

3차원 기동표적을 사용한 수정된 상호작용 다중모델필터의 성능 분석

Performance Evaluation of the Modified Interacting Multiple Model Filter Using 3-D Maneuvering Targets

최성린, 김기철, 김용식, 홍금식
(Sung-Lin Choi, Ki-Cheol Kim, Yong-shik Kim, and Keum-Shik Hong)

Abstracts : The multiple targets tracking problem has been one of the main issues in the radar applications area in the last decade. Besides the standard Kalman filtering, various methods including the variable dimension filter, input estimation filter, interacting multiple model (IMM) filter, federated variable dimension filter with input estimation, etc., have been proposed to address the tracking and sensor fusion issues. In this paper, two existing tracking algorithms, i.e., the IMM filter and the variable dimension filter with input estimation (VDIE), are combined for the purpose of improving the tracking performance for maneuvering targets. To evaluate the tracking performance of the proposed algorithm, three typical maneuvering patterns, i.e., waver, pop-up, and high-diver motions, are defined and are applied to the modified IMM filter as well as the standard IMM filter. The smaller RMS tracking errors, in position and velocity, of the modified IMM filter than the standard IMM filter are demonstrated through computer simulations.

Keywords : target tracking, filtering, interacting multiple model filter, variable dimension filter, input estimation method, Kalman filtering.

I. 서론

해상에서 운행 중인 함정은 공중 및 해상의 위협세력으로부터 다양한 형태의 공격을 받을 수 있다. 특히, 그 위협세력이 유도탄이나 어뢰와 같은 무기로서 함정을 공격하려고 할 때, 그 함정은 레이더 혹은 소나를 이용하여 유도탄 및 어뢰의 이동궤적을 예측함으로써 위협세력으로부터의 공격에 대처하여 함정을 보호할 능력을 보유하고 있어야 한다. 공간을 이동하는 항공기 및 유도탄과 같은 표적물을 레이더 등의 추적센서로 측정 후 그 표적의 현재의 위치, 속도, 가속도 등을 추정하는 문제를 표적추적(target tracking) 문제라고 한다.

일반적인 추적센서는 표적의 위치만을 측정하게 되므로 표적의 속도나 가속도 등은 표적의 운동모델을 통하여 추정하게 된다. 그리고 이러한 운동모델의 적용성 및 계산상의 용이함을 위하여 Kalman 필터가 많이 사용되어 왔다[1][2]. 전통적으로 사용되어 온 운동모델로는 등속직선운동 모델을 들 수 있으며, 표적의 기동이 없거나 미미한 경우에는 그 모델을 사용하여도 양호한 추적성능을 얻을 수 있다. 그러나 표적이 급격하게 방향을 전환하거나 탐지 및 추적을 회피하기 위하여 기동을 할 경우, 그 기동 가속도는 상당한 크

기로 인가되므로 등속도 직선운동만을 가정한 추적필터로는 좋은 성능을 기대할 수 없다. 따라서 기동이 심한 표적에 대해서도 양호한 추적성능을 보장할 수 있는 기동표적추적 문제가 제기되었다[3]-[6].

표적은 추적회피 및 효과적인 공격을 위하여 다양한 형태의 기동을 하는 반면, 함정에서는 이에 대처하기 위해 표적의 기동패턴을 고려한 추적필터를 사용할 필요가 있다. 표적이 기동하기 시작하면 연관된 상태변수에 가속도 항이 추가되기 때문에 Kalman 필터만을 단독으로 사용하는 것은 적절하지 않다[7]-[9]. 또한 추적필터는 표적의 운동을 나타낼 수 있는 최소한의 상태변수만으로 구성이 되었을 때 가장 좋은 성능을 보이는 것으로 알려져 있기 때문에 표적의 기동을 고려하지 않은 체 설계된 Kalman 필터는 이러한 경우에는 적합하지 않다[10].

기동표적 추적필터는 크게 두 가지로 분류할 수 있다. 첫째는 표적이 기동을 개시하거나 중지했을 때 이전까지의 표적운동 정보로부터 계산된 위치 예측값과 센서로부터 획득된 측정값의 차이를 관찰함으로써 표적의 운동패턴이 바뀌었다는 것을 탐지하고 표적의 운동에 가장 적합한 운동모델로 변환하는 방식이다. 그 대표적인 필터로서 Bar-Shalom 및 Birmiwal[8]이 제안한 가변차원필터(variable dimension filter)와 Bogler [11]가 제안한 입력추정필터(input estimation filter), 그리고 가변차원필터와 입력추정필터를 결합한 Park외 2인[12]의 가변차원 입력추정필터(variable dimension filter with input estimation) 등을 들 수 있다.

두 번째로는 표적이 가질 수 있는 운동의 종류는 제

접수일자 : 2000. 7. 25., 수정완료 : 2001. 1. 15.

최성린 : 국방과학연구소(slchoi@sunam.kreonet.re.kr)

김기철 : 현대중공업 기전연구소(dural303@chollian.net)

김용식 : 부산대학교 지능기계공학과(immpdaf@yahoo.co.kr)

홍금식 : 부산대학교 기계공학부 및 기계기술연구소(kshong@hyowon.pusan.ac.kr)

한되어 있기 때문에 표적의 실제 운동은 표적이 나타낼 수 있는 유한개의 운동모델과 일치한다고 가정하고, 이와 같이 가정된 모든 형태의 운동에 대하여 각 운동 형태에 따른 Kalman 필터링을 병렬로 실행하여 각각의 결과를 신뢰도에 따라 병합하는 방식이다[13][14].

대표적인 필터로는 Bar-Shalom 외 2인[6]이 제안한 상호작용 다중모델필터(Interacting Multiple Model filter, IMM filter)와 분산형 Kalman 필터를 들 수 있다.

등속도 운동모델에서 등속의 표적이 갑자기 기동하면 추적필터의 잔류오차가 증가하게 된다. 잔류오차의 증가는 등속도 운동모델에 추가된 외부입력으로부터 발생된다고 볼 수 있기 때문에, 추적필터의 잔류오차를 관찰함으로써 표적의 기동, 즉 운동모델의 입력을 추정하게 되고, 기동이 판단되었을 시 표적의 기동 시점 및 상태변수에 가속도항을 추가하여 재추정함으로써 잔류오차를 줄이려는 연구가 계속되어 왔다[15][16]. 그러나 이러한 필터는 계산량이 다른 필터보다 많다는 단점이 있다[17].

