

기초소지



이윤섭(李允燮)

1955년 5월 16일생. 1979년 연세대 공대 전기공학과 졸업. 1981년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1991년 연세대 대학원 전기공학과 졸업(공박). 현재 공주대 이공대 전기공학과 조교수.



구영모(具泳謨)

1961년 3월 7일생. 1984년 연세대 공대 전기공학과 졸업. 1986년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 연세대 대학원 전기공학과 박사과정.



조시형(趙時亨)

1957년 5월 14일생. 1980년 연세대 공대 전기공학과 졸업. 1982년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1992년 동 대학원 전기공학과 졸업(공박). 현재 한국전력공사 서울연수원 배전교수실 부교수.



우광방(禹廣芳)

1934년 1월 25일생. 1957년 연세대 이공대 전기공학과 졸업. 1964년 미국 오레곤 대학원 졸업(공박). 1966년 미국 와싱턴대 조교수. 1971년 미국립 암연구소 책임연구원. 1979년 미국 존스 홉킨스대 의대 연구원. 1980년 재미 한국과학기술자협회장. 현재 연세대 공대 전기공학과 교수. 당학회 평의원.

다중표적 추적을 위한 TWS 추적필터에 관한 연구

A Study on the TWS Tracking Filter for Multi-Target Tracking

李 陽 源* · 徐 鎮 憲** · 李 章 揆***
 (Yang-Weon Lee · Jin-Heon Seo · Jang-Gyu Lee)

Abstract - In the conventional track while scan (TWS) system, there are two major functions to be performed : detection and tracking. These two functions are normally designed and optimised independently. So TWS algorithm ignores the available decision features that can help in resolving the plot-to-track association ambiguity. Therefore conventional TWS system can't track the targets in a densed multi-target environment. This paper presents a new TWS algorithm for multi-target track to solve the existing TWS system problem in clutter environment. The algorithm proposed in this paper is derived by modifying the part of joint probabilistic data association (JPDA) algorithm to get the one to one correspondence instead of multiple correspondence and combined with maneuvering detection logic so that it could also track the low maneuvering targets. Simulations to confirm the performance are done in crossing, parallel and maneuvering target. The proposed algorithm was successfully tracking targets above target situations.

Key Words : · **Multi-target tracking** (다중표적 추적) **Track while scan** (스캔송 추적)
Kalman Filter (칼만필터)
Joint Probabilistic pata Association (결합 확률데이터 연관)

1. 서 론

*正 會 員 : 國防科學研究所 2本部 3室 先任研究員
 **正 會 員 : 서울대 工大 電氣工學科 助教授·工博
 ***正 會 員 : 서울대 工大 制御計測工學科 副教授·工博
 接受日字 : 1991年 9月 24日
 1次修正 : 1992年 1月 28日

탐색 레이다로부터 제공되는 표적 위치 정보를 이용하여 표적의 속도, 침로등을 추정하는 방법을 TWS(track while scan) [1]라고 한다. 이같은 방법은 매 스캔마다 추적 윈도우(window)를 움직여

가면서 레이더 반사 신호를 추출하여 추적이 가능하게 한 알고리즘으로써 현재까지도 실제 시스템에 많이 사용되고 있다. 그러나 표적 데이터 스무딩(data smoothing) 부분과 표적 탐지 및 추출 부분이 완전히 독립적으로 설계되므로써 표적 탐지 및 추출 부분에서는 TWS 추적 컴퓨터에서 얻을 수 있는 다음 스캔에서 일어날 수 있는 여러가지 표적에 관한 정보를 무시해 버렸고, 또한 TWS 추적 알고리즘은 물표와 추적의 연관(plot-to-track association)에 있어서 불확정성을 해결하는데 도움이 되는 요소[2]들을 무시하게 되므로써 추적 윈도우내에 레이더 반사 신호가 한개 이상 존재하면 추적 상태가 불안정하게 되어 추적을 유지하지 못하고 소실되며, 더우기 주변에 많은 표적이 있는 상황하에서는 지속적으로 표적 추적 상태를 유지하기가 어렵기 때문에 심각한 문제가 발생된다. 따라서 이와같은 단점을 개선함과 동시에 센서 측정 오차, 탐지누락, 새로운 표적의 출현 및 허위 경보(false alarm) 등으로 인한 원천(source)의 불확정성 문제를 해결하기 위해서 기존의 하드웨어(hardware)적인 표적 추출 대신에 탐색 영역 전체를 대상으로하여 표적 탐지 및 추출 부분과 표적 데이터 스무딩 부분을 통합하여 추적 체계를 소프트웨어(software)적으로 최적화시키는 방법인 다중 표적 추적(multi-target tracking) 기법의 연구가 진행중이다.

현재까지 다중 표적 추적 알고리즘으로써 제안된 것을 유도 과정을 중심으로 분류하면 각 측정값이 거짓(spurious)이 되는 확률을 구해서 이 값이 칼만 필터(Kalman filter)추정기에 포함되도록 구현한 베이시안(Bayesian) [3, 4] 방법과 공산 함수(likelihood function)를 기초로 해서 추적 궤적들을 유지할 것인가 삭제할 것인가를 결정하고, 이 결정을 이용하여 상태 추정을 하는 베이시안이 아닌 방법(Non-Bayesian) [5, 6]으로 나눌 수 있다. 그러나 이들 추적 방법들은 데이터 입력 주기가 빠르고, 또한 입력 정보량이 많은 탐색 레이더와 같은 시스템에 실시간으로 적용하려면 컴퓨터 계산량과 저장 메모리를 줄이는 것이 문제가 되어왔다. 기존의 다중 표적 알고리즘에서 메모리 및 계산 시간을 단축하기 위해서는 Reid[3]나 Bar-Shalom[4]의 알고리즘을 사용하면되나 기동 표적에 대한 추적 능력이 없으므로 기동 표적 추적 능력이 추가로 요구된다. 또한 Birmiwal[7]과 Chang[8]의 알고리즘은 기동 표적에 대한 추적 특성은 갖게되나 순환(recursive) 특성을 갖고 있지 못하므로 메모리 및 계산 요구량이 시간이 따

라 증가하는 단점들이 있다.

