

유도추적용 표적탐지 시스템을 위한 다중프레임 표적탐지

正會員 임 형 준*, 김 태 정*

Multiframe Target Detection for Guidance-Purposed Target Detection Systems

Hyoungjun Im*, Taejeong Kim* *Regular Members*

요 약

이 논문에서는 다중프레임 표적탐지 (multiframe target detection; MFTD) 성능의 최적화문제에 관해 다룬다. 이를 위해 주어진 MFTD 문제를 다중가설판정문제로 정형화하고, MFTD 성능 최적화의 새로운 기준으로 다중가설의 경우에 대해 확장된 네이만-피어슨 (NP) 기준을 채택한다. 채택한 기준에 대해 MFTD 최적해를 유도하고, 이의 구현에 소요되는 복잡도를 줄인 준 최적 알고리즘을 제안한다. 또한, 제안 알고리즘에서 복잡도의 감축율과 탐지성능의 손실에 관한 관계를 분석한다. 제안한 알고리즘을 능동소나 시스템에 적용하고, 그 성능을 몬테-카를로 실험을 통해 평가하였다.

ABSTRACT

The problem of optimizing multiframe target detection (MFTD) performance is discussed. The MFTD problem is treated as a multiple hypothesis decision problem, and a new optimality criterion for the MFTD problem is established. It is of Neyman-Pearson (NP) type which is extended to multiple hypothesis cases. An optimal solution with respect to the established criterion is derived, and also proposed is a suboptimal solution which reduces the complexity accompanying the optimal one. The trade-off between the reduction of complexity and the amount of loss in the detection performance is also studied. The proposed algorithm is applied to an active sonar system and the performance is evaluated via Monte-Carlo simulations.

I. 서 론

다중프레임 표적탐지 (multiframe target detection; MFTD) 기법은 수신된 표적신호의 신호대 잡음비 (signal-to-noise ratio; SNR)가 작아 단일 프레임만의 신호수신 결과로는 정확한 표적탐지 판정을 내리기 힘든 경

*서울대학교 전자공학과
論文番號: 95122-0328
接受日字: 1995年 3月 28日

우에 사용되는 표적 탐지기법으로서 주로 CCD 카메라를 통한 인공위성의 궤적 탐지, 적외선 모자이크 감지기를 이용한 원거리 표적 감시등에 이용되어왔다 [1]-[3], [5]. 최근들어 MFTD기법은 그 응용범위가 기존의 수동형 센서를 통한 표적 탐지에서 능동형 센서를 사용하는 시스템에까지 확장되는 추세이다 [4], [7]. MFTD기법은 여러 프레임에 걸친 표적신호 수신 결과들로부터 탐지 판정을 내리게 되므로 판정이 지연되는 대신, 단일프레임의 경우보다 정확한 탐지 판정을 할 수 있다는 이점이 있다.

단일프레임 표적탐지에서와는 달리, MFTD기법에서는 표적탐지 성능을 좌우하는 요인으로 수신신호의 신호대 잡음비외에 표적의 움직임정도가 더해진다. 이는 MFTD기법이 프레임간 신호누적을 위해 그 뒤 프레임들에서 표적이 이동해 갔을 것으로 예상되는 셀의 위치를 찾아야 하고, 이 예측의 정확도는 표적의 움직임정도에 의해 좌우되기 때문이다. 프레임간 표적의 움직임정도가 커짐에 따라 표적움직임의 예측은 그 정확도가 떨어지게 되어, 표적의 움직임이 전혀 없는 경우에 비해 표적탐지 성능에 손실을 가져오게 된다 [5].

MFTD기법을 사용함으로써 표적탐지성능이 향상될 수 있다는 사실은 여러 문헌들에서 언급되어 왔다 [2]-[5]. 이는 대개의 경우 프레임간 신호누적에 의한 신호대 잡음비 향상 효과가 표적움직임 예측의 부정확성으로 인한 성능 손실을 충분히 보상한다는 것을 의미한다. 특히 [5]에서는 MFTD기법이 단일프레임만으로 표적탐지를 하는 경우보다 우월한 표적 탐지 성능을 가질 충분조건이 유도되었다. 그러나 여러가지 MFTD알고리즘들 중 어떤 알고리즘이 주어진 환경에서 최적의 탐지성능을 가질 수 있을 것인가하는 문제는 아직까지 거의 논의된 바가 없는 상태이다. 이는 MFTD기법의 성능을 최적화할 때, 신호대 잡음비 향상 효과외에 표적움직임 예측의 불확실성에 의한 성능손실까지 함께 고려할 수 있는 적합한 기준이 없었기 때문으로 보인다. 이 논문에서는 이 두가지 효과를 함께 고려할 수 있는, 보다 포괄적인 성능평가기준을 제시하고 이에 대해 최적의 성능을 가지는 표적탐지 판정규칙을 유도한다.

