

트랙관리 기법을 적용한 PSNF-m 표적추적 필터의 성능 분석 연구

유인재
국방기술품질원

Research on PSNF-m algorithm applying track management technique

In-Je Yoo

Defense Agency for Technology and Quality

요약 클러터 환경에서는 레이다 시스템을 통해 얻어지는 많은 측정치 정보 중 표적 신호를 찾아내어 표적추적 필터를 쇄신해야 트레이 발산하지 않고 추정성능이 유지된다. 다수의 측정치 중 표적의 트랙과 가장 연관성이 높은 측정치를 대응시킬 방법을 자료결합(Data Association)이라 한다. 자료결합 방법 중 신호세기기반 표적 추적방법에는 PSNF, PSNF-m이 있다. 본 논문에서는 PSNF-m 알고리듬에 표적의 존재 유/무에 대한 트랙존재확률을 기반의 Track Management 기법을 적용한 IPSNF-m(Integrated Probabilistic Strongest Neighbor Filter-m) 알고리듬을 제안한다. 이 알고리듬은 표적 존재의 유/무 뿐만 아니라 표적이 존재하지만 탐지가 되지 않을 사건 등을 고려하여 각각의 사건에 대한 확률을 구함으로써 트랙에 대하여 효율적인 관리를 가능하게 해준다. 제안하는 IPSNF-m의 성능 확인을 위해 PSNF-m과 유사한 성능을 지니는 것으로 알려진 PSNF에 Track Management 기법을 적용한 IPSNF 알고리듬의 트랙존재확률을 유도하였다. 그리고 동일한 환경에서의 시뮬레이션을 통해 제안하는 알고리듬이 기존의 PSNF-m과 IPSNF 알고리듬보다 트랙 유지 및 추정 측면에서 우수한 성능을 나타내는 것을 RMSE, Confirmed True Track, 트랙존재확률을 통해 비교 및 분석하였다.

Abstract In the clutter environment, it is necessary to update the target tracking filter by detecting the target signal among many measured value data obtained via the radar system, the track does not diverge, and tracking performance is maintained. The method of associating the measurement most relevant to the target track among numerous measurement values is referred to as data association. PSNF and PSNF-m are data association methods of SN-series. In this paper, we provide an IPSNF-m(Integrated Probabilistic Strongest Neighbor Filter-m) algorithm with a track management method based on the track existence probability in PSNF-m algorithm. This algorithm considers not only the presence of the target but also the case where the target is present but not detected. Calculating the probability of each case enables efficient management. In order to verify the performance of the proposed IPSNF-m, the track existence probability of the IPSNF algorithm applying the track management technique to PSNF, which is known to have similar performance to PSNF-m, is derived. Through simulation in the same environment, we compare and analyze the proposed algorithm with RMSE, Confirmed True Track, and Track Existence Probability that show better performance in terms of track retention and estimation than the existing PSNF-m and IPSNF algorithms.

Keywords : Data Association, IPSNF, IPSNF-m, Target Tracking, Track Management

1. 서론

오직 레이다 하드웨어 자체만을 가지고 완벽하게 추적하고자 하는 대상 표적을 추적할 수 없다. 그래서 레

이다에 표적을 추적할 수 있는 표적 추적 알고리듬을 탐색함으로써 표적을 추적하게 된다. 표적 추적필터는 설계한 동역학 모델을 기반으로 표적의 다음 시간 위치를 예측하고, 레이다 시스템으로부터 획득된 데이터를 이

*Corresponding Author : In-Je Yoo(DTaQ)

Tel: +82-55-751-5836 email: yoojinje@dtaq.re.kr

Received March 23, 2017

Revised (1st May 18, 2017, 2nd June 5, 2017)

Accepted June 9, 2017

Published June 30, 2017

용하여 표적의 예측된 상태변수를 쇄신함으로써 표적에 대한 위치, 속도, 가속도 등의 상태변수를 추정하기 위해 사용한다. 이렇게 산출된 표적의 상태변수를 바탕으로 추적 시스템을 제어한다. 하지만 실제 표적 추적은 클러터가 존재하는 환경에서 이루어지며, 실제 표적 정보 이외에도 여러 환경 조건에 따라 클러터(clutter) 정보가 레이다 시스템을 통해 수집된다. 이러한 경우 실제 표적정보를 정확히 분별하기 어려울 뿐만 아니라 불확실성이 높은 측정치가 선택될 경우 추적 알고리듬이 발산하여 추적에 실패할 가능성이 높아진다. 이러한 측정치들 중에서 진짜 표적 신호를 찾아내어 추적 알고리듬을 쇄신해야 트랙이 발산하지 않고 추정성능이 유지된다. 따라서 추적 시스템의 정확한 제어를 위해서는 현재 추적중인 실제 표적의 출력 이외의 근원이 불분명한 측정치들 중에서 실제 표적 정보를 정확히 선별해 낼 수 있는 자료결합(Data Association)[1,2] 방법이 필수적이다. 클러터 환경에서 자료결합 방법을 이용해 실제 표적을 추적하기 위해서는 추적하고자 하는 표적이 있을 만한 위치에 타원체의 유효측정영역(Validation Gate)의 중심을 예측 지점에 위치시키고 추적 알고리듬이 쇄신할 때 필요로 하는 측정치 후보들을 최소화함으로써 측정치 개수에 따른 추적 알고리듬의 연산량을 감소시킬 수 있을 뿐 아니라 발산할 확률을 줄일 수 있다. 이렇게 유효측정영역 내에 위치한 측정치들을 유효측정치라 한다. 추적 알고리듬은 수집된 유효측정치들을 가지고 표적 유/무에 대한 확률적 평가를 통해 실제 표적 여부를 가리게 되며, 이를 중에서 표적을 찾아 추적하게 된다. 자료결합은 유효측정치의 어떠한 정보를 이용하여 표적을 추적하느냐에 따라 방법이 나뉜다. 크게 위치정보, 신호세기정보를 이용한 자료결합 기법으로 나눌 수 있으며, 본 논문에서는 신호세기 정보를 이용하는 자료결합 기법 중 PSNF-m 알고리듬의 성능을 향상시키는 방안에 대한 연구를 수행하였다.

