

음향교란 항적의 기하학적 특성을 이용한 수중 표적 판별

(Underwater Target Discrimination Using Geometry of ACM Tracks)

鄭漢憲*, 全祥雲**, 洪淳穆*

(Young Hun Jung, Sang Woon Jeon, and Sun Mog Hong)

요 약

이 논문에서는 표적추적을 방해하는 여러개의 교란근원으로부터 추적표적을 판별해 내기 위한 알고리즘을 제안하였다. 이 표적 판별 알고리즘은 다중 순차적 가설 검증을 이용한다. 교란근원은 추적표적으로부터 분리되어, 정지된 위치에서 거짓의 시선 거리와 도플러 측정을 발생시켜 표적으로 혼동하도록 한 것이다. 제안된 알고리즘은 표적운동과 교란근원의 위치를 추정하기 위한 확장 Kalman 필터의 이노베이션으로부터 계산된 로그 공산비를 이용하여 판별을 위한 검증을 수행한다. 제안된 알고리즘의 표적판별 성능은 수치실험을 통해 검토하였다.

Abstract

In this paper we discuss an algorithm to discriminate a target under track against multiple acoustic counter-measure (ACM) sources, based on sequential testings of multiple hypotheses. The ACM sources are separated from the target under track and generate, while drifting, measurements with false range and Doppler information. The purpose of the ACM is to mislead the target tracking and to help the true target evade a pursuer. The proposed algorithm uses as a test statistic a function of the innovation sequences from extended Kalman filters to estimate the target dynamics and the drifting positions of the ACM sources. Results of numerical experiments are presented to show a performance profile of the proposed algorithm.

I. 서 론

수중 운동체를 수중 표적으로 유도하기 위해서는 적절한 표적 추적 알고리즘이 요구된다. 특히 표적이 능동 음향 수중 운동체에 의한 추적을 회피하기 위해서

* 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部

(School of Electronic and Electrical Eng. Kyungpook National University)

** 正會員, 韓國航空宇宙研究所

(Korea Aerospace Research Institute)

※ 이 연구는 96년도 한국과학재단핵심전문 연구비 지원(과제번호:961-0924-147-1)에 의해 수행되었음.

接受日: 1997년1월27일, 수정완료일: 1998년2월16일

음향교란(ACM: Acoustic Counter-Measure)근원들을 발생시켜 추적을 혼란시키고 ACM 근원으로서의 그릇된 유도를 시도하는 경우, 수중 운동체의 표적 추적 알고리즘은 빠른 시간내에 표적과 표적으로부터 분리된 ACM 근원들을 판별할 수 있어야 한다. 보다 구체적으로 설명하면, 표적으로부터 분리된 $M-1$ 개의 ACM 근원들이 어떤 순간부터 음향신호를 발생시키면 이때부터 M 개의 측정이 탐지되기 시작한다. 측정신호 파형의 특성(signature)으로 표적과 ACM 근원을 구분할 수 없는 경우, 일단 이 측정들로부터 적절한 데이터 연관을 통해 M 개의 항적을 구성하게 된다. 물론 이 항적중 하나는 표적으로부터, 다른 $M-1$ 개는 ACM 근원으로부터 비롯된 것이다. 표적과 ACM 근

원들로부터 비롯된 M 개의 항적을 각각 구분하기 위해서는 실제 표적의 항적과 ACM 근원들에서 비롯된 항적의 기하학적 특성을 이용하여야 한다. 이러한 문제를 풀기 위한 방법으로 다중 순차적 가설 검증^[1,2]의 적용을 생각해 볼 수 있다. 다중 순차적 가설 검증에는 먼저 Wald의 이진 순차적 가설 검증^[3]을 일반화시킨 Armitage 검증, 각 가설의 공산함수와 각 가설 공산함수의 기하평균비를 이용하여 가설을 제거하는 Reed 검증, 그리고 가장 큰 공산함수와 그 다음으로 큰 공산함수의 로그공산비를 문턱값과 비교하는 Palmer 검증 등이 있다. 이 순차적 가설 검증방법들은 레이다의 표적 판별 및 인식등에 응용되고 있다^[1,2,4].

이 논문에서는 다중 순차적 가설 검증을 이용하여 수중 표적과 ACM 근원들로부터 비롯된 항적을 구분하기 위한 방법을 제안하였다. 우선, 표적 판별 문제를 단순화하기 위해 다음과 같은 가정을 한다: 1) 표적과 ACM 신호의 검출확률은 1이고 클러터는 발생하지 않는다; 2) ACM 근원들은 표적으로 분리되어 수중의 표류 위치에서 수중 운동체의 능동 음탐 신호를 지연 발생시켜 시선 방향으로 운동하는 표적으로 혼동하도록 한 것이다; 3) 표적과 ACM 근원의 M 개 항적은 정확한 데이터 연관에 의해 얻어진 것이다. 이러한 가정아래, 제안된 알고리즘은 각 가설에 정합된 필터부분과 정합 필터의 이노베이션(innovations)으로부터 계산된 로그 공산비(log likelihood ratio)를 이용한 판별부분으로 이루어진다. 정합된 필터들은 표적에 대해서는 일반적 형태의 확장 Kalman 필터로, ACM 근원들에 대해서는 방위각 측정만을 이용하는 변형 극좌표계^[5]에서의 확장 Kalman 필터로 구성된다. 여러가지 시나리오에 대한 수치실험을 통해 제안된 알고리즘의 성능을 비교 검토하였다. 특히, 표적필터와 ACM필터를 함께 사용한 가설 검증 방식의 효율성을 알아보았다. 이 논문은 참고문헌^[6]에서 제안한 표적 판별 알고리즘을 하나의 표적과 복수개의 ACM 근원을 판별할 수 있도록 확장한 것이다.

II. 다중 순차적 가설 검증

다중 순차적 가설 검증에서는 순차적인 측정에 대해 순환식으로 표현되는 로그 공산비를 계산하게 된다. 그리고 주어진 오차확률 $e(i, j)(H_j$ 가 올바른 가설일 때 가설 H_i 를 결정할 조건부 확률)로부터 결정되는

문턱값(threshold)을 이용하여 가설 검증을 수행한다. 먼저 k 번째까지의 순차적인 측정을 다음과 같이 표시한다.

$$Z^k = \{ z(i) : i = 1, \dots, k \} \tag{1}$$

여기서 $z(i)$ 는 i 번째 측정을 표시한다.