II. 트랙가설과 최적 판정규칙

MFTD문제는 표적 관측평면내 모든 셀들의 신호값을 여러 프레임에 걸쳐 관측해본 뒤, 표적이 존재하는가, 존재한다면 그 표적이 어떤 트랙을 따라 이동했는가를 결정하는 문제로 정의된다. MFTD문제의 최적화를 위해 이 논문에서는 이를 다중가설판정 문제로 변환하여 다룬다. 먼저, 첫 프레임에서부터 최종 판정이 내려지게 되는 마지막 프레임까지 각 프레임마다 한 셀씩을 골라 연결한 것을 후보트랙, 또는 간단히 트랙이라 정의한다. 이렇게 정의되는 트랙의 가지수는 누적한 프레임의 갯수가 K , 프레임당 셀의 갯수가 M 이라 할 때 M^K 가 된다. 만일 표적이 프레임 누적 기간동안 관측평면내에 계속 존재했다면 표적은 이들 트랙중 어느 하나를 반드시 거쳐 지나가게 되고, 따라서 표적이 가질 수 있는 경로에 대한 모든 가능한 경우들을 가설화 할 수 있게 된다. 이들을 트랙가설이라 명명하고, 여기에 표적이 존재하지 않는다는 가설을 추가하면 하나의 완전한 가설집합이 구성된다. 이에 대해 주어진 MFTD문제는 이 가설집합내의 여러 가설들 중 어느 가설이 참인가를 판정하는 다중가설판정문제로 변환된다.

1. 트랙가설

그림 1의 프레임 군에서 나타날 수 있는 모든 종류의 트랙들과 일대일 대응을 이루는 다음과 같은 길이 K 인 유한 정수수열들의 집합을 정의하자.

$$\Theta = \{(0, \dots, 0)\} \cup \{(m_1, \dots, m_k) : m_k \in Z_M, k = 1, \dots, K\}. \quad (1)$$

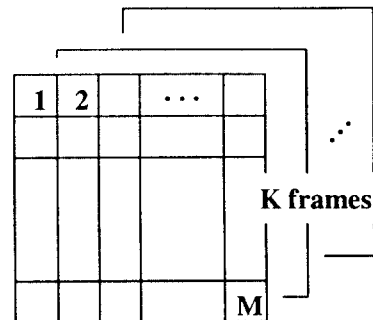


그림 1. MFTD 기법에서의 관측영상 평면들
Fig 1. A group of observation images in MFTD schemes

여기서 Z_M 은 1부터 M 까지 양의 정수들의 집합을 나타내고, 원소 $(0, \dots, 0)$ 은 표적이 존재하지 않는 경우와 대응시키기 위해 포함하였다. 이 집합 Θ 내에서 수열 변수

$$\underline{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K), \quad \underline{\theta} \in \Theta \quad (2)$$

를 정의¹ 하고, 이 수열변수의 각 원소 θ_k 의 값은 프레임 번호 $k (= 1, 2, \dots, K)$ 에 따라

$$\theta_k = \begin{cases} m, & \omega_k \in \Omega_m, m=1, 2, \dots, M. \\ 0, & \text{그밖의 경우.} \end{cases} \quad (3)$$

의 값을 할당받는다고 하자. 여기서 $\omega_k (k=1, 2, \dots, K)$ 는 k 번째 프레임위에서의 표적²의 실 좌표값을 나타내는 이차원 벡터이고, $\Omega_m (m=1, 2, \dots, M)$ 은 평면위에서 m 번째 해상도 셀이 차지하는 영역을 나타낸다. $\underline{\theta}$ 는 표적의 실트랙이라 부른다.

이제 트랙집합 Θ 를 $M^K + 1$ 개의 단일원소집합들로 분할하고, 다음과 같은 다중가설집합을 구성한다.

$$\begin{aligned} H_{(0, \dots, 0)}: & \quad \underline{\theta} = (0, \dots, 0), \\ H_{(1, \dots, 1)}: & \quad \underline{\theta} = (1, \dots, 1), \\ H_{(1, \dots, 2)}: & \quad \underline{\theta} = (1, \dots, 2), \\ & \quad \vdots \\ H_{(M, \dots, M)}: & \quad \underline{\theta} = (M, \dots, M), \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 $H_{(0, \dots, 0)}$ 는 표적부재 가설이고, 그외의 가설들은 각각 M^K 개의 트랙들 중 어느 한 특정 트랙이 실트랙 $\underline{\theta}$ 가 되는 가설로서, 트랙가설이라 부른다.

그림 1의 관측평면내 K 프레임동안의 모든 셀신호값들은 (4)의 다중가설들 중 어느 것이 참인지를 판단하는 관측정보로 사용된다. 다음과 같은 KM 차원의 관측벡터를 정의하자.

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_{1,1} & \dots & y_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{K,1} & \dots & y_{K,M} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

여기서 $y_{k,m} (k=1, \dots, K, m=1, \dots, M)$ 은 k 번째 프레임에서 m 번째 셀의 신호값을 나타낸다. (4)의 가설들 중 임의의 가설 $H_{\underline{\theta}}$ 하에서 관측벡터 \mathbf{y} 의 조건부 확률분포는 실트랙 $\underline{\theta}$ 의 값에 따라

$$f(\mathbf{y} | H_{\underline{\theta}}) = \begin{cases} \prod_{k=1}^K \left(\prod_{m=1}^M h_0(y_{k,m}) \right), & \underline{\theta} = (0, \dots, 0) \\ \prod_{k=1}^K \left(h_1(y_{k, \theta_k}) \prod_{m \neq \theta_k} h_0(y_{k,m}) \right), & \underline{\theta} \neq (0, \dots, 0) \end{cases} \quad (6)$$

로 주어진다. 여기서 $h_1(\cdot)$ 과 $h_0(\cdot)$ 은 각각 어느 해상도 셀안에 표적이 존재할 때와, 그렇지 않을 때의 셀 신호값 확률분포함수들로서, 그 형태는 사용하는 수신기의 종류와 표적의 반사모형에 따라 달라진다. 표적이 스월링-1 형의 반사모형을 가지고, 제곱 진폭 수신기를 사용한다고 가정하면, 이 셀단위 분포함수는 다음과 같은 지수 분포를 가진다:

$$h_1(y) = \frac{\exp\{-y/2(1+\rho)\}}{2(1+\rho)} \quad (7)$$

$$h_0(y) = \frac{\exp(-y/2)}{2} \quad (8)$$

여기서 ρ 는 제곱 진폭 수신기 입력단에서의 신호대 잡음비이다³.

