GMM-TS를 이용한 표적기동분석용 배치구간 및 초기상태 추정 기법

Batch Time Interval and Initial State Estimation using GMM-TS for Target Motion Analysis

김 우 찬, 송 택 렬*
(Woo-Chan Kim¹ and Taek-Lyul Song¹)
¹Hanyang University

Abstract: Using bearing measurement only, target motion state is not directly obtained so that TMA (Target Motion Analysis) is needed for this situation. TMA is a nonlinear estimation technique used in passive SONAR systems. Also it is the one of important techniques for underwater combat management systems. TMA can be divided to two parts: batch estimation and sequential estimation. It is preferable to use sequential estimation for reducing computational load as well as adaptively to target maneuvers, batch estimation is still required to attain target initial state vector for convergence of sequential estimation. Selection of batch time interval which depends on observability is critical in TMA performance. Batch estimation in general utilizes predetermined batch time interval. In this paper, we propose a new method called the BTIS (Batch Time Interval and Initial State Estimation). The proposed BTIS estimates target initial status and determines the batch time interval sequentially by using a bank of GMM-TS (Gaussian Mixture Measurement-Track Splitting) filters. The performance of the proposal method is verified by a Monte Carlo simulation study.

Keywords: gaussian mixture measurement, nonlinear tracking, target motion analysis, batch estimation, sequential estimation

1. 서론

방위각정보를 이용하여 표적의 운동 상태를 추정하는 표적기동분석기법은 전투체계에 있어 중요한 기술이며 표적기동분석(TMA: Target Motion Analysis)을 탑재하기 위해서는 운용되는 자함 기동 및 센서환경과 대상표적기동에 대하여 다양한 모의실험을 통해 성능분석을 수행해야만 한다. 이는 표적기동분석의 성능 결과가 센서의 성능뿐 아니라 표적의 기동에 대한 자함의 기동에 영향을 미치기 때문이며 가관측성 확보문제가 되겠다[1]. 방위각만을 사용하는 Bearing only TMA(BTMA) 환경에서는 자함의 변침기동을 요구하며 도플러 주파수의 정보를 함께 사용하는 Frequency TMA(FTMA)에서는 자함의 주기적인 변속만으로도 가관측성을 향상시킬 수 있다.

표적기동분석기법은 측정치 사용방법과 시점에 따라 배치 추정 기법(batch estimation)과 순차 추정 기법(sequential estimation)으로 나뉜다. 배치 추정 기법은 배치구간이라 정의되는 일정구간동안 얻어진 측정치 다발(batch)을 이용하여 표적 상태의 최적 해를 구하는 방법으로 해의 수렴성이 우수하며 안정하다. 하지만 배치구간동안 표적의 기동이 설계된 동력학 모델과 다를 경우, 수렴 해의 정확성에 영향을

받게 된다. 순차 추정 기법은 매 시간 얻어진 측정치를 이용하여 동일 시간의 상태 정보를 채신하는 방법으로 예측 단계와 측정치를 사용한 채신 단계의 귀납적 구조(recursive structure)를 이루고 있다. 순차 추정 기법은 데이터를 순차적으로 처리하기 때문에 연산량이 적으며 실시간성에 있어서 큰 이득이 있다. 또한 설계 동력학 모델에 대한 불확실성을 고려할 수 있기 때문에 배치 추정 기법에 비해 기동 표적에 대해 안정된 성능을 보인다. 하지만 초기 상태 값이 수렴성능에 주는 영향력이 배치 추정 기법에 비해 크기 때문에 적절한 초기 값을 알아야하는 점이 있다.

두 종류 모두 장단점의 존재기 때문에 국가마다 선호하는 표적기동분석기법이 다양하다. 국내의 표적기동분석기술은 두 종류의 장점을 모두 이용하는 방법으로 가관측성이 확보되는 구간동안 얻어진 측정치를 이용하여 표적의 초기 상태 값을 배치 추정 기법을 이용하여 구하고 이를 순차 추정 기법의 초기 값으로 하여 순차적으로 추정해 나가는 기법을 제안되고 있다[2,3].

순차 추정 기법을 배치 추정 기법의 결과를 사용함으로써 추정 수렴도는 향상되나 배치 추정을 위해 측정치를 확보하도록 지정된 구간 동안에는 실시간으로 표적의 상태 추정 결과를 얻을 수 없는 실용적인 문제점이 있다.

본 논문에서는 순차추정필터 중 하나인 GMM-TS (Gaussian Mixture Measurements Track Splitting) 알고리즘을 활용한 배치구간 및 초기상태 추정기법인 BTIS (Batch Time interval and Initial State Estimation)을 제안한다. BTIS 알고리즘은 실시간으로 표적의 초기 상태정보와 상태추정

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 6. 30., 수정: 2012. 1. 26., 채택확정: 2012. 2. 4.

김우찬, 송택렬: 한양대학교 전자시스템공학과

(wcquim@gmail.com/tsong@hanyang.ac.kr)

※ 본 논문은 국방과학연구소에서 지원하여 연구하였음(과제번호 ADD-09-70-01-03).

의 수렴을 위한 권장 배치 추정 시간은 계산함으로써 국내 표적기동분석기법의 실용성을 개선하였다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 실용성을 보였다.

II. 시스템 모델링

기본적인 2차원 평면에서의 운동 상태벡터는 위치, 속력으로 이루어져 있으며 기타 표적의 특징 정보 포함하게 되는데 여기서는 도플러 주파수 정보를 사용한다는 환경인 FTMA환경을 고려하여 표적의 방출고유주파수도 포함한 상태 벡터를 사용한다. 시스템의 동력학 시스템은 식 (1)과 같다. 상태벡터는 2차원 직교좌표계에서의 위치, 속도 그리고 고유주파수를 변수로 갖는다. $\mathbf{F}$ 는 상태 천이 행렬이다. 상태 천이 행렬의 경우, 다중 동력학 모델로도 확장이 가능하나 여기서는 식의 간소화를 위해 단일 등속 모델(constant velocity model)로 보인다. $\mathbf{w}_k$ 는 설계된 시스템 모델에 대한 공정 잡음 행렬이며 평균이 0이고 분산이 $\mathbf{Q}_k$ 인 백색가우시안잡음이다.

$$\begin{aligned}\mathbf{X}_{k+1} &= \mathbf{F}\mathbf{X}_k + \mathbf{w}_k \\ \text{where } \mathbf{X}_k &= \mathbf{X}_k^{tgt} = (x_k^{tgt} \ y_k^{tgt} \ \dot{x}_k^{tgt} \ \dot{y}_k^{tgt} \ f_0^{tgt})^T \\ \mathbf{F} &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad T: \text{sampling time} \\ \mathbf{w}_k &\sim N(0, \mathbf{Q}_k)\end{aligned} \quad (1)$$