Z^k 에 대한 가설 H_i, H_j 의 로그 공산비는 다음과 같이 정의된다.

$$A_{i,j}(k) = \ln \frac{p[Z^k | H_i]}{p[Z^k | H_j]} \tag{2}$$

여기서 $p[Z^k | H_i], p[Z^k | H_j]$ 은 각각 가설 H_i, H_j 에 대한 측정 Z^k 의 결합확률밀도함수, 또는 공산함수(likelihood function)라고 한다. 그리고 $\{z(i)\}$ 가 Markov sequence인 경우 다음과 같은 순환식으로 표현될 수 있다.

$$A_{i,j}(k) = \ln \frac{p[z(k) | Z^{k-1}, H_i]}{p[z(k) | Z^{k-1}, H_j]} + A_{i,j}(k-1) \tag{3}$$

위의 공산함수와 공산비를 이용한 다중 순차적 가설 검증 방법에는 Armitage 검증, Reed 검증, Palmer 검증이 있다^[1,2]. 이에 대해 간단히 설명해 보면 다음과 같다.

1. Armitage 검증

Wald의 이진 순차적 가설 검증을 M 개의 다중 순차적 가설 검증으로 확장한 검증으로써 순차적인 측정의 수 k 에 따라 $M(M-1)/2$ 개의 로그 공산비 $A_{i,j}(k)$ 들을 그에 해당하는 문턱값 $A_{i,j}$ 와 비교하게 된다. Armitage 검증은 다음과 같이 수행하게 된다^[1,2].

- 1) 로그 공산비 $A_{i,j}(k), i, j = 1, 2, \dots, M, i \neq j$ 을 구한다.
- 2) $A_{i,j}(k) \geq A_{i,j}, \forall j = 1, 2, \dots, M, j \neq i$ 이면 H_i 를 결정한다.
- 3) 위의 조건을 만족하지 않으면, 측정 $z(k+1)$ 을 취하여 검증을 계속한다.

위에서 문턱값 $A_{i,j}$ 는 주어진 오차 확률 $e(i, j)$ 에 대해 다음과 같이 결정된다.

$$A_{i,j} = \ln \left\{ \frac{1}{e(i, j)} \cdot \left[1 - \sum_{\#i} e(l, i) \right] \right\} \tag{4}$$

여기서 $e(i, j)$ 를 시간 index k 에 독립적인 상수로 취할 경우 $A_{i,j}$ 는 상수가 된다. 그리고 $M=2$ 인 경우 식 (4)의 문턱값은 Wald의 이진 순차적 가설 검증과 동일한 문턱값이 된다. 실제로 Armitage 검증은 $M(M-1)/2$ 개의 이진 검증(binary tests)들의 조합으로 이루어진 것으로 볼 수 있다.

2. Reed 검증

Reed 검증^[1,2]에서는 공산함수들의 기하 평균에 대한 각 가설 공산함수의 비를 문턱값과 비교하여 가설을 제거한다. 이 검증은 가설 선택 방법이라기 보다는 가설이 남을 때까지 가능성이 없는 가설을 제거하는 방법이다. 각 가설의 공산함수를 남아있는 가설의 공산함수 기하 평균과 비교하므로 각각의 시간 k 에 대해 단지 남아있는 가설의 공산비만 계산하면 된다. 이것은 $M>3$ 인 경우, Armitage 검증보다 훨씬 적은 수로 비교하는 것이고, 시간이 경과함에 따라 가설 제거로 필터의 수를 줄일수 있어서 계산량이 적은 장점이 있다. Reed 검증은 다음과 같이 수행하게 된다.

- 1) 남아있는 후보 가설 M_R 개에 대해 $R(Z^k|H_i)$ 를 구한다. (초기치 $M_R = M$)

$$R(Z^k|H_i) = \ln \left(\frac{p(Z^k|H_i)}{\left[\prod_{j=1}^{M_R} p(Z^k|H_j) \right]^{1/M_R}} \right) \quad (5)$$

- 2) $R(Z^k|H_i) < A_i$ 이면 가설 H_i 를 제거한다.
- 3) 만약 한 가설 H_i 만 남은 경우 가설 H_i 를 결정한다. $M_R \geq 2$ 인 경우에는 측정 $z(k+1)$ 을 취하여 남아있는 후보가설에 대해 검증을 계속한다.

여기서, 문턱값 A_i 는

$$A_i = \ln \left(\frac{1 - e(i, i)}{\left[\prod_{j=1}^{M_R} (1 - e(i, j)) \right]^{1/M_R}} \right) \quad (6)$$

으로 결정된다.

3. Palmer 검증

이 검증은 M 개의 공산함수를 구한후 가장 큰 공산함수와 두번째로 큰 공산함수의 로그 공산비를 문턱값과 비교한다. 따라서 이 검증은 Armitage 검증보다

간단한 구조를 갖게 된다. 이 검증은 다음과 같이 수행 된다^[4].

- 1) $p(Z^k|H_i), \forall i = 1, 2, \dots, M$ 를 구한다.
- 2) 가장 큰 로그공산함수 $p(Z^k|H_{i_1})$ 와 두번째로 큰 로그공산함수 $p(Z^k|H_{i_2})$ 로부터 로그 공산비 $A_{i_1, i_2}(k)$ 를 구성한다.
- 3) 만약 $A_{i_1, i_2}(k) \geq A_{i_1}$ 이면 가설 H_{i_1} 을 결정한다. 이 조건을 만족하지 않으면, 측정 $z(k+1)$ 을 취하여 검증을 계속한다.

여기서, 문턱값 A_{i_1} 은

$$A_{i_1} = \ln \left(\frac{M}{4(1 - e(i_1, i_1))^2} \right) \quad (7)$$

으로 실험적으로 얻어진 값이다. 이 문턱값은 실제 일어나는 전체 오차확률이 원하는 전체 오차확률 $\sum_{j=1}^{M} e(j, i)$ 보다 작도록 하기위한 값이다.

III. 가설 정합 필터의 구성과 표적 판별

I장에서 설명한 바와 같이 발생된 M 개의 항적을 항적 a_1, a_2, \dots, a_M 로 표시하자. 그리고 $Z_{a_1}^k = \{z_{a_1}(i) : i = 1, \dots, k\}, Z_{a_2}^k = \{z_{a_2}(i) : i = 1, \dots, k\}, \dots, Z_{a_M}^k = \{z_{a_M}(i) : i = 1, \dots, k\}$ 을 각각 항적 a_1, a_2, \dots, a_M 을 발생시킨 측정값으로 정의하자. 물론 $Z^k = \{Z_{a_1}^k, Z_{a_2}^k, \dots, Z_{a_M}^k\}$ 이다. 한편, H_i 는 $Z_{a_i}^k$ 가 표적에서 발생한 측정, $Z_{a_j}^k, j = 1, \dots, M, j \neq i$ 는 ACM 근원에서 발생한 측정이라는 가설로 정의한다. 이 장에서는 가설 H_1, H_2, \dots, H_M 에 각각 정합된 필터의 구성과 가설 검증에 대해 설명한다.