이제 MFTD문제는 벡터 \mathbf{y} 를 관측한 뒤, (4)의 가설들 중 어느 것이 참인가를 판정하는 문제가 된다.

2. NP 최적 판정규칙

다중가설판정문제로 변환된 MFTD문제의 최적화를 위해 이 논문에서는 새로운 최적화 기준으로서 확장된 네이만-피어슨 (NP)기준을 도입한다. 고전적인 이진 NP기준을 다중가설의 경우에 대해 확장하는 한

¹ 이후로 밑줄 $\underline{\cdot}$ 는 길이 K 인 유한수열을 의미한다.

² 이 논문에서는 단일 표적을 가정하며, 편의상 K 프레임동안의 중도에 표적이 관측평면 밖으로 벗어나거나, 존재하지 않던 표적이 새로 나타나는 경우는 없다고 가정한다.

³ 이 논문에서는 편의상 관측평면내 각 셀들의 위치에서 신호대 잡음비가 일정하다고 가정한다.

가지 방법은 제한된 오경보확률⁴ 내에서 평균 표적상실 확률을 최소화하도록 하는 것이다[6]. 이 기준에 따른 최적의 판정함수 $\phi(\mathbf{y})$ 는 다음과 같이 표적부재 가설과 가설집합내 다른 가설들과의 공산비(likelihood ratio)들로서 기술된다:

$$\sum_{\theta \neq 0} c_{\theta} \frac{f(\mathbf{y}|H_{\theta})}{f(\mathbf{y}|H_0)} \underset{\phi(\mathbf{y}) \neq 0}{\underset{\phi(\mathbf{y}) = 0}{\geq}} \lambda. \quad (9)$$

여기서 $f(\cdot|H_{\theta})$ 와 $f(\cdot|H_0)$ 는 (6)에서 정의된 조건부 확률분포함수이고, 각 공산비 $f(\mathbf{y}|H_{\theta})/f(\mathbf{y}|H_0)$ 는 항에 곱해지는 가중치 $c_{\theta}(\theta \neq 0)$ 는 각 트랙가설의 사전확률이다. 가중공산비들의 합이 문턱값 λ 를 넘지 못하는 경우, 판정함수 $\phi(\mathbf{y})$ 에는 $(0, \dots, 0)$ 이 대응되며, 그 반대의 경우에는 $(0, \dots, 0)$ 이 아닌 Θ 내의 임의의 원소가 대응된다.⁵ 이때 문턱값 λ 는 오경보확률 제한조건에 의해 결정된다. 가중치로 사용된 각 트랙가설의 사전확률 $c_{\theta}(\theta \neq 0)$ 들의 값을 할당하는 문제는 III절에서 다룬다.

(7), (8)의 레일라이 분포를 가정하면 각 트랙가설 $H_{\theta}(\theta \neq 0)$ 와 표적부재가설 H_0 과의 공산비는 (6)으로부터

$$\frac{f(\mathbf{y}|H_{\theta})}{f(\mathbf{y}|H_0)} = \exp \left\{ \frac{\rho}{2(1+\rho)} \left(\sum_{k=1}^K y_{k, \theta_k} \right) \right\} / (1+\rho)^K \quad (10)$$

로 주어진다. 여기서 ρ 는 수신기 입력단의 신호대 잡음비이다. (10)으로부터 최적 판정규칙 (9)내의 각 공산비 $f(\mathbf{y}|H_{\theta})/f(\mathbf{y}|H_0)$ 는 각 트랙 $\theta(\theta \neq 0)$ 를 따라 셀들의 신호값 $\{y_{k, \theta_k}\}_{k=1}^K$ 들을 누적함으로써 얻어짐을 알 수 있다. 따라서 (9)의 최적해를 구현하기 위해서는 집합 Θ 내의 0이 아닌 모든 트랙에 대해 셀신호값 누적 0 이 아닌 모든 트랙에 대해 셀신호값 누적

$\sum_{k=1}^K y_{k, \theta_k}$ 를 얻어야하고, 이 때문에 M^K 가지의 모든 트랙피들을 검색할 필요가 생긴다. 그러나 트랙의 과도한 검색은 그 복잡도로 말미암아 최적해의 실시간 구현을 어렵게 한다. IV절에서는 후보트랙들의 효율적인 가지치기(pruning)를 통해 (9)의 최적해와 거의 비슷한 성능을 보이면서, 트랙 검색에 소요되는 복잡도를 줄인 준 최적해를 제시하고 그 구현 알고리즘을 얻는다.

III. 트랙 가설의 사전 확률

관측평면위에서의 표적의 움직임을 다음의 자기회귀(auto regressive; AR)모형으로 가정하자.

$$\omega_{k+1} = \Phi \omega_k + \zeta_k + \mathbf{u}_k, \quad k=1, 2, \dots, K-1 \quad (11)$$

여기서 ω_k 는 관측평면위에서의 표적의 실 좌표값을 나타내고, Φ 는 ω_k 의 천이행렬이다. 위의 자기회귀 모형에서 입력항 ζ_k 는 표적의 움직임중 $\Phi \omega_k$ 로 표현되는 자기회귀성분으로 기술되지 않는 새로운 갱신항을 나타내고, 또다른 입력항 \mathbf{u}_k 는 센서의 자체운동에 의해 발생하는 상대운동의 변화를 보상하는 성분이다. 여기서 ζ_k 는 평균 0, 공분산 Q 인 이차원의 백색 정규 확률벡터로 모형화하고, \mathbf{u}_k 의 값은 알려져 있다고 가정한다. 확률벡터 ζ_k 의 공분산 Q 는 표적의 움직임 정도를 나타내는 양으로, 목표하는 표적의 움직임 정도가 클수록 큰 값으로 모형화된다.

