論文96-33B-1-2

순차적 가설 검증을 이용한 수중 표적 판별

(Underwater Target Discrimination Using a Sequential Hypothesis Test)

鄭 渙 憲 *, 洪 淳 穆 *

(Young Heon Jeong and Sun Mog Hong)

요 약

이 논문에서는 수중 표적추적을 방해하는 교란근원으로부터 추적표적을 판별해 내기 위한 알고리듬을 제안하였다. 이 표적 판별 알고리듬은 순차적 가설 검증을 이용한다. 교란근원은 추적표적으로부터 분리되어, 정지된 위치에서 거짓의 시선 거리와 도플러 측정을 발생시켜 표적으로 혼동되도록 한 것이다. 제안된 알고리듬은 표적운동과 교란근원의 위치를 추정하기 위한 확장 Kalman필터의 이노베이션으로부터 계산된 로그 공산비를 이용하여 판별을 위한 검증을 수행한다. 다양한 시나리오에 대한 수치실험을 통해 제안된 알고리듬이 빠른 시간내에 높은 성공률로 표적과 교란근원을 판별할 수 있음을 확인하였다.

Abstract

In this paper we present an algorithm to discriminate an underwater target under track against an acoustic counter-measure (ACM) source, based on a sequential hypothesis test. The ACM source is separated from the target under track and generates, 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 algorithm uses as a test statistic a function of the innovation sequences from extended Kalman filters to estimate the target dynamics and the drifting position of the ACM source. Numerical experiments on various scenarios show that the proposed algorithm discriminates the target against an ACM source very fast with a high probability of success.

I. 서 론

수중 운동체를 수중 표적으로 유도하기 위해서는 적절한 표적 추적 알고리듬이 요구된다. 특히 표적이 능동 음탐 수중 운동체에 의한 추적을 회피하기 위해서 음향교란(ACM: Acoustic Counter-Measure) 근원을 발생시켜 추적을 혼란시키고 ACM 근원으로의 그릇된 유도를 시도하는 경우, 수중 운동체의 표적 추적 알고리듬은 빠른 시간내에 표적과 ACM 근원을 판별할 수 있어야 한다. 보다 구체적으로 설명하면, 표적으로부터 분리된 ACM 근원이 어떤 순간부터 음탐신호를 발생시키면 이때부터 두개의 측정이 탐지되기 시작한다. 측정신호파형의 특성(signature)으로 이 두개의 측정을 구분할 수 없는 경우, 일단 이 측정들로부터 적절한 데이타 연관을 통해 두개의 항적을 구성하게 된다. 물론 이 항적중 하나는 표적으로부터, 다른 하나는 ACM 근원으로부터 비롯된 것이다. 여기서 표적과 ACM 근원으로부터 비롯된 두개의 항적을 구분하기 위해서는 실제 표적의 항적과 ACM 근원에서 비롯된 항적의 기하학적 특성을 이용하여야 한다. 이러한 문제를 풀기 위한 방법으로 Wald의 순차적 가설 검증[1]

* 正會員, 慶北大學校 工科大學 電子工學科

(Dept. of Electronics Kyungpook National University)

接受日字:1995年4月23日, 수정완료일:1995年12月28日

의 적용을 생각해 볼 수 있다. 일반적으로, Wald의 순차적 가설 검증은 일정한 갯수의 표본을 이용한 가설 검증에 비해서 요구되는 표본수의 기대값이 훨씬 작은 장점을 갖는다. 이 방법은 레이다의 표적 판별, 고장 검출등에 널리 응용되고 있다[2,3,4].

이 논문에서는, 수중 표적과 ACM 근원으로부터 비롯된 항적을 구분하는 문제를 가설 검증문제로 수식화하고 순차적 가설 검증 알고리듬의 적용을 검토하였다. 여기서 고려하는 ACM 근원은 표적에서 분리되어 수중의 표류 위치에서 수중 운동체의 능동 음탐 신호를 지연 발생시켜 시선 방향으로 운동하는 표적으로 혼동하도록 한 것이다. 제안된 알고리듬은 두 항적이 각각 표적과 ACM 근원으로부터 그리고 그 역으로부터 발생했다는 두 가설에 정합시킨 필터부분과 정합 필터의 이노베이션(innovations)으로부터 계산된 로그 공산비(log likelihood ratio)를 이용한 판별부분으로 이루어진다. 정합된 필터는 표적에 대해서는 일반적 형태의 확장 Kalman 필터[5]로, ACM 근원에 대해서는 방위각 측정만을 이용하는 축소된 변형 극좌표계[6]에서의 확장 Kalman 필터로 구성된다. 여러가지 시나리오에 대한 수치실험을 통해 제안된 표적 판별 알고리듬의 성능을 시험하고 고정 표본수(fixed sample size)[1]를 이용한 경우와 비교하였다. 그 결과 고정 표본수를 이용한 경우보다 빠른 시간내에 높은 성공률로 표적과 ACM 근원을 판별할 수 있음을 확인하였다. 한편, 본 저자의 자세한 문헌조사에도 불구하고 여기서 다룬 수중 표적과 ACM 근원의 판별문제를 검토한 자료가 없었음을 밝힌다.

Ⅱ. 순차적 가설 검증

순차적 가설 검증에서는 순차적인 측정의 수 k에 따라 순환식으로 표현되는 로그 공산비 $\Lambda(k)$를 계산하게 된다. 그리고 제한된 miss probability P_M과 false alarm probability P_F로부터 결정되는 두개의 문턱값(threshold) $\gamma_0(k)$, $\gamma_1(k)$를 이용하여 가설 검증을 수행하게 된다[1]. 먼저 k번째 까지의 순차적인 측정을 다음과 같이 표시한다.

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

여기서 $\boldsymbol{z}(i)$는 i번째 측정을 표시한다.

