률 데이터 연관 필터가 우수한 성능을 가진다고 할 수 있다.

참고문헌

[1] Y. Bar-Shalom, and E. Tse. "Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association," *Automatica*, vol. 11, pp. 451-460, September 1975.
[2] Y. Bar-Shalom, and K. Birnmiwal, "Consistency and robustness of PDAF for target tracking in a cluttered

environment," *Automatica*, vol. 19, pp. 431-437, July 1983.
[3] R. J. Kenefic, "Optimum tracking of a maneuvering target in clutter," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. AC-26, pp. 750-753, June 1981.
[4] Gauvrit, "Bayesian adaptive filter for tracking with measurements of uncertain origin," *Automatica*, vol. 20, pp. 217-224, Mar 1984.
[5] H. A. P. Blom, and Y. Bar-Shalom, "The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficients," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. AC-33, pp 780-783, August 1988.
[6] A. Houles, and Y. Bar-Shalom, "Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-25, pp. 176-188, 1989.
[7] Y. Bar-Shalom, and K. Birnmiwal, "Variable dimension filter for maneuvering target tracking," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-18, pp. 621-629, September 1982.
[8] Y. Bar-Shalom, and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, 1988.
[9] Y. Bar-Shalom, and X. R. Li, *Estimation and Tracking - Principles, Techniques, and Software*, Artech House, 1993.
[10] B. Friedland, "Treatment of bias in recursive filtering," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. AC-14, pp. 359-367, August 1969.
[11] M. B. Ignagni, "An alternative derivation and extension of friedland's two stage kalman estimator," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. AC-26, pp. 746-750, June 1981.



안 병 완

1975년 10월 21일 생. 2001년 부산대학교 기계공학부 졸업. 2003년 동대학 기계공학부 석사. 2003년~현재 GM DAEWOO Auto & Technology, 기술연구소 연구원. 관심분야는 첨단 차량 제어시스템, 표적 추적 필터, 센서 융합, 추정 이론, 고장 검출 및 분리 기법 등.



송 택 렬

1952년 8월 28일 생. 1974년 서울대학교 졸업. 1981년 University of Texas at Austin 항공우주공학과 석사. 1983년 University of Texas at Austin 항공우주공학과 박사. 1974년~1995년 국방과학연구소. 1995년~현재 한양대 전자전기제어계측공학과 교수. 관심분야는 유도제어, 항법, 표적 상태 추정 등.

최 재 원

제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지 제 8 권 제 5 호 참조.