본 논문에서는 이와같은 기존 알고리즘들의 단점을 개선하기 위하여 탐지된 물표와 표적과의 연관 확률(association probability)의 계산은 Bar-Shalom의 JPDA (Joint Probabilistic Data Association) 기법[8]과 동일한 방법을 취하나, 계산된 연관 확률을 이용하여 JPDA 기법에서 결합 이노베이션(combined innovation)을 만드는 것 대신에 본 논문에서는 표적과 물표가 일대일 대응이 되도록 최근점 기법과 유사하게 연관 확률이 가장 큰 것을 선택하여 추적 갱신에 사용하도록 하였다. 따라서 잔류 오차(residual error)의 추적이 가능하게 되므로써 기존의 기동 검출 로직과의 결합이 가능하도록 하였다. 이렇게 함으로써 JPDA에서 클러터가 아닌 연속 표적 잡음에 의한 추적 불량 현상을 피할 수 있고, 또한 기동하지 않는 부분에서는 등속도 모델을 사용함으로써 알고리즘 계산이 간단해져 실시간 처리에 적합하게 될 수 있도록 되었으며, 기동 발생시는 기동 탐지 로직에 의한 기동 검출을 수행하여 Singer의 기동 표적 추적 모델[9]을 이용하여 추적을 수행 함으로써 추적 소실을 방지하고 강인한 추적 능력을 보유하도록 하였다.

2. 다중 표적용 TWS 시스템 모델링

2.1 표적모델

2차원에서 등속도로 운동하는 표적의 수학적 모델은 상태벡터 $X_{ct} = [x_t, \dot{x}_t, y_t, \dot{y}_t]'$ 라 하면 지표평면상(ground plane)의 기준 직교 좌표계 위에서 운동식은 다음과 같다.

$$\dot{X}_{ct} = F_c X_{ct} + G_c \omega_t \quad (2.1)$$

$$\text{단, } F_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad G_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$\omega_t =$ 백색 잡음

식(2.1)를 레이더 안테나의 회전주기 Δ 를 기준으로 하여 이산형태로 변환하면 다음과 같다.

$$X_c(K+1) = \Phi_c X_c(K) + \Gamma \omega(K) \quad (2.2)$$

$$\text{단, } \Phi_c \cong \begin{bmatrix} 1 & \Delta & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$F \cong \begin{bmatrix} \Delta^2/2 & 0 \\ \Delta & 0 \\ 0 & \Delta^2/2 \\ 0 & \Delta \end{bmatrix}$$

한편 기동하는 표적의 가속도는 알려지지 않는 미지의 함수이므로 표적의 가속도를 통계적인 확률 밀도 함수를 이용하여 모델링하고, 또한 표적 가속도는 시간과 지수 함수적인 상관 관계를 갖고 있다고 가정하여 상관함수(correlation function)와 가속도를 이용하여 위너-콜모고로프(Wiener-Kolmogorov)의 백색 잡음화(whitening)방법에 의하여 백색 잡음으로 표시 가능함[9]으로 표적 상태벡터를 $X_{mt}=[x_t, \dot{x}_t, \ddot{x}_t, y_t, \dot{y}_t, \ddot{y}_t]$ 라 할때 운동식은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\dot{X}_{mt} = F_m X_{mt} + G_m \omega_t \quad (2.3)$$

단, $F_m = \begin{bmatrix} F1 & \vdots & 0 \\ \cdots & \vdots & \cdots \\ 0 & \vdots & F1 \end{bmatrix}$ $G_m = \begin{bmatrix} G1 \\ G1 \end{bmatrix}$

$$F1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\alpha \end{bmatrix} \quad G1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

ω_t : 표적 가속도 성분 α : 표적 기동 시간 상수

위식을 레이다 안테나의 회전 주기 Δ 를 기준으로 하여 이산 형태로 변환하면 다음과 같다.

$$X_m(K+1) = \Phi_m X_m(K) + W_m(K) \quad (2.4)$$

$$\Phi_m = \begin{bmatrix} 1 \Delta \Delta^2/2 & \vdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 \Delta & \vdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \vdots & 0 & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 & \vdots & 1 \Delta \Delta^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & \vdots & 0 & 1 \Delta \\ 0 & 0 & 0 & \vdots & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

또한 $W_m(K)$ 는 평균값이 영이고 공분산 값이 Q_m 인 백색 가우시안 사이퀀스이다.

2.2 측정 관계식

어느 고정된 한 위치에서 표적에 대한 레이다의 측정치는 거리와 방위각 값이 측정 잡음이 섞인 상태로 들어오므로 극좌표계로 나타낼 수 있으나, 이것을 x, y 축간의 상관관계 요소를 무시하고 직교 좌표계로 나타내면 다음과 같다.

$$z = HX + \nu(k) \quad (2.6)$$

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

여기서 평균값 $E[\nu(k)]=0$ 이고, 분산값은 각각 σ_x^2, σ_y^2 로 주어지는 가우시안 백색 잡음으로써 가정하였다.

2.3 클러터 모델링(clutter modelling)

클러터 물표들은 표적이 지나가는 궤적의 평면에 균등하게 분포되어 있으며 출현 형태는 순간적이면서 이전 시간과는 독립적이라고 할 수 있으므로 포아송 프로세스(Poisson process)로 주어진다 고 가정한다. 이때 주사 영역(scan area)를 A 라고 하면 A 안에 클러터 수 $N(A)$ 가 " ϕ "가 되는 확률 질량 함수(probability mass function)을 구하는 관계식은 아래와 같다. [10]

$$p\{N(A)=\phi\} = \frac{(C A)^\phi}{\phi!} \exp(-C A) \quad (2.7)$$

여기서 C 는 단위 면적당 나타날 수 있는 평균 클러터 수를 나타낸다. 위식을 이용하여 임의탐색 영역 A 에 나타날 수 있는 평균 클러터 수를 구하면 아래와 같다.

$$E\{N(A)=\phi\} = \sum_{\phi=0}^{\infty} \phi p\{N(A)=\phi\} = C A \quad (2.8)$$

마찬가지 방법으로 공분산 값도 $E\{[N(A)=\phi]^2\} = C A$ 가 된다.

