

# 긴 구간 획득 데이터가 주어진 해상 클러터 환경에서 코히어런트 탐지

## Coherent Detection in Sea Clutter Given Acquisition Data for Long Duration

김 장 선 · 양 훈 기

Jang-Sun Kim · Hoon-Gee Yang

### 요 약

긴 구간(long duration) 동안 수신된 해상 클러터 신호는 time-stationarity 특성을 보장할 수 없기 때문에 충분한 개수의 secondary data 벡터가 주어지더라도 클러터 공분산 행렬의 추정 오차에 따른 성능 열화가 발생한다. 본 논문에서는 긴 구간 동안 수신된 클러터가 많이 포함되어 있는 수신 신호로부터 표적 탐지 성능을 높일 수 있는 방법을 제시한다. 이를 위해 클러터 공분산 행렬이 보다 정확하게 추정되도록 긴 구간 동안 획득한 데이터를 클러터의 time-stationarity가 보장되는 다수의 짧은 sub-processing 구간으로 나누고, 짧은 구간에서 추정된 CCM(clutter covariance matrix)으로 Max SINR(signal to interference plus noise ratio) 필터 설계 및 필터 출력들의 코히어런트 합성(coherent combining) 과정을 제시한다. 표적 도플러 빈(Doppler bin)에서 SINR이 향상되는 정도를 이론적으로 유도하고, 시뮬레이션을 통해서 이를 검증한다.

### Abstract

Because the sea clutter returns acquired for a long duration cannot guarantee the time-stationarity, the estimation performance for the CCM(clutter covariance matrix) is apt to deteriorate even if a sufficient number of secondary data vectors are provided. This paper presents a detection method with clutter-corrupted target returns for a long duration. This is accomplished by dividing the long acquisition period into a number of shorter periods that maintain the time-stationarity so that the CCM for each short duration can be more accurately estimated. To improve detection performance, we show that maximum SINR(signal to interference plus noise ratio) filters designed with the estimated CCMs are applied to each data for a short period and the filter outputs are coherently combined. The improvement in the SINR at the target Doppler bin is theoretically analyzed and verified by simulation.

Key words: Sea Clutter Suppression, SINR, Phase Compensation, Coherent Processing

### I. 서 론

클러터가 존재하는 해상 환경에서 레이더로 작은 이동 표적을 탐지하기 위해서는 정확한 클러터의 공분산 행렬 추정 및 이를 반영한 클러터 억제 기법이 요구된다<sup>[1],[2]</sup>.

해상 클러터의 통계적 특성을 모델링하기 위해 많은 연구가 수행되었다. 해상 클러터의 대표적인 통계적 특성으로는 클러터 도플러 스펙트럼, 클러터 도플러 성분들의 시공간 코릴레이션(correlation) 특성, 클러터 진폭의 PDF(probability density function) 등이 있다<sup>[3]</sup>. 낮은 관측 각

광운대학교 전자융합공학과(Department of Electronic Convergence Engineering, Kwangwoon University)

· Manuscript received July 30, 2020 ; Revised September 1, 2020 ; Accepted September 14, 2020. (ID No. 20200730-064)

· Corresponding Author: Hoon-Gee Yang (e-mail: hgyang@kw.ac.kr)

(low-grazing angle)의 고해상도 레이더에 수신된 해상 클러터의 가장 적합한 분포는 compound-Gaussian 분포로 알려져 있다<sup>[4],[5]</sup>. Compound-Gaussian 분포에서 해상 클러터는 평균 세기를 의미하는 텍스처(texture) 성분과 짧은 시간 동안의 스펙트럼 변화를 나타내는 스펙클(speckle) 성분의 곱으로 표현되며, 두 성분들은 통계적으로 서로 독립적(independent)인 것으로 알려져 있다<sup>[5]</sup>.

Compound-Gaussian 클러터 환경에서 최적의 수신기 설계에 대해 많은 연구가 이루어졌다. CCM 구조를 아는 경우의 GLRT(generalized likelihood ratio test) 탐지기 설계 방법이 제안되었고, Kelly는 추정된 CCM을 이용한 GLRT 탐지기가 CFAR(constant false alarm rate) 특성을 만족할 수 있음을 보였다<sup>[1],[6]</sup>. 클러터 PSD(power spectral density)를 이용한 수신기 적응 필터 설계 방법이 제안되었고, 긴 구간 동안 수신된 신호를 처리하는 ANMF(adaptive normalized matched filter) 탐지 방법도 제시되었다<sup>[7],[8]</sup>.

해상 클러터의 특성으로 인해 CCM을 추정하는 과정에서 두 가지 해결해야 할 문제점이 있다. 첫 번째는 클러터의 non-homogeneity 특성으로 인해 공분산 행렬을 추정할 때 활용되는 training data 벡터 개수가 제한적이라는 것이다<sup>[9]</sup>. 두 번째는 긴 구간 동안 수신된 신호 성분들은 time-stationary한 특성을 보장하지 않기 때문에 공분산 행렬을 추정하는 경우 오차가 커진다는 것이다<sup>[8]</sup>.