표적부재가설 H_0 에 P_0 라는 사전확률값을 할당하면, 각 트랙가설의 사전확률 $c_{\theta}(\theta \neq 0)$ 들은

$$c_{\theta} = \begin{cases} P_0, & \theta = (0, \dots, 0) \\ c \cdot P(\omega_1 \in \Omega_{\theta_1}, \dots, \omega_K \in \Omega_{\theta_K}), & \theta \neq (0, \dots, 0) \end{cases} \quad (12)$$

으로 주어진다. 여기서 $P(\cdot)$ 는 확률변수열 $\{\omega_k\}_{k=1}^K$ 로부터 유도되는 시그마-필드위에서의 확률척도이고, c

⁴ 여기서 오경보확률은 K 프레임동안의 관측에 근거해 내린 판정 오류를 의미하며, 프레임마다 판정을 내리는 통상의 탐지 방법에서 말하는 오경보와는 그 의미가 다르다.

⁵ (9)의 최적해는 표적의 존재유부만을 판정하며 어느 트랙이 표적이 지나간 트랙인가는 판정하지 않는다. 이는 트랙구분에 오류가 발생하는 경우 - 곧, 트랙가설 H_{θ} 하에서 $\phi(\mathbf{y}) \neq 0$ 로 판정하는 경우 -에 대해서는 어떠한 벌칙도 가하지 않았기 때문이다. 평균 표적상실 확률 대신 트랙구분의 오류를 최소화하는 형태의 문제에 대해서도 (9)와 비슷한 형태의 최적해를 구할 수 있다.

는 다음의 관계를 만족시키기 위한 정규화 상수이다.

$$\sum_{\underline{\theta} \in \Theta} \underline{c}_\theta = P_0 + c \cdot \sum_{\underline{\theta} \neq 0} P(\omega_1 \in \Omega_{\theta_1}, \dots, \omega_K \in \Omega_{\theta_K}) = 1. \quad (13)$$

여기서 P_0 와 c 의 값에 대해서는 상관치 않는다. (12)에서 $\underline{\theta} \neq (0, \dots, 0)$ 인 경우에 대해 사슬법칙(chain rule)을 사용하면,

$$\underline{c}_\theta = c \cdot T(\theta_1) \cdot T(\theta_2|\theta_1) \cdots T(\theta_K|\theta_1 \cdots \theta_{K-1}), \quad (14)$$

의 표현식을 얻는다. 여기서 $T(\theta_1) \triangleq \int_{\Omega_{\theta_1}} p(\omega_1) d\omega_1$ 이고 $T(\theta_k|\theta_1 \cdots \theta_{k-1}) \triangleq \int_{\Omega_{\theta_k}} p(\omega_k|\omega_1 \in \Omega_{\theta_1}, \dots, \omega_{k-1} \in \Omega_{\theta_{k-1}}) d\omega_k$, $k=2, \dots, K$. (15)

이다. $p(\cdot|\omega_1 \in \Omega_{\theta_1}, \dots, \omega_{k-1} \in \Omega_{\theta_{k-1}})$ 은 표적이 첫째부터 $k-1$ 번째 프레임까지 $\{\theta_1, \dots, \theta_{k-1}\}$ 의 셀들을 거쳐 왔다고 가정할 경우의 조건부 확률분포를 나타낸다. 따라서 (15)에서 정의된 양 $T(\theta_k|\theta_1 \cdots \theta_{k-1})$ 은 표적의 과거경로가 $\{\theta_1, \dots, \theta_{k-1}\}$ 으로 주어졌을때, 표적이 θ_k 의 해상도셀내로 옮겨갈 표적의 친이확률을 의미한다.

(15) 우변의 조건부 확률분포 $p(\omega_k|\omega_1 \in \Omega_{\theta_1}, \dots, \omega_{k-1} \in \Omega_{\theta_{k-1}})$ 는 (11)의 표적 움직임 모형에 근거한 칼만 예측기로부터 얻어질 수 있다. $\{\omega_j\}_{j=1}^{k-1}$ 들을 포함하고 있는 셀 $\{\Omega_{\theta_j}\}_{j=1}^{k-1}$ 들의 번호는 (11)의 자기회귀 규칙에 의해 k 번째 프레임에서의 표적위치 ω_k 에 대한 정보를 준다. 따라서 각 셀 $\{\Omega_{\theta_j}\}_{j=1}^{k-1}$ 의 중심위치들을 $\{v_{\theta_j}\}_{j=1}^{k-1}$ 로 표기하고, 이들을 입력으로 하는 다음과 같은 칼만 예측기 [9]를 구성하면, 이를 표적의 친이확률 계산에 이용할 수 있다.

$$\hat{\omega}_k = \Phi \{ \hat{\omega}_{k-1} + B_{k-1} (B_{k-1} + R)^{-1} (v_{\theta_{k-1}} - \hat{\omega}_{k-1}) \} + u_{k-1} \quad (16)$$

$$B_k = \Phi \{ I - B_{k-1} (B_{k-1} + R)^{-1} \} B_{k-1} \Phi^T + Q. \quad (17)$$