측정치는 방위각과 도플러 주파수를 사용하는 FTMA환경으로 측정 방정식은 식 (2)로 표적정보 $\mathbf{X}_k^{tgt}$ 과 자함(센서) 정보인 $\mathbf{X}_k^{obs}$ 와의 상대적인(relative) 벡터를 이용한 비선형 시스템이다. 방위각은 진북을 기준으로 한다. $\mathbf{v}_k$ 는 센서의 측정 잡음 행렬로 평균이 0이고 분산이 $\mathbf{R}_k$ 인 백색가우시안잡음이다. c 는 음속으로 1500m/s 다.

$$\begin{aligned}\mathbf{z}_k &= \begin{pmatrix} z_{k,\theta} \\ z_{k,f} \end{pmatrix} = h(\mathbf{X}_k^{tgt}, \mathbf{X}_k^{obs}) + \mathbf{v}_k \\ \text{where } h(\mathbf{X}_k^{tgt}, \mathbf{X}_k^{obs}) &= h(\mathbf{X}_k, \mathbf{X}_k^{obs}) \\ &= \begin{pmatrix} \tan^{-1} \frac{x_k^{tgt} - x_k^{obs}}{y_k^{tgt} - y_k^{obs}} \\ f_0^{tgt} \left(1 - \frac{(x_k^{tgt} - x_k^{obs})(\dot{x}_k^{tgt} - \dot{x}_k^{obs}) + (y_k^{tgt} - y_k^{obs})(\dot{y}_k^{tgt} - \dot{y}_k^{obs})}{c\sqrt{(x_k^{tgt} - x_k^{obs})^2 + (y_k^{tgt} - y_k^{obs})^2}} \right) \end{pmatrix} \\ \mathbf{v}_k &\sim N(0, \mathbf{R}_k)\end{aligned} \quad (2)$$

III. 기존 배치 추정 기법 지니는 실용적 측면에서의 한계점

확장 칼만 필터(EKF: Extended Kalman Filter) [4]는 비선형 추정필터에서의 대표적인 순차추정 필터로써 적절한 초기 상태벡터를 요구한다. 하지만 거리정보를 알 수 없는 환경에서 표적의 위치, 속도 정보에 대한 적절한 값을 선정하기란 쉽지 않다. 이러한 문제에서 배치 추정 기법과 순차추정 기법을 함께 이용함으로써 안정된 표적기동분석 성능을 기대할 수 있다.

식 (3)은 구간 $1 \sim W$ 스캔동안 추정치 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 와 자함 정보

$\mathbf{X}_k^{obs}$ 를 이용하여 계산한 예측 측정치 $h(\hat{\mathbf{X}}_k, \mathbf{X}_k^{obs})$ 와 잡음이 있는 측정치 $\mathbf{z}_k$ 와의 누적잔차로 이루어진 성능지수 함수이다. 배치 추정 기법은 이 성능지수 함수를 최소화하는 표적의 상태벡터를 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 를 계산한다. 단 구간 $1 \sim W$ 동안 표적의 동력학 모델은 $\Phi(t)$ 로 동일하다는 가정이 있으며 식 (4)로 나타낸다.

$$J \triangleq \sum_{i=0}^W (\mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{X}}_k, \mathbf{X}_k^{obs}))^T \mathbf{R}_k^{-1} (\mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{X}}_k, \mathbf{X}_k^{obs})) \quad (3)$$

$$\text{Minimize } J, \text{ subject to } \mathbf{X}_{t_i} = \Phi(t_i - t_0) \mathbf{X}_{t_0} \quad (4)$$

배치 추정 기법을 통한 초기 상태 벡터를 추정하는 방법으로는 누적 잔차 성능 지수 함수 J 를 최소화하는 MLE(Maximum Likelihood Estimation) 방법을 이용하게 되는데 배치 추정 기법은 세 가지 한계점을 지닌다.

첫째는 Newton Raphson Method [5]와 같은 Numerical method를 통해 수렴된 해를 찾기 위해서 초기 값을 선정해야한다는 문제가 있다. 배치 추정 기법을 위한 초기 값을 자동으로 설정하는 알고리즘은 국내에 Searching algorithm 외에 알려지지 않았으며 이를 사용하지 않을 경우, 체계 운용자가 수동으로 표적의 초기상태변수를 선정해야한다. 반복적인 수행으로 수렴 값을 찾기 때문에 초기 오차에 대한 성능 민감도는 순차추정 필터보다는 작지만 최적 해를 구하는데 영향이 있음은 분명하기 때문에 신중히 설정되어야 한다.

둘째는 초기치 선정을 위한 배치구간(W)은 가관측성이 확보되는 구간 이상으로 정해져야 추정결과 값의 수렴성을 보장할 수 있다. TMA에서 가관측성은 측정치의 변화량과 관련이 있다. 가관측성이 확보되는 구간을 알기 위해서 다양한 기동 환경에서의 시뮬레이션을 통해 TMA 목표성능을 만족하거나 근사할 때의 통계적인 배치 구간을 추론하고 있다. 이를 기반으로 실전에서의 배치구간은 제안된 값으로 고정하여 사용하는데 TMA 성능의 안정성(또는 신뢰도) 향상을 위하여 가관측성 확보에 어려운 중장거리표적에 맞추어 배치구간을 크게 설정한다. 하지만 이 방법은 단거리 표적과 같이 방위각의 변화량이 커서 가관측성 확보에 유리한 환경에도 긴 배치 구간을 사용하기 때문에 필요이상의 시간을 사용하여 효율성 문제가 있다.

셋째로 배치 추정 기법을 수행할 때 배치구간 동안은 측정치 정보만을 모으기 때문에 실시간 추정결과를 얻을 수 없는 실용적인 문제가 있다. 설정된 배치 구간의 데이터를 이용할 때, 수렴된 추정 값을 얻을 수 있는지 알 수 없으며 배치추정결과 여부를 막연히 기다려야하는 사용상의 불안감이 존재한다.

IV. 서칭 알고리즘(Searching Algorithm)

식 (3)을 최소화하는 $\hat{\mathbf{X}}_0$ 를 구하기 위해서는 Newton Raphson method 반복 연산을 위한 초기 표적 상태 벡터를 요구한다. 국내에서는 Sampling approach기반의 Searching algorithm이 개발하여 배치추정 초기치 값 선정을 자동화하였다[3]. 본 논문에서 제안하는 기법과의 비교를 위해서 알

고리들을 요약하면 3단계로 나뉜다.