Z^k에 대한 가설 H_0, H_1의 로그 공산비는 다음과 같이 정의된다.

$$\Lambda(k) = \ln \frac{p[Z^k \mid H_1]}{p[Z^k \mid H_0]} \tag{2}$$

여기서 $p[Z^k \mid H_0]$, $p[Z^k \mid H_1]$은 각각 가설 H_0, 가설 H_1에 대한 측정 Z^k의 결합확률밀도함수이다. 그리고 $\{\boldsymbol{z}(i)\}$가 Markov sequence인 경우 다음과 같은 순환식으로 표현될 수 있다.

$$\Lambda(k) = \ln \frac{p[\boldsymbol{z}(k) \mid Z^{k-1}, H_1]}{p[\boldsymbol{z}(k) \mid Z^{k-1}, H_0]} + \Lambda(k-1) \tag{3}$$

한편, 가설 검증은 다음과 같이 이루어지게 된다. 즉,

$\Lambda(k) \geq \gamma_1(k)$ 이면, H_1 ;

$\Lambda(k) \leq \gamma_0(k)$ 이면, H_0 ;

$\gamma_0(k) < \Lambda(k) < \gamma_1(k)$ 이면, 측정 $\boldsymbol{z}(k+1)$을 취하여 검증계속.

여기서,

$$\gamma_1(k) = \ln \frac{1 - P_M(k)}{P_F(k)}, \quad \gamma_0(k) = \ln \frac{P_M(k)}{1 - P_F(k)} \tag{4}$$

이며 P_M, P_F가 k의 함수가 아닌 경우 γ_0, γ_1역시 k의 함수가 아니다.

Ⅲ. 가설 정합 필터의 구성과 표적 판별

먼저 Ⅰ장에서 설명한 바와 같이 발생된 두개의 항적을 각각 항적 a, 항적 b로 하자. 그리고 $Z^k_a = \{ \boldsymbol{z}_a(i) : i = 1, \ldots, k \}$, $Z^k_b = \{ \boldsymbol{z}_b(i) : i = 1, \ldots, k \}$을 각각 항적 a, 항적 b를 발생시킨 측정값으로 정의하자. 물론 $Z^k = \{ Z^k_a, Z^k_b \}$이다. 한편, H_0는 Z^k_a가 표적에서 발생한 측정, Z^k_b가 ACM 근원에서 발생한 측정이라는 가설로 정의한다. 그리고 H_1은 반대로 Z^k_a가 ACM 근원으로부터, Z^k_b는 표적으로부터 발생한 측정이라는 가설로 정의한다. 여기서는 가설 H_0, 가설 H_1에 각각 정합된 필터의 구성과 가설 검증에 대해 설명한다.

1. 가설 정합 확장 Kalman 필터

간단한 설명을 위해서 2차원 공간의 추적 문제에 대해 논한다. 3차원 추적문제에 대한 확장에는 어려움이 없다. 먼저 가설 H_0에 정합된 확장 Kalman 필터의 구성을 위한 운동방정식의 상태벡터는 다음과 같이 정의한다.

$$\boldsymbol{x}(k) = [\ \boldsymbol{x}_a^T(k)\ \ \boldsymbol{x}_b^T(k)\ ]^T$$

$$\boldsymbol{x}_a(k) = [\ x_a(k)\ y_a(k)\ \dot{x}_a(k)\ \dot{y}_a(k)\ ]^T \quad (5)$$

$$\boldsymbol{x}_b(k) \triangleq [\ x_{1b}(k)\ x_{2b}(k)\ ]^T = [\ \theta_b(k)\ \ 1/r_b(k)\ ]^T$$

여기서 x_a, y_a 는 비회전 좌표계에서 각각 수중 운동체에 대한 항적 a의 x, y 방향 상대거리, $\dot{x}_a$, $\dot{y}_a$ 는 항적 a의 x, y방향 상대속도를 표시한다. 그리고 θ_b, $1/r_b$ 는 비회전 변형 극좌표계[6]의 성분으로 수중 운동체에 대한 항적 b의 방위각과 상대거리의 역수이다. 이때 상태방정식은 다음과 같다.

$$\boldsymbol{x}_a(k) = \Phi(k)\boldsymbol{x}_a(k-1) - \boldsymbol{u}_a(k) + \boldsymbol{v}_a(k-1) \quad (6)$$

$$\boldsymbol{x}_b(k) = f[\ \boldsymbol{x}_b(k-1)\ ,\ \boldsymbol{u}_b(k)\ ] + \boldsymbol{v}_b(k-1) \quad (7)$$

여기서, k-1번째, k번째 측정이 발생한 시간을 t_{k-1}, t_k로 표시할때 $\Phi(k)$는 상태천이행렬로, $T = t_k - t_{k-1}$에 대해 다음과 같이 표현된다.

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{I} & T\boldsymbol{I} \\ 0 & \boldsymbol{I} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{I} = diag\{1\ ,\ 1\} \quad (8)$$

그리고 입력 $\boldsymbol{u}_a(k)$는 알고 있는 값으로 구간 $[\ t_{k-1}\ ,\ t_k\ ]$에서 운동체의 가속도에 의해 발생한 운동체의 위치와 속도의 변화를 표시한다. $\boldsymbol{u}_b(k)$는 역시 알고 있는 값으로 구간 $[\ t_{k-1}\ ,\ t_k\ ]$에서 발생한 운동체의 위치변화를 표시한다.

$$\boldsymbol{u}_a(k) \triangleq \begin{bmatrix} u_{1a}(k) \\ u_{2a}(k) \\ u_{3a}(k) \\ u_{4a}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \int_{t_{k-1}}^{t_k} (t-\tau)\ \ddot{x}_o(\tau)\, d\tau \\ \int_{t_{k-1}}^{t_k} (t-\tau)\ \ddot{y}_o(\tau)\, d\tau \\ \int_{t_{k-1}}^{t_k} \ddot{x}_o(\tau)\, d\tau \\ \int_{t_{k-1}}^{t_k} \ddot{y}_o(\tau)\, d\tau \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\boldsymbol{u}_b(k) \triangleq \begin{bmatrix} u_{1b}(k) \\ u_{2b}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_o(k) - x_o(k-1) \\ y_o(k) - y_o(k-1) \end{bmatrix}$$