IMM 필터는 계산량을 최소로 하면서 성능을 최대화 한다는 문제에서 실현 가능한 최고의 절충안으로 인식되고 있다[18]. 또한 설계된 IMM 필터의 모델의 집합이 고정됨으로써 발생하는 성능저하의 문제를 기동 시 가변구조모델을 이용함으로써 해결하는 연구가 진행되었고, 표적의 운동이 전환될 때 기존의 IMM 필터가 표적 운동의 전환을 효과적으로 표현하지 못하여 발생하는 최대 추정오차를 줄이려는 연구가 진행되고 있다[19].

본 논문에서는 표적의 기동여부에 따라 시스템의 상태변수를 변경시키는 입력추정 가변차원필터와 다중센서로부터 받아들인 데이터를 융합하는 IMM 필터를 결합함으로써, 기동 시에 잔류오차로 일어나는 성능저하를 보완하고 있으며, Bar-Shalom 외 2인[6]이 제안한 필터와는 달리 기동 시작시간을 추정할 수 있는 수정된 IMM 필터를 제안하고 있다. 이것은 다중센서 환경에서 단일표적이 등속도 운동에서 등가속도 운동으로, 등가속도 운동에서 또다른 등가속도 운동으로, 등가속도 운동에서 등속도 운동으로 다시 전환하는 다양한 상황에 대해서 빠르게 대처할 수 있다. 그리고 기동이 발생할 경우 기동입력값을 추정함으로써 기동시점을 추정할 수 있다. 또한 해상 함정에 있어서 3차원으로 기동하는 항공기의 공격 궤적을 가정하여 본 논문에서 제안된 IMM 필터의 성능을 평가하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. I 장의 서론에 이어, II장에서는 본 논문에서 제시한 수정된 IMM 필터의 알고리즘을 제시하고, III장에서는 표적의 3차원 기동 패턴에 대해 기술하며, 또한 기동패턴에 따른 시뮬레이션을 통하여 수정된 IMM 필터가 기존의 IMM 필터보다 우수한 추적성능을 가짐을 보인다. 마지막으로 IV장에서는 본 연구에 대한 결론을 맺는다.

II. 수정된 상호작용 다중모델필터

그림 1은 수정된 IMM 필터의 개요도이다. 각각의 부필터에서 채택하는 표적의 운동모델과 측정모델은 Singer[20]의 모델을 바탕으로 하였으며, 한 표적의 운동은 Houles와 Bar-Shalom[15]이 제안한 등속, 등가속, 급속가속 운동의 세가지 모델방식을 사용하는 선형이산확률 다중모델로써 다음과 같다.

$$x_t(k+1) = F_t x_t(k) + G(k)w(k) \tag{1}$$

$$z(k) = Hx_t(k) + v(k), \tag{2}$$

여기서 $x_t(k)$ 는 k 시간 t 번째 필터에서 표적의 운동 모델에 대한 9차의 상태벡터로써, 그 요소는 직교좌표계에서 x 축에서의 위치, 속도, 가속도, y 축에서의 위치, 속도, 가속도, 그리고 z 축에서의 위치, 속도, 가속도 성분들이다. $z(k)$ 는 k 시간에서의 측정벡터이다. $v(k)$, $w(k)$ 는 서로 독립적인 영평균 백색 가우시안 잡음이며, 각각의 공분산 행렬은 $Q(k)$ 와 $R(k)$ 로 이미 알고 있다고 가정한다. 센서의 샘플링 주기를 T 라 할 때, 등속운동모델과 등가속운동모델의 상태전이행렬은 각각 F_1 과 F_2 로 나타내며, 각 모델의 측정행렬 H 는 다음과 같다.

$$F_1 = \begin{bmatrix} f_1 & 0 & 0 \\ 0 & f_1 & 0 \\ 0 & 0 & f_1 \end{bmatrix}, F_2 = \begin{bmatrix} f_2 & 0 & 0 \\ 0 & f_2 & 0 \\ 0 & 0 & f_2 \end{bmatrix},$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \tag{3}$$

여기서 f_1 과 f_2 는 다음과 같다.

$$f_1 = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, f_2 = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

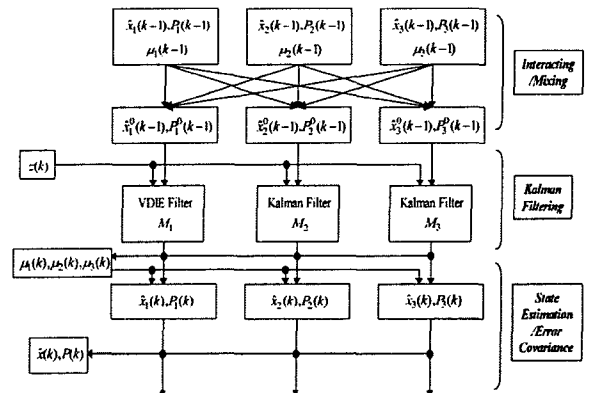


그림 1. 수정된 IMM 알고리즘의 블록선도.
Fig. 1. A block diagram for the modified IMM algorithm.

상호작용 다중모델필터의 기본적인 가정은, 첫째 표적의 실제 운동은 가능한 유한개의 운동모델 중의 하나이며, 둘째 표적운동 형태의 변경은 마르코프 체인 (Markov chain)에 의해 모델링 된다는 것이다. 마르코프 체인을 포함하는 표적 모델링은 다중모델기법의 확장된 형태로 볼 수 있다. 표적의 가능한 모델 가설에 따라 다수의 필터를 동시에 사용하고, 각각의 상태 추정값들을 모델에 대한 신뢰확률에 따라 베이시안 법칙으로 합하여 최종 추정치를 구하게 된다.