1. 가설 정합 확장 Kalman 필터

간단한 설명을 위해서 이 논문에서는 2차원 공간의 추적 문제에 대해 논한다. 3차원 추적문제에 대한 확장에는 어려움이 없다. 먼저, 가설 H_i 에 정합된 확장 Kalman 필터의 구성을 위한 운동방정식의 상태벡터는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} x(k) &= [x_{a_1}^T(k) \ x_{a_2}^T(k) \ \dots \ x_{a_M}^T(k)]^T \\ x_{a_i}(k) &= [x_{a_i}(k) \ y_{a_i}(k) \ \dot{x}_{a_i}(k) \ \dot{y}_{a_i}(k)]^T \end{aligned} \quad (8)$$

$$\mathbf{x}_{a_i}(k) = [\theta_{a_i}(k) \ 1/r_{a_i}(k)]^T, \quad j = 1, \dots, M, \quad j \neq i$$

여기서 x_{a_i}, y_{a_i} 는 비회전 좌표계에서 각각 수중 운동체에 대한 항적 a_i 의 x, y 방향 상대거리들, $\dot{x}_{a_i}, \dot{y}_{a_i}$ 는 항적 a_i 의 x, y 방향 상대속도를 표시한다. 그리고 $\theta_{a_i}, 1/r_{a_i}$ 는 비회전 좌표계위에서 각각 수중 운동체에 대한 항적 a_i 의 방위각과 상대거리의 역수이다. 이때 상태방정식은 아래의 식과 같다.

$$\mathbf{x}_{a_i}(k) = \Phi(k) \mathbf{x}_{a_i}(k-1) - \mathbf{u}_{a_i}(k) + \mathbf{v}_{a_i}(k-1) \quad (9)$$

$$\mathbf{x}_{a_i}(k) = f[\mathbf{x}_{a_i}(k-1), \mathbf{u}_{a_i}(k)] + \mathbf{v}_{a_i}(k-1), \quad j=1, \dots, M, \quad j \neq i \quad (10)$$

여기서, $k-1$ 번째, k 번째 측정이 발생한 시간을 t_{k-1}, t_k 로 표시하고 $\Phi(k)$ 는 상태전이행렬로, $T = t_k - t_{k-1}$ 에 대해 다음과 같이 표현된다.

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} I & TI \\ 0 & I \end{bmatrix}, \quad I = \text{diag} \{1, 1\} \quad (11)$$

그리고 입력 $\mathbf{u}_{a_i}(k)$ 는 수중 운동체의 가속도 측정을 통해 얻을 수 있는 값으로 구간 $[t_{k-1}, t_k]$ 에서 운동체의 가속도에 의해 발생한 운동체의 위치와 속도의 변화를 표시한다. $\mathbf{u}_{a_i}(k)$ 는 역시 가속도 측정을 통해 얻을 수 있는 값으로 구간 $[t_{k-1}, t_k]$ 에서 발생한 운동체의 위치변화를 표시한다. 즉,

$$\mathbf{u}_{a_i}(k) \triangleq \begin{bmatrix} u_{a_i,1}(k) \\ u_{a_i,2}(k) \\ u_{a_i,3}(k) \\ u_{a_i,4}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \int_{t_{k-1}}^{t_k} (t-\tau) \dot{x}_o(\tau) d\tau \\ \int_{t_{k-1}}^{t_k} (t-\tau) \dot{y}_o(\tau) d\tau \\ \int_{t_{k-1}}^{t_k} \dot{x}_o(\tau) d\tau \\ \int_{t_{k-1}}^{t_k} \dot{y}_o(\tau) d\tau \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\mathbf{u}_{a_i}(k) \triangleq \begin{bmatrix} u_{a_i,1}(k) \\ u_{a_i,2}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_o(k) - x_o(k-1) \\ y_o(k) - y_o(k-1) \end{bmatrix}$$

여기서 \dot{x}_o 와 \dot{y}_o 는 각각 수중 운동체의 x, y 방향 가속도를, x_o 와 y_o 는 수중 운동체의 x, y 방향 위치를 표시한다. 한편,

$$f[\mathbf{x}_{a_i}(k-1), \mathbf{u}_{a_i}(k)] = \begin{bmatrix} \tan^{-1} \left(\frac{S_{a_i,1}(k)}{S_{a_i,2}(k)} \right) + \theta_{a_i}(k-1) \\ \frac{1}{\{r_{a_i}(k-1) \sqrt{S_{a_i,1}^2(k) + S_{a_i,2}^2(k)}\}} \end{bmatrix} \quad (13)$$

이고, 여기서 $S_{a_i,1}(k), S_{a_i,2}(k)$ 의 표현식을 얻어보면 다음과 같다.

$$S_{a_i,1}(k) = \frac{[-u_{a_i,2}(k) \cos \theta_{a_i}(k-1) + u_{a_i,1}(k) \theta_{a_i}(k-1)]}{r_{a_i}(k-1)} \quad (14)$$

$$S_{a_i,2}(k) = \frac{[-u_{a_i,2}(k) \sin \theta_{a_i}(k-1) - u_{a_i,1}(k) \cos \theta_{a_i}(k-1)]}{r_{a_i}(k-1)} + 1$$

$\mathbf{v}_{a_i}(k-1)$ 는 표적 운동의 불확정성을 모델링하는 평균이 영인 백색 가우시안 과정잡음벡터이다. 이 운동과정잡음 $\mathbf{v}_{a_i}(k-1)$ 의 공분산행렬은 $\mathbf{Q}_{a_i}(k-1)$ 로 다음과 같다.

$$\mathbf{Q}_{a_i}(k-1) = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} T^3 I & \frac{1}{2} T^2 I \\ \frac{1}{2} T^2 I & TI \end{bmatrix} \sigma_v^2 \quad (15)$$