1. Generate searching samples

샘플을 생성하기 위해 관심 표적이 지날 수 있는 상태정보를 이용하여 표적이 존재할 만한 탐색 영역을 정한다. 탐색 영역은 초기 입수된 방위각 측정치를 중심으로 $\pm 3\sigma$ 각도 영역에 관심표적의 최대/최소 거리로 나타낼 수 있다. n_{sample} 개의 샘플의 위치 정보는 탐색 영역 내 임의로 생성하며 속도 정보 역시 표적의 최대 속도 범위 내에서 임의로 정한다. 랜덤변수의 분포는 균일 분포 혹은 정규 분포를 이용한다.

2. Calculate performance index value

각각의 생성된 n_{sample} 개의 샘플을 식 (3)에 대입하여 모든 샘플에 대한 성능 지수 값 $J_1, \dots, J_{n_{sample}}$ 을 계산한다. 표적의 상태 변수에 근사한 샘플일수록 성능지수 값은 작다.

3. Find minimum J

n_{sample} 개의 샘플 중 가장 작은 성능 지수 값을 지니는 샘플의 상태 벡터를 MLE 배치 반복 연산을 위한 초기 값으로 사용한다.

샘플의 수가 많아질수록 searching algorithm의 결과는 MLE batch의 수치해석 결과인 $\hat{\mathbf{X}}_0$ 와 유사하게 된다. 하지만 상태변수 차원의 크기와 탐색 영역에 다양하게 분포됨을 고려했을 때, 모든 경우의 상태 벡터가 존재하기 위한 샘플의 수는 무한하게 생성해야 하며 이는 연산량 문제에 직결하게 된다. 따라서 이 알고리즘은 batch estimation이 수렴하는 값을 얻을 수 있을 정도의 근사치만 제공하는 것이 목표라 할 수 있다.

V. 순차추정기법 GMM-TS 알고리즘

일반적인 순차 추정 알고리즘은 연산량이 적어서 실시간 표적 상태 쇄신이 용이하다는 장점이 있지만 recursive구조의 초기 상태 상태 벡터 $\mathbf{X}_0^{rel}$ 와 초기 오차 공분산 $\mathbf{P}_0$ 을 필요로 하며 적절한 값이 아닐 경우 수렴을 보장할 수 없게 된다. 이러한 문제로 초기치 상태 벡터 추정을 위한 배치 추정 기법을 이용하였다.

D. Musicki는 수동 소나를 이용한 단일 센서 추적의 BTMA 환경에서 GMM (Gaussian Mixture Measurements)를 이용하는 추적 알고리즘인 TS (Track Splitting Filter)를 결합한 GMM-TS를 제안하였다[6]. GMM-TS는 거리를 알 수 없는 방위각 정보에 대하여 거리정보를 구간별로 나누어 직교좌표 위치 정보를 지니는 다수의 측정치 컴퍼넌트(measurement component)를 생성하고 다수의 트랙 컴퍼넌트(track component)와의 조합의 모든 경우에서 측정치 우도함수를 산출하여 이를 Gaussian Mixture를 하여 표적트랙의 상태를 추정해 나간다. 대표적인 GMM-TS의 특징은 초기 표적 상태 값을 요구하지 않고 표적의 존재 범위, 최대 속도만을 요구한다. 표적의 초기 상태를 요구하지 않기 때문에 적절한 표적 초기 상태 추정을 위한 배치 추정 기법의 사용이 요구되지 않는다. 따라서 가관측성을 확보하기 위한 배치 구간 동안 어떠한 추적 결과를 얻을 수 없었던 기타 알고리즘에 비해서는 초기 시점부터 추적 결과를 실시간으로

로 확인할 수 있다.

[6]에서는 GMM-TS는 방위각 측정치 환경에만 소개되어 있지만 GMM-TS알고리즘을 FTMA 환경에 맞게 활용한 알고리즘도 있다[1]. 식 (2)에서 방위각에 한정하여 식 (5)와 같이 표적/자함의 위치 정보로 모델링할 수 있다. $\mathbf{H}$ 는 상태변수를 2차원 위치평면에 투영하는 projection 행렬이다.

$$\begin{aligned} \mathbf{H}\mathbf{X}_k^{tgt} - \mathbf{H}\mathbf{X}_k^{obs} &= r_k \begin{pmatrix} \sin\theta_k \\ \cos\theta_k \end{pmatrix} \\ \text{where } \mathbf{H} &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

식 (5)에서 r_k 는 표적과 자함의 상대 거리 정보로 수동 소나를 이용하는 TMA 환경에서는 이를 정확히 알 수 없다. 따라서 불확실성의 범위에 대해서는 운용자 및 환경에 의한 관심표적 최소/최대 거리로 정의한다. 거리 범위 $r_{\min} \leq r_k \leq r_{\max}$ 를 G_k 개의 구간으로 분할하여 거리정보를 생성하고(segmentation) 식 (6), 식 (7)을 이용하여 2차원 평면에서의 위치측정치 $z_{k,g}$ 를 생성한다. 이를 측정치 컴퍼넌트라 한다. 위치 측정치의 측정공분산 $\mathbf{R}_{k,g}$ 은 거리정보와 rotation 행렬 $\mathbf{T}_k$ 를 통해 구할 수 있다. GMM-TS의 기하학적 설명은 그림 1에 나타내었다. 방향만으로 주어진 bearing 측정치를 거리 segment를 통해 생성된 2차원 위치 측정치를 사용한다. 분할된 2차원 타원은 segment영역을 뜻하고 십자모양은 측정치 컴퍼넌트의 위치를 나타낸다. 식 (10)에서 ρ 는 segment의 비율이며 $r_{k,1} = r_{\min}$ 이다. 식 (11)d,s 각 segment에 표적이 존재할 확률을 $\gamma_{k,g}$ 를 나타내며 $\sum_{g=1}^{G_k} \gamma_{k,g} = 1$ 이다. $\sigma_{k,\theta}$ 는 센서의 방위각 측정 잡음 1- σ 를 의미한다.

$$z_{k,g} = \mathbf{H}\mathbf{X}_k^{obs} + r_{k,g} \begin{pmatrix} \sin z_{k,\theta} \\ \cos z_{k,\theta} \end{pmatrix} \quad g = 1, \dots, G_k \quad (6)$$

$$\mathbf{R}_{k,g} = \mathbf{T}_k \begin{pmatrix} \left(\frac{\Delta r_{k,g}}{2} \right)^2 & 0 \\ 0 & (\bar{r}_{k,g} \sigma_{k,\theta})^2 \end{pmatrix} \mathbf{T}_k^T \quad (7)$$

$$\text{where } \mathbf{T}_k = \begin{pmatrix} \sin z_{k,\theta} & \cos z_{k,\theta} \\ \cos z_{k,\theta} & -\sin z_{k,\theta} \end{pmatrix}$$

$$\Delta r_{k,g} = r_{k,g+1} - r_{k,g} \quad (8)$$

$$\bar{r}_{k,g} = (r_{k,g+1} + r_{k,g})/2 \quad (9)$$

$$\begin{aligned} r_{k,g+1} &= \rho r_{k,g} \quad g = 1, \dots, G_k - 1 \\ \text{where } \rho &= (r_{\max}/r_{\min})^{1/G_k} \end{aligned} \quad (10)$$

$$\gamma_{k,g} = \frac{\sqrt{\det(\mathbf{R}_{k,g})}}{\sum_{i=1}^{G_k} \sqrt{\det(\mathbf{R}_{k,i})}} \quad (11)$$

GMM-TS 알고리즘은 컴퍼넌트 초기화단계, 예측단계, 사전 측정치 우도함수 계산단계, 상태쇄신단계, 컴퍼넌트 관리 단계로 나뉜다.