PSNF-m 알고리듬의 성능 향상을 위해 표적의 존재 유무에 대한 트랙존재확률 기반의 Track Management [11,14]기법을 적용한 IPSNF-m(Integrated Probabilistic Strongest Neighbor Filter-m) 알고리듬을 제안한다. 이 알고리듬은 표적 존재에 대한 가설을 Markov Chain[12]에 따른 모델링에 근거하여 표적 존재의 유/무 뿐만 아니라 표적이 존재하지만 탐지가 되지 않을 사건 등을 고려하고 각각의 사건에 대한 확률을 구함으로써 다수의

트랙에 대하여 효율적인 관리를 가능하게 해준다. 이를 통하여 트랙의 생성부터 관리, 제거까지를 효율적으로 운영함으로써 추적 알고리듬의 효과적 표적 추적을 도와 기존의 PSNF-m 알고리듬에 효율성을 더한다. IPSNF-m 알고리듬의 성능을 확인하기 위해 기존의 PSNF-m과 RMSE 성능지표를 통해 성능 향상을 확인하였다. 하지만 Track Management 기법이 미적용된 PSNF-m은 Confirmed True Track과 트랙존재확률을 산출할 수 없다. 따라서 기존 PSNF-m과 유사한 성능의 비교대상 알고리듬으로 알려진 PSNF에 Track Management 기법을 적용 및 유도하고 두 알고리듬의 Confirmed True Track과 트랙존재확률을 비교 분석함으로써 IPSNF-m의 성능을 입증하였다.

본 논문의 2장에서는 Track Management 기법과 신호세기 기반의 자료결합 기법인 PSNF, PSNF-m 알고리듬을 설명하고, 두 방법에 Track Management 기법을 적용한 IPSNF, IPSNF-m의 자료결합 확률을 유도하고 소개한다. 3장에서는 각각의 알고리듬을 동일한 환경의 시뮬레이션에 적용함으로써 IPSNF-m 알고리듬의 추적 성능을 비교 분석하여 성능을 검증하고 결론을 도출하였다.

2. 본론

2.1 Data Association

클러터 환경에서 레이다 시스템의 표적추적을 위한 자료결합기법은 반드시 고려되어야 하는 문제이다. 자료결합 기법은 대표적으로 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫째, 유효측정치들의 위치 정보를 이용한 NN(Nearest Neighbor)[3]계열 둘째, 유효측정치들의 신호세기 정보를 이용한 SN(Strongest Neighbor)[4,5]계열을 들 수 있다. NN 계열의 가장 기본이 되는 알고리듬으로는 NNF(Nearest Neighbor Filter)가 있으며, 추적 알고리듬이 예측하는 표적의 위치에서 가장 가까운 측정치를 표적이라 간주하고 추적 알고리듬의 상태변수를 쇄신한다. 마찬가지로 SN 계열은 SNF(Strongest Neighbor Filter) 알고리듬을 기본으로 하며, 유효측정치 중 신호의 세기가 가장 큰 측정치를 표적으로 단정 짓고 추적 알고리듬의 상태변수를 쇄신한다. 두 알고리듬은 표적을 단적으로 선택하고 상태변수를 쇄신하기 때문에 추적 알고리듬

이 발산하는 단점을 가지고 있다. 따라서 이러한 단점이 보완된 알고리듬이 제안되었으며, 본 논문에서 설명할 신호세기 기반의 PSNF(Probabilistic Strongest Neighbor Filter)[6,7], PSNF-m(Probabilistic Strongest Neighbor Filter-m)[8,9]알고리듬이 이에 해당한다. PSNF는 쇄신에 사용하기 위해 선정된 측정치 SN에 대해 표적 여부에 대한 확률적 평가를 적용함으로써 SNF 가 발산할 수 있는 경우를 보완한 알고리듬이다. PSNF-m은 쇄신에 사용할 측정치에 대해 표적일 확률 산출 시 유효측정치의 개수를 적용하여 연산하고, 이를 표적 상태변수를 쇄신하는데 이용하는 알고리듬이다. 두 알고리듬의 쇄신 방법 측면에서는 다른 성향을 띠고 있으나, 유사한 성능을 지니고 있다. 이러한 알고리듬도 다양한 클러터가 발생하는 실제 환경에서 예상치 못한 클러터로 인하여 표적 추적에 어려움이 발생할 수 있다. 이러한 상황을 효과적으로 관리하는 방법이 Track Management 기법이다.

2.2 Track Management

추정하는 트랙에는 원하는 표적의 추정트랙(true track) 뿐 아니라 클러터에 의해 발생하는 거짓트랙(false track)이 존재한다. 거짓트랙 외에도 알고리듬이 추적하는 동일 표적에 대해서 2개 이상의 추정치가 산출될 수 있다. 이러한 것들은 추적 알고리듬의 연산 및 추정 성능을 저해하는 요소가 된다. 따라서 실제 표적의 트랙을 확정 및 유지하고, 거짓 트랙은 신속히 판별(FTD, False Track Discrimination)하여 제거하는 것이 추적 알고리듬의 성능을 향상시키는 방법이다.

표적을 확정, 유지 및 제거하기 위해서는 각각의 트랙마다 상태를 나타내는 지표가 필요하다. 이것이 Track Management 기법에서 사용하는 트랙존재확률(Track Existence Probability)이다. 트랙존재확률은 0~1 사이의 값을 이용하며, 그 값에 따라서 트랙의 상태는 Tentative Track, Confirmed Track, Termination Track 으로 나뉜다. 이를 통해 트랙 존재에 대한 보다 정밀한 평가가 가능하며, 실제 표적을 추적하는 트랙을 종료시키거나 클러터로 인해 생성된 트랙을 지속적으로 유지하는 일을 최소한으로 줄여주어 보다 효율적인 트랙관리가 가능하게 된다.

트랙관리 설명에 앞서 트랙이 존재한다는 가설에 대한 상태 천이행렬을 정의해야 한다. 트랙존재확률은 트

랙이 존재할 가설 H_k , 트랙이 존재하지 않을 가설 \bar{H}_k 라 하며, 이를 Markov Chain으로 모델링한다.