마지막으로, $\mathbf{v}_{a_i}(k-1)$ 는 고정된 ACM 근원의 표류를 모델링하는 평균이 영인 백색 가우시안 과정잡음 벡터이다. 이 운동과정잡음 $\mathbf{v}_{a_i}(k-1)$ 의 공분산행렬 $\mathbf{Q}_{a_i}(k-1)$ 는 직각 좌표계에서의 공분산행렬 $\bar{\mathbf{Q}}_{a_i}(k-1)$ 로부터 변환을 각각 통해 얻어진다. 즉,

$$\bar{\mathbf{Q}}_{a_i}(k-1) = \begin{bmatrix} T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \sigma_p^2 \quad (16)$$

일때

$$\mathbf{Q}_{a_i}(k-1) = \begin{bmatrix} 1/r_{a_i}^2(k-1) T & 0 \\ 0 & 1/r_{a_i}^4(k-1) T \end{bmatrix} \sigma_p^2 \quad (17)$$

이다. 위의 식 (13), (14)는 수중 운동체 운동에 대한 고정된 ACM 근원의 상대적 방위각과 거리의 역수를 상태변수로 취한 상태방정식이다. 이 식은 참고문헌 [5]의 등속운동표적에 대한 운동방정식으로부터 유도할 수 있다.

수중 운동체의 음향 센서의 측정은 표적 거리 r , 방위각 θ , 그리고 도플러 측정 \dot{r} 으로 이루어진다. 따라서 항적 a_i 에 대한 측정식은

$$\mathbf{z}_{a_i}(k) = \begin{bmatrix} z_{r_{a_i}}(k) \\ z_{\theta_{a_i}}(k) \\ z_{\dot{r}_{a_i}}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x_{a_i}^2(k) + y_{a_i}^2(k)} \\ \tan^{-1}(y_{a_i}(k)/x_{a_i}(k)) \\ \frac{x_{a_i}(k) \dot{x}_{a_i}(k) + y_{a_i}(k) \dot{y}_{a_i}(k)}{\sqrt{x_{a_i}^2(k) + y_{a_i}^2(k)}} \end{bmatrix} + \mathbf{w}_{a_i}(k) \quad (18)$$

이고 항적 a_j 에 대해서는 방위각만을 이용한 다음과 같은 측정식이 된다.

$$z_{a_j}(k) = z_{\theta a_j}(k) = [1 \ 0] x_{a_j}(k) + w_{a_j}(k), \quad j=1, \dots, M, \quad j \neq i \quad (19)$$

여기서 $w_{a_j}(k)$, $w_{a_i}(k)$ 는 각각 평균이 영인 백색 가우시안 과정으로 공분산행렬은

$$R_{a_j}(k) = \text{diag} \{ \sigma_r^2, \sigma_\theta^2, \sigma_r^2 \} \quad (20)$$

$$R_{a_i}(k) = \sigma_\theta^2$$

이 된다.

위에서 ACM 근원으로부터 비롯된 항적 a_j 에 대한 운동방정식의 좌표계로 변형 극좌표계를 사용하고 방위각만을 측정으로 사용한 이유는 다음과 같다. ACM 근원은 수중 운동체의 능동 음탐 신호를 지연 발생시켜 시선 방향으로 운동하는 표적으로 혼동시키려 한다. 따라서, r , \dot{r} 는 이용할 수 없고 방위각 θ 만을 사용해야 한다. 한편, 변형 극좌표계를 사용한 것은 추정 분산이 크게 다른 표적거리와 방위각의 결합을 피하기 위해서이다.

가설 H_i 에 정합된 필터는 운동방정식 (9), (10)과 측정식 (18), (19)에 대한 확장 Kalman 필터로 구성하였다. 식 (9), (18)과 식 (10), (19)은 각각 상호 결합이 없기 때문에 M 개의 독립된 확장 Kalman 필터로 각각 x_{a_1} , x_{a_2} , ..., x_{a_M} 을 추정할 수 있다.

2. 표적과 ACM 근원의 판별

표적과 ACM 근원들로부터 비롯된 측정의 집합으로부터 표적과 ACM 근원을 판별하기 위해서 III.1절에서 설명한 가설 정합 필터의 이노베이션으로부터 로그 공산비를 계산한다. 우선 각 가설 H_i , $i=1, \dots, M$, 정합 필터의 시간 index m 에서의 이노베이션을 $\nu_i(m)$, 그 공분산행렬을 $V_i(m)$ 로 표시하자. 운동 과정과 측정잡음이 가우시안 과정이지만, 비선형 추정의 문제이기 때문에 일반적으로 $\nu_1(m), \dots, \nu_M(m)$ 는 비가우시안 과정이 된다. 하지만, 측정신호파형의 특성이 구분될 수 없는 비교적 큰 표적거리에서 이 판별이 적용되기 때문에 비선형의 정도가 낮아 대략 가우시안 과정으로 가정할 수 있다. 정합 필터 이노베이션의 확률밀도함수는 다음과 같이 가우시안 함수로 가정한다.

$$p[\nu_i(m)|Z^{m-1}, H_i] = \det [2\pi V_i(m)]^{-\frac{1}{2}} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} \nu_i^T(m) V_i^{-1}(m) \nu_i(m) \right] \\ m = 1, \dots, k, \quad i = 1, \dots, M \quad (21)$$

이때 이노베이션 sequence $\{\nu_i(m)\}$ 는 Markov이므로 식 (3)을 이용하면, 로그 공산비 $\Lambda_{i,j}(k)$ 는

$$\Lambda_{i,j}(k) = \Lambda_{i,j}(k-1) + \frac{1}{2} \ln \det [V_j(k)] + \frac{1}{2} \nu_j^T(k) V_j^{-1}(k) \nu_j(k) - \frac{1}{2} \ln \det [V_i(k)] - \frac{1}{2} \nu_i^T(k) V_i^{-1}(k) \nu_i(k), \\ \Lambda_{i,j}(0) = 0 \quad (22)$$

임을 알 수 있다. 이 식은 III.1절의 가설 정합 필터가 측정집합 $Z_{a_1}^k, Z_{a_2}^k, \dots, Z_{a_M}^k$ 에 대해 서로 독립된 형태이기 때문에 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\Lambda_{i,j}(k) = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^M \{ \ln \det [V_{a_l}(k)] - \ln \det [V_{a_l}(k)] + \nu_{a_l}^T(k) V_{a_l}^{-1}(k) \nu_{a_l}(k) - \nu_{a_l}^T(k) V_{a_l}^{-1}(k) \nu_{a_l}(k) \} \\ + \Lambda_{i,j}(k-1) \quad (23)$$

