

논문 2017-54-3-11

## Swerling III 표적 RCS의 최대공산추정

( Maximum-likelihood Estimation of Radar Cross Section  
of a Swerling III Target )

정 영 현\*, 홍 순 목\*\*

( Young-Hun Jung and Sun-Mog Hong<sup>©</sup> )

## 요 약

이 논문에서는 Swerling III 표적의 radar cross section (RCS)을 추정하기 위한 최대공산 (maximum likelihood (ML)) 추정 방식을 제안하고 ML 추정값을 계산하기 위한 수치적 방법에 대해 검토하였다. 특히, ML 추정값을 계산하는 과정에서 expectation maximization (EM) 알고리즘에 바탕한 근사식을 활용하고, Monte Carlo 실험을 통해 이 수치적 방법의 정확도와 계산시간을 비교하여 가장 효율적인 방법을 제시한다. 이 결과는 기존에 제시된 방법의 성능과도 비교하여 제시한다. 나아가 Swerling I 표적의 경우에도 마찬가지로 동일한 방법이 가장 효율적이라는 것도 확인한다.

## Abstract

A maximum likelihood (ML) approach is presented for estimating the mean of radar cross section (RCS) of a Swerling III target and its numerical solution methods are discussed. The solution methods are based on an approximate expression for implementing the expectation maximization (EM) algorithm. The methods are evaluated and compared through Monte Carlo simulations in terms of estimation accuracy and computational efficiency to obtain a most efficient method for both Swerling I and Swerling III targets. The methods are also compared with a previously reported method based on heuristics.

**Keywords** : radar cross section, Swerling III target, maximum likelihood estimation

## I. 서 론

레이더로 특정한 표적을 추적하는 상황에서 해당 표적의 RCS 평균값은 추적상태를 유지하는데 필요한 레

\* 정희원, 국방과학연구소 (Agency for Defense Development)

\*\* 평생회원, 경북대학교 전자공학부

(School of Electronics Engineering, Kyungpook National University)

© Corresponding Author (E-mail : smhong@ee.knu.ac.kr)

※ 이 연구는 2016년도 교육부의 재원으로 한국연구재단 기초연구사업의 지원을 받아 수행되었음

(NRF-2015R1D1A3A01017331).

Received ; September 17, 2016 Revised ; February 15, 2017

Accepted ; February 21, 2017

이더의 송출전력을 계산할 수 있는 중요한 정보로 많은 연구에서 이 값을 추정하여 레이더의 송출에너지 자원을 관리하는데 활용하고 있다<sup>[1~2]</sup>. 특히, 3차원 위상배열레이더를 사용하여 표적을 추적하는 경우 송출전력을 최적으로 유지함으로써 레이더의 에너지를 표적 추적과 탐색에 효율적으로 배분할 수 있도록 하여 레이더의 기능을 최대한 활용할 수 있도록 한다<sup>[2~5]</sup>. 또한 근접 비행하는 다수의 표적을 추적하거나<sup>[6]</sup> 표적 각도추정의 정확도를 높일 때도<sup>[7]</sup> 표적의 RCS 평균값을 추정하여 활용한 바 있다. 일반적인 추적문제에서도 표적의 RCS 나 신호강도는 표적의 항적을 초기화하고 유지하는데 중요한 정보로 이 값을 추정하여 추적성능을 개선하는

데 활용하고 있다<sup>[8-9]</sup>.

이 논문에서는 Swerling III 표적의 RCS 평균값을 추정하기 위한 ML 추정방식을 제안하고 ML 추정값을 계산하는 수치적 방법들을 제시하여 비교한다. 특히, ML 추정값을 계산하는 과정에서 expectation maximization (EM) 알고리즘<sup>[10-11]</sup>에 바탕한 계산식을 활용하고, Monte Carlo 실험을 통해 이 수치적 방법들의 정확도와 계산 시간을 비교하여 가장 효율적인 방법을 찾는다. 그리고 기존의 추정방법도 구현하여 추정성능을 비교한다. 나아가 Swerling I 표적의 경우에도 마찬가지로 이 방법이 가장 효율적이라는 것을 확인한다. 이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 Swerling III 표적의 RCS 모델을 간략히 설명하고, 3장에서 RCS 평균값을 추정하기 위한 ML 추정과 이 추정값을 계산하는 방법들을 설명한다. 이어 4장에서 실험결과에 대해 검토하고 5장에서 결론을 맺는다.