여기서 $k=2, \dots, K$ 이고, 행렬 Q 는 (11)에서 정의된 확률 벡터 ξ_k 의 공분산이다. 또, R 은 표적위치 ω_k 를 입력항 v_{θ_k} 로 대체한 데서 비롯하는 관측오류 $\omega_k - v_{\theta_k}$ 의 공분산을 나타낸다. 공분산 R 의 값은 관측평면내 해상도 셀의 크기와 모양에 의해 결정된다. 위의 반복

식에서 초기값 $\hat{\omega}_1$ 은 임의의 값으로 선택하고, B_1 는 임의로 택한 $\hat{\omega}_1$ 의 값에 의해 예측기의 출력이 영향을 받지 않도록 충분히 크게 설정한다. 이때 예측 오차 $\omega_k - \hat{\omega}_k$ 는 불편향(unbiased)이고, 공분산 B_k 인 정규분포를 가지므로[9] (15)의 적분내 조건부 확률분포는

$$p(\omega_k|\omega_1 \in \Omega_{\theta_1}, \dots, \omega_{k-1} \in \Omega_{\theta_{k-1}}) = p(\omega_k|v_{\theta_1}, \dots, v_{\theta_{k-1}}) = N(\omega_k; \hat{\omega}_k, B_k) \quad (18)$$

으로 얻어진다. 여기서 $N(\cdot; \mu, B)$ 는 평균 μ , 공분산 B 인 이차원 결합 정규분포를 의미한다. 그림 2에서는 (18)의 조건부 확률분포가 각 셀의 중심위치 $v_{\theta_1}, \dots, v_{\theta_{k-1}}$ 들을 입력으로 하는 칼만 예측기를 통해 얻어지는 것을 나타내었다.

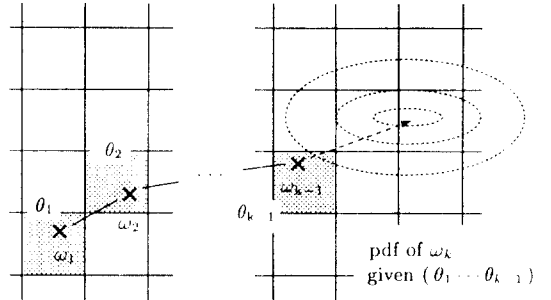


그림 2. 조건부 확률분포 $p(\omega_k | \Omega_{\theta_1}, \dots, \Omega_{\theta_{k-1}})$
Fig 2. Conditional pdf $p(\omega_k | \Omega_{\theta_1}, \dots, \Omega_{\theta_{k-1}})$

그림 2에서 각 해상도 셀의 면적은 칼만 예측 공분산 B_k 에 비해 무시할 만큼 작으므로(15)의 적분계산에 (18)의 분포가 거의 편평하다는 가정을 세울 수 있다. 이러한 가정하에 (18)의 결과를 (15)를 거쳐 (14)에 대입하면, 트랙가설의 사전확률 \underline{c}_θ ($\theta \neq 0$)는 다음과 같이 얻어진다.

$$\underline{c}_\theta = c A^K \prod_{k=1}^K N(v_{\theta_k}; \hat{\omega}_k, B_k) \quad (19)$$

여기서 A 는 (15)의 적분영역 Ω_{θ_k} 에 해당하는 해상도 셀의 면적이고, $\{\hat{\omega}_k\}_{k=1}^K$ 와 $\{B_k\}_{k=1}^K$ 의 값들은 (16), (17)의 칼만 예측기로부터 주어진다. (19)로부터 트랙의 모양을 결정하는 수열 $\{v_{\theta_k}\}_{k=1}^K$ 들이 칼만 예측값 $\{\hat{\omega}_k\}_{k=1}^K$ 들과 잘 부합할 수록 사전확률 \underline{c}_θ 가 높은 값

을 할당받는 것을 관찰할 수 있다. 여기서 칼만 예측값 $\{\hat{\omega}_k\}_{k=1}^K$ 들이 (11)의 표적움직임 모형에 근거한 것임을 상기하면, 트랙가설의 사전확률 $c_\theta (\theta \neq 0)$ 는 각 트랙의 모양이 (11)의 표적움직임 모형에 얼마나 잘 부합하는가를 정량화한 것으로 해석할 수 있다.

IV. 준 최적 MFTD 알고리즘

III절의 최적해 구현에는 모든 종류의 트랙을 검색해야 하는 복잡도가 따른다. 이 절에서는 이 복잡도를 줄이면서 최적해와 비슷한 성능을 가지는 준 최적해를 제안한다. 제안하는 준 최적해에서는 표적탐지 최종판정에 큰 영향을 미치지 않을 트랙들을 프레임 누적의 사이사이마다 걸러냄으로써 트랙검색에 따르는 복잡도를 줄이도록 하는 트랙감축기법을 사용한다.