표적의 운동을 N 개의 다중모델 M_1, M_2, \dots, M_N 으로 표기하고 표적의 운동이 구간 $[k-1, k]$ 에서 모델 M_i 와 일치한다는 가설을 $M_i(k)$ 로 표기하면 가설 $M_i(k)$ 하에서 모델 M_i 를 사용하는 필터의 출력과 해당 모델의 신뢰도를 나타내는 표적 모델확률은 각각 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\hat{x}_i(k|k) = E[x(k) | M_i(k), Z^k], \quad (4)$$

$$P_i(k|k) = E\{[x(k) - \hat{x}_i(k|k)]\{x(k) - \hat{x}_i(k|k)\}^T | M_i(k), Z^k\} \quad (5)$$

$$\mu_i(k) = p\{M_i(k) | Z^k\}, \quad (6)$$

여기서 Z^k 는 k 시간까지의 모든 측정값들의 집합을 나타낸다.

1. 상호작용 (Interacting)

혼합확률을 이용하여 다음과 같이 각 부필터의 초기값을 구한다.

$$\hat{x}_{t0}(k-1|k-1) = \sum_{s=1}^N \hat{x}_s(k-1|k-1) \times \mu_{str}(k-1|k-1), \quad t = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

$$P_{t0}(k-1|k-1) = \sum_{s=1}^N \mu_{str}(k-1|k-1) \{P_s(k-1|k-1) + [\hat{x}_s(k-1|k-1) - \hat{x}_{t0}(k-1|k-1)] \cdot [\hat{x}_s(k-1|k-1) - \hat{x}_{t0}(k-1|k-1)]^T\}. \quad (8)$$

혼합확률은 아래와 같이 계산된다.

$$\mu_{str}(k-1|k-1) = \frac{1}{c_t} \theta_{str} \mu_s(k-1) \quad (9)$$

여기서 θ_{str} 는 미리 가정된 모델 M_s 에서 모델 M_t 로의 마르코프 전이확률이며, $\mu_s(k-1)$ 은 모델 M_s 가 시간 $k-1$ 에서 올바르다는 사건의 확률을 나타낸다. 그리고 c_t 는 정규화 상수를 나타낸다.

2. 칼만 필터링 (Kalman Filtering)

각각의 부필터는 독립적으로 Kalman 필터링을 실시하며 공산함수를 이용하여 모델 확률을 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\hat{x}_i(k|k-1) = F_i \hat{x}_{0i}(k-1|k-1), \quad (10)$$

$$\hat{x}_i(k|k) = \hat{x}_i(k|k-1) + K_i(k) v_i(k), \quad (11)$$

$$P_i(k|k-1) = F_i P_{0i}(k-1|k-1) F_i^T + Q(k-1), \quad (12)$$

$$P_i(k|k) = [I - K(k)H] P_i(k|k-1), \quad (13)$$

여기서 $v_i(k)$ 는 측정잔류오차이며 다음과 같다.

$$v_i(k) = z(k) - \hat{z}_i(k|k-1). \quad (14)$$

측정 예상값, 잔류오차 공분산, 그리고 Kalman 필터 이득값은 각각 다음과 같다.

$$\hat{z}_i(k|k-1) = H \hat{x}_i(k|k-1), \quad (15)$$

$$S_i(k) = H P_i(k|k-1) H^T + R(k), \quad (16)$$

$$K_i(k) = P_i(k|k-1) H^T S_i(k)^{-1}. \quad (17)$$

그리고 공산함수와 모델 확률은 다음과 같다.

$$\Lambda_i(k) = N[v_i(k); 0, S_i(k)], \quad (18)$$

$$\mu_i(k) = \frac{1}{c} \Lambda_i(k) \sum_{s=1}^N \theta_{str} \mu_s(k-1), \quad (19)$$

여기서 c 는 정규화 상수이다.

3. 가변차원 입력추정기법 (VDIE)

가변차원 입력추정기법은 기동이 발생했다는 판단시에 상태 벡터에 가속도 항을 첨가하고, 표적의 기동가속도를 기동입력으로 보며 이 기동입력은 일정하다고 가정한다. 이러한 가정 하에서 잔류오차에 나타난 기동의 영향을 최소자승기법으로 추정하여 보상하는 방법이 가변차원 입력추정 기법이다.

기동개시시간의 추정값을 구하기 위하여, 입력추정 과정은 다음과 같은 반복적인 방법으로 형성된다. 현재 k 시간에서, 추적필터는 다음과 같은 방법으로 측정값을 처리한다. 먼저 표적은 시간 간격 $[t, \dots, k-1]$ 동안에, 시간 t ($t < k$) 에서 미지의 입력 u 를 가지고 기동하기 시작한다고 가정한다. 그런데 추적필터에서는 표적 기동의 정보가 부족하기 때문에, 상태의 추정은 먼저 입력이 없는 모델을 사용하여 계속해서 수행된다.

$$x(i+1) = F(i)x(i) + Gw(i), \quad i < k \quad (20)$$

위의 식에 바탕을 둔 가변차원 입력추정필터에 의한 상태추정은 다음과 같이 (·)_{VDIE} 로 표기하며, Kalman 필터 방정식으로부터 상태의 순환식은 다음과 같다.

$$\hat{x}_{VDIE}(i+1|i) = \Phi(i) \hat{x}_{VDIE}(i|i-1) + F(i)K(i)z(i), \quad (21)$$

여기서 $\Phi(i) = F(i)[I - K(i)H(i)]$ 이며 다음과 같은 초기값을 갖는다고 가정한다.

$$\hat{x}_{VDIE}(t|t-1) = \hat{x}(t|t-1). \quad (22)$$

그러므로 위의 초기조건을 가지는 상태 순환식은 다음과 같다.

$$\hat{x}_{NM}(i+1|i) = \left(\prod_{j=t}^i \Phi(j) \right) \hat{x}(t|t-1) + \sum_{j=t}^i \left(\prod_{m=j+1}^i \Phi(m) \right) F(j)K(j)z(j) \quad (23)$$

여기서 $\hat{x}_{NM}(i+1|i)$ 는 기동입력을 고려하지 않은 상태 추정값이다. 기동 입력값을 고려해볼 때, 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\hat{x}_M(i+1|i) = \left(\prod_{j=i}^i \Phi(j) \right) \hat{x}(i|i) + \sum_{j=i}^i \left(\prod_{m=j+1}^i \Phi(m) \right) \{ F(j)K(j)z(j) + B(j)u(j) \} \quad (24)$$