H_k : k 시간에 표적이 존재할 사건

\bar{H}_k : k 시간에 표적이 존재하지 않을 사건

트랙 존재에 대한 가설인 H_k , \bar{H}_k 은 Markov Chain에 따른 모델링에 근거하여 시간이 $k-1$ 에서 k 로 증가할 때 각 가설이 상태를 천이할 확률은 다음과 같이 정한다.

$$\Pi = \begin{bmatrix} \pi_{11} \pi_{12} \\ \pi_{21} \pi_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P(H_k|H_{k-1}) & P(H_k|\bar{H}_{k-1}) \\ P(\bar{H}_k|H_{k-1}) & P(\bar{H}_k|\bar{H}_{k-1}) \end{bmatrix} \quad (1)$$

$P(H_k|H_{k-1}):k-1$ 시간에 표적이 존재할 때 k 시간
에도 표적이 존재하게 될 사건의 확률
 $P(H_k|\bar{H}_{k-1}):k-1$ 시간에 표적이 존재하지 않을 때
 k 시간에는 존재할 사건의 확률

IPSNF-m의 사건 트랙 존재 확률인 $P(H_k|Z_{k-1}, m)$ 은 가설의 상태 천이 확률인 수식 (1)과 연계되어 Total Probability Theorem[10]에 의해 다음과 같이 계산된다.

$$P(H_k|Z_{k-1}, m) = P(H_k|H_{k-1})P(H_{k-1}|Z_{k-1}, m) + P(H_k|\bar{H}_{k-1})P(\bar{H}_{k-1}|Z_{k-1}, m) \quad (2)$$

IPSNF 관련 수식은 위 식에 대해 m 개의 유효측정치에 대한 경우를 고려하지 않는 m 이 빠진 수식이다.

위의 트랙의 트랙존재확률이 Confirmation Threshold(THD_c)와 Termination Threshold(THD_t) 사이 값일 경우 Tentative Track으로 정의하고, Tentative Track의 트랙존재확률이 THD_c 보다 크고 Confirmation Track의 트랙존재확률이 THD_t 보다 클 경우 해당 트랙은 Confirmed Track으로 정의한다. 마지막으로 Tentative Track의 트랙존재확률이 THD_t 보다 작고 Confirmed Track의 트랙존재확률이 THD_t 보다 작을 경우 Termination Track으로 정의한다. 트랙의 상태를 그림으로 도식화하면 다음과 같다.

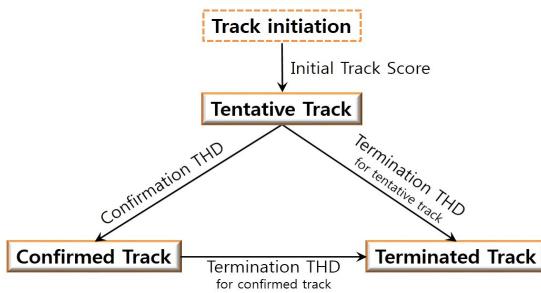


Fig. 1. Track Status

위에서 설명한 트랙의 확정, 유지 및 제거를 위한 트랙의 상태 결정 과정은 크게 4가지로 나뉜다.

- (1) Track Initiation
- (2) Track Confirmation, Termination
- (3) Track Merging
- (4) True, False Track Test

2.2.1 Track Initiation

추적 알고리듬을 초기화하기 위한 트랙의 초기치 값을 구하는 방법이다. 레이다 시스템을 통해 입수된 측정치를 이용하여 트랙을 초기화 한다. 트랙 초기화 방법은 크게 두 가지 방법이 있다.

1-Point Initiation

첫 번째 스캔에서의 측정치 하나만을 가지고 추적 알고리듬을 초기화하는 방법이다. 표적의 위치는 측정치의 위치정보이고, 속도 성분은 0으로 한다. 초기 공분산의 경우 속도는 관심표적의 최고속도를 고려하여 생성한다. ($V_{\max}^2 / 3$)

1-Point Initiation의 초기값은 다음과 같다.

$$\hat{x}_1 = [z_x \ z_y \ 0 \ 0]^T \quad (4)$$

$$\hat{P}_1 = \begin{bmatrix} RI_2 & 0 \\ 0 & V_{\max}^2 / 3 I_2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

where,

$$Z_1 = [z_x \ z_y]^T, R = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix}$$

\hat{x}_1 는 상태천이 행렬, \hat{P}_1 는 오차공분산, Z_1 는 측정치, R 은 측정잡음 공분산을 의미한다.

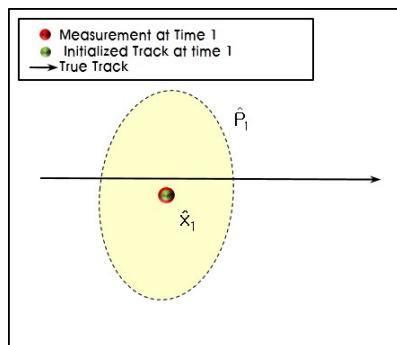


Fig. 2. 1-Point Initiation

2-Point Initiation

첫 번째, 두 번째 스캔의 측정치 정보를 이용하여 표적의 상태변수를 추정하고 이 값을 트랙 추정의 초기치로 입력하는 방법이다. 표적의 위치는 두 번째 스캔의 측정치 위치정보이고, 속도 성분은 두 스캔의 위치와 시간 정보를 이용하여 산출한다. 초기 공분산은 레이다 시스템의 측정잡음 정보를 이용하여 정의한다.

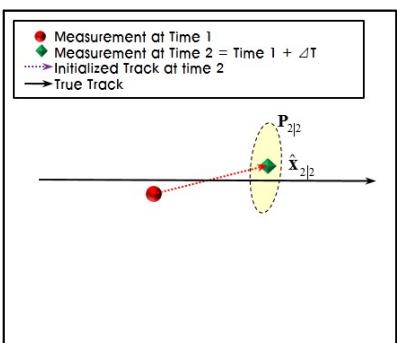


Fig. 3. 2-Point Initiation

2-Point Initiation의 초기값은 다음과 같다.

$$\hat{x}_2 = \left[z_k^x \ z_k^y \frac{z_k^x - z_{k-1}^x}{\Delta T} \ \frac{z_k^y - z_{k-1}^y}{\Delta T} \right]^T \quad (6)$$

$$\hat{P}_2 = \begin{bmatrix} RI_2 & RI_2 / (\Delta T) \\ RI_2 / (\Delta T) & 2RI_2 / (\Delta T)^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

where,

$$Z_{k-1} = [z_{k-1}^x \ z_{k-1}^y]^T, Z_k = [z_k^x \ z_k^y]^T, R = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix}$$

본 논문에서는 Track Initiation 방법으로 2-Point Initiation을 적용하여 Track Management를 설계하였다.

2.2.2 Track Confirmation, Termination

트랙 확정 기법은 트랙존재확률을 이용하며, 다음 조건에 따라서 트랙의 상태를 변경 및 유지하게 된다.

(1) Track → Tentative Track

$$THD_t < \text{트랙존재확률} < THD_c$$

(2) Track → Confirmation Track

$$THD_c < \text{트랙존재확률}$$

(3) Track → Termination Track

$$\text{트랙존재확률} < THD_t$$

위의 조건에 따라서 트랙을 확정, 제거하여 불필요한 트랙 추정을 방지함으로써 알고리듬의 연산 성능을 향상 시킬 수 있다.