## II. Swerling III 표적 RCS 모델

한 개의 큰 산란요소와 여러 개의 작은 산란요소로 구성된 표적의 RCS 변동을 확률적으로 표시하는데 흔히 Swerling III 모델을 사용한다. Swerling III는 표적 RCS를 자유도 4인  $\chi^2$  분포를 갖는 확률변수로 그리고 각 스캔에 대해서 이 확률변수가 서로 독립적이라고 모델링 한다<sup>[1]</sup>. Swerling III 표적의 RCS 평균값을  $\bar{\sigma}$ , 그리고 스캔  $k$ 에서 잡음강도에 대해 정규화된 이 표적의 수신신호강도를  $z_k$ 로 표시하도록 하자. 정규화된 이 수신신호강도는 다음과 같은 probability density function (pdf)를 갖는다.

$$f(z_k) = \frac{4\alpha_k \bar{\sigma}}{(2 + \alpha_k \bar{\sigma})^3} \left( z_k + \frac{2 + \alpha_k \bar{\sigma}}{\alpha_k \bar{\sigma}} \right) \exp\left( -\frac{2z_k}{2 + \alpha_k \bar{\sigma}} \right). \quad (1)$$

여기서,  $\alpha_k$ 는 스캔  $k$ 에서 표적거리, 송출전력 등의 함수로 이 값은 알고 있다고 가정한다. 스캔  $k$ 에서 정규화된 표적신호강도의 평균값을  $\overline{\text{SNR}}_k$ 로 표시하면 이 평균값은  $\bar{\sigma}$ 에 비례하여  $\overline{\text{SNR}}_k = \alpha_k \bar{\sigma}$ 의 관계를 갖는다.

표적탐지는 수신신호강도가 일정한 문턱값을 넘는 경우 발생하게 된다. 이를 정규화된 수신신호강도에 대해 표현해 보면 다음과 같다.

$$z_k \geq -\ln P_F. \quad (2)$$

여기서,  $P_F$ 는 잡음에 의한 오경보확률을 표시하고, 이 경우 표적탐지확률 ( $P_D$ ),  $P_F$  그리고  $\alpha_k \bar{\sigma}$  사이에는 다음관계가 성립한다<sup>[1]</sup>.

$$P_{Dk} = \left( \frac{2\alpha_k \bar{\sigma} (-\ln P_F)}{(2 + \alpha_k \bar{\sigma})^2} + 1 \right) \exp\left( -\frac{2(-\ln P_F)}{2 + \alpha_k \bar{\sigma}} \right). \quad (3)$$

## III. Swerling III 표적 RCS 평균값의 ML 추정

이 장에서는 Swerling III 표적의 RCS 평균값( $\bar{\sigma}$ )의 ML 추정과 이 추정값을 계산하는 방법을 제시한다. 여기서는 탐지가 발생한 경우 그 탐지가 추적 중인 표적에서 비롯된 것으로 모델링하는데 문제가 없도록 탐지영역과 오경보확률이 충분히 작은 경우를 가정한다. 이런 조건에서 일정한 길이의 슬라이딩 윈도우 안에서 관측되는 탐지와 탐지실패에 바탕하여  $\bar{\sigma}$ 의 추정값을 얻는다. 이러한 가정은 참고문헌<sup>[2]</sup>에서 확인할 수 있는 바와 같이 다중가설추적(multiple hypothesis tracking) 알고리즘을 적용하는 환경에서 특정 표적의 RCS를 추정하는 경우에도 성립하게 된다. 즉, 다중가설추적에서는 특정 항적을 구성하는 임의의 스캔의 측정은 그 표적으로부터 발생한 것이고, 그 스캔에 측정이 없는 경우는 그때 그 표적이 탐지되지 않았다는 가설에 바탕을 두고 RCS를 추정하게 된다.

먼저 슬라이딩 윈도우 안에서  $N$ 개의 탐지와  $M$ 개의 탐지실패가 있었고 이 슬라이딩 윈도우에서  $\bar{\sigma}$ 는 일정한 값을 갖는다고 하자. 그리고 탐지가 발생한 스캔의 색인 집합과 탐지실패가 있었던 스캔의 색인 집합을 각각  $D$ 와  $\bar{D}$ 로 표시한다. 그리고 스캔  $k$ 에서 탐지가 발생한 경우를 사건  $\Delta_k$ 로 표시한다. 각 스캔의 수신신호강도는 서로 독립적이므로 각 스캔의 탐지와 탐지실패는 독립적 사건이 되고 이러한 연속적 사건의 probability-pdf 함수는

$$c \left( \prod_{i \in D} f(z_i | \Delta_i) \right) \left( \prod_{i \in \bar{D}} P[\Delta_i] \right) \left( \prod_{j \in \bar{D}} (1 - P[\Delta_j]) \right) \text{와 같}$$