여기서 $\nu_{a_1 i}, \nu_{a_2 i}, \dots, \nu_{a_M i}$ 는 각각 가설 H_i 에 정합된 필터의 측정집합 $Z_{a_1}^k, Z_{a_2}^k, \dots, Z_{a_M}^k$ 에 대한 이노베이션을 표시하고, $V_{a_1 i}, V_{a_2 i}, \dots, V_{a_M i}$ 는 그 이노베이션의 공분산행렬을 표시한다. 한편, 위 식(23)에서 $\Lambda_{i,j}(k)$ 는 다음과 같은 $2M$ 개의 로그 공산함수로 분리됨을 알 수 있다.

$$\Lambda_{i,j}(k) \triangleq \sum_{l=1}^M [\Lambda_{a_l i}(k) - \Lambda_{a_l j}(k)], \\ \Lambda_{a_l i}(0) = 0, \quad l=1, \dots, M, \quad i=1, \dots, M \quad (24)$$

여기서 $\Lambda_{a_1 i}, \Lambda_{a_2 i}, \dots, \Lambda_{a_M i}$ 과 $\Lambda_{a_1 j}, \Lambda_{a_2 j}, \dots, \Lambda_{a_M j}$ 는 각각 궤적 a_1, a_2, \dots, a_M 에 대한 H_i 과 H_j 가설에 정합된 독립된 확장 Kalman 필터의 로그 공산함수이다. 즉, $\Lambda_{a_l i}$ 는 궤적 a_l 에 대한 표적 필터의 로그 공산함수, $\Lambda_{a_l i}, l=1, \dots, M, l \neq i$,는 각각 궤적 a_l 에 대한 ACM 필터의 로그 공산함수이다.

IV. 수치실험

여기서는 수치실험을 통해 앞장에서 설명한 Armi-

tage 검증, Reed 검증, Palmer 검증을 사용한 표적 판별 알고리즘의 성능을 비교, 검토한다. 이 수치실험을 위해 2개의 궤적을 구성하였고, 100회의 Monte Carlo 실험을 통해 판별성공 횟수와 실패 횟수, 그리고 판별에 필요한 측정수를 얻었다.

1. 정합 필터의 파라미터 및 초기화

방위각과 도플러 측정오차는 백색 정규 잡음으로 평균이 0이며 표준편차는 각각 σ_r , σ_θ , σ_f 로 가정한다. 그리고 등속운동을 가정한 표적필터와 ACM 근원에 정합된 필터의 과정잡음 표준편차는 각각 $\sigma_v = 2 m/sec$, $\sigma_p = 1 m$ 로 가정한다.

ACM 근원이 첫번째 측정을 발생시킨 시간 index $k=1$ 이다. 이때 ACM 근원 정합 필터의 초기화를 위한 상태변수 추정값과 추정 공분산 행렬은

$$\hat{\theta}(1|1) = z_\theta(1),$$

$$1/\hat{\gamma}(1|1) = 1/z_r(1),$$

$$P(1|1) = \begin{bmatrix} \sigma_\theta^2 & 0 \\ 0 & \left(\frac{2}{z_r(1)}\right)^2 \end{bmatrix} \quad (25)$$

으로 취한다. 이때 표적운동에 정합된 필터는 충분한 횟수의 순환을 거친 상태에 있도록 했다.

2. 표적과 수중 운동체의 운동궤적

첫번째 궤적은 표적이 등속운동하는 경우이며, 두번째 궤적은 표적이 급속하게 방향을 전환하는 경우이다. 두 시나리오 모두 3개의 ACM 근원이 발생하며 ACM 근원은 표적에서 분리된 시간에 그 위치에서 측정신호를 발생시키기 시작한다. 이 측정신호는 운동체의 음탐신호를 지연 발생시키고 도플러의 주파수를 변위하여 시선방향으로 각각 6.8m/sec, 12.8m/sec, 18.8m/sec속도로 이동하고 있는 표적으로 혼동하도록 한 것이다.

시나리오 1: 그림 1과 같이 표적은 15.4m/sec로, 운동체는 23.1m/sec로 90sec동안 등속운동. 표적이 ACM 근원들을 분리한 시간은 60sec, 이때 운동체와 표적과의 상대거리는 1000m. 표본 간격 $T = 2 sec$.

시나리오 2: 그림 2와 같이 표적과 운동체는 구간 [0sec, 60sec]에서 각각 15.4m/sec, 23.1m/sec로 등

속운동, 표적은 구간 [60sec, 61.2sec]에서 가속도 10m/sec²으로 45° 우회전, 운동체는 구간 [60 sec, 60.9sec]에서 가속도10m/sec²으로 22.5° 우회전, 나머지 구간에서 등속운동. 표적이 ACM 근원들을 분리한 시간은 60sec, 이때 운동체와 표적과의 상대거리는 400m. 표본 간격 $T = 1 sec$.

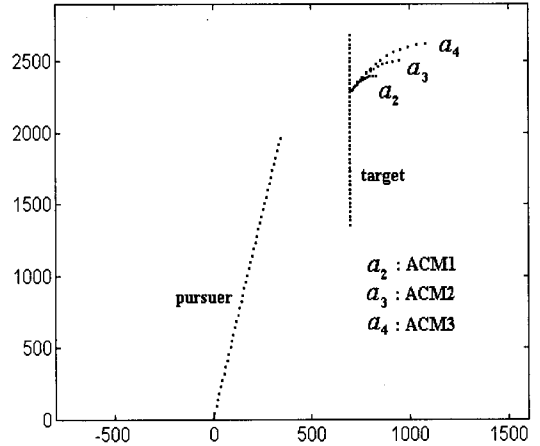


그림 1. 시나리오 1의 궤적
Fig. 1. Trajectories of scenario 1.

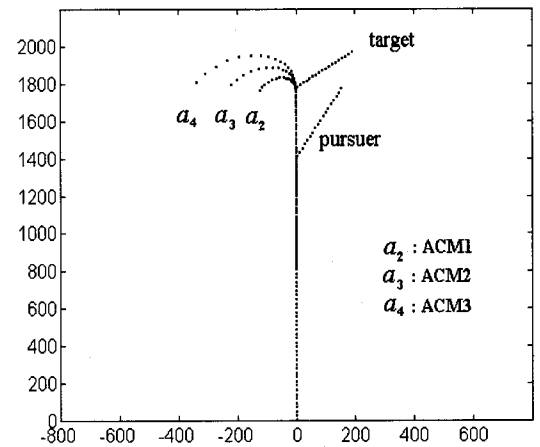


그림 2. 시나리오 2의 궤적
Fig. 2. Trajectories of scenario 2.