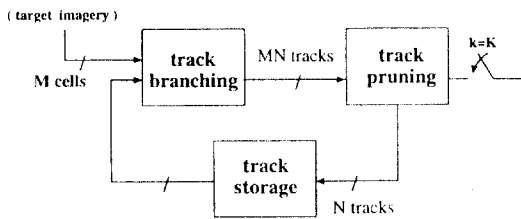


그림 3. 트랙감축 순환고리
Fig 3. Track reduction loop

그림 3의 트랙감축 순환고리를 고려하자. 이 순환고리는 최종판정 순간까지 트랙의 수가 항상 일정하게-보기를 들면 N 으로-유지되도록 한다. 그림 3의 트랙분기 과정에서는 이전 단계에 트랙저장소에 저장되어 있던 각 트랙(N 개)의 끝점과 새로 수신된 관측평면의 모든 셀들(M 개)을 연결하여 새로운 MN 개의 트랙들을 생성한다. 이어지는 트랙 가지치기 과정에서는 새로 생성된 MN 개의 트랙들 중 최종 판정시에 그 기여도가 높을 것으로 추정되는 트랙 N 개만을 골라 저장한 뒤, 나머지는 버리도록 한다. 여기서 트랙감축의 기준은 각 트랙가설의 가중공산비 $c_\theta f(\mathbf{y}|\mathbf{H}_\theta)/f(\mathbf{y}|\mathbf{H}_0)$ 의 크기로 정한다. 그림 3의 순환과정은 트랙검색에 소요되는 계산량과 메모리를 표적탐지판정이

이루어질 때까지 항상 일정하게 유지시키는 역할을 한다.

그림 3의 순환과정을 거쳐 얻어진 새로운 트랙집합을 Σ 로 표기하고, 다음과 같은 준 최적해를 제안한다.

$$\sum_{\theta \in \Sigma, \theta \neq 0} c_\theta \frac{f(\mathbf{y}|\mathbf{H}_\theta)}{f(\mathbf{y}|\mathbf{H}_0)} \underset{\theta(\mathbf{y})=0}{\overset{\theta(\mathbf{y}) \neq 0}{\geq}} \lambda'. \quad (20)$$

제안하는 준 최적해는 (9)의 최적해와는 달리 M^k 개의 트랙 대신, 그림 3의 감축과정을 거치고 남은 N 개의 트랙 정보들만으로 판정을 내린다. 따라서 준 최적해는 최적해에 비해 트랙정보의 상실로 인한 성능 감소가 필연적이지만, 이 영향은 트랙 감축의 기준을 앞서 언급한 것처럼 각 트랙가설의 가중공산비 크기로 정함으로써 최소화된다.

(10), (19)의 결과로부터 가중공산비 $c_\theta f(\mathbf{y}|\mathbf{H}_\theta)/f(\mathbf{y}|\mathbf{H}_0)$ 를 구한 뒤, 이에 로그를 취하여

$$\begin{aligned} I_\theta &\triangleq \ln \left\{ c_\theta \frac{f(\mathbf{y}|\mathbf{H}_\theta)}{f(\mathbf{y}|\mathbf{H}_0)} \right\} \\ &= \sum_{k=1}^K \left\{ \frac{\rho}{2(1+\rho)} \cdot y_{k, o_k} \right\} + K \cdot \ln \frac{1}{1+\rho} + \ln c \\ &\quad + \sum_{k=1}^K \ln \frac{A}{2\pi |B_k|} \\ &\quad + \sum_{k=1}^K \left\{ -\frac{1}{2} (v_{o_k} - \hat{\omega}_k)^T B_k^{-1} (v_{o_k} - \hat{\omega}_k) \right\} \end{aligned} \quad (21)$$

로 정의한다. 여기서 ρ 는 신호대 잡음비, K 는 누적 프레임의 개수, 그리고 c 와 A 는 각각 (13), (19)에서 정의된 상수이다. 정의된 양 I_θ 는 가중공산비와 단조증가 관계를 가지므로 이를 트랙감축의 우선순위 결정 기준으로 대신한다. (21)에서 우변의 두번째, 세번째, 그리고 네번째의 항들은 트랙 θ 의 종류에 관계없이 공통⁶이므로, 이들을 제거하고, (21)의 양변을 2로 나눈 뒤, 새로운 순위결정 기준 J_θ 를 정의한다.

$$J_\theta \triangleq \sum_{k=1}^K \left\{ \frac{\rho}{(1+\rho)} \cdot y_{k, o_k} - (v_{o_k} - \hat{\omega}_k)^T B_k^{-1} (v_{o_k} - \hat{\omega}_k) \right\} \quad (22)$$

⁶(16)의 칼만예측값 $\hat{\omega}_k$ 과 달리, 그 예측오차인 공분산 B_k 는 (17)로부터 트랙 θ 의 종류에 관계없이 결정됨을 볼 수 있다.

J_0 는 가중공산비나 I_0 와는 달리 트랙이 분기됨과 동시에 누적 계산이 가능한 장점이 있다.

V. 소나 탐지 시스템에의 적용에

VI절에서 제안한 알고리즘을 능동소나 탐지시스템에 적용하고, 그 성능을 분석한다. 이 적용 예에서는 펄스-도플러 처리를 통해 얻어진 거리-도플러 (range-Doppler; RD) 평면 [11]을 그림 1의 표적 관측평면으로 삼는다. 이때 표적의 반사도형이 스윙링-1 형태라고 가정하면, RD

평면내 해상도셀들의 각 신호값은 (7), (8)의 지수분포를 가진다.