그림 1. GMM-TS 알고리즘 동작 예시.

Fig. 1. GMM-TS algorithm presentation.

1. Track initiation/Track component generation

표적의 트랙은 true track이라 하며, 이를 추정하는 추정 트랙이 존재한다. 한 추정 트랙에는 여러 개의 트랙 컴퍼넌트를 포함하며 추정을 시작함에 앞서 트랙 컴퍼넌트를 생성하여야 하며 GMM-TS에서는 트랙 컴퍼넌트를 생성하고 관리하는 기술을 포함하고 있다. 또한 더 나아가 여러 트랙을 관리하며 추정해 자료결합기법의 GMM-ITS (GMM-Integrated Track Splitting)로 확장할 수 있으며 본 논문에서는 GMM-TS 알고리즘에 한하여 소개한다. 트랙 컴퍼넌트를 초기화하는 방법은 기존의 트랙 초기화방법을 이용할 수 있는데 G_k 개의 측정치 컴퍼넌트를 이용한 1-point initiation은 식 (12)와 같다[7]. 여기서 $V_{\max}$ 는 관심 표적의 최대 속력이며 I_2 는 2차원 identity 행렬이다.

$$\begin{aligned} \text{track component of } \hat{\mathbf{X}}_k &= \{\hat{\mathbf{X}}_{k,i}\}_{i=1,\dots,G_k} \\ \hat{\mathbf{X}}_{0|0,i} &= (\mathbf{z}_{k,i} \quad \mathbf{0})^T \\ \hat{\mathbf{P}}_{0|0,i} &= \begin{pmatrix} \mathbf{R}_{k,i} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \frac{1}{3} V_{\max}^2 I_2 \end{pmatrix}^T \end{aligned} \quad (12)$$

2. Track prediction

$k-1$ 스캔에서의 사후 확률 밀도 함수(posterior pdf)는 식 (13)과 같다.

$$p(\mathbf{X}_{k-1}|\mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) = \sum_{c=1}^{C_{k-1}} \xi_{k-1}(c) p(\mathbf{X}_{k-1}|c, \mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) \quad (13)$$

c 는 트랙 컴퍼넌트의 index이며 C_{k-1} 은 $k-1$ 스캔에서의 트랙 컴퍼넌트의 개수이다. $p(\mathbf{X}_{k-1}|c, \mathbf{z}_{\theta}^{k-1})$ 은 트랙 컴퍼넌트 c 가 표적을 추적하는 true track 컴퍼넌트임을 가정하는 트랙 상태 pdf이다.

$$p(\mathbf{X}_{k-1}|c, \mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) = N(\mathbf{X}_{k-1}; \hat{\mathbf{X}}_{k-1,c}, \hat{\mathbf{P}}_{k-1,c}) \quad (14)$$

또한 $\xi_{k-1}(c)$ 는 방위각 측정치 집합 $\mathbf{z}_{\theta}^{k-1}$ 을 사용한 후 c 번째 트랙 컴퍼넌트가 true track 컴퍼넌트일 상대적인 확률이다.

$$\xi_{k-1}(c) \triangleq p(c|\mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) \quad (15)$$

$$\sum_{c=1}^{C_{k-1}} \xi_{k-1}(c) = 1 \quad (16)$$

각 트랙 컴퍼넌트에 대한 예측 과정을 수행한다. 예측된 표적 상태 pdf, $p(\mathbf{X}_k|\mathbf{z}_{\theta}^{k-1})$,는 Chapman Kolmogorov식에 의해 식 (17)와 같이 표현 할 수 있다.

$$p(\mathbf{X}_k|\mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) = \int_{\mathbf{X}_{k-1}} p(\mathbf{X}_k|\mathbf{X}_{k-1}) p(\mathbf{X}_{k-1}|\mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) d\mathbf{X}_{k-1} \quad (17)$$

식 (17)의 적분형태에서 $p(\mathbf{X}_{k-1}|\mathbf{z}_{\theta}^{k-1})$ 을 식 (18)와 같은 합의 형태로 정리하면 다음과 같다.

$$p(\mathbf{X}_k|\mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) = \sum_{c=1}^{C_{k-1}} \xi_{k-1}(c) p(\mathbf{X}_k|c, \mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) \quad (18)$$

$$p(\mathbf{X}_k|c, \mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) = N(\mathbf{X}_k; \mathbf{X}_{k|k-1,c}, \mathbf{P}_{k|k-1,c}) \quad (19)$$

이는 각 트랙 컴퍼넌트마다 선형 칼만 필터의 예측 과정을 수행하는 것과 동일하며 식 (20)과 같다. $\mathbf{F}$ 는 상태 전이 행렬이며 $\mathbf{Q}$ 는 공정잡음 공분산 행렬이다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1,i} &= \mathbf{F} \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1,i} \\ \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1,i} &= \mathbf{F} \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1,i} \mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \mathbf{Q}^T \\ i &= 1, \dots, C_{k-1} \end{aligned} \quad (20)$$

3. Prior measurement likelihood

측정치 $\mathbf{z}_{\theta,k}$ 의 prior likelihood pdf p_k 는 식 (21)에서와 같이 존재하는 측정치 컴퍼넌트 사전 우도함수 $p_{k,g}$ 의 weight sum으로 근사화 시킬 수 있다. $p_{k,g}$ 는 g 번째 측정치 컴퍼넌트가 true일 때의 prior measurement likelihood pdf이며 이는 다음과 같이 G_k 개의 측정치 컴퍼넌트에 대한 C_{k-1} 개의 트랙 컴퍼넌트의 measurement likelihood pdf $p_{k,g}(c)$ 의 집합으로 이루어져 있다. $p_{k,g}(c)$ 는 g 번째 측정치 컴퍼넌트와 c 번째 트랙 컴퍼넌트의 likelihood를 의미한다.