여기서 $\ddot{x}_o$와 $\ddot{y}_o$는 각각 수중 운동체의 X, y방향 가속도를, x_o와 y_o는 수중 운동체의 X, y방향 위치를 표시한다. 한편,

$$f[\ \boldsymbol{x}_b(k-1),\ \boldsymbol{u}_b(k)\ ] = \begin{bmatrix} \tan^{-1}(S_1(\boldsymbol{x}_b(k-1),\ \boldsymbol{u}_b(k))/S_2(\boldsymbol{x}_b(k-1),\ \boldsymbol{u}_b(k))) + x_{1b}(k-1) \\ x_{2b}(k-1)/\sqrt{S_1^2(\boldsymbol{x}_b(k-1),\ \boldsymbol{u}_b(k)) + S_2^2(\boldsymbol{x}_b(k-1),\ \boldsymbol{u}_b(k))} \end{bmatrix} \quad (10)$$

이고, 여기서 $S_1(\boldsymbol{x}_b(k-1)\ ,\ \boldsymbol{u}_b(k))$, $S_2(\boldsymbol{x}_b(k-1)\ ,\ \boldsymbol{u}_b(k))$를 앞으로 $S_1(k)$, $S_2(k)$로 간단히 표시한다. 그 표현식을 얻어보면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} S_1(k) &= x_{2b}(k-1)\cdot[\ -u_{2b}(k)\cos x_{1b}(k-1) + u_{1b}(k)\sin x_{1b}(k-1)] \\ S_2(k) &= 1 + x_{2b}(k-1)\cdot[\ -u_{2b}(k)\sin x_{1b}(k-1) - u_{1b}(k)\cos x_{1b}(k-1)] \end{aligned} \quad (11)$$

$\boldsymbol{v}_a(k-1)$는 표적 운동의 불확정성을 모델링하는 평균이 영인 백색 가우시안 과정잡음벡터이다. 이 운동과정잡음 $\boldsymbol{v}_a(k-1)$의 공분산행렬은 $\boldsymbol{Q}_a(k-1)$로 다음과 같다[5].

$$\boldsymbol{Q}_a(k-1) = \begin{bmatrix} \frac{1}{3}T^3\boldsymbol{I} & \frac{1}{2}T^2\boldsymbol{I} \\ \frac{1}{2}T^2\boldsymbol{I} & T\boldsymbol{I} \end{bmatrix} \sigma_v^2 \quad (12)$$

여기서 σ_v^2는 연속시간에서 각 축방향 표적 가속도를 백색 가우시안 과정으로 모델링했을때의 분산을 표시한다. 마지막으로, $\boldsymbol{v}_b(k-1)$는 고정된 ACM 근원의 표류를 모델링하는 평균이 영인 백색 가우시안 과정잡음벡터이다. 이 운동과정잡음 $\boldsymbol{v}_b(k-1)$의 공분산행렬 $\boldsymbol{Q}_b(k-1)$는 직각 좌표계에서의 공분산행렬 $\overline{\boldsymbol{Q}}_b(k-1)$로부터 변환을 통해 얻어진다. 즉, 연속시간에서 각 축방향의 표류속도를 평균이 영, 분산이 σ_p^2인 상관없는 백색 가우시안 과정으로 모델링했을때,

$$\overline{\boldsymbol{Q}}_b(k-1) = \begin{bmatrix} T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \sigma_p^2 \quad (13)$$

이고

$$\boldsymbol{Q}_b(k-1) = \begin{bmatrix} x_{2b}^2(k-1)\,T & 0 \\ 0 & x_{2b}^4(k-1)\,T \end{bmatrix} \sigma_p^2 \quad (14)$$

이 된다.

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

$$\boldsymbol{z}_a(k) = \begin{bmatrix} z_{ra}(k) \\ z_{\theta a}(k) \\ z_{\dot{r}a}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x_a^2(k) + y_a^2(k)} \\ \tan^{-1}(y_a(k)/x_a(k)) \\ \frac{x_a(k)\ \dot{x}_a(k) + y_a(k)\ \dot{y}_a(k)}{\sqrt{x_a^2(k) + y_a^2(k)}} \end{bmatrix} + \boldsymbol{w}_a(k) \quad (15)$$

이고 항적 b에 대해서는 방위각만을 이용한 다음과 같은 측정식이 된다.

$$z'_b(k) = z_{\theta b}(k) = [\ 1\ \ 0\ ]\ \boldsymbol{x}_b(k) + w_b(k) \quad (16)$$

여기서 $z'_b(k)$는 $\boldsymbol{z}_b(k)$의 방위각 성분만을 취한 측정을 의미한다. 그리고, $\boldsymbol{w}_a(k)$, $w_b(k)$는 각각 평균이 영인

백색 가우시안 과정으로 공분산행렬은

$$\boldsymbol{R}_a(k) = diag\{\ \sigma_r^2,\ \sigma_\theta^2,\ \sigma_{\dot{r}}^2\ \} \tag{17}$$

$$R_b(k) = \sigma_\theta^2$$

이 된다.

위에서 ACM 근원으로부터 비롯된 항적 b에 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_b와 $\dot{r}_b$는 이용할 수 없고 방위각 θ_b만을 사용해야 한다. 한편, 변형 극좌표계를 사용한 것은 추정분산이 크게 다른 표적거리와 방위각의 결합을 피하기 위해서이다.

가설 H_0에 정합된 필터는 운동방정식 (6), (7)과 측정식 (15), (16)에 대한 확장 Kalman 필터로 구성하였다. 식 (6), (15)와 식 (7), (16)사이에 결합이 없기 때문에 2개의 독립된 확장 Kalman 필터로 각각 $\boldsymbol{x}_a$, $\boldsymbol{x}_b$ 를 추정하게 된다. 가설 H_1에 대한 운동방정식과 측정식은 가설 H_0에 대한 경우에서 첨자 a, b를 서로 바꾸어야 한다는 것 이외는 동일하다. 따라서 가설 H_1에 정합된 필터 역시 2개의 독립된 확장 Kalman 필터로 구성된다.