첫 번째 문제점을 해결하기 위해 다양한 연구들이 수행되었다. STAP(space-time adaptive processing) 알고리즘을 기반으로 CUT(cell under test)에 인접한 소수의 training data 벡터들을 활용하면서 클러터의 사전 정보를 이용하는 knowledge-aided STAP과 training data 벡터를 전혀 사용하지 않는 SDS(single data set)-STAP을 사용하는 방법들이 제안되었다<sup>[10]~[12]</sup>. 또한 regularized estimation methods라고 불리는 고윳값 분석(eigen-analysis) 기반의 CCM 추정 알고리즘을 이용해서 diagonal loading 효과를 얻을 수 있었다<sup>[13]</sup>. 주파수 도메인에서 클러터 성분 간의 독립적인 특성을 이용하여 CCM의 off-diagonal 코릴레이션 성분들을 제거하는 CCM 추정 방법도 제안되었다. 두 번째 문제점의 경우는 상대적으로 많은 연구가 이루어지지 못했으며, 궁극적으로는 클러터의 stationary 특성이 보장되는 sub-processing 구간으로 수신 신호를 구분한 후 sub-pro-

cessing 구간별로 클러터 억제 기술이 요망된다. 이에 대한 연구로 BACSF(block adaptive clutter suppression filter) 및 block-ANMF 탐지기 설계 방법이 제안되었다<sup>[8]</sup>.

본 논문에서는 긴 구간 동안 수신된 신호를 time-stationary한 특성이 보장되는 여러 개의 sub-processing 구간 신호로 나누어서 신호 처리하는 방식을 제시한다. II장에서는 간섭 신호를 모델링하고, 이를 억제해서 출력의 SINR이 최대가 되는 필터를 설계한다. III장에서는 긴 구간 동안의 수신 신호를 sub-processing 구간으로 나누어 처리하는 방법의 제안 및 성능에 대한 이론적 분석을 보인다. IV장에서는 시뮬레이션을 통해 제안 알고리즘 성능을 검증한다.

## II. 간섭 성분 억제 필터 설계

### 2-1 간섭 신호 모델링

표적 성분과 클러터 및 잡음 성분이 존재하는 표적 영역에 주기  $T$ 로  $N$ 개의 펄스를 송수신하는 해양 레이더 시스템을 고려하자.  $n$  번째 펄스를 송신한 후  $j$  번째 레인지 빈(range bin)에 있는 클러터 성분에 산란된 클러터 신호를  $c_j[n]$ 이라 하자. 이때  $c_j[n]$ 은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$c_j[n] = \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} \gamma_{j,k} \exp\left[j\left(\frac{2\pi}{N}\right)kn\right] \quad (1)$$

여기서  $\gamma_{j,k} \left(k = -\frac{N}{2}, \dots, \frac{N}{2}-1\right)$ 는 텍스처와 스펙클 성분의 곱으로 이루어진 클러터의 복소 반사계수이다.  $\gamma_{j,k}$ 는 사실상  $c_j[n]$ 의 푸리에 변환으로서 DFT(discrete fourier transform) 성질에 의해  $k$ 번째 도플러 주파수  $f_k = \frac{k}{NT}$ 에서의 반사계수이다. 식 (1)을 벡터 형태로 표현하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{c}_j = \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} \gamma_{j,k} \sqrt{N} \mathbf{u}_k \quad (2)$$

이때  $\mathbf{c}_j$ 는  $\mathbf{c}_j = [c_j[0], c_j[1], \dots, c_j[N-1]]^T$ 로 정의된  $N$ 개 펄스에 대한 클러터 벡터이며,  $\mathbf{u}_k$ 는 도플러 주파수

가  $f_k$ 인 도플러 조향 벡터를 의미하며, 다음과 같이 정의된다. ( $|\mathbf{u}_k| = 1$ )

$$\mathbf{u}_k = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[ e^{j\left(\frac{2\pi}{N}\right)k(0)}, \dots, e^{j\left(\frac{2\pi}{N}\right)k(n)}, \dots, e^{j\left(\frac{2\pi}{N}\right)k(N-1)} \right]^T \quad (3)$$

이때 잡음 신호  $\mathbf{n}_j$ 가 복소 백색 잡음(complex additive white Gaussian noise)이라면 전체 간섭 신호  $\mathbf{I}_j$ 는  $\mathbf{c}_j + \mathbf{n}_j$ 가 된다.

$j$  번째 레인지 bin에서의 간섭 신호에 대한 공분산 행렬  $\mathbf{R}_j$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_j &= E[\mathbf{I}_j \mathbf{I}_j^H] \\ &= \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} \sum_{l=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} E[\gamma_{j,k} \gamma_{j,l}^*] (\sqrt{N} \mathbf{u}_k) (\sqrt{N} \mathbf{u}_l)^H \\ &\quad + E[\mathbf{n}_j \mathbf{n}_j^H] \end{aligned} \quad (4)$$

이때  $H$  연산자는 에르미트(hermite) 연산자를 의미한다.  $k \neq l$ 인 경우, 식 (4)의  $\mathbf{u}_k$ 와  $\mathbf{u}_l$ 은 서로 직교한다. 클러스터 반사계수 집합  $\{\gamma_{j,k}\}$ 의 각 성분들은 서로 다른 주파수 성분에서의 반사계수로서 서로 독립적이기 때문에 다음 식 (5)가 성립한다<sup>[14]</sup>.

$$E[\gamma_{j,k} \gamma_{j,l}^*] = \delta[k-l] E[|\gamma_{j,k}|^2] \quad (5)$$

여기서  $\delta[\cdot]$ 는 델타함수를 의미한다. 식 (5)를 적용시키면 식 (4)는 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{R}_j = N \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} \eta_{j,k}^2 \mathbf{u}_k \mathbf{u}_k^H + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (6)$$

이때  $\eta_{j,k}^2$ 은  $f_k$ 에서의 클러스터 파워  $E[|\gamma_{j,k}|^2]$ 을 나타내며,  $\sigma^2$ 은 잡음 전력이고,  $\mathbf{I}$ 는  $N$ 차원 단위행렬(identity matrix)이다. 식 (6)의 공분산 행렬을 고유값 분해하면  $\mathbf{R}_j$ 의 고유 벡터(eigen-vector)들로 이루어진 행렬  $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_N]$ 와 고유 벡터에 대한 고유값(eigen-value)으로 이루어진 대각 행렬  $\mathbf{\Lambda}_j = \text{diag}\{\lambda_{j,1}, \lambda_{j,2}, \dots, \lambda_{j,N}\}$ 가 정의된다.