$$p_k = p(\mathbf{z}_{\theta,k}|\mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) = \sum_{g=1}^{G_k} \gamma_{k,g} p_{k,g} \quad (21)$$

$$p_{k,g} \triangleq p(\mathbf{z}_{\theta,k}|g, \mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) = \sum_{c=1}^{C_{k-1}} \xi_{k-1}(c) p_{k,g}(c) \quad (22)$$

$$p_{k,g}(c) \triangleq p(\mathbf{z}_{\theta,k}|g, c, \mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) = N(\hat{\mathbf{z}}_{k,g}; \bar{\mathbf{u}}_k(c), \mathbf{S}_{k,g}(c)) \quad (23)$$

$$\text{where } \bar{\mathbf{u}}_k(c) = \mathbf{H} \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1,c}, \quad c = 1, \dots, C_k$$

$$\mathbf{S}_{k,g}(c) = \mathbf{H} \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1,c} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_{k,g}$$

4. Track update

트랙 컴퍼넌트마다 각 측정치 컴퍼넌트를 이용하여 칼만 필터 상태채신을 수행한다. 이는 방위각 측정 정보를 이용

하여 생성된 측정치 컴퍼넌트를 이용해서 트랙 컴퍼넌트를 쇠신한다. 이는 선형 칼만 필터의 쇠신과정과 동일하다. 연이어 도플러 측정치를 이용하여 쇠신한다. 여기서는 도플러 주파수에 의한 쇠신과정을 확장 칼만 필터 쇠신 과정과 동일하게 수행하는 방법으로 GMM-TS를 확장하였다. 측정치 컴퍼넌트를 이용한 트랙 컴퍼넌트 쇠신할 수 있는 조합 가지 수 C_k^- 는 $G_k C_{k-1}$ 만큼 증가하게 된다.

$$C_k^- = G_k \cdot C_{k-1} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \{\hat{\mathbf{X}}_{k|k,c}^-, \hat{\mathbf{P}}_{k|k,c}^-\} &= KF_{update} \{\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1,c}^-, \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1,c}^-, \mathbf{z}_{k,g}, \mathbf{R}_{k,g}\} \\ \{\hat{\mathbf{X}}_{k|k,c}^-, \hat{\mathbf{P}}_{k|k,c}^-\} &= EKF_{update} \{\hat{\mathbf{X}}_{k|k,c}^-, \hat{\mathbf{P}}_{k|k,c}^-, \mathbf{z}_{k,f}, \mathbf{R}_{k,f}\} \\ \xi_k(c^-) &= p(c, g | \mathbf{z}_{k,\theta}) = \frac{p_{k,g}(c) \gamma_{k,g} \xi_{k-1}(c)}{p_k} \quad (25) \\ \text{where } c &= 1, \dots, C_{k-1}^- \\ g &= 1, \dots, G_k \\ c^- &= 1, \dots, C_k^- \end{aligned}$$

새로운 컴퍼넌트 상대 확률 $\xi_k(c^-)$ 은 Baye's rule [8]을 이용하여 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \xi_k(c^-) &\triangleq p(c, g | \mathbf{z}_{k,\theta}^k) \quad (26) \\ &= \frac{p(\mathbf{z}_{\theta,k} | c, g, \mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) p(g | c, \mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) p(c | \mathbf{z}_{\theta}^{k-1})}{p(\mathbf{z}_{\theta,k} | \mathbf{z}_{\theta}^{k-1})} \end{aligned}$$

식 (26)에서 measurement likelihood 컴퍼넌트 g 확률은 이전 측정치나 표적의 상태에 비례하지 않는 $p(g | c, \mathbf{z}_{\theta}^{k-1}) = \gamma_{k,g}$ 이므로 식 (27)을 얻을 수 있다. 트랙 컴퍼넌트의 상대확률 $\xi_k(c^-)$ 은 사전 측정치 우도함수를 이용하여 쇠신하며 총 합은 1이 되게끔 정규화과정이 필요하다.

$$\xi_k(c^-) = \frac{p_{k,g}(c) \gamma_{k,g} \xi_{k-1}(c)}{p_k}, \quad c^- = 1, \dots, C_k^- \quad (27)$$

$$\sum_{c^- = 1}^{C_k^-} \xi_k(c^-) = 1 \quad (28)$$

5. Track component management

이상적으로는 트랙 컴포넌트 개수 관리 과정이 요구되지 않지만 식 (24)와 같이 기하급수적으로 증가하는 트랙 컴포넌트의 수로 인해 막대한 연산량 문제를 고려해야 한다. 따라서 증가된 트랙 컴포넌트를 관리하는 단계가 필요하다.

트랙 컴퍼넌트의 수를 줄이는 방법은 쇠신을 하는데 사용한 측정치 컴퍼넌트의 기록이 동일한 트랙 컴퍼넌트를 병합(merging)하는 방법과 낮은 상대 확률 $\xi_k(c^-)$ 을 지닌 트랙 컴퍼넌트 제거(pruning)하는 방법이 있다. 여기서는 직전 사용된 측정치 컴퍼넌트가 동일한 트랙 컴퍼넌트를 병합하는 단계를 식 (29)에 나타내었다. 이 단계를 통해 k 시점에서의 트랙 컴퍼넌트의 개수 C_k 는 G_k 가 된다.

$$\xi_k(c_{k,M}) = \sum_{c_k^- \in c_{k,M}} \xi_k(c_k^-) \quad (29)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k,c_{k,M}} = \frac{1}{\xi_k(c_{k,M})} \sum_{c_k^- \in c_{k,M}} \xi_k(c_k^-) \hat{\mathbf{X}}_{k|k,c_k^-} \quad (30)$$

그림 2. 방위각 및 주파수 정보를 사용하는 GMM-TS 알고리즘의 개요.

Fig. 2. Follow chart of the GMM-TS algorithm using bearing and frequency measurements.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{P}}_{k|k,c_{k,M}} &= \frac{1}{\xi_k(c_{k,M})} \sum_{c_k^- \in c_{k,M}} \xi_k(c_k^-) \\ &\quad \left\{ \hat{\mathbf{P}}_{k|k,c_k^-} + \hat{\mathbf{X}}_{k|k,c_k^-} (\hat{\mathbf{X}}_{k|k,c_k^-})^T \right\} - \hat{\mathbf{X}}_{k|k,c_{k,M}} (\hat{\mathbf{X}}_{k|k,c_{k,M}})^T \quad (31) \end{aligned}$$

6. Track output

Track output과정은 실제로 GMM-TS 알고리즘 루프에는 포함되지 않으며 운용자에게 추정 결과를 보여주기 위한 트랙 컴퍼넌트 추정치들의 대푯값을 계산하는 과정이다. 쇠신 과정 및 트랙 컴퍼넌트 병합과정이 완료된 C_k 개의 트랙 컴퍼넌트들에 대하여 GMM-TS의 output은 다음과 같다. 여기서 상대적인 확률의 총 합은 1이 되어야 한다. 그림 2는 GMM-TS의 흐름도를 나타내며 표 1에는 각 단계에서의 트랙 컴퍼넌트의 개수와 주요 식을 정리하였다.