(23)과 (24)의 추정상태와 관련된 잔류오차를 각각 다음과 같이 표기하자.

$$v_M(i+1) = z(i+1) - H\hat{x}_M(i+1|i), \quad (25)$$

$$v_{NM}(i+1) = z(i+1) - H\hat{x}_{NM}(i+1|i). \quad (26)$$

위의 두 식으로부터 다음과 같은 관계를 유도할 수 있다.

$$v_{NM}(i+1) = v_M(i+1) + H \sum_{j=i}^i \left(\prod_{m=j+1}^i \Phi(m) \right) B(j)u(j). \quad (27)$$

기동하고 난 이후의 입력이 일정하다고 가정하면 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$u(j) = u_m. \quad (28)$$

(27)을 다시 정리하면,

$$v_{NM}(i+1) = \Psi(i+1)u_m + v_M(i+1), \quad (29)$$

여기서 $\Psi(i+1) = H \sum_{j=i}^i \left(\prod_{m=j+1}^i \Phi(m) \right) B(j)$ 이다.

최소자승기법을 이용하기 위해 (29)를 다음과 같이 정리한다.

$$Y_m = \Psi_m u_m + \varepsilon_m, \quad (30)$$

여기서

$$Y_m = \begin{pmatrix} v_{NM}(t+1) \\ \vdots \\ v_{NM}(k) \end{pmatrix}, \quad \Psi_m = \begin{pmatrix} \Psi(t+1) \\ \vdots \\ \Psi(k) \end{pmatrix}, \quad \varepsilon_m = \begin{pmatrix} \varepsilon(t+1) \\ \vdots \\ \varepsilon(k) \end{pmatrix}.$$

Y_m 와 Ψ_m 는 누적된 측정 벡터와 행렬이며, ε_m 은 잡음이며 그것의 공분산은 다음과 같은 대각행렬을 갖는다.

$$S_m = \text{diag}(S(t+1), \dots, S(k)). \quad (31)$$

최소자승기법을 이용하면 아래와 같은 입력 추정값과 공분산을 구할 수 있다.

$$\hat{u}_m = (\Psi_m^T S_m^{-1} \Psi_m)^{-1} \Psi_m^T S_m^{-1} Y_m, \quad (32)$$

$$L_m = (\Psi_m^T S_m^{-1} \Psi_m)^{-1}, \quad (33)$$

$$d(\hat{u}_m) = \hat{u}_m^T L_m^{-1} u_m, \quad (34)$$

여기서 $d(\hat{u}_m)$ 는 입력 추정값을 정규화시킨 것이다. 그리고 이것을 통하여 다음과 같은 기동입력 시간을 추정할 수 있다.

$$t = \arg \max \{ d(\hat{u}_m) \}. \quad (35)$$

마지막으로 입력추정 필터를 통하여 구한 상태 추정값은 다음과 같다.

$$\hat{x}_{VDI}(i+1|i) = \left(\prod_{j=i}^i \Phi(j) \right) \hat{x}(i|i) + \sum_{j=i}^i \left(\prod_{m=j+1}^i \Phi(m) \right) \{ F(j)K(j)z(j) + B(j)\hat{u}_m \}. \quad (36)$$

4. 결합 (Combination)

부필터 출력값은 모델 확률에 따라 베이시안 법칙으로 다음과 같이 결합하여 최종적인 상태추정값과 공분산을 구한다.

$$\hat{x}(k|k) = \sum_{i=1}^3 \hat{x}_i(k|k) \mu_i(k), \quad (37)$$

$$P(k|k) = \sum_{i=1}^3 \mu_i(k) [P_i(k|k) + \{ \hat{x}_i(k|k) - \hat{x}(k|k) \} \{ \hat{x}_i(k|k) - \hat{x}(k|k) \}^T]. \quad (38)$$

III. 표적의 기동패턴 및 시뮬레이션

함정을 목표로 이동하는 유도탄 등의 대표적인 기동패턴으로는 waver 기동, pop-up 기동 및 high-diver 기동 등을 들 수 있다. 그림 2는 이러한 기동형태를 3차원적으로 보여주고 있다. 각각은 잠수함, 함정, 그리고 항공기에서 발사된 유도탄이 전형적으로 취하는 기동형태이다[21]. 위의 세가지 기동패턴 말고도 위협표적의 기동형태는 매우 다양할 수 있지만 위에서 언급한 3개의 기동패턴은 기동가속의 가능한 형태를 대부분 포함하고 있으며 이 외에 기동형태는 위의 3가지 기동패턴을 2개 이상 섞인 형태를 나타내기 때문에 위의 세가지 만으로도 기동패턴에 따른 성능을 시험하는 표적 시나리오로 적절하다.

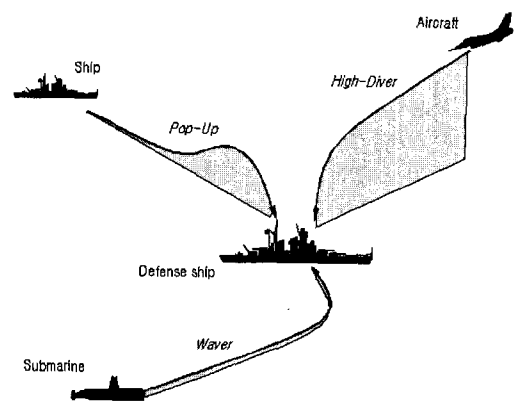


그림 2. 유도탄의 대표적인 기동형태: 세가지.

Fig. 2. Three examples for the maneuvering patterns of ballistic missiles.

각 기동패턴에 따른 시뮬레이션에서 얻어진 자료를 바탕으로 하면 함정의 추적시스템이 위협세력에 대한 대처능력이 있는지를 판단할 수 있을 것이다. 이러한 판단은 추적시스템의 신뢰도를 밝히는 문제이므로 매우 중요하다.

표적추적이 행하여지는 플랫폼은 원점에 있다고 가정하고 표적은 원점을 목표로 이동하는 형태의 시나리오로 구성되었다.