## 2-2 간섭 성분을 억제하는 Max SINR 필터 설계

적용 필터 설계 및 성능 유도를 위해 편의상 클러스터가

$k$  축에서  $[-p_1, \dots, p_2]$ 에 존재한다고 하자. 이 경우, 식 (6)의 고유값  $\lambda_{j,k}$ 는 다음과 같은 값을 갖는다.

$$\lambda_{j,k} = \begin{cases} N\eta_{j,k}^2 + \sigma^2 & k = -p_1, \dots, p_2 \\ \sigma^2 & elsewhere \end{cases} \quad (7)$$

$j$  번째 레인지 bin과  $r$  번째 도플러 bin에서 SINR이 최대가 되는 필터의 가중치  $\mathbf{w}_{j,r}$ 은 다음과 같다<sup>[15]</sup>.

$$\mathbf{w}_{j,r} = \mathbf{R}_j^{-1} \mathbf{s}_r = \left( \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} \lambda_{j,k}^{-1} \mathbf{u}_k \mathbf{u}_k^H \right) \mathbf{s}_r \quad (8)$$

$\mathbf{s}_r$ 은 크기가 1인 도플러 조향 벡터이고, 만약  $r \neq k$ 인 경우,  $\mathbf{s}_r$ 과  $\mathbf{u}_k$ 는 서로 직교하기 때문에 식 (8)은 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{w}_{j,r} = \begin{cases} \frac{1}{N\eta_{j,r}^2 + \sigma^2} \mathbf{u}_r & r = -p_1, \dots, p_2 \\ \frac{1}{\sigma^2} \mathbf{u}_r & elsewhere \end{cases} \quad (9)$$

$j$  번째 레인지 bin에 클러스터 성분 외에도 표적 성분이 존재한다고 하자. 표적의 반사계수가  $\zeta_j$ , 표적의 도플러가  $f_q$  ( $k = q, -p_1 \leq q \leq p_2$ )라고 하면  $j$  번째 레인지 bin에서의 수신 신호  $\mathbf{x}_j$ 는 다음과 같이 모델링할 수 있다.

$$\mathbf{x}_j = \zeta_j \sqrt{N} \mathbf{u}_q + \sum_{k=-p_1}^{p_2} \gamma_{j,k} \sqrt{N} \mathbf{u}_k + \mathbf{n}_j \quad (10)$$

$\mathbf{R}_j$ 를 알고 있다면 또는 정확히 추정하였다면, 즉 식 (9)의 가중치가 주어졌다면  $\mathbf{x}_j$ 에 대한 Max SINR 필터 출력  $y_{j,r}$ 는 다음과 같다.

$$y_{j,r} = \mathbf{w}_{j,r}^H \mathbf{x}_j = \begin{cases} \frac{\sqrt{N} \zeta_j}{\beta_{j,q}} + \frac{\sqrt{N} \gamma_{j,q} + \mathbf{u}_q^H \mathbf{n}_j}{\beta_{j,q}} & (r = q) \\ \frac{\mathbf{u}_r^H \mathbf{n}_j}{\sigma^2} & (r \leq -p_1, r \geq p_2) \end{cases} \quad (11)$$

여기서  $\beta_{j,q} = N\eta_{j,q}^2 + \sigma^2$ 이다. 식 (11)에서 표적 신호 성분은  $\frac{\sqrt{N} \zeta_j}{\beta_{j,q}}$ 이고, 간섭 성분은  $\frac{\sqrt{N} \gamma_{j,q} + \mathbf{u}_q^H \mathbf{n}_j}{\beta_{j,q}}$ 이므로 정확한  $\mathbf{R}_j$ 가 주어졌을 경우, 표적 도플러 bin에서의 SINR은 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$SINR = \frac{\left| \frac{\sqrt{N}\zeta_j}{\beta_{j,q}} \right|^2}{E\left\{ \left| \frac{\sqrt{N}\gamma_{j,q} + \mathbf{u}_q^H \mathbf{n}_j}{\beta_{j,q}} \right|^2 \right\}} \cong \frac{N|\zeta_j|^2}{N\eta_{j,q}^2 + \sigma^2} \quad (12)$$

### III. Sub-Processing 알고리즘

레이다가  $N$ 개의 펄스를 송수신했으며,  $NT$ 는 stationary를 보장할 수 없을 정도로 긴 시간 구간이라고 하자. 이 경우,  $NT$  구간을  $M$ 개의 클러터 time-stationary가 보장되는 구간(보통 100 ms 이하)으로 나누어 구간별 처리/sub-processing을 수행할 수 있다. 각 구간의 크기는 다를 수 있으며, 인접한 구간 간의 데이터 오버랩(overlap)이 가능하다고 하자. 그러므로  $i$ 번째 구간의 데이터 개수가  $N_i$  라면  $N_i T \leq 100$  ms가 성립하며, 오버랩에 의해  $N_1 + N_2 \dots + N_M \geq N$ 이 성립한다.