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k} = \sum_{c=1}^{C_k} \xi_k(c) \hat{\mathbf{X}}_{k,c} \quad (32)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k = \sum_{c=1}^{C_k} \xi_k(c) \left(\hat{\mathbf{P}}_{k,c} + \hat{\mathbf{X}}_{k,c} \hat{\mathbf{X}}_{k,c}^T \right) - \hat{\mathbf{X}}_k \hat{\mathbf{X}}_k^T \quad (33)$$

$$\sum_{c=1}^{C_k} \xi_k(c) = 1 \quad (34)$$

GMM-TS는 기존 순차추정 필터들에 비해 그 초기 값 설정이 관심 표적의 거리 범위만을 요구함을 알 수 있어서 배치 추정 기법을 요구하지 않는 장점이 있다. 또한 평행하게 TMA 배치 추정 기법을 수행하는 동안 근사적인 표적 추정 정보를 제공할 수 있으므로 전술운용에 도움을 줄 것으로 기대된다. 하지만 [1]에서는 GMM-TS만을 이용하는 TMA성능은 배치와 순차 추정 기법을 사용하는 방법보다 추정 수렴 속도 면에서 다소 늦음을 보였다. 따라서 일반적인 추적 시스템은 기존의 방법을 유지하면서 GMM-TS를 활용할 방법을 고려하였다.

표 1. GMM-TS 1사이클에서의 트랙 컴퍼넌트 개수 변화.

Table 1. The number of track components in GMM-TS 1 cycle loop.

Scan Index	Step	Equations	Number of track components
$k-1$	component control		C_{k-1}
k	prediction step	(13)	C_{k-1}
k	prior measurement likelihood	(21~23)	C_{k-1}
k	update	(24,27)	$G_k C_{k-1}$
k	component control	(29~31)	C_k

VI. 배치 구간 및 초기 상태 추정기법

(Batch Time Interval and Initial State Estimation)

1. 초기 상태 추정

일반적으로 자함의 탐지 범위가 크기 때문에 본 논문에서 제안하는 배치구간 및 초기상태 추정 기법(BTIS)는 광범위한 거리 구간을 할당하여 각 구간마다 GMM-TS를 수행하는 그림 2와 같이 Bank 형태의 GMM-TS를 사용한다. n_{filter} 개의 GMM-TS필터 중 i 번째 필터의 k 스캔에서 상태 추정 벡터를 $\hat{\mathbf{X}}_k^{<i>}$ 라 표기하면 이를 이용한 초기 상태 벡터는 식 (35)의 retrodiction 기법을 사용한다.

Retrodiction 기법은 현재 상태를 사용하여 과거 상태 변수를 예측하는 과정으로 해당구간동안 표적이 정해진 동역학 모델을 따른다는 가정이 있다. 하지만 이는 배치 추정 기법에서도 사용되는 가정이기도 하면서 배치구간 보다 적은 구간에서 정의되기 때문에 retrodiction에서의 가정은 배치 추정 기법의 가정보다는 느슨한 제약이다.

이러한 제약을 감안하는 이유는 앞의 가정 하에서 가관측성이 적은 추적초반의 경우, 처음의 추정된 결과를 바로 사용하기보다는 일정 구간 쇄신 과정을 통해 추정된 결과를 이용한 값이 보다 추정오차가 줄어들기 때문이다.

$$\hat{\mathbf{X}}_0^{<i>} = \begin{pmatrix} x_0^{<i>} \\ y_0^{<i>} \\ \dot{x}_0^{<i>} \\ \dot{y}_0^{<i>} \\ f_0^{<i>} \end{pmatrix} = \mathbf{B}_k \begin{pmatrix} x_k^{<i>} \\ y_k^{<i>} \\ \dot{x}_k^{<i>} \\ \dot{y}_k^{<i>} \\ f_0^{<i>} \end{pmatrix} \quad i = 1, \dots, n_{filter} \quad (35)$$

$$\text{where } \mathbf{B}_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -kT & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -kT & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

각 GMM-TS 필터에서는 식 (32)를 통해 $\hat{\mathbf{X}}_k^{<i>}$ 를 구하고 식 (35)로 retrodiction된 초기 상태 벡터 $\hat{\mathbf{X}}_0^{<i>}$ 를 구할 수 있다. 이 초기 추정치를 식 (3)을 이용하여 성능지수를 구하며 식 (36)에서와 같이 가장 작은 값을 지닌 상태 벡터를 추정치의 대푯값으로 정한다. 이를 통해 표적과 자함의 초기 상대 거리 r_0 를 추정할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{X}}_0 = \arg \min [\mathcal{J}(\mathbf{X}_0^{<i>})]_{i=1,2,\dots,n_{filter}} \quad (36)$$

그림 3. Bank 형태의 GMM-TS 필터 ($n_{filter} = 7$).Fig. 3. Bank of GMM-TS filters ($n_{filter} = 7$).

$$\hat{r}_0 = \sqrt{\hat{x}_0^2 + \hat{y}_0^2} \quad (37)$$

2. 배치 구간 추정

이후에는 추정된 초기 상대거리 결과로 배치 수행 구간을 설정하는 문제가 남는다. Monte-Carlo 시뮬레이션을 통해 수렴목표를 만족하는 거리에 대한 배치 구간을 기준으로 사용할 수 있다. 예를 들어 시뮬레이션에 근거한 통계적인 자료로써 30 km 표적에 대하여 30분의 배치 수행시간이 권장되는 경우, 순차적으로 거리를 추정한 결과가 30 km 안팎을 추정한다면 30분이 되는 시점에서 다수 GMM-TS 수행을 종료하고 이때의 성능지수 값이 제일 작은 초기 위치 추정 값 $\arg \min [\mathcal{J}(\mathbf{X}_0^{<i>})]$ 을 배치 추정 기법의 iteration 수행을 위한 초기 값으로 사용한다.

거리의 따른 권장시간 지표가 세분화되어 있을 경우는 판단과정이 늘어난다. 예를 들어 위의 예시에서 추정 초기 거리가 31 km일 경우, 안정된 추정을 위해 ‘30 km 밖의 표적’일 경우도 염두에 두어야 한다. 위의 예시 조건에 35 km 표적에 대해 35분의 배치 수행 권장 시간이 추가로 있다면 30분 시점에서 종료하는 것이 아닌 35분까지 GMM-TS를 수행하게 된다. 물론 그 사이에 가관측성이 확보되어 35분 이내에 30 km 이내 표적으로 추정 쇄신 될 경우 바로 GMM-TS 수행을 종료하고 그 때까지 얻어진 추정치를 이용하여 배치 추정 기법을 수행하면 된다. 블록 흐름도는 그림 4와 같다.