2.2.3 Track Merging

추적 알고리듬이 표적을 추적하다보면 같은 표적을 여러 개의 트랙이 추적하는 경우가 발생한다. 이러한 부분은 추적 알고리듬의 추정 성능을 저하시킬 수 있는 요소가 된다. 따라서 이러한 다수의 트랙이 동일 표적을 추적할 경우 해당 트랙들을 하나의 트랙으로 융합하는 방법이 Track Merging 방법이다. Merging 시에는 다수의 트랙 정보를 하나로 융합하게 되는데, 오차 공분산이 큰 트랙의 경우 이는 아직 수렴하지 않은 트랙일 수 있으며, 이러한 트랙을 Merging 할 경우 추정 오차는 상승하게 된다. 따라서 Merging 전에 트랙의 공분산을 이용하여 Merging 가능 여부를 판단한다. 다음과 같은 판별식을 이용하여 Track Merging 여부를 결정하고 오차 공분산이 작은 트랙을 기준으로 Merging을 수행하게 된다.

$$\nu_k^T (\hat{P}_k^A + \hat{P}_k^B)^{-1} \nu_k < THD_m \quad (8)$$

여기서, $\nu_k = \hat{x}_k^A - \hat{x}_k^B$ 즉, 잔차, \hat{P}_k^A 와 \hat{P}_k^B 는 두 트랙의 오차공분산을 의미한다. 위 식과 같이 2개의 트랙에 대하여 Merging Test를 수행하고 Test를 만족하면 두 트

랙을 Merging 하게 된다. 이때, 두 트랙 중 한 트랙 이상이 Confirmed Track일 경우, Merging 된 트랙 또한 Confirmed Track으로 설정한다.

2.2.4 True, False Track Test

이 테스트는 대상 트레이 실제 표적을 추적하는 트랙 여부를 판단하기 위한 true, false 트랙 판별 테스트이다. Confirmed Track에 대해서만 수행하며, 표적의 트랙일 경우 Confirmed True Track, 표적의 트랙이 아닐 경우 Confirmed False Track으로 결정하게 된다. 테스트 판별식은 다음과 같다.

$$\nu_k^T (\hat{P}_k)^{-1} \nu_k < THD_{true} \quad (9)$$

$$THD_{false} < \nu_k^T (\hat{P}_k)^{-1} \nu_k \quad (10)$$

여기서, $\nu_k = \hat{x}_k^{true} - \hat{x}_k^A$ 를 의미하며, 실제 표적의 위치 값과 추정치 위치 값의 잔차를 나타낸다. $\nu_k^T (\hat{P}_k)^{-1} \nu_k$ 값은 잔차에 대한 불확실성을 의미하며, THD_{true} 보다 작을 경우 true track으로, THD_{false} 보다 클 경우 false track으로 설정한다.

이처럼 Track Management는 FTD 성능을 향상시키는 도구로써 거짓 트랙 식별 및 제거에 용이하다. 이러한 FTD는 False Tracks 또는 False Track Scans를 지표로 성능을 판단할 수 있다. 확정된 표적 트랙은 Confirmed True Track 지표를 통해서 파악할 수 있으며, 빠르게 확정되고 안정적으로 유지될수록 우수한 성능을 가진다고 할 수 있다.

IPSNF-m의 성능 검증을 위해 지금까지 설명한 Track Management 기법을 PSNF, PSNF-m에 적용하고 유도함으로써 트랙존재확률을 산출하고자 한다.

2.3 IPSNF ALGORITHM

SNF 알고리듬은 유효측정치들 중 신호 세기가 가장 큰 측정치를 표적이라 단정 짓고 쇄신에 이용하는 알고리듬으로써 클러터가 SN으로 선정된 경우 잘못된 위치 정보에 의해 추적 알고리듬이 발산할 수 있는 단점을 지니고 있다. 이러한 SNF의 단점을 보완하기 위해 측정치 SN을 선택하는데 있어 발생 가능한 3가지 사건(M_0 , M_T , M_F)에 대한 확률을 고려하고 선택된 SN이 표적일 가능성을 계산하여 추적 알고리듬의 쇄신에 이용하는

PSNF 알고리듬이 제안되었다. PSNF에 2.2장의 트랙존재확률을 적용한 IPSNF 알고리듬은 다음과 같다.

M_T, M_F 조건에서 선택된 측정치 SN에 대한 확률적 가중치를 각각 β_1, β_0 로 정의한다. β_1 은 SN이 표적일 확률, β_0 는 표적이 아닐 확률을 나타내며, $\beta_0 = 1 - \beta_1$ 의 관계를 갖는다. 확률적 가중치 β_1 를 이용한 트랙존재확률 기반의 IPSNF 알고리듬은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \beta_1 &= \Pr(M_T|Z_k) = \Pr(M_T|z_k, Z_{k-1}) \\ &= \frac{1}{C} f(D, a, M_T|Z_{k-1}) \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \beta_0 &= \Pr(M_F|Z_k) = \Pr(M_F|z_k, Z_{k-1}) \\ &= \frac{1}{C} f(D, a, M_F|Z_{k-1}) \end{aligned} \quad (12)$$

$$C = f(D, a, M_T|Z_{k-1}) + f(D, a, M_F|Z_{k-1}) \quad (13)$$

여기서, D 는 NDS(Normalized Distance Squared)를 의미하며, a 는 신호세기, Z_{k-1} 은 $k-1$ 시간까지의 측정치 집합을 의미한다. 자료결합의 표적과 클러터에 대한 가정[13]의 (A5), (A7)에 따라 위 식은 다음과 같이 정리된다.

$$\beta_1 = \frac{f(D, a, M_T)}{f(D, a, M_T) + f(D, a, M_F)} \quad (14)$$

$$\beta_0 = \frac{f(D, a, M_F)}{f(D, a, M_T) + f(D, a, M_F)} \quad (15)$$

where,

$$f(D, a, M_T) = \frac{n V_D}{2D} \mathcal{N}(D) e^{-\lambda V_G \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)} \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}}$$

$$f(D, a, M_F) = \frac{n V_D}{2D} \left(1 - P_G e^{-\frac{a}{1+\rho}} \right) \lambda \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right) e^{-\lambda V_G \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)}$$

여기서, n 은 measurement space의 차원 값(본 논문은 2 차원), V_D 는 \sqrt{D} 의 크기를 가지는 유효측정영역의 부피, λ 는 클러터 공간밀도, V_G 는 $\sqrt{\gamma}$ 의 크기를 가지는 유효측정영역의 부피, ρ 는 SNR(Signal-to-Noise Ratio), a 는 선택된 측정치의 신호세기, P_{fa} 는 오경보 확률, P_G 는 표적이 유효측정영역 내에 존재할 확률, P_D 는 탐지 확률을 의미한다.