3. 다중 표적용 TWS추적 필터 유도

3.1 JPDA추적 알고리즘[8]

2절에서 모델링한 표적 및 측정식의 선형성을 이용 T 개 표적의 동적 시스템은 다음과 같이 표현된다.

$$X^t(k+1) = \Phi^t X^t(k) + G^t \omega^t(k) \quad (3.1)$$

$$z^t(k) = H^t X^t(k) + \nu^t(k)$$

$$t=1, 2, \dots, T$$

이때 X^t 는 표적 t 의 상태 벡터, z^t 는 표적 t 의 측정 벡터, ω^t 와 ν^t 는 서로 독립이며 평균값이 영이면서 공분산 값이 각각 Q^t, R^t 인 가우시안 잡음(Gaussian noise)벡터이다. 이러한 시스템에 대한 추적 방법으로는 이산 시간 칼만 필터(discrete time Kalman filter)[11]가 사용되어 오고 있었으나 실제 시스템 응용시 레이다에서는 추적하고 있는 표적뿐만 아니라 주변의 클러터들에 대한 측정 값들도 제공하기 때문에 이 값들 중에서 표적과 연관이 있는 어느 하나를 선택해야만 칼만 필터를 사용할 수 있다. 따라서 기존의 TWS방식에서는

크기가 고정된 표적 추출 윈도우를 이용, 윈도우 안에서 표적 예측 위치와 가장 가까운 측정값을 찾아서 추적을 갱신하는데 사용하였다. 그러나 표적들이 근접해서 존재하거나 클러터 밀도가 높은 상황하에서는 윈도우내에 다수의 측정값들이 존재하므로 추적을 소실하게 된다. 이것을 개선하기 위해서 다중 표적 추적용 TWS에서는 근접 다중 표적들을 분리 추적 하기 위해서 윈도우내에 탐지 목표와 추적간의 연관 관계를 조사하여 최적의 탐지값을 선택하는 것이다. 탐지 데이터중 표적 데이터 선택 과정은 다음과 같다.

먼저 추적 윈도우내에 들어온 표적및 클러터들의 집합 $Z(k)$ 을 다음과 같이 정의한다.

$$Z(k) = \{z_1(k), z_2(k), \dots, z_{m_k}(k)\} \quad (3.2)$$

단 m_k : 스캔 k 에서 윈도우내에 있는 유효 표적수
 이때 스캔1에서 스캔 k 까지 모인 측정값을 집합으로 표시하면 다음과 같다.

$$Z^k = \{Z(1), Z(2), \dots, Z(k)\} \quad (3.3)$$

이때 각 측정값과 표적 예측 추정 위치와의 차이 이노베이션은 다음과 같다.

$$\tilde{z}_j^t(k) = z_j(k) - \hat{z}^t(k|k-1) \quad (3.4)$$

이때 JPDA 기법은 식(3. 4)에서 구한 유수(residual)에 가중치 β_j^t 를 곱해서 식(3. 5)와 같은 가중 이노베이션(weighted innovation)을 이용하여 칼만 필터의 상태 갱신식인 식(3. 6)를 이용하여 상태 벡터를 갱신한다.

$$\tilde{z}^t(k) = \sum_{j=1}^m \beta_j^t \tilde{z}_j^t(k) \quad (3.5)$$

단, β_j^t : 측정값 j 가 표적 t 로 부터 올 수 있는 확률

β_j^t : 측정값들 중에서 어느 것도 표적 t 와 관련이 없을 확률

$$\begin{aligned} \hat{X}^t(k|k) &= \hat{X}^t(k|k-1) + K^t [z(k) - H^t \hat{X}^t(k|k-1)] \\ &= \phi^t \hat{X}^t(k-1|k-1) + K^t(k) \tilde{z}^t(k) \end{aligned} \quad (3.6)$$

단, $K^t(k) = P^t(k|k-1)H^t S^t(k)$ (3.7)

$$\begin{aligned} S^t(k) &\equiv E\{\tilde{z}^t(k)\tilde{z}^t(k)\} \\ &= H^t P^t(k|k-1)H^t + R^t \end{aligned} \quad (3.8)$$

P^t : 오차 공분산 값

R^t : 측정 오차 공분산 값

여기서 JPDA알고리즘에서 핵심인 결합사건(joint event) χ 에 대한 조건 확률의 계산을 위해 χ 를 다음과 같이 정의한다.

$$\chi = \bigcap_{j=1}^m \chi^{t_j} \quad (3.9)$$

단, $\chi^{t_j} \equiv$ {표적 t_j 로 부터 발생한 측정값 j }
 $j=1, \dots, m$
 $t=0, 1, \dots, T$

단, t_j 는 측정값 j 와 관련이 있는 표적임을 나타내는 색인으로써 그값은 $0 \leq t_j \leq T$ 이다. 이제 식을 유도함에 있어서 편리한 두가지 표시함수(indicator function)을 정의한다. 먼저 측정값 j 가 사건 χ 안의 어떤 기존 표적과 결합되어 있는 것을 나타내는 것으로 측정값 연관 표시기(measurement association indicator)를 다음과 같이 정의한다.

$$\tau_j(\chi) = \begin{cases} 1 & \text{if } t_j > 0 \\ 0 & \text{if } t_j = 0 \end{cases} \quad (3.10)$$

다음에 마찬가지로 사건 χ 안에서 어떤 측정값이 표적 t 와 관련이 있는 것을 나타내는 것으로 표적 탐지 표시기(target detection indicator)를 아래와 같이 정의한다.

$$\delta_t(\chi) = \begin{cases} 1 & \text{if } t_j = t \text{ for some } j \\ 0 & \text{if } t_j \neq t \forall j \end{cases} \quad (3.11)$$

결합 사건들의 확률을 계산하기 위해서 베이스 규칙(Bayes' rule)을 사용하여 측정값을 조건으로 한 확률은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} P\{\chi|Z^k\} &= P\{\chi|\tilde{z}_1, \dots, \tilde{z}_{m,m}, Z^{k-1}\} \\ &= \frac{1}{c} p(\tilde{z}_1, \dots, \tilde{z}_m|\chi, m, Z^{k-1}) \\ &\quad P\{\chi|m, Z^{k-1}\} \end{aligned} \quad (3.12)$$

단, $c = p(\tilde{z}_1, \dots, \tilde{z}_m|\chi, Z^{k-1})P\{\chi|m, Z^{k-1}\}$

단, $c = p(\tilde{z}_1, \dots, \tilde{z}_m|\chi, m, Z^{k-1})$

위의 식을 풀면 결과는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} P\{\chi|Z^k\} &= \frac{1}{2} C^{\phi} \Pi \frac{\exp[-0.5(\tilde{z}_j^t)^T S_G^{-1}(\tilde{z}_j^t)]}{\sqrt{(2\pi)^M |S_G|}} \\ &\quad \cdot \prod_{t: \delta_t=1} P_d^t \prod_{t: \delta_t=0} (1 - P_d^t) \end{aligned} \quad (3.13)$$