1. Waver 기동

Waver 기동은 잠수함에서 발사된 표적이 함정을 향할 때 취하는 전형적인 기동패턴으로서, 순항 중에 있는 함정이 갑작스럽게 방향을 바꾸어 표적을 피하려고 할 때, 표적이 방향을 바꾸는 함정을 공격하는 형태를 취한다.

Waver 기동의 표적데이터는 30초 동안 발생하는 것으로 가정한다. 그리고 표적을 추적하는 레이더는 원점에 있다고 가정하고, 표적의 초기위치는 표적으로부터 약 10km 정도 떨어져 있다고 가정한다. Waver 기동에서는 z 축 방향의 속도나 가속은 0으로 처리된다. 따라서 z 축 방향의 초기위치는 일정하게 유지된다. 표적데이터 생성을 위한 초기 상태값은 직교좌표계에서 다음과 같이 설정하였다.

$$x_w(0) = [-4103 \ 354 \ 0 \ -8891 \ 354 \ 0 \ -1 \ 0 \ 0]^T,$$

여기서 위치, 속도, 그리고 가속도의 단위는 각각 m, m/sec, 그리고 m/sec² 이다. 단위 없이 사용되는 모든 수치는 이와 같은 단위를 따른다.

그림 3은 waver 기동하는 표적의 궤적을 나타낸 것이며, 그림 4와 그림 5는 waver 기동표적에 대하여 IMM 필터 및 수정된 IMM 필터를 각각 적용하였을 때 나타나는 위치 및 속도의 RMS 추적오차를 나타낸 것이다.

<Waver Trajectory>

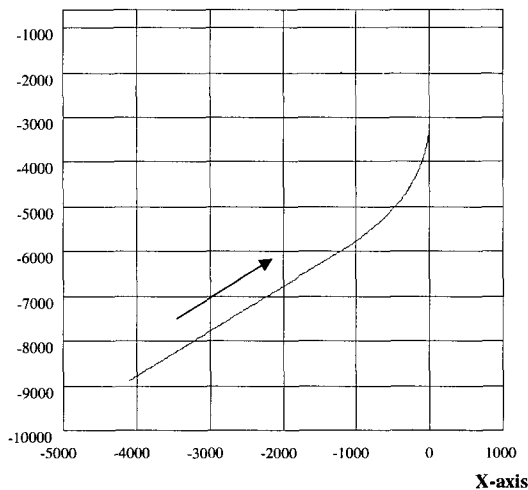


그림 3. Waver 기동을 하는 표적의 궤적.
Fig. 3. The trajectory of a waver maneuvering target.

<RMS of IMM Filter>

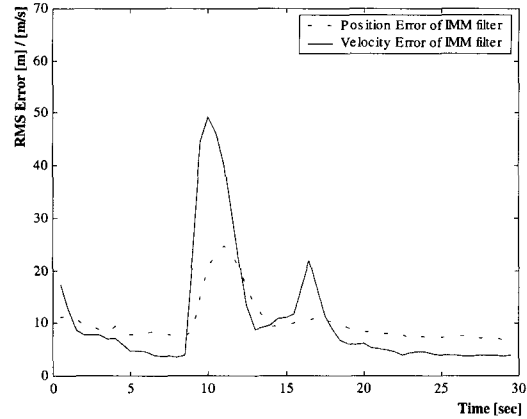


그림 4. Waver 기동하는 표적에 대한 IMM 필터의 RMS 추적오차.

Fig. 4. RMS error of the IMM filter for a waver maneuvering target.

<RMS of Modified IMM Filter>

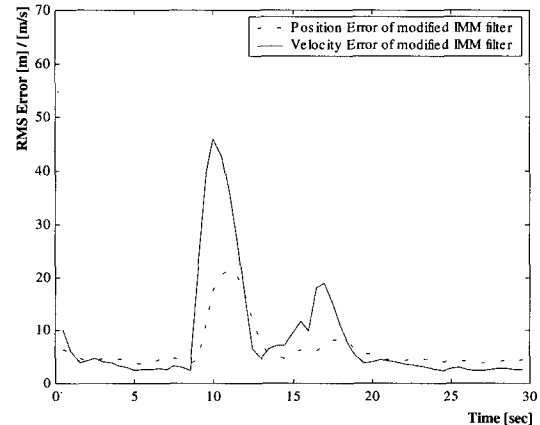


그림 5. Waver 기동하는 표적에 대한 수정된 IMM 필터의 RMS 추적오차.

Fig. 5. RMS error of the modified IMM filter for a waver maneuvering target.

표적이 기동을 시작하여 궤적이 반경을 그리기 시작하는 시점은 8.1초이다. 8.1초에서 15.16초까지 일정한 크기의 가속이 다음과 같이 주어진다.

$$a_w = [-50 \ 20.7 \ 0]^T,$$

여기서 a_w 의 요소는 순서대로 x 축, y 축, 그리고 z 축에 부과되는 가속도이다. 이러한 기동입력 가속도는 표적이 경로를 바꾸어 회전하는 에너지로 모두 사용되었고, 표적의 전체적인 속력의 변화는 없도록 설정하였다. 표적은 약 21.12초에 원점을 통과한다.

2. Pop-Up 기동

Pop-up 기동은 함정에서 발사된 표적이 또다른 함정을 공격할 때 취하는 전형적인 기동패턴이며 실제의 많은 유도탄은 pop-up 기동이 2개 이상 복합된 기동

패턴을 취하고 있다. 표적신호의 생성을 위한 구체적 인 수치는 다음과 같다.