RD 평면을 관측평면으로 사용하는 경우 (11)의 표적 움직임 모형은 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{bmatrix} r_{k+1} \\ v_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_k \\ v_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix} a_k + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix} u_k \quad (23)$$

여기서 r_k, v_k 는 각각 센서에 대한 표적의 거리와 상대속도이며, T 는 CPI (coherent pulse interval)이다. a_k 는 표적의 가속도를 나타내며, 평균 0, 분산 σ_a^2 인 백색정규 확률변수로 모형화한다. 또, u_k 는 센서 자체의 가속도로서, 매시간 그 값이 센서내에 탑재된 가속계에 의해 주어진다 가정한다. 이때 (11)의 ξ_k 에 해당하는 확률벡터 $[T^2/2 \ T]^T a_k$ 의 공분산 Q 는

$$Q = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 \\ T^3/2 & T^2 \end{bmatrix} \sigma_a^2 \quad (24)$$

로 주어진다. 이는 RD 평면위에서 표적의 움직임정도가 확률변수로 모형화한 표적가속도 a_k 의 분산 σ_a^2 에 의해 결정됨을 의미한다.

(16), (17)에 사용된 공분산 R 의 값은 관측평면 해상도셀들의 크기와 모양에 의해 좌우된다. RD 평면의 경우 해상도셀의 크기와 모양은 사용하는 펄스의 폭과, 송신주파수, 그리고 펄스의 주파수변조 여부에 의해 결정된다. 길이 τ , 송신주파수 f_c 이고 주파수변조를 가지지 않은 단조펄스를 사용하는 경우, 거리축과 도플러축으로의 셀간격은 각각 $0.58\tau \cdot c/2(m)$, $0.88/\tau$ (Hz)로 주어지고 [11], 이때 공분산 R 은

$$R = \begin{bmatrix} (0.58\tau)^2 (c/2)^2/12 & 0 \\ 0 & (0.88/\tau)^2 (2c/f_c)^2/12 \end{bmatrix} \quad (25)$$

로 주어진다. 여기서 c 는 수중 음속이다.

제안한 알고리즘의 표적탐지 성능을 평가하기 위해 모의실험을 통해 시스템 수신특성곡선 (system receiver characteristic curve; system ROC)을 구했다. 실험에 사용한 파라미터값은 CPI $T=2(sec)$, 펄스폭 $\tau=0.125$ (sec), 송신주파수 $f_c=30(kHz)$, 그리고 수중음속 $c=1500(m/s)$ 이다.

그림 4은 신호대 잡음비 ρ 를 변화시키며 얻은 수신특성곡선을 보이고 있다. 이때 표적가속도의 표준편차 σ_a 는 $1.0 (m/sec^2)$ 으로 주었고, $K=6$ 개의 프레임을 누적하는 동안 검색트랙의 갯수를 $N=10$ 으로 제한하였다. 수신대 잡음비가 클 수록 탐지성능이 좋다는 것을 관찰할 수 있다.

그림 5는 표적 가속도의 표준편차 σ_a 를 변화시키며 얻은 시스템 수신특성을 보여준다. 이때 신호대 잡음비 ρ 는 $5 (dB)$ 로 주었고, 역시 6개의 프레임을 누적하며 검색트랙의 갯수는 10개로 제한하였다. 그림 5의 특성 곡선에 의해 가속편차가 감소할 수록 탐지성능이 나아짐을 관찰할 수 있다. 표적움직임 모형에서 확률변수로 모형화한 가속도의 표준편차가 작다는 것은 표적의 움직임정도가 작다는 것을 의미한다. 이 경우 표적움직임의 예측이 좀더 용이해져, 이에 기초해 얻어지는 트랙가설들에 관한 사전정보가 보다 정확해지고, 따라서 더 나은 탐지 성능을 얻게 되는 것으로 해석할 수 있다. 곧, 표적반향 신호의 신호대 잡음비가 동일한 경우라면, 움직임이 둔하여 표적움직임 예측의 정확도가 높은 표적일수록 MFTD 기법으로 더 큰 효과를 볼 수 있다는 결론을 얻는다.

그림 6에서는 검색트랙수 N 에 따른 탐지성능의 변화를 보였다. 이때 신호대 잡음비와 가속편차값은 각각 $5 (dB)$, $1.0 (m/sec^2)$ 로 주었고, 6개의 프레임을 누적하였다. 알고리즘 수행에 필요한 하드웨어 복잡도가 검색트랙들의 갯수에 의해 좌우된다는 점을 감안하면, 그림 6의 각 곡선들은 허용된 복잡도내에서 최적의 값에 가장 근사하는 탐지성능들로 해석할 수 있다. 그림 6으로부터 검색트랙수가 많아질수록 탐지성능이 좋아짐을 볼 수 있다. 이는 탐지 판정에 필요한 정보들이 각 트랙내에 가중공산비, 또는 (22)에서 정

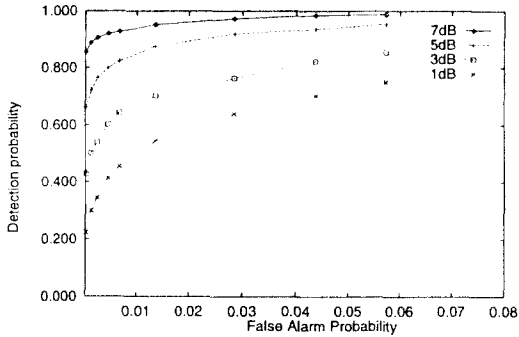


그림 5. 표적 움직임정도의 시스템 ROC 곡선
Fig 5. System ROC curves according to target mobility

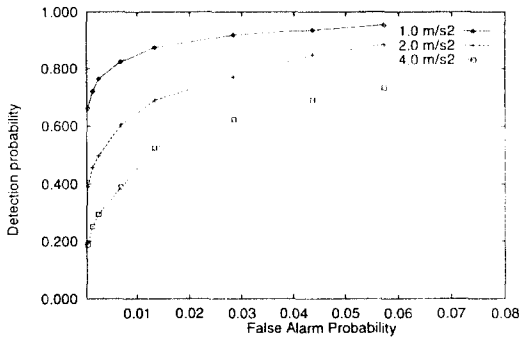


그림 4. 신호대 잡음비 변화에 대한 시스템 ROC 곡선
Fig 4. System ROC curves according to SNR variation