단,

P_d^t : 표적 탐지 확률(target detection probability)

C : 허위 표적 밀도(false target density)

ϕ : 허적 표적 출현수(false alarm number)

M : 측정 차원(measurement dimension)

따라서 측정값 j 가 표적 t 에 속하게 되는 연관 확률(association Probability) β_j^t 는 한개의 표적은 오직 한개의 측정값만 제공한다는 가정하에 발생하는 모든 가능한 사건(feasible event) χ 에 대한 확률값들을 더하는, 즉 가중 평균(weighted

average measurement) 값을 구하여 추적갱신을 위한 가상의 측정 값을 얻는다.

$$\beta_j' = \sum_x P\{\chi|Z^k\} \hat{\omega}_{jt}(\chi) \quad (3.14)$$

$$j=1, \dots, m, t=0, 1, \dots, T$$

$$\text{단, } \hat{\omega}_{jt}(\chi) = \begin{cases} 1 & \text{if } \chi_{jt} \subset \chi \\ 0 & \text{기타} \end{cases}$$

$$\beta_0' = 1 - \sum_{j=1}^m \beta_j' \quad t=0, 1, \dots, T \quad (3.15)$$

여기서 계산된 β_j' 값을 식(3.5)에 대입하여 각 표적에 대한 이노베이션을 구하게 된다. 또한 식(3.5)를 식(3.6)의 $z'(k)$ 에 대입함으로써 칼만 필터를 이용할 수 있게 된다.

3.2 JPDA기법의 문제점

JPDA기법은 3.1절에서 설명한 바와 같이 다중 표적 추적을 위한 접근 방법의 하나로써 다른 기법들[6, 10]에 비해서 많은 논리적인 복잡성과 계산 요구 사항들을 줄일 수는 있지만, 현재 스캔에서 나타난 모든 측정값을 갖고서 모든 추적에 대한 연관 확률(association)을 계산하고, 이것들을 이용해서 각 추적을 갱신하기 위해 가중 평균 측정값을 만들어내서 사용하므로 탐지 측정값이 여러개의 추적을 갱신하는데 사용될 수 있고 또한 여러개의 탐지 측정값이 하나의 추적 갱신에만 사용될 수도 있으므로 탐지 물표와 추적 표적들간에 일대일 대응 관계를 이루지 못하게 되므로 만일 다수의 표적들이 실제 표적 근처에 존재한다면 추적들은 모두 합병되어 똑같은 표적을 따라가게 된다. 따라서 평행 이동 표적들에 대해서는 추적 유지가 어렵게 된다. 또한 기동 표적 추적을 위한 기동 검출 부분에서는 추적하는 표적과 측정값 사이의 유수(residual)를 이용하여 기동을 검출하는데 JPDA를 이용한 다중 표적 추적 기법에서는 각 측정값들을 확률적으로 평균해서 하나의 측정값을 선택함으로써 표적 기동에 의한 오차값이 데이터 연관계산 과정에서 상쇄되어져 버리므로 기동 검출이 어렵게 된다. 본 논문에서는 JPDA알고리즘의 이러한 결점을 개선함과 동시에 실용시 마이크로 프로세서(micro-processor)수준의 하드웨어를 이용하여 처리 가능한 다중 표적 추적용 TWS레이다 시스템을 구성할 목적으로 최근접 기법에서 사용하는 일대일 대응 관계를 적용하여 JPDA알고리즘의 단순화를 기했다.

3.3 변형 JPDA

최근접 표준필터(nearest-neighbor standard fil-

ter)[12]는 전단계에서 예측된 측정 위치를 기준으로 해서 측정값들 중 가장 가까운 유효 측정값을 이용하여 표적의 상태 변수를 갱신한다. 여기서 가장 가까움을 판단하는 거리자(distance measure)로써 식(3.16)과 같은 이노베이션 크기(innovation norm)를 이용한다.

$$\begin{aligned} d^2(z) &= [\bar{z}_j(k) - z(k+1|k)]' S^{-1}(k+1) \\ &\quad [z_j(k) - \bar{z}(k+1|k)] \\ &= \bar{z}'(k+1) S^{-1}(k+1) \bar{z}(k+1) \end{aligned} \quad (3.16)$$

단, $j=1, \dots, m$

한편 JPDA방법을 크게나누어 보면 연관확률(association probability)의 계산 과정과 가중 평균 갱신(weighted average updating)을 위한 과정으로 나눌 수 있는데 표적과 추적사이의 일대일 대응 관계를 유지하며, 계산 부하도 줄이기 위해 최근접 방법에서 사용하는 이노베이션크기(innovation norm)대신에 식(3.14)에 의해 계산된 연관 확률을 거리자(distance measure)로써 사용하여 표적 측정값을 추출하여 추적을 갱신하도록 개조한다. 즉, 모든 추적대 탐지 물표에 대한 연관 확률을 계산한 후에 이 것들의 확률값들 중에서 가장 큰 것 하나만 찾아서 추적과 탐지물표를 연결시키고 나서 그 탐지 물표는 그 이후의 추적대 탐지 물표 연관 과정에선 제외한다. 이와같은 과정을 모든 추적에 대한 탐지 물표와의 쌍이 이루어질때까지 반복 시행하게 되면 추적하고 있는 표적은 윈도우내에 탐지된 많은 물표들중에서 연관확률이 가장 큰 것하고 쌍을 이루게 되고 결합에서 제외된 물표들은 새로운 표적 추적 개시 혹은 허위 표적으로 간주되어 없어지게 된다.

3.4 기동표적 검출 및 결합

3.4.1 기동 판단 방법

3.3절에서 제안한 방법은 추적하고 있는 표적과 탐지값 데이터를 일대일 대응이 되도록 연관 시키므로써 JPDA기법에서 갖고있는 기동탐지 부분과 상충되는 것을 피할 수 있게 되어서 본 논문에서는 가변차수 기법과 같이 기동 탐지 로직을 이용하여 표적 모델을 절환 시켜서 추적하는 방법을 제시하였다. 즉 기동이 탐지 되지 않는한 식(2.2)의 등속도 직선 운동 모델이 사용되었고 기동이 탐지되면 최근에 획득된 자료를 이용하여 식(2.4)의 기동 표적 모델로 무적기를 재초기화 시킨다. 이와 같은 변환은 기동이 완료될때까지 계속 수행하고 완료후에는 등속도 모델로 환원된다.