BTIS는 추정된 초기거리를 기준으로 배치 권장시간을 제공하기 때문에 실용화를 위해서는 사용되는 거리에 따른 판단기준을 컴퓨터 시뮬레이션 결과 뿐 아니라 다양한 해상 데이터 기반으로 완성되어야 한다. 하지만 이러한 작업은 TMA 성능분석/실험 단계에서 대부분 수행되기 때문에 BTIS 알고리즘 적용에 따른 추가적인 분석 자료는 요구하지 않는다.

그림 4. BTIS 알고리즘 블록 흐름도.

Fig. 4. Block diagram of BTIS.

BTIS는 기존의 수동적인 TMA 구조를 자동화하는데 기여할 수 있으며 실시간으로 추정치를 관측하여 배치구간을 적합하게 설정하는 장점이 있다. 또한 배치구간 동안 Bank of GMM-TS의 실시간 결과를 보여줌으로써 TMA 수렴여부를 확인시켜 줄 수 있다.

VII. 시뮬레이션 연구

1. 시뮬레이션 환경

시뮬레이션을 통한 BTIS의 추정 성능을 확인하였다. 시나리오는 그림 5와 그림 6같이 같이 표적과 자함이 기동하며 표적은 등속(7.5 m/s), 자함은 일정 구간 변속($3 \sim 5 \text{ m/s}$)을 하며 진행한다. 표적의 고유 방출 주파수는 200 Hz 이다. 센서의 측정주기는 1 초이며 방위각 측정 잡음과 도플러 주파수의 측정 잡음의 $1-\sigma$ 는 각각 1° , 0.01 Hz 이다. 총 시뮬레이션 시간은 1800 초이며 거리에 따른 배치권장 구간은 표 1과 같다. GMM-TS는 총 7 개의 필터를 사용하여 관심 표적의 범위는 $0.01 \sim 40 \text{ km}$ 이다. 각 필터는 10 km 의 구간으로 서로 5 km 씩 겹쳐 있으며 측정 컴퍼넌트의 수는 8 개다. 수렴 조건은 추정오차가 초기거리의 10% 이내이며 몬테칼로 시뮬레이션을 500 회 수행하였다. 배치 추정 기법 이후에는 순차 추정 기법으로 EKF를 사용했다. 자세한 파라미터는 표 2와 같다.

TMA 성능 비교는 초기치 추정을 위한 기존의 Searching

그림 5. 시뮬레이션 시나리오 1 (7 km 표적).

Fig. 5. Simulation scenario 1 (7 km target).

그림 6. 배치 추정 기법 결과 (7 km 표적).

Fig. 6. Batch estimation result (7 km target).

Algorithm을 사용하는 Generic batch estimation과 BTIS를 사용한 batch estimation의 성능을 비교한다. 표 3은 사전 주어진 TMA 성능 분석표이며 BTIS의 거리에 따른 권장 배치시간 도표로 사용된다. 기존의 배치 추정 기법은 표적의 초기거리를 실시간으로 알 수 없는 한계가 있기 때문에 거리와 관계없이 650 scan으로 고정하였다.

표 2. 시뮬레이션에서 사용한 각 알고리즘의 파라미터.

Table 2. Parameters for simulation.

Bank of GMM-TS ($n_{filter} = 7$)		
Index	$r_{min}^{<i>}$	$r_{max}^{<i>}$
1	0.01 [km]	10.0 [km]
2	5.0 [km]	15.0 [km]
3	10.0 [km]	20.0 [km]
4	15.0 [km]	25.0 [km]
5	20.0 [km]	30.0 [km]
6	25.0 [km]	35.0 [km]
7	30.0 [km]	40.0 [km]
V_{max}		15.0 m/s

Target Initial State	
Scenario I : 7 km	
Scenario II : 18 km	
velocity	7.5 m/s
heading	-90°

Observer	
velocity	3.0-5.0 m/s
heading	0°

Searching Algorithm	
n_{sample}	10000
$[r_{min}, r_{max}]$	[0.01km, 40.0km]
$[v_{min}, v_{max}]$	[-15.0m/s 15.0m/s]

Sensor	
T	1 sec
σ_{θ}	1°
σ_f	0.01 Hz

Total scans	1800
Monte Carlo runs	500

표 3. 시뮬레이션에서 사용한 거리에 따른 권장 배치구간.

Table 3. Recommended batch interval considering the distance used in simulation.

Distance	BTIS	Generic batch estimation
0 ~ 10 km	550 scan	650 scan (fixed)
10 ~ 20 km	600 scan	
20 ~ 25 km	650 scan	

2. 시나리오 1(7 km 표적)

단거리 표적(7km)의 경우, BTIS를 통한 평균 권장 배치 구간은 590 scan으로 표 3의 설정 값보다 높은데 이는 0~10 km대상으로 설정된 550 scan 데이터만으로는 가관측성을 충분히 확보하지 못했음을 알 수 있다. 하지만 몬테칼로 시뮬레이션 결과, BTIS는 500회 모두 실제 표적이 존재하는 구간인 5~15 km구간에서의 GMM-TS 결과 값을 선정하여 초기 상태 추정 값으로 사용하였다.

그림 6의 상단 2개는 배치구간을 고정된 Generic batch estimation을 사용한 방법과 배치 구간 추정 알고리즘 BTIS를 각각 사용하여 표적의 초기 위치 추정 분포를 그린 것이며 하단은 두 추정 분포를 겹쳐 그린 것이다. 표 4는 추정 결과의 RMSE를 나타내었는데 표적의 초기 추정 결과가 Generic batch estimation에서 650 scan 구간을 수행한 결과와 같음을 알 수 있다. 배치 추정 기법을 통해 얻은 초기 상태 벡터를 초기 값으로 순차 추정 기법의 수렴도는 그림 7에 나타내었다. 시뮬레이션 결과를 통해 BTIS는 기존에 방법에 비해 배치구간을 줄이면서도 동일성능을 보임을 알 수 있다. 순차 추정 기법의 시간에 따른 거리 RMSE는 그림 8에 도시하였다.

추정 RMSE는 750 scan 이후 증가하는데, 이는 실제 표적과 자함의 상대거리가 다시 멀어짐으로 인해 거리에 대한 측정 잡음의 크기가 증가하기 때문이다.

그림 7. 유효 트랙 수 (7 km 표적).

Fig. 7. The number of valid tracks (7 km target).

그림 8. 순차 추정 기법의 거리 RMSE (7 km 표적).

Fig. 8. RMS Range Error of sequential estimation (7 km target).