위 식의 β_1 을 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \beta_1 &= \frac{N(D) \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}}}{N(D) \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}} + \lambda \left(1 - P_G e^{-\frac{a}{1+\rho}} \right) \frac{e^{-a}}{P_{fa}}} \\ &= \frac{P_G \tilde{N}(D) P_D \tilde{f}_1(a)}{P_G \tilde{N}(D) P_D \tilde{f}_1(a) + \lambda \left(1 - P_G e^{-\frac{a}{1+\rho}} \right) \tilde{f}_0(a)} \\ &= \frac{P_D P_G \tilde{N}(D) \frac{\tilde{f}_1(a)}{\tilde{f}_0(a)} \frac{1}{\lambda}}{1 - P_D P_G \left(\frac{e^{-\frac{a}{1+\rho}}}{P_D} - \tilde{N}(D) \frac{\tilde{f}_1(a)}{\tilde{f}_0(a)} \frac{1}{\lambda} \right)} \end{aligned} \quad (16)$$

where,

$$\begin{aligned} f_1(a) &= \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}}, f_0(a) = e^{-a} \\ \tilde{N}(D) &= \frac{N(D)}{P_G}, \tilde{f}_1(a) = \frac{f_1(a)}{P_D}, \tilde{f}_0(a) = \frac{f_0(a)}{P_{fa}} \end{aligned}$$

$f_1(a)$ 는 표적신호의 pdf, $f_0(a)$ 는 클러터신호의 pdf이다. 트랙존재확률을 유도하기 위해서는 선택된 측정치가 표적일 확률인 β_1 을 이용하는데 β_1 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\beta_1 = \frac{P_D P_G \tilde{N}(D) \frac{\tilde{f}_1(a)}{\tilde{f}_0(a)} \frac{1}{\lambda}}{1 - \delta_k} \quad (17)$$

where,

$$\delta_k = P_D P_G \left(\frac{e^{-\frac{a}{1+\rho}}}{P_D} - \tilde{N}(D) \frac{\tilde{f}_1(a)}{\tilde{f}_0(a)} \frac{1}{\lambda} \right)$$

최종적인 트랙존재확률은 다음과 같다.

$$P(H_k|Z_k) = \frac{(1 - \delta_k) P(H_k|Z_{k-1})}{1 - \delta_k P(H_k|Z_{k-1})} \quad (18)$$

산출한 트랙존재확률 기반의 Track Management 기법이 적용된 IPSNF 알고리듬의 예측 및 쇄신 과정은 기존의 PSNF 알고리듬과 동일하며, 쇄신단계에 추가되는 트랙존재확률 산출 과정은 다음과 같이 정리된다.

$$P(H_k|Z_k) = \frac{(1 - \delta_k) P(H_k|Z_{k-1})}{1 - \delta_k P(H_k|Z_{k-1})}$$

where,

$$\delta_k = P_D P_G \left(\frac{e^{-\frac{a}{1+\rho}}}{P_D} - \tilde{N}(D) \frac{\tilde{f}_1(a)}{\tilde{f}_0(a)} \frac{1}{\lambda} \right)$$

$$P(H_k|Z_{k-1}) = P(H_k|H_{k-1}) P(H_{k-1}|Z_{k-1}) + P(H_k|\bar{H}_{k-1}) P(\bar{H}_{k-1}|Z_{k-1})$$

2.4 IPSNF-m ALGORITHM

SNF, PSNF 알고리듬은 정확한 클러터 공간밀도를 사용해서 표적을 추적해야 하는 단점을 가지고 있다. PSNF의 경우 존재하는 클러터 개수를 고려하지 않고, 클러터가 될 수 있는 모든 경우를 다 고려한 기댓값을 구한 개념이다. 실제 클러터 환경에서 유효측정치 개수는 일정한 공간밀도를 가지는 경우에도 변화가 많다. 이러한 상황에서 PSNF-m은 유효측정치 개수를 고려함으로써 SNF, PSNF 알고리듬보다 클러터 공간밀도에 덜 민감하게 반응함으로써 다양한 클러터 환경에서 트랙 추정 성능을 유지한다.

IPSNF-m도 2.2장과 마찬가지로 확률적 가중치를 이용하여 트랙존재확률을 산출하면 다음과 같다.

$$\beta_1 = \Pr(M_T|m, Z_k) = \Pr(M_T|m, z_k, Z_{k-1}) \quad (19)$$

$$= \frac{1}{C} f(D, a, M_T, m | Z_{k-1})$$

$$\beta_0 = \Pr(M_F|m, Z_k) = \Pr(M_F|m, z_k, Z_{k-1}) \quad (20)$$

$$= \frac{1}{C} f(D, a, M_F, m | Z_{k-1})$$

$$C = f(D, a, M_T, m | Z_{k-1}) + f(D, a, M_F, m | Z_{k-1}) \quad (21)$$

자료결합의 표적과 클러터에 대한 가정[13]의 (A5), (A7)에 따라 위 식은 다음과 같이 정리된다.

$$\beta_1 = \frac{f(D, a, M_T, m)}{f(D, a, M_T, m) + f(D, a, M_F, m)} \quad (22)$$

$$\beta_0 = \frac{f(D, a, M_F, m)}{f(D, a, M_T, m) + f(D, a, M_F, m)} \quad (23)$$

β_1 을 정리하면 다음과 같다.