3. 수치실험 결과 및 검토

우선, 표적이 발생하는 항적을 a_1 , 그리고 6.8m/sec, 12.8m/sec, 18.8m/sec로 시선방향으로 이동하는 표적으로 혼동하도록 한 ACM이 발생하는 항적을 각각 a_2 , a_3 , a_4 로 표시하였다. 각 시나리오에 대해서는 100회의 Monte Carlo 실험을 통하여 판별 성공횟수와

실패횟수, 판별에 필요한 scan수를 얻었다. 그리고 로 그 공산비의 평균값을 다음과 같이 얻었다.

$$\bar{\Lambda}_{i,j}(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Lambda_{i,j}^n(k) \quad (26)$$

여기서 N 은 시물레이션 횟수이므로 100이며, $\Lambda_{i,j}^n(k)$ 는 n 번째 시물레이션에서 scan k 때의 가설 H_i, H_j 에 대한 로 그 공산비이다. 그리고 로 그 공산합 수의 평균값도 이와 동일한 방법으로 얻었다. 시나리 오 1과 2에 대한 로 그 공산비의 평균값은 그림 3, 4 에, 그리고 로 그 공산합수의 평균값은 각각 그림 5, 6 에 나타내었다. 그림 5(a)와 그림 6(a)는 항적 a_i 에 대한 ACM필터의 평균 로 그 공산합수 ($\bar{\Lambda}_i$ 로 표시)를 보여준다. 여기서 $\bar{\Lambda}_i = \bar{\Lambda}_{a_i,j}, i=1, \dots, 4, j=1, \dots, 4, j \neq i$, 임을

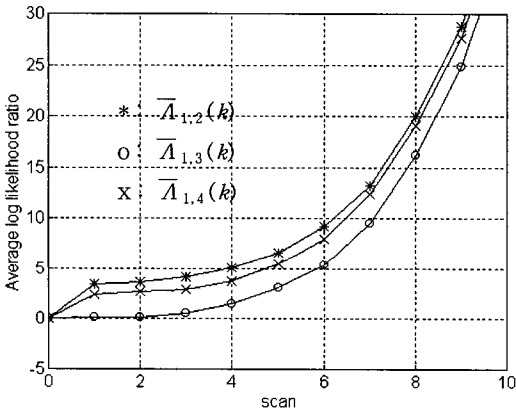


그림 3. 시나리오 1에 대한 평균 로 그 공산비
Fig. 3. Average log likelihood ratios for scenario 1.

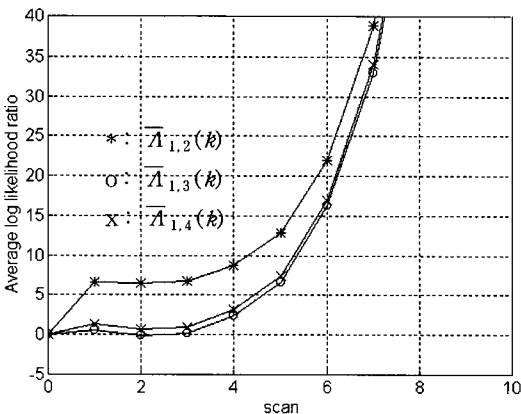


그림 4. 시나리오 2에 대한 평균 로 그 공산비
Fig. 4. Average log likelihood ratios for scenario 2.

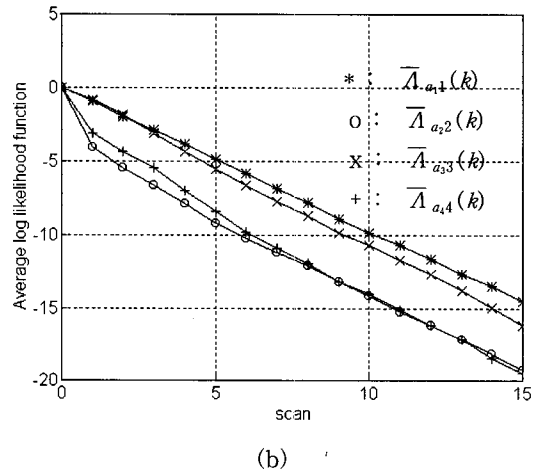
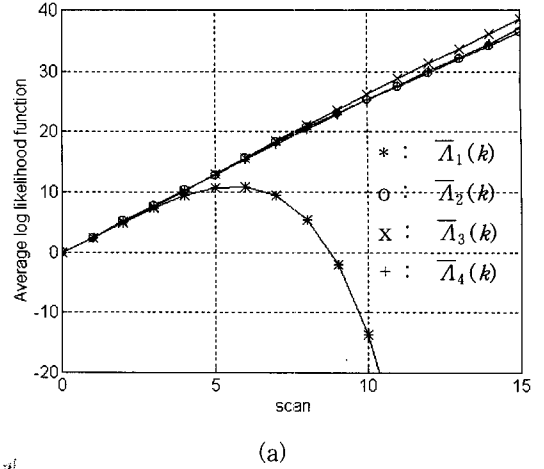
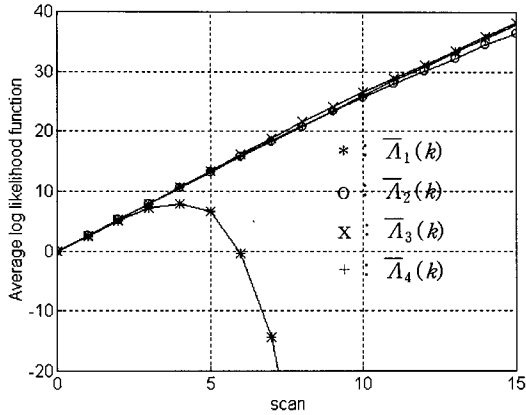


그림 5. 시나리오 1에 대한 평균 로 그 공산합수 (a) 항적 a_i 에 대한 ACM필터의 평균 로 그 공산 합수 $\bar{\Lambda}_i$ (b) 항적 a_i 에 대한 표적필터의 평균 로 그 공산합수 $\bar{\Lambda}_{a_i}$

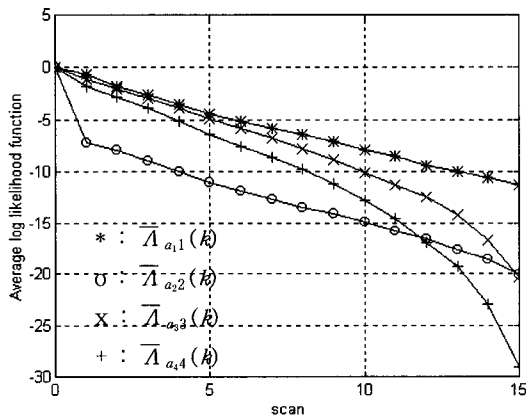
Fig. 5. Average log likelihood functions for scenario 1. (a) Average log likelihood functions ($\bar{\Lambda}_i$) of the ACM model for track a_i ; (b) Average log likelihood functions ($\bar{\Lambda}_{a_i}$) of the target model for track a_i

쉽게 알 수 있다. 그리고 그림 5(b)와 그림 6(b)는 항 적 a_i 에 대한 표적필터의 평균 로 그 공산합수 ($\bar{\Lambda}_{a_i}$) 를 보여준다.