한편, 변형 극좌표계에서 ACM 근원에 정합된 필터의 상태 벡터중 $1/r$은 표적과 운동체의 상대적 운동에 따라 그 관측성이 결정된다. ACM 근원에 정합된 필터의 가관측성(observability)을 보장하는 필요충분조건을 참고문헌[7]과 유사한 방법으로 구해 볼 수 있다.

$\theta(k)$를 시간 k에서 수중운동체에서 본 ACM 근원의 방위각으로 표시할때, 임의의 k시간에서 가관측성의 필요충분조건은 다음과 같이 정리된다. 즉,

$$\theta(k) - \theta(k-1) \neq \pm n\pi,\quad n = 0, 1, 2, \ldots$$

이것은 대략 ACM 근원을 향해서 수중 운동체가 직진하지 않으면 가관측성이 확보됨을 의미한다. 하지만 추정의 빠른 수렴을 위해서는 ACM 근원의 시선 방향에 대해 수중 운동체의 운동 방향사이에 적당히 큰 각을 확보하여 $0 \ll |\theta(k) - \theta(k-1)| \ll \pi$를 유지해야 한다.

2. 표적과 ACM 근원의 판별

표적과 ACM 근원에서 비롯된 측정의 집합으로부터 표적과 ACM 근원을 판별하기 위해서 Ⅲ.1.절에서 설명한 가설 정합 필터의 이노베이션[5]으로부터 식 (3)의 로그 공산비를 계산한다. 여기서 가설 정합 필터의 이노베이션은 식 (1)의 측정과 동일한 정보를 갖으므로, 이노베이션으로부터 식 (3)의 로그 공산비 계산이 가능하다[1,5]. 우선 가설 H_0 정합 필터의 i번째 이노베이션을 $\boldsymbol{\nu}_0(i)$, 그 공분산행렬을 $\boldsymbol{V}_0(i)$로 표시하자. 가설 H_1 정합 필터의 경우는 각각 $\boldsymbol{\nu}_1(i)$, $\boldsymbol{V}_1(i)$로 표시한다. 운동과정과 측정잡음이 가우시안 과정이지만, 비선형 추정의 문제이기 때문에 일반적으로 $\boldsymbol{\nu}_0(i)$, $\boldsymbol{\nu}_1(i)$는 비가우시안과정이 된다.

하지만, 측정신호파형의 특성(signature)이 구분되지 않는 비교적 큰 표적거리에서 그리고 작은 각도예측오차 상황에서 이 판별이 적용되기 때문에 비선형의 정도가 낮아 대략 가우시안 과정으로 가정할 수 있다. 가우시안 과정으로 가정한 정합 필터 이노베이션의 확률밀도함수는 다음과 같다.

$$p[\ \boldsymbol{\nu}_j(i)|Z^{i-1}, H_j\ ] = det[\ 2\pi \boldsymbol{V}_j(i)\ ]^{-\frac{1}{2}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}\ \boldsymbol{\nu}_j^T(i)\ \boldsymbol{V}_j^{-1}(i)\ \boldsymbol{\nu}_j(i)\ \right]$$
$$i = 1,\ldots,k,\ j = 0,\ 1 \tag{18}$$

이때 이노베이션 sequence $\{\ \boldsymbol{\nu}_j(i)\ \}$는 Markov 과정이므로 식 (3)을 이용하면, 로그 공산비 $\Lambda(k)$는

$$\Lambda(k) = \Lambda(k-1) + \frac{1}{2}\ ln\ det[\ \boldsymbol{V}_0(k)\ ] + \frac{1}{2}\ \boldsymbol{\nu}_0^T(k)\ \boldsymbol{V}_0^{-1}(k)\ \boldsymbol{\nu}_0(k)$$
$$- \frac{1}{2}\ ln\ det[\ \boldsymbol{V}_1(k)\ ] - \frac{1}{2}\ \boldsymbol{\nu}_1^T(k)\ \boldsymbol{V}_1^{-1}(k)\ \boldsymbol{\nu}_1(k),\ \ \Lambda(0) = 0 \tag{19}$$

임을 알 수 있다. 여기서 $\Lambda(0) = 0$은 가설 H_0 , H_1의 apriori확률이 동일함을 의미한다. 이 식은 Ⅲ.1.절의 가설 정합 필터가 측정집합 Z_a^k, Z_b^k에 대해 독립된 형태이기 때문에 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\Lambda(k) = \Lambda(k-1) + \frac{1}{2}\{\ ln\ det[\ \boldsymbol{V}_{a0}(k)\ ] + ln\ det[\ V_{b0}(k)\ ]$$
$$- ln\ det[\ V_{a1}(k)\ ] - ln\ det[\ \boldsymbol{V}_{b1}(k)\ ]\ \}$$
$$+ \frac{1}{2}\{\ \boldsymbol{\nu}_{a0}^T(k)\ \boldsymbol{V}_{a0}^{-1}(k)\ \boldsymbol{\nu}_{a0}(k) + \boldsymbol{\nu}_{b0}^T(k)\ \boldsymbol{V}_{b0}^{-1}(k)\boldsymbol{\nu}_{b0}(k)$$
$$- \boldsymbol{\nu}_{a1}^T(k)\ \boldsymbol{V}_{a1}^{-1}(k)\ \boldsymbol{\nu}_{a1}(k) \quad \boldsymbol{\nu}_{b1}^T(k)\ \boldsymbol{V}_{b1}^{-1}(k)\ \boldsymbol{\nu}_{b1}(k)\ \} \tag{20}$$

여기서 ν_{aj} , ν_{bj}는 각각 가설 H_j에 정합된 필터의 측정집합 Z_a^k, Z_b^k에 대한 이노베이션을 표시하고, V_{aj}, V_{bj}는 그 이노베이션의 공분산행렬을 표시한다. 한편, $\Lambda(k)$는 다음과 같은 4개의 로그 공산함수로 분리됨을 알 수 있다.