다. 여기서  $c$ 는 정규화 상수,  $f(z_i | \Delta_i)$ 는 스캔  $i$ 에서 탐지가 발생한 경우 (사건  $\Delta_i$ )에 대한 신호강도의 조건부 pdf를 표시한다. 식 (1)과 (3)을 이 probability-pdf 함수에 대입하고 상수항을 무시하면  $\bar{\sigma}$ 에 대한 불완전 데이터 (incomplete-data) 로그 공산함수<sup>[10-11]</sup>를 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\ln L(\bar{\sigma}) = \sum_{i \in D} \left\{ \ln \frac{\alpha_i \bar{\sigma}}{(2 + \alpha_i \bar{\sigma})^3} + \ln \left( z_i + \frac{2 + \alpha_i \bar{\sigma}}{\alpha_i \bar{\sigma}} \right) - \frac{2z_i}{2 + \alpha_i \bar{\sigma}} \right\} + \sum_{j \in \bar{D}} \ln \left\{ 1 - \left( \frac{2\alpha_j \bar{\sigma} (-\ln P_F)}{(2 + \alpha_j \bar{\sigma})^2} + 1 \right) \exp \left( -\frac{2(-\ln P_F)}{2 + \alpha_j \bar{\sigma}} \right) \right\}. \quad (4)$$

RCS 평균값의 ML 추정치는 이 로그 공산함수를 최대화하는  $\bar{\sigma}$ 를 찾는 문제로 다음과 같이 표현해 볼 수 있다.

$$\bar{\sigma}_{ML} = \arg \max_{\bar{\sigma}} \ln L(\bar{\sigma}). \quad (5)$$

이 문제의 ML 추정값은 직접 식 (4)의 함수를 최대화하는  $\bar{\sigma}$ 를 찾아서 얻을 수 있다. 또 다른 방법은 EM 알고리즘을 적용하는 것이다. EM 알고리즘은 불완전 데이터가 존재하는 상황에서 반복적인 과정을 통해 모델 파라미터의 ML 추정값을 얻는 알고리즘이다<sup>[10-11]</sup>. 스캔  $j$ 에서 탐지실패가 발생한 경우 이를 사건  $\bar{\Delta}_j$ 로 표시하고, 탐지가 안 되었기 때문에 모르는 이 신호의 수신신호강도를  $y_j$ 로 표시하자. 이때  $\bar{\sigma}$ 에 대한 완전 데이터 (complete-data) 공산함수  $L_c(\bar{\sigma})$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$L_c(\bar{\sigma}) = \left( \prod_{i \in D} f(z_i | \Delta_i) \right) \left( \prod_{i \in D} P[\Delta_i] \right) \times \left( \prod_{j \in \bar{D}} P[\bar{\Delta}_j] \right) \prod_{j \in \bar{D}} f(y_j | \bar{\Delta}_j). \quad (6)$$

여기서  $f(y_j | \bar{\Delta}_j)$ 는 사건  $\bar{\Delta}_j$ 이 발생한 상황에서 탐지가 안 된 수신신호강도의 조건부 pdf 함수로 다음과 같이 표현해 볼 수 있다.

$$f(y_j | \bar{\Delta}_j) = \begin{cases} \frac{1}{1 - P_{D_j}(\bar{\sigma})} \frac{4\alpha_j \bar{\sigma}}{(2 + \alpha_j \bar{\sigma})^3} \left( y_j + \frac{2 + \alpha_j \bar{\sigma}}{\alpha_j \bar{\sigma}} \right) \times \\ \exp \left( -\frac{2y_j}{2 + \alpha_j \bar{\sigma}} \right), & 0 < y_j < -\ln P_F \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

위에서

$$P_{D_j}(\bar{\sigma}) = \left( \frac{2\alpha_j \bar{\sigma} (-\ln P_F)}{(2 + \alpha_j \bar{\sigma})^2} + 1 \right) \exp \left( -\frac{2(-\ln P_F)}{2 + \alpha_j \bar{\sigma}} \right) \text{ 이}$$

고, 식 (6)으로 부터 얻은 완전 데이터 로그 공산함수는

$$\ln L_c(\bar{\sigma}) = \sum_{i \in D} \left\{ \ln \frac{\alpha_i \bar{\sigma}}{(2 + \alpha_i \bar{\sigma})^3} + \ln \left( z_i + \frac{2 + \alpha_i \bar{\sigma}}{\alpha_i \bar{\sigma}} \right) - \frac{2z_i}{2 + \alpha_i \bar{\sigma}} \right\} + \sum_{j \in \bar{D}} \left\{ \ln \frac{\alpha_j \bar{\sigma}}{(2 + \alpha_j \bar{\sigma})^3} + \ln \left( y_j + \frac{2 + \alpha_j \bar{\sigma}}{\alpha_j \bar{\sigma}} \right) - \frac{2y_j}{2 + \alpha_j \bar{\sigma}} \right\}. \quad (8)$$

이 된다.