$$\beta_1 = \frac{N(D) \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}} \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)}{\left\{ \begin{array}{l} N(D) \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}} \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right) \\ + \lambda (1 - P_D P_G) \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right) \\ + \frac{1}{V_G} (m-1) P_G \left(P_D - e^{-\frac{a}{1+\rho}} \right) \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \end{array} \right\}} \quad (24)$$

$$= \frac{P_G \tilde{N}(D) P_D \tilde{f}_1(a) \left(1 - \tilde{f}_0(a) \right)}{\left\{ \begin{array}{l} P_G \tilde{N}(D) P_D \tilde{f}_1(a) \left(1 - \tilde{f}_0(a) \right) + \lambda (1 - P_D P_G) \tilde{f}_0(a) \left(1 - \tilde{f}_0(a) \right) \\ + \frac{1}{V_G} (m-1) \left(P_D P_G - P_G e^{-\frac{a}{1+\rho}} \right) \tilde{f}_0(a) \end{array} \right\}}$$

$$= \frac{P_D P_G \tilde{N}(D) \frac{\tilde{f}_1(a)}{\tilde{f}_0(a)} \frac{1}{\lambda}}{\left[\begin{array}{l} 1 - P_D P_G \left\{ 1 - \frac{1}{V_G} (m-1) \left(1 - \frac{e^{-\frac{a}{1+\rho}}}{P_D} \right) \frac{1}{\lambda} \frac{1}{1 - \tilde{f}_0(a)} \right\} \\ - \tilde{N}(D) \frac{\tilde{f}_1(a)}{\tilde{f}_0(a)} \frac{1}{\lambda} \end{array} \right]}$$

where,

$$f_1(a) = \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}}, f_0(a) = e^{-a}$$

$$\tilde{N}(D) = \frac{N(D)}{P_G}, \tilde{f}_1(a) = \frac{f_1(a)}{P_D}, \tilde{f}_0(a) = \frac{f_0(a)}{P_{fa}}$$

여기서, m 은 유효측정치의 개수를 의미한다. 트랙존재확률을 유도하기 위해서는 선택된 측정치가 표적일 확률인 β_1 을 이용하는데 β_1 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\beta_1 = \frac{P_D P_G \tilde{N}(D) \frac{\tilde{f}_1(a)}{\tilde{f}_0(a)} \frac{1}{\lambda}}{1 - \delta_k} \quad (25)$$

where,

$$\delta_k = P_D P_G \left\{ \begin{array}{l} 1 - \frac{1}{V_G} (m-1) \left(1 - \frac{e^{-\frac{a}{1+\rho}}}{P_D} \right) \frac{1}{\lambda} \frac{1}{1 - \tilde{f}_0(a)} \\ - \tilde{N}(D) \frac{\tilde{f}_1(a)}{\tilde{f}_0(a)} \frac{1}{\lambda} \end{array} \right\}$$

최종적인 트랙존재확률은 다음과 같다.

$$P(H_k|Z_k, m) = \frac{(1 - \delta_k) P(H_k|Z_{k-1})}{1 - \delta_k P(H_k|Z_{k-1})} \quad (26)$$

산출한 트랙존재확률 기반의 Track Management 기법이

적용된 IPSNF-m 알고리듬의 예측 및 쇄신 과정은 기존의 PSNF-m 알고리듬과 동일하며, 쇄신단계에 추가되는 트랙존재확률 산출 과정은 다음과 같이 정리된다.

$$P(H_k|Z_k, m) = \frac{(1-\delta_k)P(H_k|Z_{k-1})}{1-\delta_k P(H_k|Z_{k-1})}$$

where,

$$\delta_k = P_D P_G \left\{ 1 - \frac{1}{V_G} (m-1) \left(1 - \frac{e^{-\frac{a}{1+\rho}}}{P_D} \right) \frac{1}{\lambda} \frac{1}{1-f_0(a)} \right\}$$

$$P(H_k|Z_{k-1}, m) = P(H_k|H_{k-1}) P(H_{k-1}|Z_{k-1}, m) + P(H_k|\bar{H}_{k-1}) P(\bar{H}_{k-1}|Z_{k-1}, m)$$

지금까지 트랙존재확률 기반의 Track Management 기법을 적용한 IPSNF, IPSNF-m 알고리듬을 유도하였다. 유도한 트랙존재확률을 통해 confirmed true track 산출할 수 있으며, 3장에서는 두 알고리듬에 대해 동일한 환경에서 시뮬레이션을 구현하고 성능을 비교, 분석하였다.

3. 결론

3.1 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서 제안하는 IPSNF-m 알고리듬의 성능을 검증하기 위해 동일한 환경을 구성하여 IPSNF와 비교 분석하고자 한다. 하나의 단일 표적에 대해서 가로 1000m, 세로 400m 인 2차원 영역에 대해서 $2 \times 10^{-4} \text{ scan}/m^2$ 의 위치적으로 균일한 분포를 하는 클러터 밀도 환경을 구성하였다.

표적은 20.9m/s로 등속도 운동을 하고, 추적 알고리듬의 동역학 모델은 등속도 모델로 설계하였다.

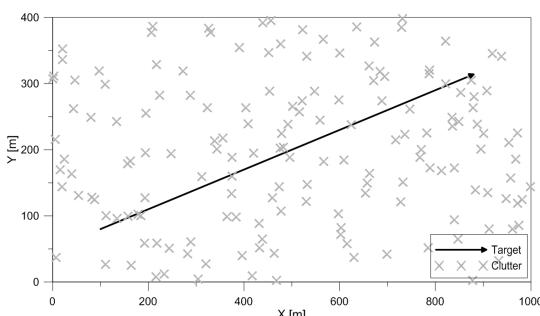
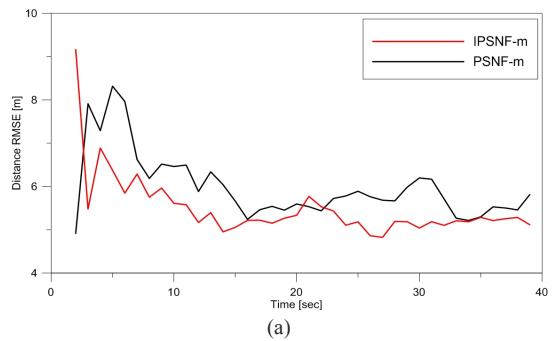


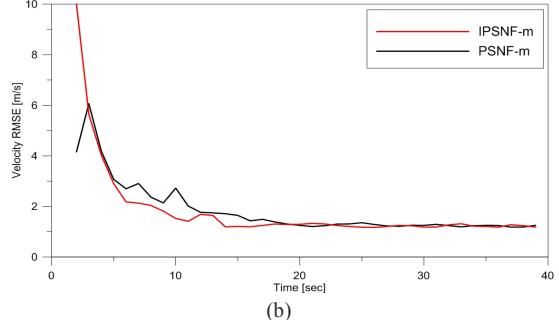
Fig 4. Simulation Environment

공정잡음은 각 축 평균 0, 편차 $\sqrt{0.75} \text{ m/s}^2$, 측정잡음은 각 축 평균 0, 편차 5m인 가우시안 분포이다. P_D 는 0.9이며, 시뮬레이션 시간 40초, 측정주기 1초이며, 500회의 몬테칼로 시뮬레이션을 수행하였다.