$$\Lambda(k) = -\Lambda_{a0}(k) - \Lambda_{b0}(k) + \Lambda_{a1}(k) + \Lambda_{b1}(k) \tag{21}$$

$$\Lambda_{a0}(k) = \Lambda_{a0}(k-1) - \frac{1}{2}\{ ln\ det[\ V_{a0}(k)] + \nu_{a0}^T(k)\ V_{a0}^{-1}(k)\ \nu_{a0}(k)\},$$

$$\Lambda_{a0}(0) = 0 \tag{22}$$

$$\Lambda_{b0}(k) = \Lambda_{b0}(k-1) - \frac{1}{2}\{ ln\ det[\ V_{b0}(k)] + \nu_{b0}^T(k)\ V_{b0}^{-1}(k)\ \nu_{b0}(k)\},$$

$$\Lambda_{b0}(0) = 0 \tag{23}$$

$$\Lambda_{a1}(k) = \Lambda_{a1}(k-1) - \frac{1}{2}\{ ln\ det[\ V_{a1}(k)] + \nu_{a1}^T(k)\ V_{a1}^{-1}(k)\ \nu_{a1}(k)\},$$

$$\Lambda_{a1}(0) = 0 \tag{24}$$

$$\Lambda_{b1}(k) = \Lambda_{b1}(k-1) - \frac{1}{2}\{ ln\ det[\ V_{b1}(k)] + \nu_{b1}^T(k)\ V_{b1}^{-1}(k)\ \nu_{b1}(k)\},$$

$$\Lambda_{b1}(0) = 0 \tag{25}$$

여기서 $\Lambda_{a0}(k)$, $\Lambda_{b0}(k)$는 각각 궤적 a에 대한 표적 필터, 궤적 b에 대한 ACM 필터의 로그 공산함수이다. 그리고 $\Lambda_{a1}(k)$, $\Lambda_{b1}(k)$는 각각 궤적 a에 대한 ACM 필터, 궤적 b에 대한 표적 필터의 로그 공산함수이다. 로그 공산비를 이용한 순차적 가설 검증과 문턱값의 결정은 Ⅱ장에서와 같다. 다만, 이 문제에서 false alarm의 사건은 표적으로부터 비롯된 "항적 a"와 ACM 근원으로부터 비롯된 "항적 b"를 각각 ACM과 표적으로부터 발생했다고 잘못 판정한 사건이고, 반대로 miss의 사건은 ACM의 "항적 a"와 표적의 "항적 b"를 각각 표적과 ACM으로부터 발생했다고 잘못 판정한 사건이다. "항적 a"와 "항적 b"가 임의로 취해짐에 비추어 이 두사건이 동일한 물리적 의미를 갖는다는 것을 알 수 있다. 따라서 $P_M = P_F$로 취하는 것이 합리적이다. 이때 분별오차의 확률은 $P_e \triangleq P_M = P_F$이며, 문턱값 γ_0, γ_1은 $\gamma_1 = -\gamma_0$의 관계를 갖는다.

3. 판별에 필요한 표본수의 기대값

가설 검증의 성능을 평가하는 기준으로는 가설 검증에 필요한 표본수의 기대값과 오차확률을 들 수 있다. 이 절에서는 표적 판별에 필요한 표본수의 기대값의 표현을 구해 보았다. 각각 가설 H_0와 가설 H_1이 발생했을 때 가설 검증에 필요한 표본수의 기대값은 다음과 같이 표현된다.

$$E[k|H_1] = \lim_{n\to\infty} \sum_{i=1}^{n} i\ P(i|H_1) \tag{26}$$

$$E[k|H_0] = \lim_{n\to\infty} \sum_{i=1}^{n} i\ P(i|H_0)$$

여기서 $P(i|H_j)$는 가설 H_j가 발생했을때 i 번째 측정에서 가설 검증이 끝날 확률로서 다음과 같다.

$$P(i|H_j) = \int_{\gamma_1(i)}^{\infty} p[\ \Lambda(i)|H_j]\ d\Lambda + \int_{-\infty}^{\gamma_0(i)} p[\ \Lambda(i)|H_j]\ d\Lambda, \quad i=1$$

$$P(i|H_j) = \left(\int_{\gamma_1(i)}^{\infty} p[\ \Lambda(i)|H_j]\ d\Lambda + \int_{-\infty}^{\gamma_0(i)} p[\ \Lambda(i)|H_j]\ d\Lambda \right) \cdot \prod_{l=1}^{i-1} \left(1 - \int_{\gamma_1(l)}^{\infty} p[\ \Lambda(l)|H_j]\ d\Lambda - \int_{-\infty}^{\gamma_0(l)} p[\ \Lambda(l)|H_j]\ d\Lambda \right), \quad i \geq 2 \tag{27}$$

위의 $\Lambda(i)$는 공분산행렬 V_0, V_1의 함수이며, 동시에 표적운동과 ACM 근원의 측정에 따라 결정되는 확률변수 $\nu_0^T V_0^{-1} \nu_0$, $\nu_1^T V_1^{-1} \nu_1$의 함수임을 알 수 있다. 따라서 $p[\Lambda(l)|H_j]$, $P[i|H_j]$, 나아가 $E[k|H_j]$의 해석적 표현을 구하기는 어렵다. Ⅳ장에서는 수치실험에서 얻어진 표적 판별에 필요한 표본수의 평균을 이용해 대략적인 $E[k|H_j]$를 얻었다. 물론 $E[k|H_j]$는 문턱값 γ_1, γ_0의 함수가 된다.

Ⅳ. 수치실험

여기서는 수치실험을 통해 앞장에서 설명한 표적 판별 알고리듬의 성능을 검토한다. 이 수치실험을 위해 3개의 궤적을 구성하였고, 100회의 Monte Carlo 실험을 통해 판별성공 횟수와 실패 횟수, 그리고 판별에 필요한 측정수를 얻었다.