탐지된 수신신호강도  $\{z_i : i \in D\}$ 와 현재 추정값

$\bar{\sigma}^{(l-1)}$ 가 주어져 있을 때, 탐지실패한 수신신호의 강도에 대한 완전 데이터 (complete-data) 로그 공산함수의 기댓값을  $Q(\bar{\sigma}, \bar{\sigma}^{(l-1)})$ 로 표기한다. 즉,

$$Q(\bar{\sigma}, \bar{\sigma}^{(l-1)}) = E[\ln L_c(\bar{\sigma}) | \{z_i : i \in D\}, \bar{\sigma}^{(l-1)}]. \quad (9)$$

EM 알고리즘의  $l$ 번째 반복에서는  $Q(\bar{\sigma}, \bar{\sigma}^{(l-1)})$ 을 최대화하는  $\bar{\sigma}$ 를 얻어 이 값을 다음과 같이  $\bar{\sigma}^{(l)}$ 로 갱신하게 된다.

$$\bar{\sigma}^{(l)} = \arg \max_{\bar{\sigma}} Q(\bar{\sigma}, \bar{\sigma}^{(l-1)}) \quad (10)$$

이 반복과정에서 식 (4)의 로그 공산함수는 증가하게 되고, 궁극적으로 EM 알고리즘은 공산함수를 최대화하는  $\bar{\sigma}^{(l)}$ 을 얻게 된다<sup>[10-11]</sup>.

위의 식 (8)을 식 (9)에 대입하면 다음과 같은  $Q(\bar{\sigma}, \bar{\sigma}^{(l-1)})$ 의 표현을 얻을 수 있다.

$$Q(\bar{\sigma}, \bar{\sigma}^{(l-1)}) = \sum_{i \in D} \left\{ \ln \frac{\alpha_i \bar{\sigma}}{(2 + \alpha_i \bar{\sigma})^3} + \ln \left( z_i + \frac{2 + \alpha_i \bar{\sigma}}{\alpha_i \bar{\sigma}} \right) - \frac{2z_i}{2 + \alpha_i \bar{\sigma}} \right\} + \sum_{j \in \bar{D}} \left\{ \ln \frac{\alpha_j \bar{\sigma}}{(2 + \alpha_j \bar{\sigma})^3} + g_1(\alpha_j \bar{\sigma}, \alpha_j \bar{\sigma}^{(l-1)}) - \frac{2g_2(\alpha_j \bar{\sigma}^{(l-1)})}{2 + \alpha_j \bar{\sigma}} \right\}. \quad (11)$$

여기서

$$g_1(\alpha_j \bar{\sigma}, \alpha_j \bar{\sigma}^{(l-1)}) = E \left[ \ln \left( y_j + \frac{2 + \alpha_j \bar{\sigma}}{\alpha_j \bar{\sigma}} \right) | \bar{\sigma}^{(l-1)} \right] \text{ 이고}$$

$g_2(\alpha_j \bar{\sigma}^{(l-1)}) = E[y_j | \bar{\sigma}^{(l-1)}]$ 이다. 보다 구체적인 식은 다음과 같다.

$$g_1(\alpha_j \bar{\sigma}, \alpha_j \bar{\sigma}^{(l-1)}) = \frac{\alpha_j \bar{\sigma}^{(l-1)} (1 - P_F^{2q}) q}{1 - P_{D_j}(\bar{\sigma}^{(l-1)})} + \frac{2\alpha_j \bar{\sigma}^{(l-1)2} q^2}{1 - P_{D_j}(\bar{\sigma}^{(l-1)})} \exp \left( \frac{2(2 + \alpha_j \bar{\sigma}) q}{\alpha_j \bar{\sigma}} \right) \times \left\{ h \left( -\ln P_F + \frac{2 + \alpha_j \bar{\sigma}}{\alpha_j \bar{\sigma}} \right) - h \left( \frac{2 + \alpha_j \bar{\sigma}}{\alpha_j \bar{\sigma}} \right) \right\}, \quad (12)$$

여기서

$$h(w_j) = \exp(-2w_j q) \times \ln w_j \times \left\{ -w_j - \frac{2}{\alpha_j} \left( \frac{1}{\bar{\sigma}^{(l-1)}} - \frac{1}{\bar{\sigma}} \right) - \frac{1}{2q} \right\} + \left\{ \frac{2}{\alpha_j} \left( \frac{1}{\bar{\sigma}^{(l-1)}} - \frac{1}{\bar{\sigma}} \right) + \frac{1}{2q} \right\} \times \left\{ \ln w_j + \frac{(-2w_j q)^2}{1 \cdot 1!} + \frac{(-2w_j q)^2}{2 \cdot 2!} + \dots \right\} \quad (13)$$

이고,  $q = q(\bar{\sigma}^{(l-1)}) = 1/(2 + \alpha_j \bar{\sigma}^{(l-1)})$ 이다. 마지막으로

$$g_2(\alpha_j \bar{\sigma}^{(l-1)}) = \frac{\alpha_j \bar{\sigma}^{(l-1)}}{1 - P_{D_j}(\bar{\sigma}^{(l-1)})} \left[ -\frac{1}{2} P_F^{2q} \{ (2q \ln P_F - 1)^2 + 1 \} + 1 \right] + \frac{1}{1 - P_{D_j}(\bar{\sigma}^{(l-1)})} \{ P_F^{2q} (2q \ln P_F - 1) + 1 \} \quad (14)$$

이 된다. 한편, 식 (12)와 식 (14)의 유도결과는 probabilistic multi-hypothesis tracking (PMHT) 알고리즘<sup>[13~15]</sup>을 확장하여 표적 상태변수와 신호강도를 동시에 추정하는 참고문헌<sup>[9]</sup>의 알고리즘을 Swerling III 표적에도 적용할 수 있도록 해준다.