우선, 제안하는 IPSNF-m의 표적 추적 성능 확인을 위해 기존의 알고리듬인 PSNF-m과의 Distance, Velocity RMSE를 비교하였다.



(a)



(b)

Fig 5. RMSE(IPSNF-m, PSNF-m) (a) Distance RMSE[m]
(b) Velocity RMSE[m/s]

그림 5는 IPSNF-m, PSNF-m의 RMSE 결과이다. Track Management가 적용된 IPSNF-m은 트랙존재확률이 confirmation threshold를 초과한 모든 트랙을 관리하면서 표적을 추적하기 때문에 하나의 트랙만을 가지고 표적을 추적하는 기존의 PSNF-m 알고리듬보다 우수한 표적 추적 성능을 지닌 것을 확인할 수 있다. Distance RMSE의 경우 최대 2m 이상의 성능 차이가 있으며, 두 결과 값에서 IPSNF-m 알고리듬이 더 빠르게 수렴하는 것을 확인할 수 있다.

다음은 IPSNF-m과 IPSNF와의 비교이다. 트랙존재확률 천이행렬은 Markov Chain one model을 사용하였고 천이행렬 각각의 값은 다음과 같다.

$$p_{11} = 0.98; p_{21} = 0; p_{12} = 0.02; p_{22} = 1;$$

시뮬레이션에서의 Track Management 기법은 [11]과 동일하게 하였고, 트랙 초기화는 two-point initiation 방법을 적용하였다. 이때, 표적의 최대 속도는 $V_{max} = 25m/s$ 로 설정하였다. 초기 트랙존재확률은 0.02이며, 추적 중 트랙존재확률이 확정 문턱 값(0.95)을 넘으면 confirmation 트랙으로 간주하였고, 종료 문턱 값보다 작으면 termination 트랙으로 간주하여 종료하였다. confirmation threshold는 IPSNF와 IPSNF-m의 조건을 동일하게 맞추기 위해 confirmed false track의 개수가 비슷한 조건(IPSNF 193개, IPSNF-m 195개)으로 설정하였다. 이때, confirmation threshold는 IPSNF가 0.9995, IPSNF-m이 0.9992, termination threshold는 0.01이다. 두 개 이상의 트래크가 낮은 불확실성을 가지고 하나의 표적을 추적할 때 두 트랙을 merging 하였는데, 이때 merging threshold는 5로 설정하였다.

위의 시뮬레이션에 대해 성능지표는 Confirmed True Track, 트랙존재확률, RMSE(위치, 속도)을 비교하였다. 첫 번째로 Confirmed True Track 결과이다.

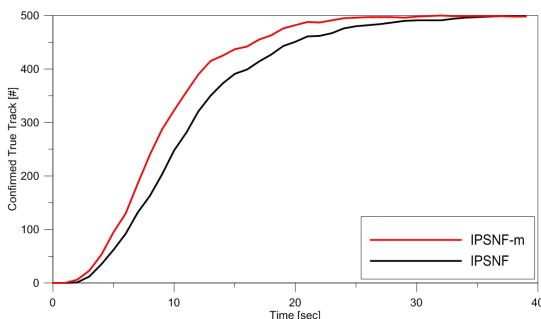


Fig. 6. Confirmed True Track

Confirmed True Track의 최대값은 총 500개이며, 이는 각각의 시나리오에서 추적한 1개의 표적을 총 500회의 몬테칼로 시뮬레이션을 수행함으로써 발생한 값이다. 즉, 그래프의 값이 높을수록 더 많은 표적을 추적하는 것으로 성능이 뛰어나다고 해석할 수 있다. 그래프에서 볼 수 있듯 수렴하기 전 초기 구간에서 IPSNF-m이 IPSNF보다 최대 16.8% 우수한 성능을 갖는 것을 확인할 수 있다.

따라서 본 논문에서 제안한 IPSNF-m이 IPSNF보다 더 견실하게 표적을 추적하는 것을 확인할 수 있다.

다음은 추적시간에 따른 트랙존재확률을 비교이다.

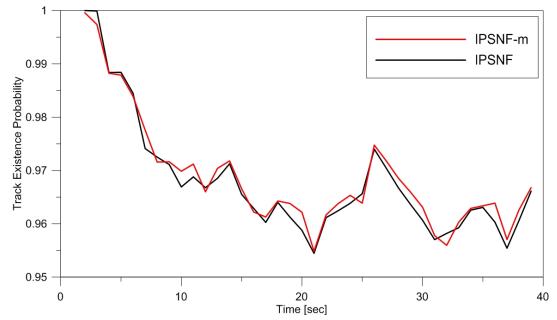


Fig. 7. Track Existence Probability

그림 6에서 알 수 있듯이 IPSNF-m 알고리듬이 더 우수한 추적 성능을 낼 수 있는 이유는 확률적 가중치 산출 시 유효측정치의 개수를 적용하여 상태변수를 쇄신하기 때문이다. 따라서 클러터 공간밀도에 대한 민감도를 떨어뜨려 안정적으로 표적을 추적한다. 이러한 이유로 그림 7과 같이 IPSNF-m이 추적구간 전체에 걸쳐 표적에 대해 더 높은 트랙존재확률을 가지고 견실하게 추적한 것을 확인하였다.

다음은 IPSNF-m과 IPSNF의 위치, 속도에 대한 RMSE 결과이다.

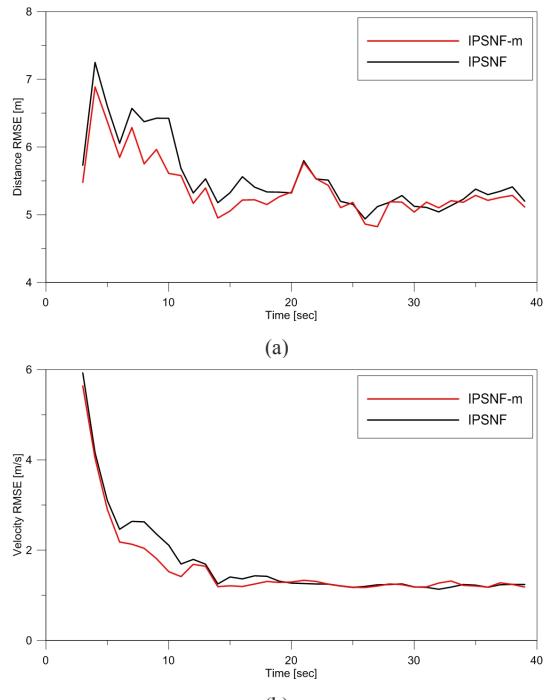


Fig. 8. RMSE(IPSNF-m, IPSNF) (a) Distance RMSE[m]
(b) Velocity RMSE[m/s]