1. 정합 필터의 파라미터 및 초기화

거리, 방위각과 도플러 측정오차는 백색 가우시안 잡음으로 평균이 0이며 표준편차는 각각 $\sigma_r = 5m$, $\sigma_\theta = 35\,mrad$, $\sigma_{\dot{r}} = 1\,m/\sec$로 가정한다. 그리고 등속운동을 가정한 표적필터와 ACM 근원에 정합된 필터의 과정잡음 표준편차는 각각 $\sigma_v = 2\,m/\sec^2$, $\sigma_p = 1\,m/\sec$로 가정한다.

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

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

$$1/\hat{r}(1|1) = 1/z_r(1) \tag{28}$$

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

으로 취한다. 이때 표적운동에 정합된 필터는 단일 표적 추적을 통해 충분한 횟수의 순환을 거친 상태에 있도록 했다.

2. 표적과 수중 운동체의 운동궤적

수치실험을 위해 다음의 3가지 궤적을 발생시켰다. 첫번째 궤적은 표적이 등속운동하는 경우이다. 그리고 두번째, 세번째 궤적은 표적이 급속하게 방향을 전환하는 경우로 운동체와 표적의 상대거리가 먼 경우와 가까운 경우이다. 모든 경우 ACM 근원은 표적에서 분리된 시간에 그 위치에서 측정신호를 발생시키기 시작한다. 이 측정신호는 운동체의 음탐신호를 지연 발생시키고 도플러의 주파수를 변위하여 시선방향 12.8m/sec 속도로 이동하고 있는 표적으로 혼동하도록 한 것이다.

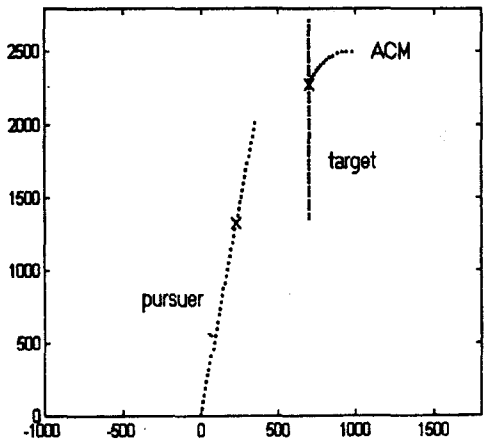

그림 1. 시나리오 1의 궤적
Fig. 1. Trajectories of scenario 1.

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

시나리오 2: 그림 2와 같이 표적은 15.4m/sec로 구간 [0sec, 60sec] 에서 등속운동, 구간 [60sec, 61.2sec] 에서 가속도 10m/sec^{2}으로 45° 우회전, 나머지 구간 [61.2sec, 90sec] 에서 등속운동. 운동체는 23.1m/sec로 구간 [0sec, 60sec] 에서 등속운동, 구간 [60sec, 60.9sec] 에서 가속도 10m/sec^{2}으로 22.5° 우회전, 구간 [60.9sec, 90sec] 에서 등속운동. 표적이 ACM 근원을 분리한 시간은 60sec, 이때 운동체와 표적과의 상대거리는 1000m. Scan 간격 T = 2sec.

시나리오 3: 그림 3과 같이 표적은 15.4m/sec로 구간 [0sec, 60sec] 에서 등속운동, 구간 [60sec, 61.2 sec] 에서 가속도 10m/sec^{2}으로 45° 우회전, 나머지 구간 [61.2sec, 90sec] 에서 등속운동. 운동체는 23.1m/sec로 구간 [0sec, 60sec] 에서 등속운동, 구간 [60sec, 60.9sec] 에서 가속도 10m/sec^{2}으로 22.5° 우회전, 구간 [60.9sec, 90sec] 에서 등속운동. 표적이 ACM 근원을 분리한 시간은60sec, 이때 운동체와 표적과의 상대거리는 400m. Scan 간격 T = 1sec.

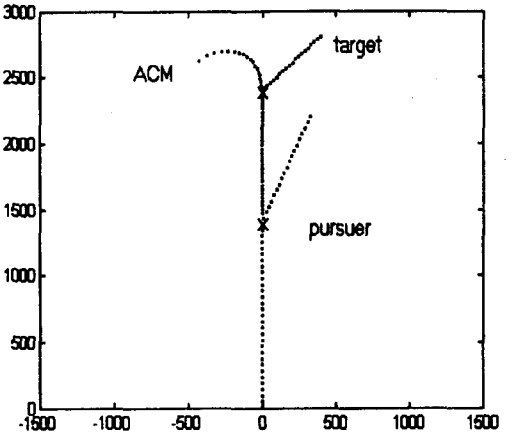

그림 2. 시나리오 2의 궤적
Fig. 2. Trajectories of scenario 2.

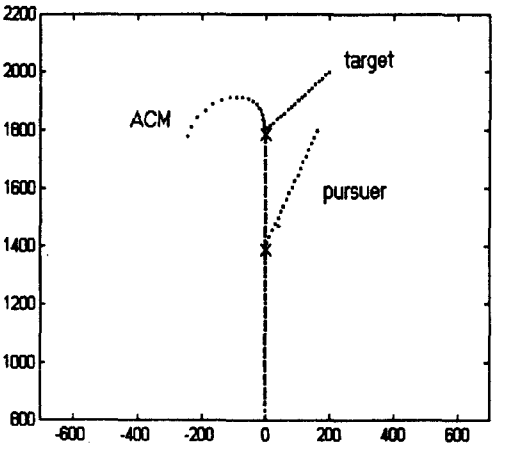

그림 3. 시나리오 3의 궤적
Fig. 3. Trajectories of scenario 3.