기동 판단을 위해서는 추적 필터의 이노베이션 값을 관찰한다. 즉 이노베이션 값은 평균값이 영인 백색 잡음 프로세스가 되며 이경우에 상태 변수를 $x_0(k)$ 라 표시하면 측정식과 이노베이션식은 아래와 같이 표기 할 수 있다.

$$z_0(k) = Hx_0(k|k-1) + v(k) \quad (3.17a)$$

$$\tilde{z}_0(k) = z_0(k) - H\hat{x}_0(k|k-1) \quad (3.17b)$$

이제 $t = k_0\Delta$ 에서 표적이 기동을 시작했다고 가정하면, 이 경우는 앞의 등속도 직선 운동식에 가속도에 해당되는 항을 더해서 모델링 할 수 있다. 즉 기동후에는 측정식이 다음과 같다.

$$z(k) = z_0(k) + p(k - k_0) \quad (3.18)$$

여기서 $p(i)$ 는 $i < 0$ 면 영이나 $i \geq 0$ 이면 미지의 결정 함수(unknown deterministic function)이다. 칼만필터는 선형이기 때문에 출력은 다음과 같이 쓸수 있다.

$$\tilde{z}(k|k-1) = \tilde{z}_0(k|k-1) + \tilde{z}_p(k - k_0|k-1) \quad (3.19)$$

여기서, $\tilde{z}(k|k-1) = H\hat{x}(k|k-1)$, $\tilde{z}_0(k|k-1) = H\hat{x}_0(k|k-1)$ 이고, $\tilde{z}_p(k - k_0|k-1)$ 은 관측 프로세스(observation process)에서 $p(k - k_0)$ 가 있기 때문에 나타난 것이다. 한편 이노베이션 시이퀀스는 다음과 같이 된다.

$$\tilde{z}(k) = \tilde{z}_0(k) + [p(k - k_0) - \tilde{z}_p(k - k_0|k-1)] \quad (3.20)$$

기동의 결과로 이노베이션 항은 백색 잡음 프로세스 특성은 유지하나 평균값은 영이 아닌 아래의 값을 갖게 된다.

$$m(k - k_0) = p(k - k_0) - \tilde{z}_p(k - k_0|k-1) \quad (3.21)$$

즉 이 값은 기동 발생시에 이노베이션 항내에서 바이어스(bias) 구실을 하게된다. 따라서 표적이 기동이 있는지 여부는 이 바이어스를 조사하므로써 알 수 있다. 즉 $\tilde{z}(k)$ 로부터 이 바이어스가 생기지 않으면 직선 등속도 표적으로 가정하고, 기동이 발생하면 기동 모델로 전환하여 필터링 할 수 있다.

3.4.2 최적 바이어스 탐지법

바이어스로부터 표적 기동을 탐지하기 위해서 다음과 같이 두가지 경우에 대하여 가설 시험을 한다.

$$H_1 : \text{기동 발생} ; \tilde{z}(k) = \tilde{z}_0(k) + m(k - k_0) \quad (3.22)$$

$$H_0 : \text{기동 없음} ; \tilde{z}(k) = \tilde{z}_0(k)$$

이때 $\tilde{z}_0(k)$ 는 평균값이 영이고 분산값이 N_0 인 백색 잡음 프로세스이며, $m(\cdot)$ 항은 일정가속도에 의해 발생된 기동값으로 가정한다. 일정가속도 성분인 $m(\cdot)$ 항의 값은 $(k - k_0)$ 의 2차 함수로 표현할 수 있으므로 기동항 $m(\cdot)$ 은 다음과 같이 근사화 된다.

$$m(k - k_0) = \mu(k - k_0)^2 \Delta^2 \quad (3.23)$$

여기서 $k_0\Delta$ 는 기동이 시작된 시간을 말하며 현재로서는 알지 못하는 값이고, μ 는 기동의 크기를 나타내는 값이다. 이같은 조건에서 표적의 기동을 검출하는 것은 평균값이 0인 백색 잡음으로부터 크기는 모르나 어떤 정해진 값을 갖는 신호의 발생과 그때의 시간을 얻어내는 것과 마찬가지로 결과가 된다. H_1, H_0 가설에 대한 최적 검사는 보편적인 공산비 검사(likelihood test)방법을 적용한다.

$\Lambda(k)$ 를 $t = k\Delta$ 까지 이노베이션 프로세스(innovation process)에 의한 잔류오차 $\tilde{z}(k)$ 와 기동이 없다고 가정 했을때의 잔류 오차 $\tilde{z}_0(k)$ 와의 차이 신호에 대한 에너지 값으로 정의하면 다음과 같다.

$$\Lambda(k) = \sum_{n=0}^k [\tilde{z}(n) - \tilde{z}_0(n)]^2 \quad (3.24)$$

여기서 $\Lambda(k)$ 에 대한 공산비 검사를 하여 다음의 조건이 만족하면 기동이 발생한 것으로 한다.

$$\Lambda(k) = \left\{ \sum_{n=0}^k \tilde{z}^2(n) - \min_{\mu, k_0} \sum_{n=0}^k [\tilde{z}(n) - \mu s(n - k_0)]^2 \right\} \geq \lambda \quad (3.25)$$

$$\text{단, } s(i) = (i\Delta)^2 u(i)$$

$$u(i) = \begin{cases} 0 & i < 0 \\ 1 & i \geq 0 \end{cases}$$

식(3.25)를 재정리하면 아래와 같이 된다.

$$\Lambda(k) = \max_{\mu, k_0} \left\{ \frac{\rho^2(k, k_0)}{E(k, k_0)} - \left[\mu \sqrt{E(k, k_0)} - \frac{\rho(k, k_0)}{\sqrt{E(k, k_0)}} \right]^2 \right\} \quad (3.26)$$

$$\text{단, } E(k, k_0) = \sum_{n=0}^k s^2(n - k_0) \quad (3.27)$$

$$\rho(k, k_0) = \sum_{n=0}^k z(n)s(n - k_0) \quad (3.28)$$

k_0 에 대하여 $\Lambda(k)$ 가 최대가 되는 경우는 $\hat{\mu}(k_0) = \rho(k, k_0)/E(k, k_0)$ 이므로 $\Lambda(k)$ 는 아래와 같이 된다.