그림 8과 같이 Distance RMSE는 전반적으로 IPSNF-m의 성능이 우수한 것을 알 수 있으며, 특정 구간에서 대략 1m 가까이 성능 격차가 발생하는 것을 확인할 수 있다. 속도를 추정하는데 있어 IPSNF-m은 초기 시간에 표적 추적을 안정적으로 수행함으로써 IPSNF보다 더 이른 시간에 수렴하는 것을 확인할 수 있다. 두 알고리듬 모두 표적 추적 성능이 수렴하는데 까지 걸리는 시간은 대략 12초 정도 소요되는 것을 알 수 있으며, 수렴 값은 위치 5m, 속도 1m/s의 추적 성능을 보이는 것을 확인하였다.

시뮬레이션을 통해 3가지 성능지표를 이용하여 IPSNF-m 알고리듬의 성능을 검증하였고, 클러터밀도가 높을수록 성능의 차이는 더 커질 것이라 판단한다.

3.2 결론

본 논문에서는 확률적 가중치 산출 시 유효측정치의 개수를 적용하여 연산함으로써 상태변수를 쇄신하는 PSNF-m 알고리듬을 소개하였고, 해당 알고리듬에 트랙존재확률 기반의 Track Management 기법을 적용하여 트랙을 효율적으로 관리하는 IPSNF-m 알고리듬을 제안하였다. 그리고 제안한 방법과 기준의 PSNF-m 알고리듬의 표적 추적 결과를 비교 분석함으로써 성능을 확인하였다. 하지만 PSNF-m을 통해 Track Management의 산출 결과인 Confirmed True Track과 트랙존재확률을 확인할 수 없으므로, PSNF-m 알고리듬과 유사한 성능을 지닌 PSNF에 Track Management를 적용한 IPSNF를 새롭게 유도함으로써 IPSNF-m과 IPSNF 두 알고리듬의 성능을 시뮬레이션을 통해 비교하였다. 그 결과 제안하는 IPSNF-m은 트랙존재확률이 threshold를 초과하는 모든 트랙을 관리함으로써 표적을 추적하기 때문에 기준의 PSNF-m보다 성능이 우수한 것을 확인할 수 있었다. 그리고 Confirmed True Track, 트랙존재확률, RMSE(위치, 속도)를 통해 IPSNF-m 알고리듬이 IPSNF보다 더 견실한 추적 성능을 나타내는 것을 확인하였다. 제안하는 알고리듬은 유효측정치의 개수를 상태변수 쇄신에 이용하기 때문에 클러터밀도가 높은 환경일수록 더 우수한 성능을 나타낼 것이며, 이에 따라 타 신호세기기반 알고리듬에 비해 실제 환경에서 더 적응성이 높을 것이라 판단한다.

References

- [1] Y. Bar-Shalom, T. E. Fortmann, Tracking and Data Association, Academic Press, New York, 1988.
- [2] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, Estimation and Tracking, Principles, Techniques, and Software, ArtechHouse, 1993.
- [3] X. R. Li, Y. Bar-Shalom, "Tracking in Clutter with nearest neighbor filters :Analysis and Performance," IEEE Trans. on AES, vol. 32, no. 3, Jul. 1996.
DOI: <https://doi.org/10.1109/7.532259>
- [4] Li, X. R., Bar-Shalom, Y, "Theoretical Analysis and Performance Prediction of Tracking in Clutter with Strongest Neighbor filters," The Proceedings of the 34th conference on Decision and Control, New Orleans, pp. 2758-2763, Dec. 1995
- [5] Li, X. R, "Tracking in Clutter with Strongest neighbor measurements - PartI : Theoretical analysis, "IEEE Transaction on Automatic Control, vol. 43, no. 11, Nov. 1998.
DOI: <https://doi.org/10.1109/9.728872>
- [6] X. R. Lia, X. Zhi, "PSNF : A refined strongest neighbor filter for tracking in clutter, "Proceedings of the 35th CDC, Kobe Japan, pp. 2557-2562, Dec. 1996.
- [7] X. Rong Li, Xiaorong Zhi, "Probabilistic Strongest Neighbor Filter for Tracking in Clutter, "Proceedings of SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, vol. 2759, pp. 230-241, 1996.
DOI: <https://doi.org/10.1117/12.241211>
- [8] K. J. Rhee, T. L. Song, "A probabilistic strongest neighbor filter algorithm based on number of validated measurements, "Proceedings of the 16th International Sessions, JSASS, Yokohama, Oct. 2002.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TAES.2009.5089532>
- [9] Taek Lyul Song, Kye Jin Rhee, Dong Gwan Lee, "A Probabilistic Strongest Neighbor Filter Algorithm for m Validated Measurements," The Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion, June 28-July1, Stockholm, Sweden, pp. 1052-1058, 2004.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TAES.2009.5089532>
- [10] A. Papoulis, "Probability and statistics", Prentice Hall, 1990.
- [11] D. Musicki, R. J. Evans, "Clutter map information for data association and track initialization," IEEE Trans. of Aerospace Electronic Systems, vol. 40, no. 2, pp. 387-398, Apr. 2004.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TAES.2004.1309992>
- [12] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, "Estimation with Applications to Tracking and Navigation", John Wiley & Sons Inc. 2001.
DOI: <https://doi.org/10.1002/0471221279>
- [13] Dong Gwan Lee, "A Study on Maneuvering Target Tracking Filters in an Adverse Environment with ECM and Clutter" pp. 11-12, Feb. 2006.
- [14] Tae Han Kim, Byung In Choi, Ji Eun Kim, Yu Kyung Yang, Taek Lyul Song, "A Study of LM-IHPDA Algorithm for Multi-Target Tracking in Infrared Image Sequences", Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, vol. 19, no. 3, pp. 209-218, Mar. 2013.
DOI: <https://doi.org/10.5302/JICROS.2013.12.1796>

유 인 제(In-Je Yoo)

[정회원]



- 2012년 8월 : 한양대학교 전자공학과 (공학사)
- 2014년 8월 : 한양대학교 전자시스템공학과 (공학석사)
- 2014년 8월 ~ 현재 : 국방기술품질원 연구원

<관심분야>

레이아웃시스템, 표적추적 시스템, 자료결합