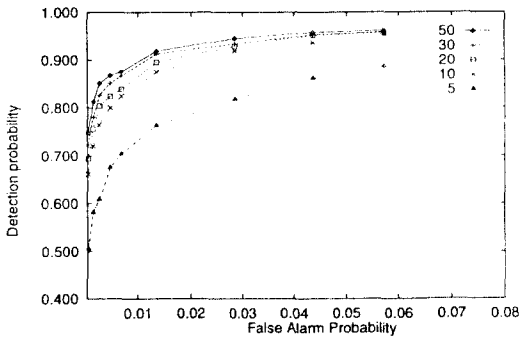


그림 6. 트랙갯수의 제한정도에 대한 시스템 ROC 곡선
Fig 6. System ROC curves according to the amount of limitation on the number of tracks

의한 J_0 값의 형태로 분산 저장되어 있고, 트랙감축 때마다 해당 트랙에 저장되었던 정보가 상실된다는 점을 상기하면 당연한 결과로 해석된다. 그림 6에서 확인할 수 있는 또 하나의 사실은 검색트랙수가 많아짐에 따라 탐지성능의 증가율이 점차 둔화되어 어느 한계점을 지나면 그 증가율이 거의 0에 가까워진다는 점이다. 이는 각 트랙내에 저장된 정보의 양이 트랙에 따라 균일하게 분산되어 있지 않으므로, 그 정보량이 미미한 트랙들의 경우 알고리즘 수행의 복잡도를 줄이기 위해 감축해도 무방하다는 IV절의 주장을 입증해준다.

VI. 결론

이 논문에서는 MFTD 기법의 탐지성능을 최적화하기 위해 주어진 문제를 다중가설판정문제로 변환하고, 새로운 최적화 기준으로서 다중가설의 경우에 대해 확장된 NP기준을 도입하였다. 이로부터 얻어지는 MFTD 최적해는 각 트랙가설과 표적부재가설과의 공산비들에 가중치를 두어 합한 뒤, 그 결과에 대해 문턱치 검사를 행하는 형태가 된다. 이 최적해의 형태를 통해 표적신호의 신호대 잡음비뿐만 아니라, 목표하는 표적의 움직임정도가 MFTD기법의 표적탐지 성능을 좌우하는 또다른 주요한 인자가 된다는 점을 밝혔다. 이 결과는 [5]에서 실험을 통해 얻어진 결론과 일치한다. 또한, MFTD기법들에서 문제시되는 트랙검색의 복잡도를 가장 효율적으로 줄일 수 있는 트랙감축방법을 제시하였다. 제시된 감축방법은 트랙감축으로 인한 정보손실을 최소화하도록 설계되었으므로, 이를 채택한 준 최적해는 허용된 복잡도내에서 최적해와 가장 가까운 성능을 보장받는다.

참고 문헌

1. N. C. Mohanty, "Computer tracking of moving point target in space", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 3, May 1981, 606-611.
2. J. Y. Chen, "On suboptimal detection of 3-D moving targets", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 25, Mar. 1989, 343-350.

3. S. D. Blostein and T. S. Huang, "Detecting small, moving objects in image sequences using sequential hypothesis testing", *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 30, July 1991, 1611-1629.
4. B. D. Carlson, E. D. Evans, and S. L. Wilson, "Search radar detection and track with the Hough Transform-Part I: System Concept", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 30, Jan. 1994, 102-108.
5. P. Wei, J. Zeidler, and W. Ku, "Analysis of multifarm target detection using pixel statistics", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 31, Jan. 1995, 238-247.
6. B. Bayg n and A. O. Hero III, "Optimal simultaneous detection and estimation under a false alarm constraint", *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 41, May 1995, 688-703.
7. 임 형준, 김 태정, "표적의 움직임 예측을 이용한 다중 프레임 표적 검출", 신호처리합동학술대회 논문집, 전주, 1995년 9월, 945-948.
8. 임 형준, "유도추적용 표적 검출 시스템을 위한 추적후 검출 방법", 공학석사학위논문, 서울대학교, 1995년.
9. J. L. Melsa and A. P. Sage, *Estimation Theory with Applications to Communication and Control*, New York: McGraw-Hill, 1971.
10. G. Minkler and J. Minkler, *CFAR*, Baltimore: Magellan Book Company, 1990.
11. R. O. Nielsen, *Sonar Signal Processing*, Boston: Artech House, 1991.



임 형 준(Hyungjun Im) 정회원
 1972년 4월 21일
 1993년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학사
 1995년 2월: 서울대학교 전자공학과 공학석사
 1995년 3월~현재: 서울대학교 전자공학과 박사과정
 ※주관심분야: 검출 및 추정이론, 통계적 신호처리



김 태 정(Taejeong Kim) 정회원
 1953년 12월 9일
 1976년 2월: 서울대학교 전자공학과 공학사
 1978년 2월: 한국과학원 전기공학과 공학석사
 1986년 2월: 미시간대학 전자공학과 공학박사
 1988년 9월~1992년 9월: 서울대학교 전자공학과 조교수
 1992년 10월~현재: 서울대학교 전기공학부 부교수
 ※주관심분야: 정보이론, 부호화이론, 신호처리