$$\Lambda(k) = \max_{k_0} \frac{\rho^2(k, k_0)}{E(k, k_0)} \quad (3.29)$$

$t = k\Delta$ 에서 바이어스를 검사하는 것은 $(k-1)\Delta$,

$(k-2)\Delta, (k-3)\Delta, \dots$ 중에서 시작되어 있을 수 있는 기동을 검사하는 것이 된다. 그러나 모든 과거에 대한 계산을 하는 것은 컴퓨터의 연산 능력과 저장 메모리에 한계가 있어 실시간 처리에 문제가 되므로 과거의 M 번째 까지만 고려하는 것이 현실적이다. 즉, 식(3.29)를 $k_0=k-m, m=1, 2, \dots, M$ 에 대해서 검사하게 하면

$$A(k) = \max_{m=1,2,\dots,M} \frac{\rho^2(k, k-m)}{E(k, k-m)} \quad (3.30)$$

로 된다. 또 식(3.27, 28)은 식(3.31, 32)과 같이 쓸 수 있다.

$$E(k, k-m) = \sum_{n=0}^k s^2(n-k+m) = \sum_{n=0}^m s^2(n) = E(m) \quad (3.31)$$

$$\rho(k, k-m) = \sum_{n=0}^k \bar{z}(n)s(n-k+m) \quad (3.32)$$

식(3.32)에서 $\rho(k, k-m)$ 은 $z(n)$ 과 $s(n)$ 의 컨볼루션(convolution) 형태로 주어지므로 각 m 에 대하여 임펄스 응답(impulse response)이 식(3.33)과 같이 된다. 이 식을 이용하여 M 개의 필터를 정의하면 식(3.32)은 식(3.34)와 같이 된다. 식(3.34)를 이용하여 식(3.30)을 재정리하면 표적 기동 판별식은 식(3.35)와 같이 된다.

$$h_m(\sigma) = \frac{s(m-\sigma)}{\sqrt{E(m)}} u(\sigma) \quad m=1, 2, \dots, M \quad (3.33)$$

$$\rho(k, k-m) = \sqrt{E(m)} \sum_{n=0}^k \bar{z}(n)h_m(k-n) \quad (3.34)$$

$$A(k) = \max_{m=1,2,\dots,M} \left[\sum_{n=0}^k \bar{z}(n) h_m(k-n) \right]^2 \geq \lambda \quad (3.35)$$

즉 칼만필터에 의해서 발생된 잔류 오차 시퀀스

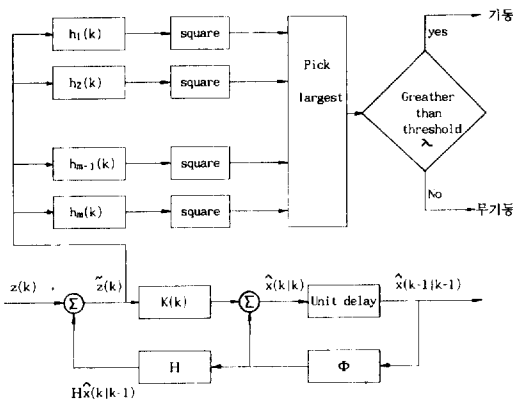


그림 3.1 최적 바이어스 탐지기법의 블록 순도
Fig. 3.1 Block diagram of optimal bias detection technique

스 $\bar{z}(n)$ 을 2차 바이어스 함수에 해당되는 필터의 집합을 통과한 후 이것의 출력을 고정된 임계값과 비교하여 기동여부를 판단한다. 그림 3.1에 최적 기동 탐지를 위한 블록 순도를 보였다.

4. 시뮬레이션 결과 및 분석

4.1 표적 및 초기값에 사용된 수치

표적은 2차원 평면에서 등속도로 움직이거나 등 가속도로 움직인 것을 고려했으며, 시뮬레이션에 사용된 표적의 종류는 표4-1에 나타냈으며, 기동 표적에 대한 기동 파라미터는 표4-2에 나타냈다. 기동 표적 탐지를 위한 탐지 로직에서 탐지 길이 m 은 3으로 하였고, 탐지 임계값은 $2.6\sqrt{R}$ 로 정하여 기동이 탐지되면 기동 필터의 초기화로 인한 순간적 오차를 최소화 시키기 위해서 $m\Delta$ 만큼의 측정값을 저장하여 $m\Delta$ 이전부터 필터를 초기화시켰다.

표 4.1 시뮬레이션에 사용된 표적운동 재원
Table 4.1 Target motion data for computer simulation

표적번호 i	위 치		속도 (km/sec)		비 고
	x	y	v_x	v_y	
1	3	3	0.36	0.06	교차표적
2	3	7.7	0.36	-0.06	
3	10	2	0.225	0.3	
4	6	10	0.31	0.175	평행 이동표적 (km간격)
5	6	12	0.31	0.175	
6	4	18	0.35	0	기동표적
7	11	7	0.225	0.22	

표 4.2 기동표적의 기동 파라미터

Table 4.2 Maneuvering parameter for maneuvering target

표적번호 i	기동값 (m/s ²)	기동반경 (km)	기동각 (도)	기동시작 시간(초)	기동종료 시간(초)
6	20	4.08	73.7	30	45
7	30	3.30	81.9	45	60

표적으로부터 오는 측정값은 표적운동모델(샘플 주기 $\Delta=2.5$ 초, 프로세스 잡음 편차, $\sqrt{Q}=0.02X$ 속력 km^2s^{-4})에서 얻은 원래값에다 잡음을 첨가해서 얻었다. 잡음의 표준편차 \sqrt{R} 는 X 축은 0.3km Y 축은 0.15km 로 하였다. 또한 클러터는 전체 탐색 영역내에 균일하게 분포되게 하였고 클러터 밀도는 0.1km^{-2} 으로 하였다. 유효한 측정값(validated measurements)들을 판정하기 위한 기준인 g 의 값은 일반적으로 표적이 탐지되었을때 윈도우내에 있을 확률이 99%이상인 경우가 되려면 $g > \sqrt{M} + 2$ 를 만족해야 하므로 본 논문에서는 M (측정 차원)이 2이므로 g 는 3.4이상이면 되나 윈도우내에 있을 확률을 99.97%가 되도록 g 값을 4로 잡았고 이때 임의의 시간 k 에서 윈도우 크기는 $\pi g^2 \sqrt{S(k)} \text{km}^2$ 로 주어지게 된다.