식 (10)에 대한 해석적인 해는 존재하지 않는 것으로 판단된다. 따라서 EM 알고리즘의 반복과정에서는  $\bar{\sigma}^{(l)}$ 를 얻기 위해 매 번 식 (11)을 최대화하는  $\bar{\sigma}$ 를 구해야 하는데, 이 최대화 연산은 상당히 비효율적인 과정이 된다. 그래서 EM 알고리즘의 반복과정에서 다음과 같은 식을 이용하여  $\bar{\sigma}^{(l)}$ 을 계산한다.

$$\bar{\sigma}^{(l)} = \frac{1}{W} \left( \sum_{i \in D} \frac{z_i - 1}{\alpha_i} + \sum_{j \in \bar{D}} \frac{g_2(\alpha_j \bar{\sigma}^{(l-1)}) - 1}{\alpha_j} \right) \quad (15)$$

여기서  $W$ 는 슬라이딩 윈도우의 길이를 표시한다. 이 값은 이 윈도우 안에서 발생하는 탐지의 수 ( $N$ )와 탐지실패의 수 ( $M$ )와 같다. 식 (15)는 윈도우에서 관측된 탐지와 탐지실패에 대해 각각 얻은  $\bar{\sigma}$ 의 추정값의 표본 평균임을 알 수 있다. 식 (15)를 사용한 반복과정에서는 매번 부등식  $Q(\bar{\sigma}^{(l)}, \bar{\sigma}^{(l-1)}) \geq Q(\bar{\sigma}^{(l-1)}, \bar{\sigma}^{(l-1)})$ 을 확인하여 이를 만족하지 못하는 경우 반복과정을 중단하고  $\bar{\sigma}^{(l-1)}$ 을 ML 추정값으로 출력한다.

식 (5)의 ML 추정값을 얻는 방법으로 다음 네 가지를 생각해 볼 수 있다: (i) 로그 공산함수 (4)를 직접 최대화함으로써 얻는 방법 (ML-A), (ii)  $Q(\bar{\sigma}, \bar{\sigma}^{(l-1)})$ 를 직접 최대화함으로써  $\bar{\sigma}^{(l)}$ 을 얻어 EM 반복을 수행하는 방법 (EM-A), (iii) 식 (15)를 이용하여  $\bar{\sigma}^{(l)}$ 을 계산하고  $\ln L(\bar{\sigma}^{(l)}) \geq \ln L(\bar{\sigma}^{(l-1)})$ 을 만족하는 동안 이

표 1. 시뮬레이션 파라미터  
Table 1. Simulation parameters.

표적모델	Swerling I and III
RCS 평균값 $\bar{\sigma}$	1
오경보확률	$10^{-3}$
평균 표적신호강도 $\overline{\text{SNR}}$	8, 16, 32, 64
윈도우 길이	7, 10, 15
시뮬레이션 횟수/데이터	10,000

과정을 반복 수행하는 방법 (ML-B), (iv) 식 (15)를 이용

하여  $\bar{\sigma}^{(l)}$ 을 계산하여 EM 반복을 수행하는 방법 (EM-B)이다. 다음 장에서는 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 이 네 가지 방법의 추정 정확도와 계산시간을 비교한다.

참고문헌<sup>[1~2]</sup>에서는 이론적 근거에 대한 제시 없이 5개의 탐지가 확보되도록 윈도우 길이를 가변하면서 RCS 값을 추정하였다. 추정값을 1.5로 초기화한 다음에는, 윈도우 안에서 탐지신호 강도의 중간값이 추정값 보다 1 dB 이상 크면 추정값을 0.5 dB 증가시키고 반대로 -1 dB 보다 작으면 추정값을 0.5 dB 감소시켜서 추정값을 갱신한다. 그리고 탐지가 발생하지 않은 경우 역시 추정값을 0.5 dB 감소시킨다. 다음 장에서는 이 방법을 MED 라고 표기하고 구현하여 앞에서 제안한 방법과 추정성능을 비교한다.