Pop-up 기동의 표적데이터는 21초 동안 발생하는 것으로 가정한다. 즉, 0.02초 간격으로 1050회 동안 진행한 표적의 데이터가 시뮬레이션에 사용된다. 표적 데이터 생성을 위한 초기 상태값은 다음과 같이 설정 한다.

$$x_p(0) = [-8891 \ 454 \ 0 \ 4103 \ -209 \ 0 \ 15 \ 0 \ 0]^T.$$

Pop-up 기동에서는 x 축이나 y 축으로는 기동가속 이 입력되지 않고, 단지 z 축 방향으로만 가속이 가해 진다. 또한, z 축 방향으로 2회에 걸쳐서 서로 다른 크 기이면서 서로 반대 방향으로 가속이 가해진다는 점에 서 waver 기동과는 차이가 있다. 표적이 기동을 시작 하여 궤적이 반경을 그리기 시작하는 시점은 11.2초이 다. 표적이 기동을 시작한 후 12.56초까지는 표적을 상

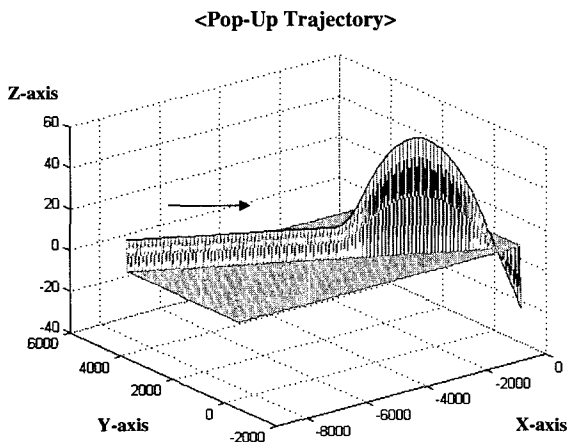


그림 6. Pop-up 기동을 하는 표적의 궤적.
Fig. 6. The trajectory of a pop-up maneuvering target.

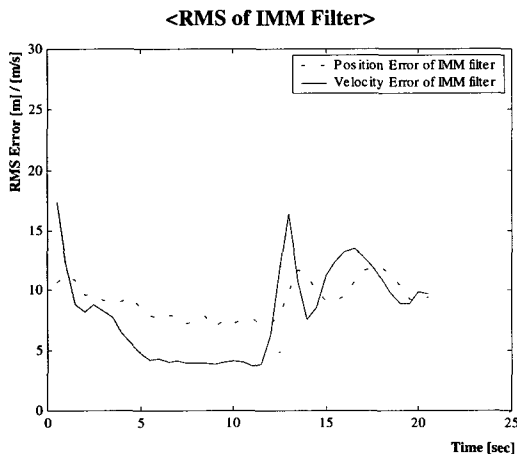


그림 7. Pop-Up 기동하는 표적에 대한 IMM 필터 의 RMS 추적오차.
Fig. 7. RMS error of the IMM filter for a pop-up maneuvering target.

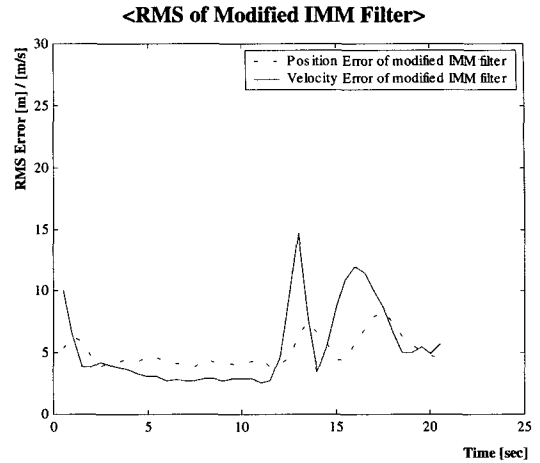


그림 8. Pop-up 기동하는 표적에 대한 수정된 IMM 필터의 RMS 추적오차.
Fig. 8. RMS error of the modified IMM filter for a pop-up maneuvering target.

승시키는 가속이 가해지며 그 이후로 19초까지의 구 간 동안은 하강시키는 가속이 가해진다. 각각의 구간 을 구간 1 (PU_1)과 구간 2 (PU_2)라고 한다면 해당 구간동안 가해진 가속은 다음과 같다.

$$a_{PU_1} = [0 \ 0 \ 14]^T, \quad a_{PU_2} = [0 \ 0 \ -6.5]^T.$$

표적이 최대로 상승했을 때의 고도는 55.8m이며 표 적은 약 19.68초에 원점을 통과한다. 그림 6은 표적이 pop-up 기동할 때의 궤적을 나타낸 것이며, 그림 7과 그림 8은 이러한 기동패턴에 대해서 IMM 필터 및 수정된 IMM필터를 각각 적용하여 표적의 위치 및 속도성분을 추정하였을 얻어진 RMS 추적오차를 나타 낸 것이다.

3. High-Diver 기동

High-diver 기동은 항공기에서 발사된 표적이 함정 근방에서 급속도로 하강하는 형태를 취한다. 이 경우 표적신호의 생성을 위한 구체적인 수치는 다음과 같다. High-diver 기동의 표적데이터는 24초 동안 발생하는 것으로 가정한다. 즉, 0.02초 간격으로 1200회 동안 진행한 표적의 데이터가 시뮬레이션에 사용된다. 표적 데이터 생성을 위한 초기 상태값은 다음과 같이 설정하였다.

$$x_H(0) = [8891 \ -454 \ 0 \ 4103 \ -209 \ 0 \ 1000 \ -10 \ 0]^T.$$

Pop-up 기동의 경우와 동일하게 x 축이나 y 축으로 는 기동 가속이 입력되지 않고 단지 z 축 방향으로 만 가속이 가해진다. 그러나 z 축 방향으로 1회의 가 속이 가해진다는 점에서 pop-up 기동과는 차이가 있 다. 또한 모든 방향으로 초기 속도를 가진다는 점에서 waver 기동과도 차이가 있다.

표적이 초기속도에 의해 $-z$ 축 방향으로 서서히 하 강하다가 $-z$ 축 방향의 가속 입력에 의해 빠른 속도로 하강하는 구간은 12.8초에서19초 사이이다. 이 구간 동.

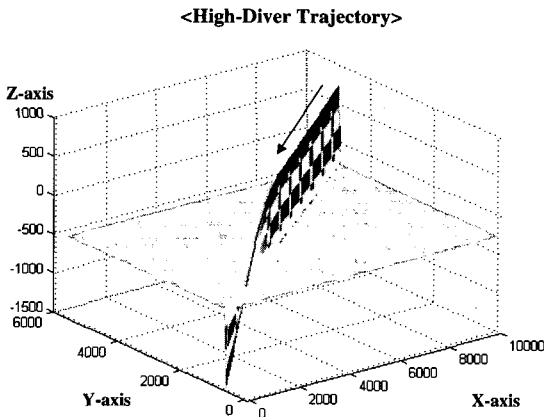


그림 9. High-diver 기동을 하는 표적의 궤적.
Fig. 9. The trajectory of a high-diver maneuvering target.