4.2 시뮬레이션 결과

4.2.1 교차 표적 추적 유지 능력

서로 교차하는 두 표적에 대한 추적 능력을 보기 위하여 표4-1의 표적 운동 제원에서 표적 1, 2 데이터를 이용하여 시뮬레이션을 수행하였다. 그림 4. 1, 2는 Bar-Shalom이 제안한 JPDA기법[4]과 본 논문에서 제안한 알고리즘에 대해서 비교 시뮬레이션한 결과로써 그림4.1은 두개의 표적 1, 2를 추적하는 알고리즘의 능력을 보이고 있고 그림 4.2는 표적1를 추적할때 생기는 거리 오차를 나타내고 있다. 이것들은 하나의 샘플결과이고 이것을 20회 반복하는 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하여 위치 및 속도 오차 값을 구한 결과는 표 4-3에 보인다. 표4-3에 의하면 탐지 확률 90% 범위에서 교차 표적의추적 능력은 본 논문에서 제안

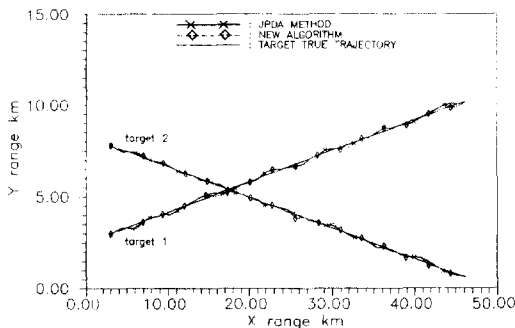


그림 4.1 교차 표적 추적 능력 비교
Fig. 4.1 Comparison of tracking capability for crossing target

한 방법이 보다 강인함을 알 수 있다. 한편 탐지 확률의 변화에 따른 추적 유지 능력을 평가하기 위해 표적의 탐지 확률을 변화시켜 가면서 평균 추적 수명을 구하였다. 표적의 전체 수명을 48(시물레이션 구간)로 했을 때 20회 반복 시험을 통한 평균 수명은 표 4-4와 같다. 표 4-3에 의하면 JPDA기법은 탐지 확률이 낮을때 본 논문의 방법 보다 우수한 특성을 갖고 있음을 확인할 수 있다. 이것은 JPDA기법은 데이터 연관 계산시 가중 평균값을 사용하기 때문에 탐지 누락시 추적을 유지할 확률이 크나 본 논문의 방법은 표적이 탐지 누락 되었을때는 윈도우내에 있는 허위 표적으로 갱신되거나 허위표적이 존재하지 않으면 전단계에서

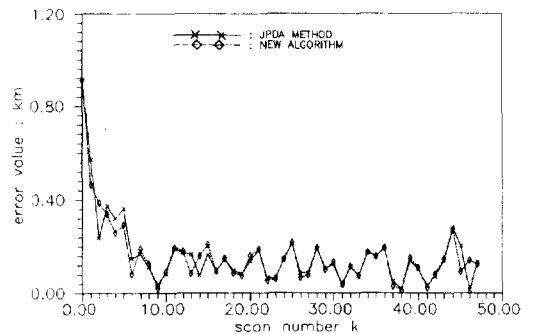


그림 4.2 표적1에 대한 각 방법의 추적 오차
Fig. 4.2 Tracking error between Bar-Shalom and proposed method for Target 1

표 4.3 교차 표적에 대한 평균 추정 오차
Table 4.3 Average estimation error on two crossing targets

표적번호 <i>i</i>	위치오차(km)		속도오차(km/s)	
	JPDA	제안필터	JPDA	제안필터
1	0.778	0.655	0.171	0.184
2	0.878	0.414	0.166	0.142

표 4.4 탐지 확률 변화에 따른 표적 평균 수명
Table 4.4 Target mean life for target detection probability change

탐지확률	0.95	0.9	0.85	0.80	0.75	0.70	0.65
JPDA(스캔수)	43.7	41.5	40.6	40.2	34.7	29.5	29.0
제안필터(스캔수)	44.5	41.7	35.8	28.9	28.2	27.0	22.4

예측한 값을 추적 갱신에 사용하기 때문이다.

4.2.2 평행 이동 표적 추적 유지 능력

일정 간격으로 이동하는 두 표적의 측정값을 처리하는 능력을 보기 위해서 표4-1의 표적 운동 제원에서 표적 4, 5데이터를 이용 시뮬레이션을 수행하였다. Bar-Shalom이 제안한 JPDA기법과 비교

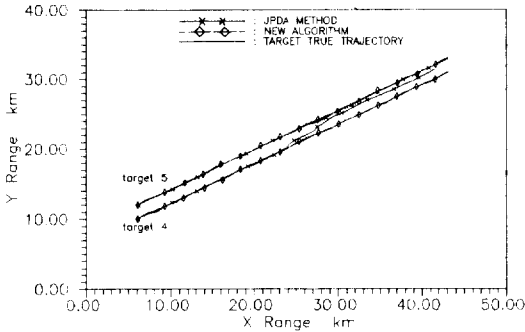


그림 4.3 평행 이동 표적 추적 능력 비교
Fig. 4.3 Comparison of tracking capability for parallel flying targets

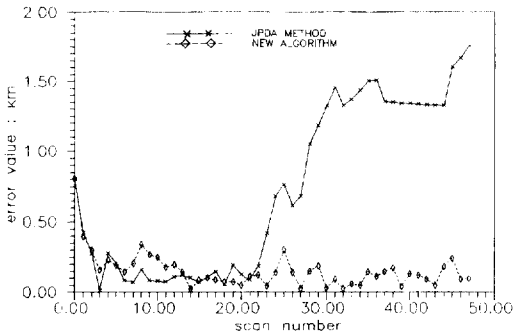


그림 4.4 표적4에 대한 각 방법의 추적 오차
Fig. 4.4 Tracking error between Bar-Shalom and proposed method for Target 4

표 4.5 평행 이동 표적에 대한 평균 추정오차

Table 4.5 Average estimation error on parallel flying targets

표적번호 <i>i</i>	위치오차 (km)		속도오차 (km/s)	
	JPDA	제안필터	JPDA	제안필터
4	1.053	0.474	0.188	0.162
5	0.486	0.413	0.141	0.157

시뮬레이션한 결과인 그림4.3, 4에서 보는 바와 같이 JPDA기법은 랜덤한 클러터가 아니고 일정한 규칙을 가지며 근접해서 계속 나타나는 표적에 대해서는 추적 능력이 떨어지는 반면 본 논문에서 제시한 방법은 교차 표적의 경우와 비슷한 추적 특성을 유지하고 있었다. 한편 20회 몬테 카를로 시뮬레이션 결과는 표4-5와 같다. 또한 20회 반복 시험중 추적 실패(추적 합병 및 소실 포함) 횟수는 표4-6과 같다.