#### IV. 수치실험

먼저 실제 RCS 평균값( $\bar{\sigma}$ )이 1이고 오경보확률  $P_F$ 가  $10^{-3}$ 인 경우에 대해 RCS 평균값 추정오차의 평균 제곱근 (root-mean-squared (RMS))을 구하였다. 오경보확률  $10^{-3}$ 은 탐지문턱값 6.91에 해당하고<sup>[16]</sup>, 식 (3)에서 확인할 수 있듯이 평균표적신호강도  $\overline{\text{SNR}}$ 와 함께 표적탐지확률을 결정하게 된다. 평균표적신호강도는 슬라이딩 윈도우에서 일정한 값을 갖도록 하였고, 이 값이 각각 8, 16, 32, 64인 경우 윈도우 길이 7, 10, 15에 대해 각각 시뮬레이션을 수행하였다. 먼저 Swerling III 표적에 대해 시뮬레이션을 수행하는데 여기서 사용한 파라미터는 표 1에 정리하였다. 이 환경은 참고문헌<sup>[7]</sup>에서 사용한 것과 같고, III장에서 이미 설명한 바와 같이 이 시뮬레이션의 탐지/탐지실패 모델은 다중가설추적 알고리즘<sup>[2]</sup>을 사용하는 환경에서 특정 표적의 RCS를 추정하는 경우에도 성립하게 된다.

이 수치실험 결과 위에서 설명한 ML-A, EM-A, ML-B, EM-B 방법 모두 RMS 추정오차에서는 차이가 없었다. 이 네 가지 방법의 RMS 추정오차에 차이가 없어 그림 1에서 같은 그래프로 나타내었다. 즉, ML(7), ML(10), ML(15)는 각각 윈도우 길이 7, 10, 15인 경우 위 네 가지 방법을 사용한 경우의 오차를 의미한다. 이 그림은 신호강도  $\overline{\text{SNR}}$ 와 윈도우 길이가 증가함에 따라 추정오차가 감소하는 것을 보여 준다. 예상할 수 있듯이 윈도우 길이가 길어짐에 따라 표적의 RCS를 추정하는데 필요한 정보가 늘어나고 그 결과로 추정의 정확도도 높아지게 되었다. 한편, 윈도우의 길이가 같을 때는  $\overline{\text{SNR}}$ 이 증가함에 따라 추정의 정확도가 개선됨을

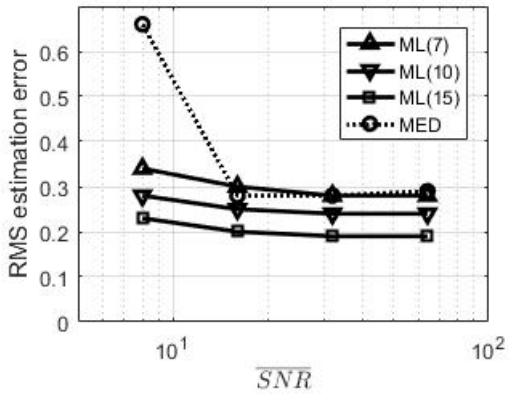


그림 1. RMS 추정오차 (Swerling III,  $\bar{\sigma}=1, P_F=10^{-3}$ )  
Fig. 1. RMS estimation errors (Swerling III,  $\bar{\sigma}=1, P_F=10^{-3}$ ).

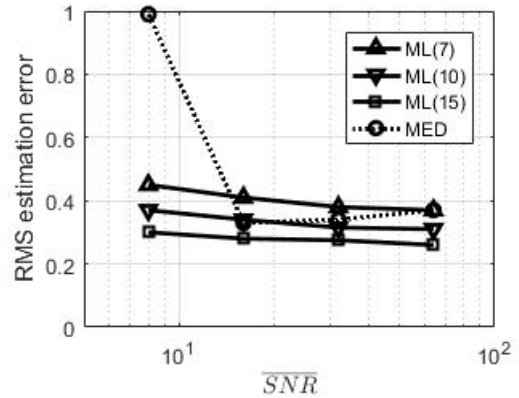


그림 2. RMS 추정오차 (Swerling I,  $\bar{\sigma}=1, P_F=10^{-3}$ )  
Fig. 2. RMS estimation errors (Swerling I,  $\bar{\sigma}=1, P_F=10^{-3}$ ).

볼 수 있다. 이것은 탐지실패 보다 탐지 되었을 때 표적 RCS에 관한 더 많은 정보를 얻을 수 있기 때문이다. 즉, 표적신호강도가 클수록 탐지확률이 높아지고 더 많은 수의 탐지를 얻을 수 있고 이 결과로 추정의 정확도도 높아지게 된다.

그림 1은 MED 방법의 RMS 추정오차도 제시하고 있다.  $\overline{SNR}$ 가 8에서 16으로 증가할 때 추정의 정확도가 크게 개선됨을 볼 수 있다. 하지만 16 이상에서는  $\overline{SNR}$ 이 증가하면 오히려 오차가 약간 증가하는 결과를 보인다. 윈도우 길이가 10인 ML방법 보다 항상 더 큰 오차를 보였고,  $\overline{SNR}$ 가 8과 같이 낮은 경우 추정 오차가 아주 크게 나타나는 것을 볼 수 있다.