우선  $N_1$ 개의 수신 샘플을 갖는 첫 번째 구간 수신 신호 벡터  $\mathbf{x}_j^{(1)}$  ( $N_1 \times 1$ )과  $N_2$ 개의 수신 샘플을 갖는 두 번째 구간 수신 신호 벡터  $\mathbf{x}_j^{(2)}$  ( $N_2 \times 1$ )를 표적 도플러 빈(도플러 주파수  $f_d$ )에서 코히어런트하게 합성하는 과정을 생각해 보자. 두 구간에서의 결과를 더하기 위해서는 도플러 해상도가 동일해야 하므로 각 sub-processing 구간의 샘플 개수가 동일하게  $N_a$  ( $N_a \geq N_1, N_2$ )가 되도록 재구성하자. 이때 재구성된 sub-processing 샘플 신호 벡터  $\tilde{\mathbf{x}}_j^{(1)}$ 과  $\tilde{\mathbf{x}}_j^{(2)}$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}_j^{(1)} &= [\mathbf{x}_j^{(1)T}, n_j^{(1)}[N_1], \dots, n_j^{(1)}[N_a - 1]]^T \\ \tilde{\mathbf{x}}_j^{(2)} &= [\mathbf{x}_j^{(2)T}, n_j^{(2)}[N_2], \dots, n_j^{(2)}[N_a - 1]]^T \end{aligned} \quad (13)$$

여기서  $\tilde{\mathbf{x}}_j^{(1)}$ 과  $\tilde{\mathbf{x}}_j^{(2)}$ 는  $\mathbf{x}_j^{(1)}$ 과  $\mathbf{x}_j^{(2)}$ 를 이용해서 재구성한  $N_a \times 1$ 의 크기를 갖는 신호 벡터이다. 식 (13)의  $n_j^{(1)}[\cdot]$ 은  $\mathbf{x}_j^{(1)}$ 에 포함된 잡음과 동일한 전력을 갖는 랜덤 잡음으로  $\mathbf{x}_j^{(1)}$ 의 공분산 행렬을 곱숫값 분해해서 추정할 수 있다.  $n_j^{(2)}[\cdot]$ 는  $\mathbf{x}_j^{(2)}$ 를 이용해서 동일한 과정을 거쳐 생성할 수 있다.

$\mathbf{x}_j^{(1)}$ 과  $\mathbf{x}_j^{(2)}$ 의 첫 번째 두 샘플 값의 시간 차가  $\tau_2$ 라 하

자. 이때 두 구간 신호를 코히어런트 합성을 하기 위해서는 시간 차( $\tau_2$ )만큼 위상 보상을 해야 하며, 따라서  $\tilde{\mathbf{x}}_j^{(2)}$ 는 다음과 같이 위상 보상되어야 한다.

$$\tilde{\mathbf{x}}_j^{\prime(2)} = \tilde{\mathbf{x}}_j^{(2)} \times \exp(-j2\pi f_d \tau_2) \quad (14)$$

$\tilde{\mathbf{x}}_j^{(1)}$ 과  $\tilde{\mathbf{x}}_j^{\prime(2)}$ 에 대한 Max SINR 필터 출력  $\tilde{y}_{j,q}^{(1)}$ 과  $\tilde{y}_{j,q}^{\prime(2)}$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \tilde{y}_{j,q}^{(1)} &= \frac{\sqrt{N_a}\zeta_j}{\beta_{j,q}} + \frac{\sqrt{N_a}\gamma_{j,q}^{(1)} + \mathbf{u}_q^H \mathbf{n}_j^{(1)}}{\beta_{j,q}} \\ \tilde{y}_{j,q}^{\prime(2)} &= \frac{\sqrt{N_a}\zeta_j}{\beta_{j,q}} + \frac{\sqrt{N_a}\gamma_{j,q}^{(2)} + \mathbf{u}_q^H \mathbf{n}_j^{(2)}}{\beta_{j,q}} \end{aligned} \quad (15)$$

식 (15)에서 두 샘플 구간 동안 표적 신호의 DOA (direction of arrival) 변화는 무시할 정도로 작으므로 표적의 반사계수는  $\zeta_j$ 로 동일하다고 가정하였다. 그러므로 두 출력에서 표적 성분  $\left( = \frac{\sqrt{N_a}\zeta_j}{\beta_{j,q}} \right)$  크기와 잡음 전력(클러터 성분은 제외)은 두 구간에서 동일하므로, 즉 SNR(signal to noise ratio)은 동일하므로 두 출력을 합성할 때 EGC(equal gain combining)를 사용할 수 있다. 이때 더해진 신호  $\tilde{y}_{j,q}^{(1)} + \tilde{y}_{j,q}^{\prime(2)}$ 의 SINR은 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$SINR = \frac{\left| \frac{2\sqrt{N_a}\zeta_j}{\beta_{j,q}} \right|^2}{E\left\{ \left| \frac{\sqrt{N_a}(\gamma_{j,q}^{(1)} + \gamma_{j,q}^{(2)}) + \mathbf{u}_q^H (\mathbf{n}_j^{(1)} + \mathbf{n}_j^{(2)})}{\beta_{j,q}} \right|^2 \right\}} \quad (16)$$

$\gamma_{j,q}^{(1)}$ 과  $\gamma_{j,q}^{(2)}$ 는 서로 다른 수신 신호  $\tilde{\mathbf{x}}_j^{(1)}$ 과  $\tilde{\mathbf{x}}_j^{\prime(2)}$ 로부터 얻어진 클러터 반사계수이므로 서로 독립하고, 두 구간에서의 복소 잡음도 서로 독립이므로 식 (16)은 다음과 같이 변환될 수 있다.