한편, 모든 i, j 에 대해 $e(i,j) = c, c = 상수, i \neq j$, 인 경우 $M(M-1)/2$ 개의 모든 Armitage 문턱값들 은 같은 값이 된다. 나아가서, Palmer의 문턱값과



(a)



(b)

그림 6. 시나리오 2에 대한 평균 로그 공산함수 (a) 항적 a_i 에 대한 ACM필터의 평균 로그 공산함수 \bar{A}_i (b) 항적 a_i 에 대한 표적필터의 평균 로그 공산함수 \bar{A}_{a_i}

Fig. 6. Average log likelihood functions for scenario 2. (a) Average log likelihood functions (\bar{A}_i) of the ACM model for track a_i (b) Average log likelihood functions (\bar{A}_{a_i}) of the target model for track a_i

Armitage의 문턱값을 같게 취한 경우, Palmer 검증에서 가장 큰 로그 공산함수와 두번째로 큰 로그 공산함수에 대한 로그 공산비가 문턱값보다 크다는 것은 곧 Armitage 검증에서 가장 큰 로그 공산함수와 나머지 로그 공산함수들에 대한 로그 공산비들은 모두 문턱값보다 크다는 것과 같다. 따라서, Armitage 검

증과 Palmer 검증은 같은 검증결과를 보이게 된다. 여기서는 시나리오 1, 2 모두에 대해 $e(i, j) = 0.01, i \neq j, i, j = 1, \dots, M$, 로 취하였으며, 그 때 Armitage 검증에 사용된 문턱값 A_{ij} 는 4.57, Reed 문턱값 A_i 는 $M_R=4$ 인 경우는 -2.62, $M_R=3$ 인 경우는 -2.33, $M_R=2$ 인 경우는 -1.75로 결정된다. 위에서 설명한 바와 같이 이 표적 판별 문제에 있어서는 Armitage와 Palmer 검증이 같은 결과를 보이므로 Palmer 검증의 결과는 검토를 생략한다.

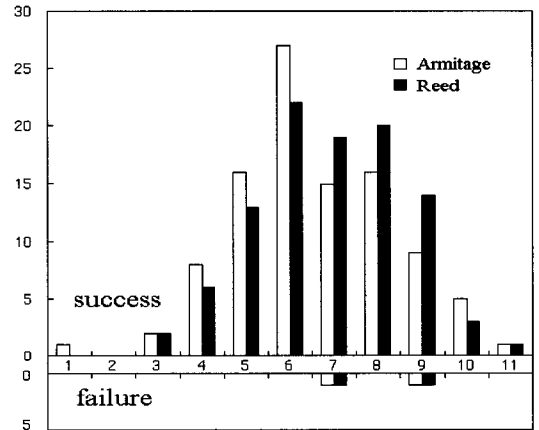


그림 7. 시나리오 1에 대한 scan별 판별 성공 및 실패횟수

Fig. 7. Numbers of discrimination success and failure for scenario 1.

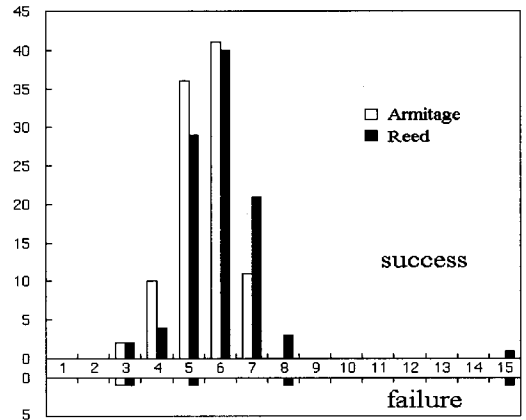


그림 8. 시나리오 2에 대한 scan별 판별 성공 및 실패횟수

Fig. 8. Numbers of discrimination success and failure for scenario 2.

시나리오 1의 표적운동은 표적 추적필터와 정합된 것으로 이 경우 판별성공, 실패의 수를 scan별로 그림 7에 성공인 경우는 위쪽, 실패인 경우는 아래쪽에 각각 나타내었다. 판별 성공률은 Armitage와 Reed 검증 모두 98%로 이론치와 거의 일치하게 나타난다. Armitage 검증을 이용했을 경우 판별에 필요한 평균 scan수는 6.56으로 그림 3의 로그 공산비 $\bar{\lambda}_{1,3}$ 가 문턱값 $A_{1,3}=4.57$ 을 지나는 시간과 비교적 일치한다. 이것은 Reed 검증의 6.87에 비해 약간 빠른것이다.

시나리오 2는 표적이 급격한 방향전환을 한 경우로, 이 경우에 대해서도 각 검증방법에 따라 판별성공, 실패의 수를 scan별로 그림 8에 나타내었다. 이 경우 판별 성공률은 Armitage 검증과 Reed 검증에 대해서 각각 99%, 96%로 나타났다. Armitage 검증을 이용했을 경우 판별에 필요한 평균 scan수는 5.49, Reed 검증은 5.93이었다. 이것은 Armitage 검증이 Reed 검증에 비해 보다 정확하고 빠른 방법임을 보여 준다.

그림 3, 4에서 Armitage 검증은 $\bar{\lambda}_{1,3}$ 가 문턱값 4.57을 지나갈 때 검증이 끝나는 것을 알 수 있다. 여기서, III장에서 제안한 표적필터와 ACM필터를 함께 이용한 가설 검증이 ACM필터만 사용해서 표적을 판별하는 경우보다, 그림 5(b)와 6(b)을 참조해 보면 ($\bar{\lambda}_{a1} - \bar{\lambda}_{a3}$)만큼 로그 공산비 $\bar{\lambda}_{1,3}$ 가 커지게 하여 보다 빠르고 정확한 판별이 가능하도록 함을 알 수 있다. 특히 Reed 검증의 경우 항적 a_2 에 대한 표적필터의 부정합은 매우 커서 가설 H_2 를 일찍 제거할 수 있도록 한다. 이것은 최종적 판별 이전에 ACM 근원으로부터 비롯된 항적 a_2 의 빠른 제거를 의미한다. 이 점 역시 III장에서 제안한 ACM필터 뿐만 아니라 표적필터를 함께 사용한 가설 검증방식이 더 효과적임을 확인해 준다.