한편, ML-A와 EM-A는 최대화 과정에서 많은 계산 시간이 필요하게 되어 낮은 계산효율을 보인다. 그리고 EM-B 방법도 식 (12), (14)의  $g_1$  과  $g_2$  연산으로 비교적 큰 계산시간이 요구된다. 표 2에서는 ML-B와 MED 두 방법만의 스캔 당 평균 연산시간을 ms 단위로 제시하였다. 이 연산시간은 Matlab으로 구현하고 PC (Intel(R) Core(TM) i7-3770 CPU @ 3.40 GHz)에서 수행하여 얻은 결과이다. 이 표에서 ML-B(7)은, 한 예로, 윈도우 길이 7이고 ML-B 방법을 사용한 경우를 의미한다. 이 표에서 확인할 수 있듯이 ML-B와 MED의 계산시간은 신호강도나 윈도우 길이에 상관없이 각각 일정하게 90  $\mu$ s, 30  $\mu$ s정도로 매우 짧았다. 이 결과는 계산시간의 장점에도 불구하고 추정의 정확도를 고려해 볼 때 MED 보다 ML-B 방법이 나은 추정 방법임을 보여준다. 그림 1과 표 2의 각 데이터는 각각 10,000번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 얻은 것이고, ML-B의 반복과정은 스텝 크기 (step size)가  $10^{-3}$ 보다 작아지면 종료하게 되는데 모든 경우 5번 이내의 반복에서

종료되었다.

Swerling I 표적에 대해서도 같은 실험을 수행하였다. 이 경우도 ML-A, EM-A, ML-B, EM-B 방법 모두 RMS 추정오차에서는 차이가 없었다. 그림 2는 그림 1의 Swerling III 경우 보다 ML방법의 추정오차가 0.1 정도 증가한 것을 보여 준다. 이것은 표적신호강도가 같아도 Swerling I 표적의 경우 Swerling III 표적 보다 탐지확률이 낮아지기 때문이다<sup>[1], [12]</sup>. Swerling I 표적에 대한 MED의 RMS 추정오차도 그림 1의 Swerling III 표적에 대한 결과와 마찬가지로  $\overline{SNR}$ 가 8에서 16으로 증가할 때 추정의 정확도가 크게 개선되지만 16 이상에서는  $\overline{SNR}$ 이 증가하면 오히려 오차가 약간 증가하는

표 2. 스캔 당 계산시간 (ms) (Swerling III,  $\bar{\sigma}=1, P_F=10^{-3}$ )  
Table2. Computation time (ms) per scan (Swerling III,  $\bar{\sigma}=1, P_F=10^{-3}$ ).

	$\overline{SNR} (P_D)$			
	8 (0.53)	16 (0.78)	32 (0.92)	64 (0.98)
ML-B(7)	0.09	0.09	0.09	0.08
ML-B(10)	0.09	0.09	0.09	0.09
ML-B(15)	0.09	0.09	0.09	0.09
MED	0.02	0.03	0.03	0.03

결과를 보였다. Swerling III의 경우와 마찬가지로 윈도우 길이가 10인 ML방법 보다 항상 더 큰 오차를 보였고,  $\overline{SNR}$ 가 8과 같이 낮은 경우 추정 오차가 아주 크게 나타나는 것을 알 수 있다.

표 3에서는 ML-B와 MED 방법의 스캔 당 평균 연산시간을 ms 단위로 보여준다. ML-B와 MED 방법의 연산시간은 표 2의 Swerling III 경우와 마찬가지로 신호강도나 윈도우 길이에 상관없이 각각 일정하게 90  $\mu$ s,

30  $\mu$ s정도로 매우 짧았다. 이 결과 역시 추정의 정확도를 고려해 볼 때 MED 보다 ML-B 방법이 나은 추정 방법임을 보여준다. 참고로 Swerling I의 경우는  $g_1$  과  $g_2$  에 해당하는 함수가 비교적 간단하기 때문에 Swerling III의 경우와 달리 EM-B 방법도 연산시간이 ML-B 방법 보다 크게 증가하지는 않았다. Swerling I 표적에 대한 관련식은 참고문헌<sup>[17]</sup>에서 찾아 볼 수 있다.

### V. 결 론

이 논문에서는 Swerling III 표적의 RCS 평균값을 추정하기 위한 ML 방법을 제시하고 이 추정값을 얻는 계산방법에 대해서 검토하였다. 구체적으로 슬라이딩 윈도우 안의 각각의 탐지와 탐지실패에 대해 계산한 RCS 추정값의 표본평균을 반복과정을 통해 갱신하여 수렴하는 값으로 RCS 평균값을 얻는 ML 추정의 계산 방법을 제시하였다. Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 이 방법이 ML 추정값 계산을 효율적으로 수행해 준다는 점과 ML 추정이 기존의 MED 방법보다 더 정확한 추정 방식임을 확인하였다. 특히, MED 추정의 오차가 크게 나타나는 낮은 표적신호강도 환경에서도 ML 방법은 보다 안정적으로 추정을 수행한다는 것을 확인하였다.