$$\begin{aligned} SINR &\cong \frac{4N_a|\zeta_j|^2}{N_a(E\{|\gamma_{j,q}^{(1)}|^2\} + E\{|\gamma_{j,q}^{(2)}|^2\}) + 2\sigma^2} \\ &\cong \frac{2N_a|\zeta_j|^2}{N_a\eta_{j,q}^2 + \sigma^2} \end{aligned} \quad (17)$$

식 (17)을 얻을 때 클러터 복소 반사계수와 잡음 랜덤 변수의 독립성에 의해  $E\{\gamma_{j,q}^{(1)}\gamma_{j,q}^{(2)*} + \gamma_{j,q}^{(1)*}\gamma_{j,q}^{(2)}\} = 0$ ,  $E\{\mathbf{u}_q^H \mathbf{n}_j^{(1)}$

$n_j^{(2)H} + n_j^{(2)}n_j^{(1)H}u_q = 0$ 이 성립한다. 또한 클러터 스펙트럼은 급격히 변하지 않으므로  $E\{|\gamma_{j,q}^{(1)}|^2\} \approx E\{|\gamma_{j,q}^{(2)}|^2\} \approx \eta_{j,q}^2$ 을 가정하였다. 식 (12)와 식 (17)의 SINR을 비교해 보면 SINR 이 거의 2배가 되는 것을 확인할 수 있다.

전체 수신 신호 구간을 클러터의 time-stationary가 보장되는  $M$ 개의 sub-processing 구간으로 나누어 구간 별로 적응 필터를 통과시키고 코히어런트하게 합성한다면 최종 출력 신호의 SINR은 근사적으로 다음과 같다.

$$SINR \cong \frac{M^2 N_a |\zeta_j|^2}{N_a (E\{|\gamma_{j,q}^{(1)}|^2\} + \dots + E\{|\gamma_{j,q}^{(M)}|^2\}) + M\sigma^2} \quad (18)$$

전체 데이터 수신 구간 동안 표적 반사계수 및 클러터 전력이 유사하다면 식 (18)은  $SINR \cong \frac{MN_a |\zeta_j|^2}{N_a \eta_{j,q}^2 + \sigma^2}$ 이 되어 SINR이 한 구간에서 얻을 수 있는 값 대비  $M$ 배 개선됨을 알 수 있다. 식 (12) 및 식 (18)은 표적 도플러 빈에서의 SINR을 유도한 것이다.

레이더는 도플러 도메인에서 CFAR 알고리즘을 적용시켜 표적을 탐지해야 하며, 이때 적응 필터 출력은 클러터 억제뿐 아니라, 잡음 증가(enhance)를 최소화하는 것이 오 경보율(false alarm rate)을 낮추는데 유리할 것이다. Sub-processing 과정이 표적 성분 크기를 유지하면서 잡음 성분을 억제하는데 효과적임을 다음과 같이 증명할 수 있다. 즉, 첫 번째 구간만을 처리해서 얻어진 표적 출력 전력 대 잡음 전력의 비를  $SNR_1$ 이라 하자.  $SNR_1$ 은 식 (11)과 식 (15)를 이용해서 다음과 같이 계산된다.

$$SNR_1 = \frac{\left| \frac{\sqrt{N_a} \zeta_j}{\beta_{j,q}} \right|^2}{E\left[ \left| \frac{\mathbf{u}_r^H \mathbf{n}_j}{\sigma^2} \right|^2 \right]} \cong \frac{\left| \frac{\sqrt{N_a} \zeta_j}{\beta_{j,q}} \right|^2}{\frac{1}{\sigma^2}} \quad (19)$$

긴 구간을  $M$ 개의 sub-processing 구간으로 나누어 코히어런트 EGC한 결과의 표적 출력 대 잡음 전력비  $SNR_M$ 은 다음과 같다.

$$SNR_M = \frac{\left| \frac{M\sqrt{N_a} \zeta_j}{\beta_{j,q}} \right|^2}{E\left[ \left| \frac{\mathbf{u}_r^H (\mathbf{n}_j^{(1)} + \dots + \mathbf{n}_j^{(M)})}{\sigma^2} \right|^2 \right]} \cong \frac{\left| \frac{M\sqrt{N_a} \zeta_j}{\beta_{j,q}} \right|^2}{\frac{M}{\sigma^2}} \quad (20)$$

즉, sub-processing을 하는 경우, 표적 성분의 출력 전력이 동일할 때 잡음 전력은 이론적으로  $M$ 배 낮출 수 있으며, ‘IV. 시뮬레이션’에서 이에 대한 결과를 보인다.

#### IV. 시뮬레이션

표 1은 시뮬레이션에서 사용된 파라미터이다. 표적 도플러 성분이 클러터 스펙트럼 내에 위치하도록 클러터 스펙트럼을 설정하였다.

해상 클러터 생성을 위해서 첫 번째로 짧은 구간(샘플 개수 60개 전후) 클러터 생성을 하였고, 이를 확장해서 긴 구간 클러터 생성을 하였다. 그림 1의 점선 커브는 평균

표 1. 시뮬레이션 파라미터  
Table 1. Simulation parameters.