표 4. 표적의 초기 상태 추정 RMSE (7 km 표적).

Table 4. RMSE of initial target state estimation (7 km target).

	BTIS	Generic batch estimation
Batch interval [scan]	590	650
Range RMSE [m]	26.747	26.747
Velocity RMSE [m/s]	0.0356	0.0356

3. 시나리오 2(18 km 표적)

시나리오 2의 경우, 표적과 자함과의 거리는 시나리오 1보다 먼 18 km이며 시나리오 1과 동일한 속력의 표적이다. 그림 5와 그림 9를 통해 장거리 표적일수록 방위각 변화량이 적어짐을 알 수 있다. 이는 초기 거리를 추정하기 위한 가관측성을 확보하는데 장거리 표적의 경우는 배치 구간이 늘어나게 됨을 의미한다. 18 km 표적에 대하여 BTIS기법과 Generic batch estimation의 초기 상태 추정 분포는 그림 10과 같다.

표 5는 표 4에 비해 추정 오차가 증가함을 알 수 있으며 그림 10에서 분포가 거리방향으로 더 퍼짐을 알 수 있는데 이는 자함과 표적과의 거리가 멀수록 거리를 추정하기 위해서 더 많은 측정치를 모아야함의 타당성을 보여준다. 그림 10과 표 5를 통해 BTIS 이용한 초기 상태 추정 성능이 기존과 동일함을 알 수 있다.

BTIS를 이용하여 평균 권장 배치구간은 600 scan으로 100 %일치 하였으며 그 결과 역시 650 scan 구간을 수행한 결과와 같음을 알 수 있다. BTIS를 사용하였을 때 기존보

그림 9. 시뮬레이션 시나리오 2 (18 km 표적).

Fig. 9. Simulation scenario 2 (18 km target).

표 5. 표적의 초기 상태 추정 RMSE (18 km 표적).

Table 5. RMSE of initial target state estimation (18 km target).

	BTIS	Generic batch estimation
Batch interval [scan]	600	650
Range RMSE [m]	683.27	683.27
Velocity RMSE [m/s]	0.937	0.937

그림 10. 배치 추정 기법 결과 (18 km 표적).

Fig. 10. Batch estimation result (18 km target).

그림 11. 유효 트랙 수 (18 km 표적).

Fig. 11. The number of valid tracks (18 km target).

그림 12. 순차 추정 기법의 거리 RMSE (18 km 표적).

Fig. 12. RMS Range Error of sequential estimation (18 km target).

표 6. 연산 수행 속도.

Table 6. Performance of operation speed.

	BTIS	Generic batch estimation
초기치 설정 알고리즘	GMM-TS	Searching Algorithm
TMA 평균 수행 시간	6.58 sec	16.79 sec

다 50 scan전에 배치추정 결과를 구하므로 빠른 표적 추적을 수행할 수 있다.

배치 추정 기법으로 얻은 초기 추정치를 이용한 순차 추정 기법의 수렴도와 RMSE는 그림 11과 그림 12에 도시하였다.

표 6은 Searching Algorithm을 사용하는 Generic batch estimation과 BTIS의 단일 시뮬레이션을 위한 평균 수행시간을 비교하였다. 제안하는 알고리즘 BTIS가 연산속도에서 2배 이상 빠름을 알 수 있다. 시뮬레이션에 사용된 컴퓨터의 성능은 Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU 2.5GHz 및 3.25GB RAM이다.

VIII. 결론

배치구간 및 초기상태 추정 기법(BTIS)은 배치 추정 기법의 안정된 성능을 위해 bank of GMM-TS를 기반으로 순차추정을 수행하면서 권장 배치구간을 산출하는 알고리즘으로 다양한 환경에 적합하게 동작하도록 고안한 알고리즘

이다.

TMA 배치 추정 기법의 성능 분석 연구에서는 대체로 가관측성 확보를 위한 배치구간을 분석한다. 가관측성에 영향을 주는 대표적인 변수로는 표적과의 상대거리가 있으며 이는 방위각의 변화량에서 차이가 있기 때문이다. 거리에 따른 권장배치구간을 제시하면 운용자는 이를 이용하여 실전에서 배치구간을 설정해야 하는데 표적의 상대거리를 초기에 파악하기란 어려운 일이다.

BTIS는 기존의 배치추정기법이 지닐 수 있는 단점들을 개선하였다. 첫째는 배치추정기법을 위한 초기위치를 순차 추정필터인 GMM-TS를 통해 추정하여 배치구간 내에서도 실시간 추정 결과를 제공함으로써 전시 상황에서 운용자의 불안감을 감소시킬 수 있다. 둘째는 실시간으로 거리를 추정가능하기 때문에 가관측성에 필요한 배치구간을 유동적으로 조절함으로써 환경에 따라 배치구간을 최대한 효율적으로 이용할 수 있다. 또한 Generic batch estimation에 비해 연산을 위한 수행시간이 개선함으로써 실용성을 높였다.

참고문헌

- [1] W. C. Kim, "A study of TMA performance improvement with bearing and multi-frequency measurements," Master's thesis, Hanyang university, 2011.
- [2] Guidance control and Information Fusion Laboratory, "A study on the optimal engagement algorithm for the submarine by the target information fusion and maneuver estimation," Hanyang university, Report, no. 2, 2010.
- [3] Guidance control and Information Fusion Laboratory, "TMA Performance Improvement for ULTASS," Hanyang university, Report, no. 2, 2010.
- [4] Y. Bar-Shalom, X. Rong Li, and Kirubarajan, *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*, Wiley,

New York, 2001.

- [5] S. C. Chapra and R. P. Canale, *Numerical Methods for Engineerings*, 4th Ed., Mc Graw Hill, 2002.
- [6] D. Musicki, "Bearing only single-sensor target tracking using Gaussian mixtures," *Automatica*, vol. 45, pp. 2088-2092, May 2009.
- [7] D. Musicki, "Data association issues and overview," Lecture note, 2009.
- [8] X. R. Li, *Probability, Random signals and Statistics*, CRC, 1999.

김 우 찬

2008년 한양대학교 전자정보시스템 공학과 졸업. 2011년 동 대학원 전자전기제어계측공학과 졸업(석사). 2011년~현재 동 대학원 전자시스템공학과 박사과정 재학 중. 관심분야는 표적기동 분석, 상태추정이론, 자료결합 및 정보융합.

송 택 렬

1974년 서울대 공학사. 1981년 Univ. of Texas at Austin 대학원 항공우주공학과 졸업(석사). 1983년 Univ. of Texas at Austin 대학원 항공우주공학과 졸업(박사). 1974년~1995년 국방과학연구소. 1995년~현재 한양대 전자시스템공학과 교수. 관심분야는 표적추적시스템, 자료결합 및 정보융합, 유도 및 제어.