마지막으로, 시나리오 1과 2에 대한 Armitage 검증, Reed 검증, 그리고 고정 측정크기 가설 검증(fixed-sample-size-test)^[3]의 오차율과 검증에 필요한 평균 측정수를 그림 9와 10에서 나타내었다. 이 그림에서는 각 검증방법에 대해서 ACM필터와 표적필터를 함께 사용한 경우와 ACM필터만을 사용한 경우를 함께 보여준다. 그림 9와 10에서 알 수 있듯이 고정 측정크기 가설 검증보다 Reed 검증이, Reed 검증보다 Armitage 검증이, 그리고 표적필터를 사용한 경

우가 표적 필터를 사용하지 않은 경우보다 각각 좋은 성능을 보임을 알 수 있다. 즉, 표적필터를 사용한 Armitage 검증이 같은 오차율에 대해 검증에 필요한 측정수가 가장 적고, 같은 측정수를 사용하더라도 실제 일어나는 오차는 가장 작은 것을 알 수 있다.

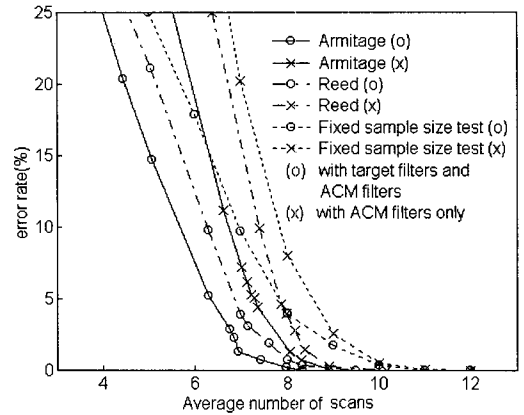


그림 9. 시나리오 1에 대한 각 검증의 판별성능
Fig. 9. Discrimination performances of various tests for scenario 1.

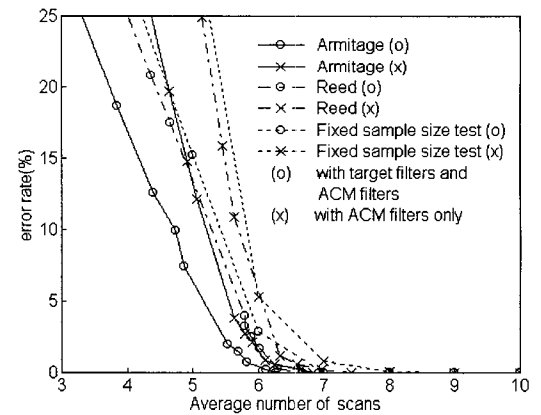


그림 10. 시나리오 2에 대한 각 검증의 판별성능
Fig. 10. Discrimination performances of various tests for scenario 2.

V. 결 론

이 논문에서는 다중 순차적 가설 검증을 이용한 수중 표적 판별 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 실제 표적의 항적과 ACM 근원들에서 비롯된 항적의 기하학적 특성에 정합된 표적 및 ACM 필터 부분과 그 정합 필터의 이노베이션으로부터 계산된 로그 공산합수를 이용한 판별부분으로 이루어진다. 제안

된 알고리즘은 빠른 시간내에 높은 성공률로 표적과 ACM 근원들을 판별할 수 있었다. 특히, 표적필터와 ACM필터를 함께 이용한 가설 검증이 ACM필터만을 사용해서 표적을 판별하는 경우보다 빨리 표적과 ACM 근원들을 판별함을 수치실험을 통해 확인할 수 있었다. 한편, 이 수중 표적 판별 문제에서 Armitage 검증은 Reed 검증에 비해 보다 정확하고 빠른 검증방식임을 역시 확인할 수 있었다. 여러개의 ACM 근원들이 순차적으로 발생하는 경우에는, 그에 해당하는 가설의 수를 순차적으로 변화시킴으로써 여기서 제안한 다중 순차적 가설 검증을 확장하여 적용할 수 있다. 하지만, 여기서 제안된 알고리즘은 클러터가 발생하지 않는 상황에서 표적과 ACM신호의 검출확률이 1 이고, 정확한 데이터 연관에 의해 항적을 얻었다는 가정에 기초한다. 따라서 이 알고리즘을 실제로 응용하기 위해서는 이러한 문제점을 반영할 수 있는 검토가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] I. Jouny and F. D. Garber, "M-ary sequential hypothesis tests for automatic

target recognition," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-28, pp. 473-483, April 1992.

[2] F. D. Garber and I. Jouny, "On M-ary sequential hypothesis testing for the classification of radar signals," *IEEE Military Communications Conference*, vol. 2, pp. 684-688, October 1987.

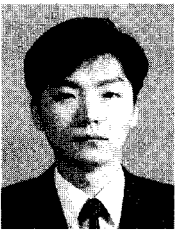
[3] A. P. Sage and J. C. Melsa, *Estimation Theory with Application to Communication and Control*. New York: McGraw-Hill, 1960.

[4] L. C. Palmer, "Sequential tests to select among M hypotheses," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-18, pp. 211-214, January 1972.

[5] V. J. Aidala and S. E. Hammel, "Utilization of modified polar coordinates for bearings-only tracking," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. AC-28, pp. 283-294, March 1983.

[6] 정영현, 홍순목, "순차적 가설 검증을 이용한 수중 표적 판별," 대한전자공학회논문지, 제 33권, B편 제1호, pp. 6-14, 1996년 1월

저 자 소 개



鄭 漢 憲(正會員)

1969년2월15日生. 1993년2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1995년2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 1995년 3월 ~ 현재 경북대학교 박사과정 재학중. 주관심 분야는 표적추적 및 데이터 연관, 최

적화 등임

全 詳 雲(正會員)

1968년3월1日生. 1993년2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1995년2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 1996년3월 ~ 현재 항공우주연구소 연구원. 주관심분야는 표적추적 및 데이터 연관, 중형로켓 등임

洪 淳 穆(正會員) 第 33 卷 B編 第 1 號 參照

현재 경북대학교 전자전기공학부 부 교수