Parameter	Value
Carrier frequency	S-band
PRF	1 kHz
Target Doppler	100 Hz
SCR	-27 dB
CNR	20 dB
Number of pulses used over a long duration ( $N$ )	500
Number of pulses in sub-processing interval ( $N_a$ )	100
Number of sub-processing intervals ( $M$ )	6, 13

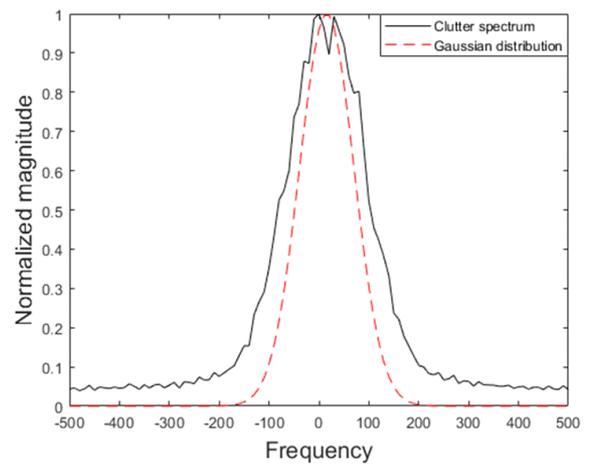


그림 1. 해상 클러터 스펙트럼  
Fig. 1. Sea clutter spectrum.

이 15 Hz인 가우시안 함수로서 스펙클 생성을 위해 사용한 함수이다. 이때 분산은 표적 성분이 클러터 스펙트럼 내부에 존재할 수 있도록 적당히 큰 값으로 설정했다. 가우시안 함수의 평균과 분산은 해상 상태(sea state)에 따라 정할 수 있다. 가우시안 함수를 역푸리에 변환(IFFT)하여 자기 상관도(autocorrelation) 함수를 얻은 후 자기 상관도 함수값을 가중치 값으로 갖는 FIR 필터를 설계하였다. 여기에 평균이 0, 분산이 1인 복소 가우시안 랜덤 시퀀스를 발생시켜 FIR(finite impulse response) 필터 입력으로 사용하였고, FIR 필터 출력 시퀀스가 생성된 클러터 스펙클 성분이 된다<sup>[16][17]</sup>. 그림 1의 실선은 생성된 클러터 성분을 FFT를 통해서 얻어진 스펙트럼들을 25개 평균한 것으로 초기 가우시안 함수 모양을 닮은 것을 확인할 수 있다. 긴 구간 클러터 시퀀스 발생은 가우시안 함수의 평균 및 분산을 약간씩 달리하면서 8개의 짧은 구간 클러터를 먼저 생성시키고, 시간 축 상에서 서로 연결시켜 정렬시킨 후 시변(time varying) 필터에 의해 인접한 클러터 성분들에 보간법(interpolation)을 적용하였다. 이 과정은 매우 복잡하므로 본 논문에서는 이에 대한 구체적인 과정을 생략하며, 상세한 내용은 참고문헌 [3]의 IV절에 소개되어 있다.

Max SINR 필터를 설계하기 위해서는 간섭 신호의 정확한 공분산 행렬을 추정하는 과정이 필요하다. 본 시뮬레이션에서는 공분산 행렬을 추정하기 위해 CUT 주변 25개의 training data 벡터를 사용하였으며, 이를 위해서 긴 구간에 해당하는 500개 샘플을 25세트 만들어서 사용하였다. 500개 샘플 구간에 대해서는 오버랩을 허용하면서 대략 60개 샘플 전후의 짧은 구간으로 나누고, 각 구간의 샘플 데이터 개수가 100개가 되도록 잡음만 있는 더미 데이터를 더하였다.

그림 2는 수신 신호에 존재하는 간섭 성분을 억제하기 위해 설계한 Max SINR 필터의 주파수 응답이다. 주파수 응답을 보면 클러터 성분이 많은 주파수 영역에서 클러터 입력을 억제할 수 있지만 잡음만 존재하는 영역에서는 필터 진폭이 커서 결과적으로 잡음 성분이 출력에 크게 나타날 것을 예상할 수 있다.

그림 3(a)는 첫 번째 짧은 구간 데이터에 대한 필터 출

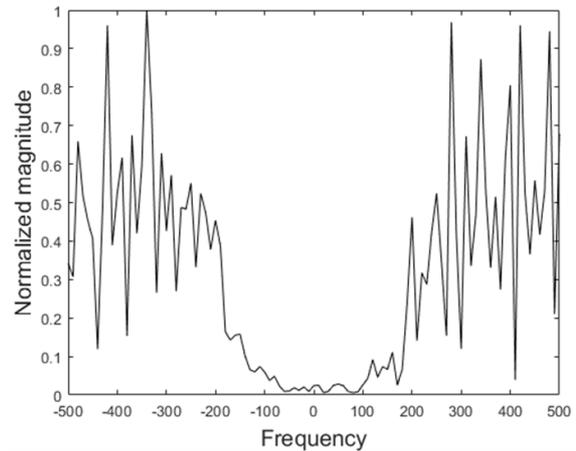
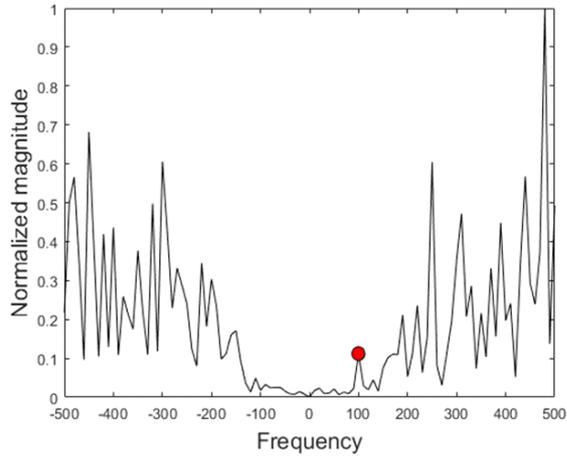
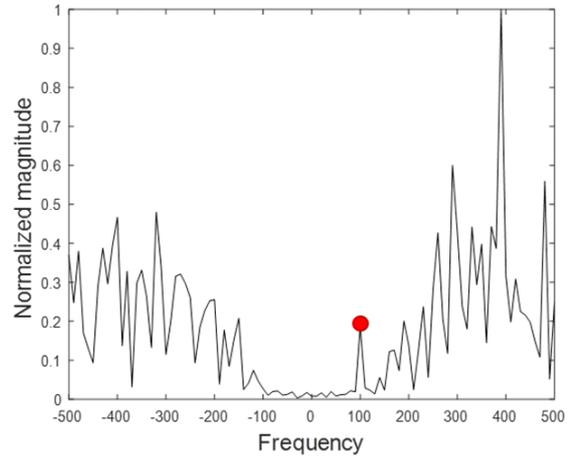