4.2.3 기동 표적 추적 유지 능력

주변에 잡음이 있는 상황에서 기동하는 표적 추적을 위해 본 알고리즘에서는 기동 탐지 로직을

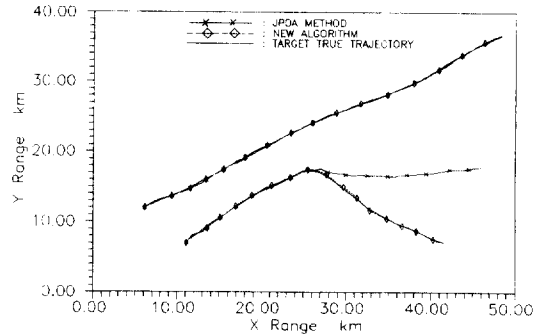


그림 4.5 기동 표적에 대한 각 방법의 추적오차
Fig. 4.5 Tracking error between Bar-Shalom and proposed method for maneuvering target

표 4.6 추적 합병 및 실패률

Table 4.6 Track coalescence and lost track rate

표적번호 <i>i</i>	반복 시험 횟수 : 20	
	JPDA	제안필터
4	8	4
5	9	4

표 4.7 탐지 확률 변화에 따른 기동 표적 추적 능력

Table 4.7 Maneuvering target track capability for target detection probability change

탐지확률	0.95	0.9	0.85	0.8
성공횟수	15회	12회	7회	5회

이용 상태 변수 증감을 통해 표적 상태 모델을 재초기화함으로써 추적이 가능하게 하였다. 본 알고리즘의 성능을 확인하기 위해서 표 4-1의 표적번호 5와 7을 이용하여 시뮬레이션을 수행하였다. 그림 4.5는 시뮬레이션한 결과로써 JPDA 기법은 표적이 기동하면 추적을 유지하지 못하나 제안한 방법은 기동 탐지 로직의 도움을 받아 추적 유지가 가능함을 보여 주고 있다. 한편 탐지 확률의 변화에 따른 추적 유지 능력을 평가하기 위해서 표 4-7과 같이 탐지 확률을 변경 시키면서 20회 반복 시험을 한 결과 탐지 확률이 90%이하일 경우에는 기동 표적 추적 능력이 급격히 떨어짐을 확인할 수 있다.

5. 결 론

클러터 상황에서 표적 밀도가 높으면 기존 TWS추적 방식으로는 추적 시작 및 유지에 어려움이 예상된다. 본 논문에서는 이와같은 상황에서서도 표적 추적 상태를 유지할 수 있는 다중 표적 추적용 TWS필터를 제안했다. 제안한 필터 알고리즘은 컴퓨터 계산량이 감소되도록 기존의 JPDA 방법을 단순화 시킨 것이다. 기동 표적 추적 능력을 갖기 위해서 기동 탐지 로직을 설계하여 추적 알고리즘과 결합시켜 등속도 표적뿐만 아니라 일반 저기동 표적에 대한 추적이 가능하도록 만든 다중 표적 추적용 필터이다. 제안한 알고리즘의 성능 확인을 위한 시뮬레이션 결과 교차 표적에서는 Bar-Shalom의 JPDA[7] 방법과 유사한 추적 특성을 보였으나 평행 이동 표적에는 20회 몬테 카를로(Monte-Carlo) 시뮬레이션에서 JPDA 방법이 40%이상 추적 합병 혹은 소실한 반면 본 논문에서 제안한 알고리즘은 20% 정도가 추적 합병 혹은 소실되므로서 기존의 방법보다 강인한 추적 유지 능력을 갖고 있음을 확인하였다. 또한 설계한 기동 탐지 로직을 이용한 기동 표적 추적시에는 JPDA방법이 필터의 발산으로 100%추적이 소실한 반면 본 논문의 알고리즘은 60%정도 기동탐지 로직에 의한 추적 유지가 가능하였다. 따라서 본 논문에서 제안한 알고리즘은 저기동 표적을 포함한 다수의 표적과 클러터가 존재하는 환경하에서 운용될 TWS시스템 설계에 실제 적용이 가능할 것으로 판단된다.

참 고 문 헌

[1] S.A. Hovanessian, Redar System Design and

- Analysis, Artech House, 1984
- [2] V. Nagarajan, R.N. Sharma and M.R. Chidambara, "An algorithm for tracking man euvring target in clutter," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Vol. AES-20, pp. 560~574, 1984
- [3] D.B. Reid, "An algorithm for tracking multiple targets," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, Vol. 24, pp. 843~854, Dec. 1979
- [4] Y. Bar-Shalom, "Survey paper: tracking methods in multi-target environment," *IEEE Trans. Automat. Contr.* Vol. AC-23, pp. 618~626, 1978
- [5] R.W. Sittler, "An optimal data association problem in surveillance theory," *IEEE Trans. Mil.Elec.*, Vol. 8, pp. 125~139, Apr. 1964
- [6] P. Smith and G. Bucheler, "Branching algorithm for discriminating and tracking multiple objects," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, Vol. AC-20, pp. 101~104, Feb. 1975
- [7] K. Birniwal and Y. Bar-Shalom, "On tracking a maneuvering target tracking in clutter," *IEEE Trans. aerosp. Electron. Syst.*, Vol. AES-20, pp. 630~645, 1984
- [8] K.C. Chang and Y. Bar-Shalom, "Joint probabilistic data association for multi-target tracking with possibly unresolved measurements and maneuvers," *IEEE Trans. Automat. Cont Contr.* Vol. AC-29, pp. 585~594, 1983
- [9] R.A. Singer, "Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Vol. AES-6, No. 4, pp. 473~483, July, 1978
- [10] G.R. Grimmett and D.R. Stirzaker, *Probability and Random process*, Oxford Press, pp. 141~142, 1983
- [11] R.E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction theory," *J. Basic Eng.*, Vol. 82D, pp. 35~50, Mar. 1960
- [12] A. Farina and S. Pardini, "Track While Scan Algorithm in a Cluttered environment," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Vol. AES-14, Sept. pp. 769~779, 1978