3. 수치실험 결과 및 검토

순차적 가설 검증을 이용한 표적 판별 알고리듬의 성능을 검토하기 위해서 H_0가설이 발생하였을 때 각 시나리오에 대해 100회의 Monte Carlo실험을 통하여 판별 성공횟수와 실패횟수, 판별에 필요한 scan수를

얻었다. 그리고 로그 공산비의 평균값을 다음과 같이 얻었다.

$$\Lambda(k) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \Lambda_i(k) \tag{29}$$

여기서 N은 시뮬레이션 횟수로 100이며, $\Lambda_i(k)$는 i번째 시뮬레이션에서 scan k때의 로그 공산비이다. 그리고 로그 공산함수의 평균값도 이와 등일한 방법으로 얻었다. 한편 식 (26)로 표현되는 표적 판별에 필요한 표본수의 기대값은 수치실험을 통한 각 시뮬레이션의 가설검증이 끝난 표본수를 이용하여 얻었다. 이 표본수의 기대값은 로그 공산비가 문턱값을 지나는 scan과 거의 일치함을 알 수 있었다.

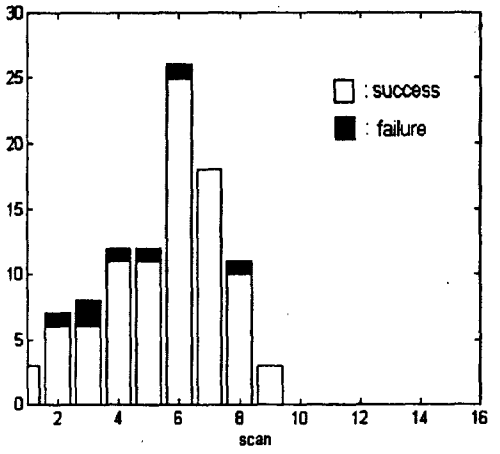

그림 4. 시나리오 1에 대해 scan별 판별 성공률 및 실패횟수

Fig. 4. Numbers of discrimination success and failure for scenario 1.

시나리오 1의 표적운동은 표적추적필터와 정합된 것으로 표적 판별 알고리듬의 성공률이 이론값과 비교적 일치하는가를 보기 위한 것이다. 오차확률을 $P_e \triangleq P_M = P_F = 0.05$로 할 때 문턱값은 $\gamma_1 = -\gamma_0 = 2.94$이 된다. 이 경우 판별 성공, 실패의 횟수를 scan별로 그림 4에 나타내었다. 판별 성공률은 93%로 식 (4)로부터 얻어진 이론값 95%와 비교적 일치하게 나타난다. 판별 성공인 경우 scan의 평균은 5.54로 그림 5의 로그 공산비 Λ가 γ_0를 지나는 scan 5.4와 비교적 일치한다. 판별 실패인 경우의 평균 scan은 4.4로 나타났다. 이 이유는 그림 5에서 설명해 볼 수 있다. 로그 공산비 Λ가 scan k가 증가함에 따라 급속히 감소함을 볼 수 있고 따라서 잘못된 판별은 상대적으로 작은 scan k에서 발생하게 될 것이다. 또 그림 5는 scan k가 증가함에 따라 가설 H_1에 정합된 필터의 부정합, 특히 표적에서 비롯된 측정에 대한 ACM 필터의 부정합이 Λ_{a1}의 급격한 감소로 나타남을 보여준다. 하지만 초기 scan (scan 0~scan 5)에서는 이 필터 추정의 불확정성이 큰 이유로 판별에 효과적으로 이용되지 못함을 그림 4, 5에서 확인 할 수 있다.

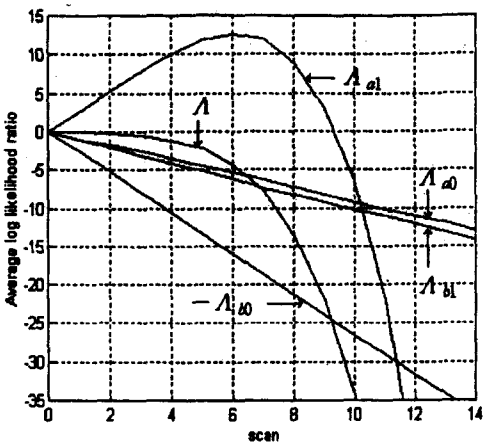

그림 5. 시나리오 1의 평균 로그 공산함수와 로그 공산비

Fig. 5. Average log likelihood functions and ratio for scenario 1.

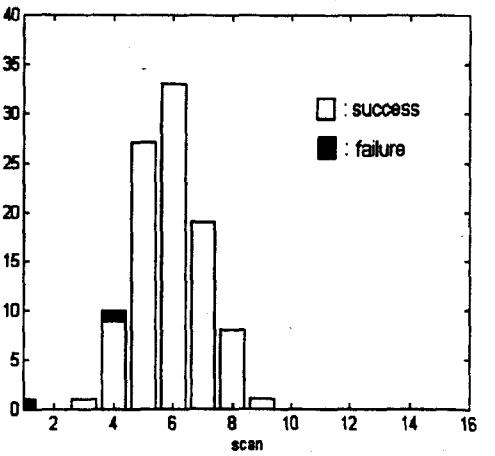

그림 6. 시나리오 2에 대해 scan별 판별 성공률 및 실패횟수

Fig. 6. Numbers of discrimination success and failure for scenario 2.

시나리오 2와 시나리오 3은 표적이 급격한 방향전환을 한 경우로, 이 경우 판별 성공, 실패의 수를 scan별로 각각 그림 6과 그림 8에 나타내었다. 이때 $\gamma_1 =$

$-\gamma_0$ = 5.3이었으며 판별 성공률은 모두 98%로 나타났다.

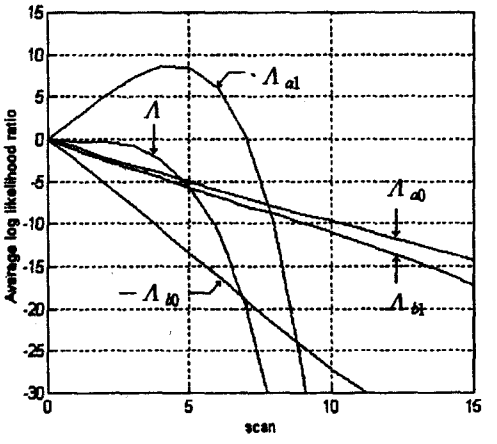

그림 7. 시나리오 2의 평균 로그 공산함수와 로그 공산비

Fig. 7. Average log likelihood functions and ratio for scenario 2.