그림 2. Max SINR 필터  
Fig. 2. Max SINR filter.

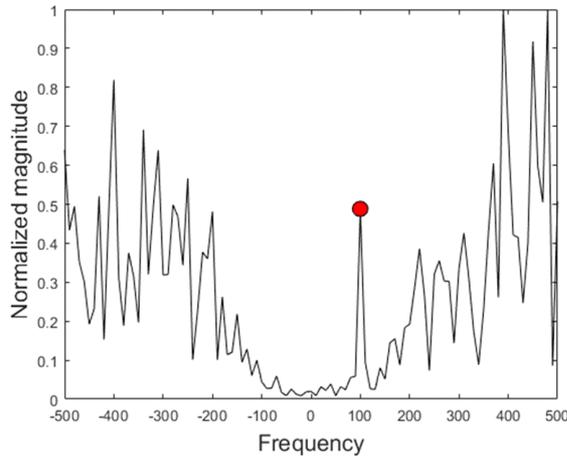
력이고, 그림 3(b)와 그림 3(c)는 각각 6개와 13개 구간 출력을 EGC한 결과이다. 또한 그림 3(d)는 13구간 데이터에 대해 시간 차에 따른 위상 보상을 하지 않고 EGC를 적용한 결과로서 코히어런트 적분이 안되어 표적 도플러 빈에서 피크가 나타나지 않았다. 그림 3(a)와 같이 하나의 짧은 구간 신호만을 사용한 경우, 표적 도플러 빈에서의 SINR 값은 약 9.4 dB이고, 그림 3(c)와 같이 13개 구간을 사용한 경우 표적 도플러 빈에서의 SINR 값은 18.22 dB가 되었다. 전체 데이터 수신 구간 동안의 클러터 전력이 유사한 값을 갖는다면, 13개의 출력 신호를 더했기 때문에 이론적으로는 약 11 dB가 향상되어야 하지만, 클러터 간에 발생하는 코릴레이션으로 인한 클러터 공분산 행렬의 추정 오차 및 시간에 따라 약간씩 변화하는 클러터 전력의 영향으로 인해 약 8.82 dB가 향상되었다. 또한 표적 신호 전력 대비 잡음만 있는 영역에서의 잡음 전력비, 즉 SNR을 조사하였다. 이때 잡음 전력은 클러터가 존재하지 않고 잡음만 존재하는 주파수 영역에서의 평균 전력 값을 사용하였다. 그림 3(a)에서의  $SNR_1$ 은 약 -13.17 dB이고, 그림 3(c)에서의  $SNR_{13}$ 은 약 -2.55 dB이다. 즉, 제안 알고리즘을 적용한 결과, 약 10.62 dB 증가하였고, 이는 11 dB 이론값에 부합하였다. 따라서 여러 개의 sub-processing 구간 출력이 EGC를 적용함으로써 SINR과 SNR이 단일 sub-processing 구간에서 보다 향상되는 결과를 확인하였다.



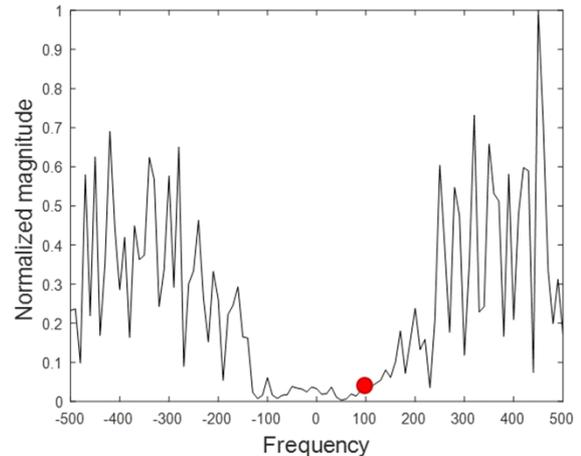
(a) 첫 번째 sub-processing 구간 출력  
(a) Filter output in the first sub-processing interval



(b) 6개의 sub-processing 출력에 EGC를 적용한 결과  
(b) Result of applying EGC to 6 sub-processing outputs



(c) 13개의 sub-processing 출력에 EGC를 적용한 결과  
(c) Result of applying EGC to 13 sub-processing outputs



(d) 시간 차에 따른 위상 보상 없는 EGC 결과 (M=13)  
(d) EGC Result without phase compensation due to the time difference (M=13)

그림 3. 도플러 도메인에서 필터 출력  
Fig. 3. Filter output in Doppler domain.