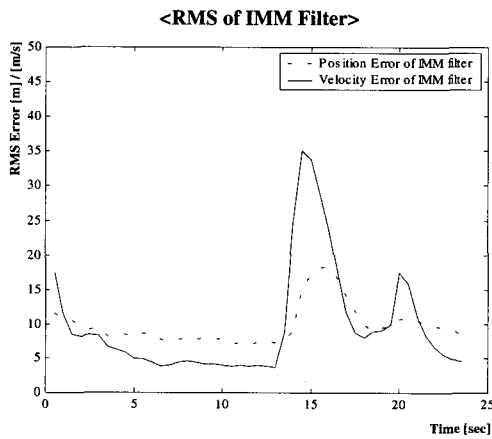


그림 10. High-diver 기동하는 표적에 대한 IMM 필터의 RMS 추적오차.
Fig. 10. RMS error of the IMM filter for a high-diver maneuvering target.

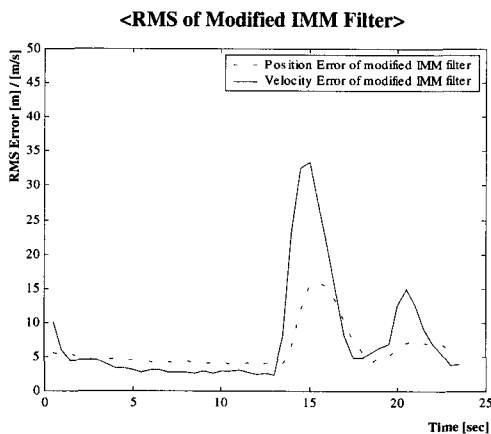


그림 11. High-diver 기동하는 표적에 대한 수정된 IMM 필터의 RMS 추적오차.
Fig. 11. RMS error of the modified IMM filter for a high-diver maneuvering target.

안 가해진 가속은 다음과 같다.

$$a_H = [0 \ 0 \ -35]^T$$

표적은 약 19.58초에 원점을 통과한다. 그림 9는 표적이 high-diver 기동할 때 표적의 궤적을 나타낸 것이며, 그림 10과 그림 11은 이러한 high-diver 기동 표적에 대하여 IMM 필터 및 수정된 IMM 필터를 각각 적용하였을 때 얻어진 RMS 추적오차를 나타낸 것이다.

4. 시뮬레이션

수정된 IMM 알고리즘의 성능을 파악하기 위하여 기존의 IMM 알고리즘의 성능과 함께 상대적인 RMS 오차 분포를 비교하기로 한다. 그리고 효과적인 성능 분석을 위하여 3차원 공간에서 이동하는 단일 표적을 고려한다. IMM 필터에서 기동 표적을 추적하기 위하여 사용하는 모델은 앞에서 언급하였듯이, 3가지 모델 방식이며, 각각 등속 운동모델 (M_1), 등가속 운동모델 (M_2), 그리고 급속가속 운동모델 (M_3)을 사용하며, 모든 추적 필터의 성능에 관한 시뮬레이션 결과는 Monte-Carlo 시뮬레이션을 통하여 구해진 추정오차의 RMS의 시간 응답을 통하여 평가한다.

수정된 IMM 필터에서는 등가속 운동모델을 사용한 부필터에 가변차원 입력추정필터를 결합시켰다.

급속가속 운동모델은 등가속 운동모델과 시스템행렬은 동일하지만 분산이 큰 공정잡음을 가진다고 가정한다. 샘플링 주기 T 는 0.5초로 하였으며, 모델간의 전이 확률은 표 1과 같이 가정하였다.

표 1. 모델간 마르코프 전이확률.

Table 1. Model transition probabilities.

k-1 \ k	M_1	M_2	M_3
M_1	0.85	0	0.15
M_2	0	0.85	0.15
M_3	0.33	0.33	0.34

그리고 측정잡음 공분산 행렬은 다음과 같이 설정하였다.

$$R = \begin{pmatrix} 12^2 & 3^2 & 3^2 \\ 3^2 & 12^2 & 3^2 \\ 3^2 & 3^2 & 12^2 \end{pmatrix}$$

IV. 결론

본 논문에서는 기존의 상호작용 다중모델필터에 기동입력의 추정을 위하여 Park의 2인[12]이 제안한 가변차원 입력추정(VDIE) 필터를 결합한 수정된 상호작용 다중모델필터를 제시하고 있다. 그리고 본 논문에서는 Bar-Shalom 외 2인[6]이 제안한 필터와는 달리 기동 발생시 가속도 항을 고려하였으며, Park 외 2인이 제안한 가변차원 입력추정 필터를 부필터 중 하나로 사용하여 기동 입력을 고려할 수 있을 뿐만 아니

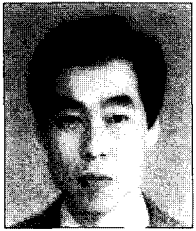
라 기동 개시시간도 추정할 수 있다. 그리고 표적운동의 대표적인 3차원 기동패턴 즉, waver 기동, pop-up 기동, high-diver 기동에 대하여 본 논문에서 제안된 수정된 IMM 필터의 성능을 분석하였다.

표적추적에 대한 위치 및 속도의 RMS 추적오차는 pop-up 기동일 경우 가장 크게 발생하며, 이 기동은 연속적이면서 서로 상이한 두 종류의 가속 때문에 발생함을 알 수 있다. Waver 기동의 경우는 기동이 발생시에 추정오차가 증가함을 볼 수 있었지만 기동이 정지한 후에 표적이 진행되는 동안은 충분히 감소하였으며, high-diver 기동인 경우는 RMS 추적오차가 전체적으로 큰 상태를 유지하면서 도달하는 특성을 보여주었다.

표적의 기동 시 추적오차의 발생은 기존의 IMM 뿐만 아니라 수정된 IMM에서도 나타나지만, 위치 및 속도의 RMS 추적오차를 비교해 보았을 때, 수정된 IMM 필터의 성능이 기존의 표준 IMM 필터의 성능보다 우수함을 알 수 있었다. 이는 수정된 IMM 필터가 기동입력을 고려함으로써 기동입력에 의해 일어나는 방향전환이나 속도 증가에 의한 위치 및 속도 오차를 보상하고 있음을 보여주고 있다.