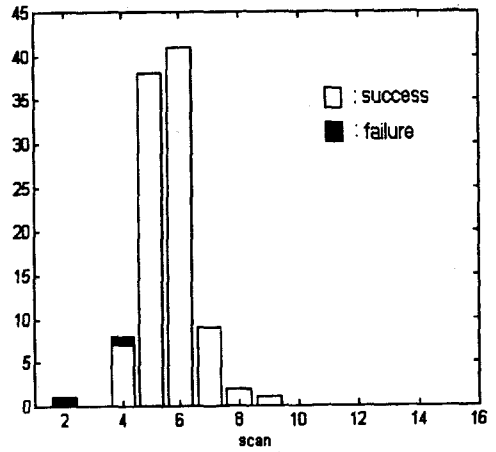

그림 8. 시나리오 3에 대해 scan별 판별 성공률 실패횟수

Fig. 8. Numbers of discrimination success and failure for scenario 3.

판별 성공인 경우 평균 scan은 5.9와 5.63으로 시나리오 1과 거의 차이가 없었으며, 판별 실패인 경우는 대략 2~3정도로 나타났다. 표적의 급격한 가속도 변화에 의해 표적필터에 발생한 부정합으로 궤적 1의 경우와 같은 이론적 판별 성공률은 얻을 수 없다. 하지만, 문턱값의 크기를 높임으로써 평균 scan의 특별한 증가없이도 높은 판별 성공률을 유지할 수 있었다. 이것은 그림 7, 9에서 두 궤적에 대한 로그 공산비 Λ가 급속히 감소하는 것을 보면 쉽게 설명될 수 있다. 시나리오 1에서와 같이 표적 측정에 대한 ACM 필터의 부정합으로 Λ_{a1}이 급속하게 감소함을 볼 수 있었다. 특히 그림 9는 표적과 수중 운동체의 상대거리가 가까운 시나리오 3의 경우로서, ACM 근원의 측정에 대한 표적 필터의 부정합이 Λ_{b1}에 뚜렷이 반영됨을 보여준다. 이것은 ACM 근원에 정합된 필터만 사용해서 ACM 근원을 판별하는 경우보다 $(-\Lambda_{a0}+\Lambda_{b1})$성분만큼 로그 공산비 Λ가 작아지도록 하여 보다 효율적인 판별이 가능하도록 하게 한다.

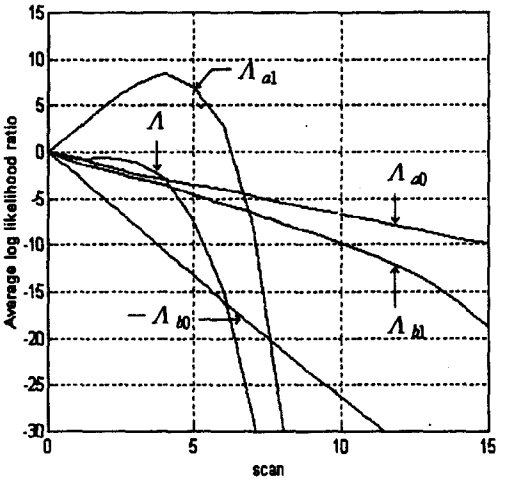

그림 9. 시나리오 3의 평균 로그 공산함수와 로그 공산비

Fig. 9. Average log likelihood functions and ratio for scenario 3.

한편, 이 순차적 가설 검증을 이용한 판별 알고리듬과 측정의 수가 일정한 고정 표본수 가설 검증(fixed sample size test)[1]을 이용한 경우 동일한 판별 성공률을 갖기 위해 필요한 표본수를 비교해 보았다. 위와 같은 시나리오 1에 대해 고정 표본수를 사용한 경우 순차적 가설 검증을 이용한 알고리듬과 같은 판별 성공률을 얻기 위해서 8개의 표본이 요구되었다. 이것은 고정 표본수를 이용한 경우 평균 scan이 약 1.8배로 증가됨을 의미하며, 순차적 가설 검증을 이용한 판별 알고리듬이 시나리오 1의 상황에서 훨씬 빠른 판별 방법임을 확인해 준다.

V. 결 론

이 논문에서는 순차적 가설 검증을 이용하여 각각

표적과 ACM 근원으로부터 비롯된 항적의 근원을 구분해 내는 표적 판별 알고리듬을 제안하였다. 제안된 알고리듬의 가설 정합 필터는 표적에 대해서는 직각좌표계 운동모델을 이용한 확장 Kalman 필터로, ACM 근원에 대해서는 방위각 측정만을 이용하는 변형 극좌표계에서의 확장 Kalman 필터로 구성된다. 여러가지 시나리오에 대한 수치실험을 통해 제안된 알고리듬이 ACM 근원에 정합된 필터만 사용하는 판별 방법이나 고정 표본수를 이용한 방법보다 개선된 판별 성능을 보임을 확인하였다.

참 고 문 헌

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

[2] C. W. Therrien, "A sequential approach to target discrimination," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-14, pp. 433-440, May 1978.

[3] T. T. Chien and M. B. Adams, "A sequential failure detection technique and its application," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. AC-21, pp. 750-757, October 1976.

[4] E. T. Tsui and E. Wong, "A sequential approach to heart-beat interval classification," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-21, pp. 596-599, September 1975.

[5] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Orlando, FL: Academic Press, 1988.

[6] 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.

[7] S. C. Nardone and V. J. Aidala, "Observability criteria for bearings-only target motion analysis," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-17, pp. 162-166, March 1981.

저 자 소 개

鄭 漢 憲(準會員)

1969년 2월 15일생. 1993년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1995년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 1995년 3월 ~ 현재 경북대학교 전자공학과 박사과정 재학중. 주관심분야는 표적추적 및 데이터 연관, 최적화 등임

洪 淳 穆(正會員) 第 30卷 B編 第 5號 參照

현재 경북대학교 전자·전기공학부 부교수