## V. 결 론

본 논문에서는 긴 구간 동안 수신된 표적 신호로부터 코히어런트 신호처리를 통해서 표적 탐지 성능을 높이는 방법을 제시하였다. 이를 위해 긴 구간 수신 신호를 클러스터 time-stationary한 특성이 보장되는 여러 개의 sub-processing 구간 신호로 나누었고, 구간 별로 클러스터 CCM을 추정하였다. 추정된 결과를 이용해서 Max SINR 필터

를 설계하였고, 필터 출력을 코히어런트하게 합성하는 과정을 제시하였다. Sub-processing 기법 적용을 통한 성능 개선 지표로 표적 도플러 빈에서의 SINR 및 표적 성분 전력 대비 잡음 전력비를 이론적으로 유도하였다. 유도된 결과를 검증하기 위해 시뮬레이션을 수행하였으며, 이 과정에서 클러스터 생성을 위해 참고문헌 [3]에서 제시한 방법을 적용하였다. 시뮬레이션 결과, 유도한 이론치와 2~3 dB 차이를 발견했으며, 이는 CCM 추정 오차에

기인한 것으로 추후 CCM 추정 오차에 따른 성능 열화 분석을 수행할 예정이다.

### References

- [1] E. J. Kelly, "An adaptive detection algorithm," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-22, no. 2, pp. 115-127, Mar. 1986.
- [2] E. Conte, M. Longo, M. Lops, and S. L. Ullo, "Radar detection of signals with unknown parameters in K-distributed clutter," in *IEE Proceedings F(Radar and Signal Processing)*, Apr. 1991, vol. 138, no. 2, pp. 131-138.
- [3] S. Watts, "Modeling and simulation of coherent sea clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 48, no. 4 pp. 3303-3317, Oct. 2012.
- [4] M. Greco, F. Gini, and M. Rangaswamy, "Statistical analysis of measured polarimetric clutter data at different range resolutions," *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 153, no. 6, pp. 473-481, Dec. 2006.
- [5] E. Conte, M. D. Bisceglie, C. Galdi, and G. Ricci, "A procedure for measuring the coherence length of the sea texture," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 46, no. 4, pp. 836-841, Aug. 1997.
- [6] E. Conte, M. Lops, and G. Ricci, "Asymptotically optimum radar detection in compound-Gaussian clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 31, no. 2, pp. 617-625, Apr. 1995.
- [7] Y. L. Shi, P. L. Shui, and F. Luo, "Target detection based on correlation and power features in sea clutter," in *2009 IET International Radar Conference*, Guilin, Apr. 2009, pp. 1-4.
- [8] Y. L. Shi, P. L. Shui, "Target detection in high-resolution sea clutter via block-adaptive clutter suppression," *IET Radar, Sonar Navigation*, vol. 5, no. 1, pp. 48-57, Jan. 2011.
- [9] M. Greco, P. Stinco, F. Gini, and M. Rangaswamy, "Impact of sea clutter nonstationarity on disturbance covariance matrix estimation and CFAR detector performance," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 46, no. 3, pp. 1502-1513, Jul. 2010.
- [10] W. Melvin, M. Wicks, P. Antonik, Y. Salama, P. Li, and H. Schuman, "Knowledge-based space-time adaptive processing for airborne early warning radar," *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 13, no. 4, pp. 37-42, Apr. 1998.
- [11] H. Jeon, Y. Chung, W. Chung, J. Kim, and H. Yang, "Clutter covariance matrix estimation using weight vectors in knowledge-aided STAP," *IET Electronics Letters*, vol. 53, no. 8, pp. 560-562, Apr. 2017.
- [12] E. Aboutanios, B. Mulgrew, "A STAP algorithm for radar target detection in heterogeneous environments," in *IEEE/SP 13th Workshop on Statistical Signal Processing*, Bordeaux, Jul. 2005, pp. 966-971.
- [13] A. Kammoun, R. Couillet, F. Pascal, and M. Alouini, "Optimal design of the adaptive normalized matched filter detector using regularized tyler estimators," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 54, no. 2, pp. 755-769, Apr. 2018.
- [14] N. D. Sidiropoulos, F. Gini, R. Chellappa, and S. Theodoridis, *Academic Press Library in Signal Processing: Volume 2: Communications and Radar Signal Processing*, New York, NY, Academic Press, 2014.
- [15] J. R. Guerci, *Space-Time Adaptive Processing for Radar*, Boston, MA, Artech House, 2003.
- [16] R. J. A. Tough, K. D. Ward, "The correlation properties of gamma and other non-Gaussian processes generated by memoryless nonlinear transformation," *Journal of Physics D: Applied Physics*, vol. 32, no. 23, pp. 3075-3084, Jun. 1999.
- [17] S. Kenkemian, L. Lupinski, V. Corretja, R. Cottron, and S. Watts, "Performance assessment of multi-channel radars using simulated sea clutter," in *2015 IEEE Radar Conference*, Arlington, VA, May 2015, pp. 1015-1020.

김 장 선 [광운대학교/석사과정]

<https://orcid.org/0000-0003-4701-9035>



2019년 3월: 광운대학교 전자융합공학과 (공학사)

2019년 3월 ~ 현재: 광운대학교 전자융합공학과 석사과정

[주 관심분야] 무선통신 시스템, 레이더 신호처리

양 훈 기 [광운대학교/교수]

<https://orcid.org/0000-0001-8996-2561>



1985년 2월: 연세대학교 전자공학과 (공학사)

1987년 5월: 미국 SUNY at Buffalo University 전기컴퓨터공학과 (공학석사)

1992년 4월: 미국 SUNY at Buffalo University 전기컴퓨터공학과 (공학박사)

1993년 3월 ~ 현재: 광운대학교 전자융합

공학과 교수

[주 관심분야] 무선통신 시스템, UWB, RFID, 스펙트럼공학, 레이더 신호처리