참고문헌

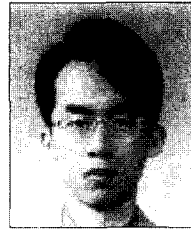
- [1] E. Brookner, *Tracking and Kalman Filtering Made Easy*, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1998.
- [2] A. Gelb, *Applied Optimal Estimation*, The M.I.T. Press, Massachusetts, 1974.
- [3] 이훈구, 탁민제, "입력추정필터를 위한 새로운 감지 기법," 한국항공우주학회지, 제 24 권, 제 4 호, pp. 135-145, 8. 1996.
- [4] 황익호, 이장규, 박용환, "기동 표적 추적을 위한 일반화된 입력추정 기법," 대한전기학회 논문지, 제 45 권, 제 1 호, pp. 139-145, 1. 1996.
- [5] 황태원, 탁민제, "기동하는 표적에 대한 유도탄의 비행계획 최적화," 제 10 차 한국자동제어학술회의 논문집, 스위스그랜드 호텔, pp. 965-968, 10. 1995.
- [6] Y. Bar-Shalom, K. C. Chang, and H. A. P. Blom, "Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, vol. 25, no. 2, pp. 296-300, Mar., 1989.
- [7] 황보승욱, 홍금식, 최성린, 최재원, "기동하는 표적의 추적을 위한 연합형 가변차원 입력추정필터," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제 5 권, 제 6 호, pp. 764-776, 8. 1999.
- [8] Y. Bar-Shalom and K. Birnirwal, "Variable dimension filter for maneuvering target tracking," *IEEE Transaction on Aerospace and Electronics Systems*, vol. AES-18, no. 5, pp. 621-629, Sep., 1982.
- [9] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Multiple-model estimation with variable structure," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. AC-41, no. 4, pp. 478-493, Apr., 1996.
- [10] G. M. Siouris, *Optimal Control and Estimation Theory*, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1996.
- [11] P. L. Bogler, "Tracking a maneuvering target using input estimation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, vol. AES-23, no. 3, pp. 298-310, May, 1987.
- [12] Y. H., Park, J. H., Seo, and J. G., Lee, "Tracking using the variable-dimension filter with input estimation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, vol. AES-31, no. 1, pp. 399-408, Jan., 1995.
- [13] 황보승욱, "연합형 가변차원 입력추정 필터를 이용한 기동표적 추적," 석사학위논문, 부산대학교 대학원 지능기계공학과, 1999.
- [14] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, Inc., Orlando, 1988.
- [15] A. Houles and Y. Bar-Shalom, "Multi-sensor tracking of a maneuvering target in clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, vol. AES-25, no. 2, pp. 176-188, Mar., 1989.
- [16] D. B. Reid, "An algorithm for tracking multiple targets," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. AC-24, no. 6, pp. 843-854, Dec., 1979.
- [17] Y. T. Chan, A. G. C. Hu, and J. B. Plant, "A Kalman filter based tracking scheme with input estimation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, vol. AES-15, no. 2, pp. 237-243, Mar., 1979.
- [18] 최재원, 황태현, 홍금식, "퍼셉션넷의 오류 모니터링 및 회복 기법을 이용한 기동표적 추적," 한국항공우주학회지, 제 27 권, 제 1 호, pp. 49-59, 2. 1999.
- [19] E. Mazor, A. Averbuch, Y. Bar-Shalom, and J. Dayan, "Interacting multiple model method in target tracking: A survey," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, vol. AES-34, no. 1, pp. 103-122, Jan., 1998.
- [20] R. A. Singer, "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, vol. AES-6, no. 4, pp. 473-483, July, 1970.
- [21] 국방과학연구소, 근접방어 무기체계 기술현황 및 개발가능성 분석 보고서, 12. 1993.



최 성 린

1958년 10월 29일생. 1978년 3월 ~1982년 2월 단국대학교 기계공학과 (공학사), 1988년 3월~1990년 8월 부산대학교 기계공학과 (공학석사). 1997년 3월~현재 부산대학교 지능기계공학과 박사과정.

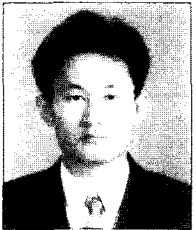
1982년 1월~현재 국방과학연구소 선임연구원. 관심분야는 적응제어, 다중표적추적.



김 기 철

1973년 1월 17일생. 1992년 3월 ~1999년 2월 부산대학교 항공우주공학과 (공학사). 1999년 3월~2001년 2월 부산대학교 지능기계공학과 (공학석사). 2000년 11월 ~현재 현대중공업 기전연구소 시

스템제어연구실 연구원. 관심분야는 표적추적, Integrated Bridge System.



김 용 식

1970년 11월 24일생. 1990년 3월 ~1994년 2월 동아대학교 기계공학과 (공학사), 1998년 3월~2000년 8월 부산대학교 지능기계공학과 (공학석사). 2001년 3월 부산대학교 지능기계공학과 박사과정. 관심

분야는 확률제어, 클러스터 환경에서의 표적추적.



홍 금 식

1957년 8월 25일생. 1975~79 서울대학교 기계설계학과 (공학사). 1985~86 Columbia University (New York) 기계공학과 (공학석사). 1987~91 University of Illinois at Urbana-Champaign

(UIUC) 응용수학과 (이학석사) 및 기계공학과 (공학박사). 1991~92 UIUC 기계공학과 Postdoctoral Fellow. 1979~82 군복무 (육군 포병). 1982~85 대우중공업(인천) 기술연구소 연구원, 디젤엔진의 소음/진동 담당. 1993년~현재 부산대학교 기계공학부 부교수. 2000~현재 Automatica (a Journal of IFAC) 편집위원. 1997~2000 제어·자동화·시스템공학 논문지 편집위원. 1996~99 대한기계학회 동역학 및 제어부문 운영위원. 관심분야는 시스템이론, 적응제어, 비선형제어, 분포계수시스템의 제어.