표 3. 스캔 당 계산시간(ms) (Swerling I,  $\bar{\sigma}=1$ ,  $P_F=10^{-3}$ )  
Table3. Computation time (ms) per scan (Swerling I,  $\bar{\sigma}=1$ ,  $P_F=10^{-3}$ ).

	$\overline{\text{SNR}} (P_D)$			
	8 (0.46)	16 (0.67)	32 (0.81)	64 (0.90)
ML-B(7)	0.09	0.09	0.09	0.09
ML-B(10)	0.09	0.09	0.09	0.09
ML-B(15)	0.10	0.10	0.09	0.09
MED	0.02	0.03	0.03	0.03

나아가 Swerling I 표적의 경우에도 마찬가지로 이러한 계산방법이 ML 추정값 계산을 효율적으로 수행해 준다는 것을 확인하였다. 오정보에서 비롯된 탐지가 발생하는 보다 복잡한 환경에서 작동하는 표적 RCS 평균값 추정방법에 대한 연구와 운동특성<sup>[18]</sup>과 결합시켜 표적 분류에 응용하는 연구를 앞으로 수행할 계획이다.

### REFERENCES

- [1] S. S. Blackman and R. Popoli, Design and Analysis of Modern Tracking Systems, Artech House, Norwood, MA, 1999.
- [2] R. F. Popoli, S. S. Blackman and M. T. Busch, "Applications of multiple hypothesis tracking to agile beam radar tracking", Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, vol. 2759, pp. 418-428, Orlando, FL, April 1996.
- [3] G. van Keuk and S. S. Blackman, "On phased-array radar tracking and parameter control", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 29, no. 1, pp. 186-194, Jan. 1993.
- [4] Y.-H. Jung and S.-M. Hong, "Modeling and parameter optimization of agile beam radar tracking", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 39, no. 1, pp. 13-33, Jan. 2003.
- [5] J. Yan, H. Liu, B. Jiu and Z. Bao, "Power allocation algorithm for target tracking in unmodulated continuous wave radar network", IEEE Sensors Journal, vol. 15, no. 2, pp. 1098-1108, Feb. 2015.
- [6] M. Mertens, M. Ulmke and W. Koch, "Ground target tracking with RCS estimation based on signal strength measurements", IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, vol. 52, no. 1, pp. 205-220, Feb. 2016.
- [7] S.-P. Lee, B.-L. Cho, J.-S. Ha and Y.-S. Kim, "Target angle estimation of multifunction radar in search mode using digital beamforming technique", Journal of Electromagnetic Waves and Applications, vol. 29, no. 3, pp. 331-342, 2015.
- [8] W. Blanding, P. Willett and Y. Bar-Shalom, "ML-PDA: advances and a new multitarget approach", EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 2008, article id 260186, 2008.
- [9] W.-Y. Choi and S.-M. Hong, "Estimation of target states and signal strength in the probabilistic multiple hypothesis tracking framework", IET Radar, Sonar and Navigation, vol. 8, no. 6, pp. 565-574, July 2014.
- [10] A. P. Dempster, N. M. Laird and D. B. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm", Journal of Royal Statistical Society, series B, vol. 39, no. 1, pp. 1-38, 1977.
- [11] G. J. McLachlan and T. Krishnan, The EM Algorithm and Extensions, Wiley, Hoboken, NJ, 2008.

- [12] C. H. Nam, S. H. Choi and S. W. Ra, "Target measurement error reduction technique of suboptimal binary integration radar", Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea, vol. 48-TC, no. 9, pp. 65-72, September 2011.
- [13] R. L. Streit and T. E. Luginbuhl, "Probabilistic multi-hypothesis tracking", Tech. Rep. NUWC-NPT/10/428, Naval Undersea Warfare Center Division, Newport, RI, February 1995.
- [14] M. Wieneke and W. Koch, "On sequential track extraction within the PMHT framework", EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 2008, article id 276914, 2008.
- [15] T. L. Song, D. Musicki, H. H. Lee and X. Wang, "Point target probabilistic multiple hypothesis tracking", IET Radar, Sonar and Navigation, vol. 5, no. 6, pp. 632-637, July 2011.
- [16] S. S. Blackman, R. J. Dempster, M. T. Busch and R. F. Popoli, "IMM/MHT solution to radar benchmark tracking problem", IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, vol. 35, no. 2, pp. 730-738, April 1999.
- [17] Y.-H. Jung, S.-M. Hong and S. H. Choi, "Estimation of radar cross section of a target under track", EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 2010, article id 610920, 2010.
- [18] J. Song and E. Yang, "Target classification for multi-function radar using kinematics features", Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science, vol. 26, no. 4, pp. 404-413, April 2015.

---

저 자 소 개

정 영 현(정회원)

1998년 경북대학교 전자공학과 박사 졸업  
2004년~현재 국방과학연구소 책임연구원  
<주관심분야: 레이더신호처리, 영상추적>

홍 순 목(평생회원)

현재 경북대학교 전자공학부 교수