

STAP를 위한 간섭 공분산 행렬의 예측 방법에 따른 Projection Statistics의 성능 분석

Performance Analysis of Projection Statistics through Method of Clutter Covariance Matrix Estimation for STAP

강성용 · 김경수* · 정지채**

Sungyong Kang · Kyungsoo-Kim* · Jichai Jeong**

요약

본 논문은 space-time adaptive processing(STAP)의 불균일한 클러터 환경에 의한 성능 저하를 극복하기 위하여 제시된 다양한 기술에 대하여 성능 분석을 하였다. 불균일한 클러터에 의한 이상치(outlier)를 제거하는 기술인 nonhomogeneity detector(NHD)의 성능 향상을 위해, 다수의 이상치가 존재할 때 기존의 inner product(IP) 혹은 generalized inner product(GIP)보다 좋은 성능을 보여주는 projection statistics(PS)를 적용하였다. 또한, 중위수를 이용한 간섭 공분산 행렬의 예측 방법과 기존의 예측 방법에 따른 성능 분석을 하였다. 시뮬레이션을 통하여 STAP 성능 분석을 한 결과, 중위수를 이용한 간섭 공분산 행렬의 예측 방법이 NHD 방법에 구애를 받지 않고 signal to interference plus noise ratio(SINR) 손실, MSMI를 이용한 단일 혹은 다수의 목표물 검출 모두 기존의 간섭 공분산 행렬의 예측 방법보다 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

Abstract

We analyze the performance of various techniques to overcome degradation of performance of STAP caused by non-homogeneous clutter. The performance of NHD that used to eliminate outliers from nonhomogeneous clutter is improved by using the projection statistics(PS) that is robust to multiple outliers. The method of clutter covariance matrix estimation using a median value and the conventional method are also investigated and then compared. From the simulation results of STAP, the method of clutter covariance matrix estimation using a median value shows better performance than the conventional method for the calculation of the SINR loss, and MSMI for the single target and the multiple targets regardless of the NHD methods.

Key words : STAP, NHD, Projection Statistics, SMI

I. 서론

Space-Time Adaptive Processing(STAP)은 간섭 신

호를 억제하고 목표물을 검출하는 레이더 시스템에 널리 사용된다^{[1],[2]}. 간섭 신호의 억제는 가중치 벡터를 계산하여 적용함으로써 이루어지는데, 이를 위해

†This research was supported in part by Brain Korea21 project in 2010, WCU(World Class University) program and through the Korea Science and Engineering Foundation and Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology(R31-2008-000-10008-0, 2010-0023063).

고려대학교 컴퓨터·전파통신공학과(Department of Computer and Radio Communication Engineering, Korea University)

*고려대학교 전파공학과(Department of Radio Engineering, Korea University)

**고려대학교 뇌공학과(Department of Brain and Cognitive Engineering, Korea University)

· 논문 번호 : 20101104-159

· 교신저자 : 정지채(e-mail : jcj@korea.ac.kr)

· 수정완료일자 : 2010년 12월 27일

서는 간섭신호의 공분산 행렬이 필요하다. 이상적인 STAP에서는 무한하고 균일한 클러터 환경에서 제공되는 independent and identically-distributed(i.i.d.) 입력 신호를 통해 간섭 공분산 행렬을 얻을 수 있다^{[3],[4]}. 그러나 실제 STAP의 데이터는 유한할 뿐더러 불균일한 클러터 환경으로 인해 입력 데이터가 i.i.d. 하지 않기 때문에, 간섭 공분산 행렬의 예측의 정확도에 따라 성능이 크게 좌우된다. 따라서 불균일한 클러터 환경에서 STAP의 성능이 크게 감소하는 것을 극복하기 위하여 불균일한 클러터 신호가 포함된 range bin(셀)을 제외하는 nonhomogeneity detector (NHD)가 활발히 연구되었다^{[5]~[7]}. 그러나 불균일한 클러터 신호의 세기가 강할수록, NHD를 거치더라도 불균일한 클러터 신호가 포함된 셀을 완벽히 제거할 수 없다. 그런데 불균일한 클러터 신호는 그 특성상 굉장히 큰 값을 가지고 있기에, 간섭 공분산 행렬의 예측에 사용될 경우 STAP의 성능을 크게 저하시킨다. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 중위수를 이용한 간섭 공분산 행렬의 예측 방법이 제안되었다^[8].

본 논문에서는 중위수를 이용한 간섭 공분산 행렬의 예측 방법의 성능을 평가하기 위하여 다양한 STAP 환경과 NHD 기술의 하나인 projection statistics(PS)를 제시하였다. 먼저 STAP 환경 설정을 위하여 위상 배열 레이더 시스템의 신호 모델과 통계적으로 실제 클러터 환경을 나타낼 수 있는 Symmetric α -Stable(S α S) 분포를 적용하였다. 이때 다양한 NHD에 따른 성능 변화를 살펴보기 위하여 inner product(IP) 그리고 generalized inner product(GIP)뿐만 아니라, 다수의 이상치(outlier)에 강한 PS^[7]를 소개하고 성능 평가에 사용하였다. 또한, 목표물이 단일 혹은 다수 존재하는 환경을 설정하여, STAP의 궁극적인 목표인 목표물 검출 능력을 평가하였다.

II. NHD 기술

NHD는 균일한 클러터 환경에서 동작하는 STAP를 보완하기 위한 기술이다. 따라서 STAP 신호 모델의 정의가 선행되어야 한다. STAP 신호 모델을 위한 N 개의 수신 안테나로 이루어진 레이더 시스템이 그림 1에 나타나 있다. 한 주기 동안 코히어런트(coherent) 펄스를 M 개만큼 전송할 때, 3D 데이터 행렬로

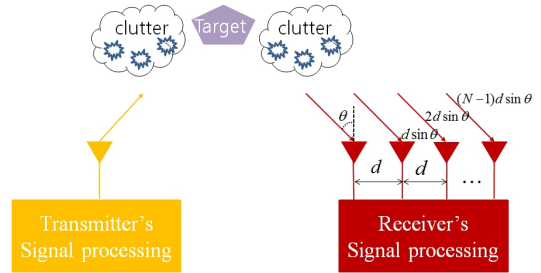


그림 1. 위상 배열 레이더 시스템의 도식도
Fig. 1. Schematic of phase array radar system.

표현되는 각 셀의 신호는 목표물, $N(e)$ 개의 클러터, 잡음 신호의 합으로 나타낼 수 있다^[9].

$$\bar{x}(t) = \alpha_t \bar{v}_t(\omega_t, \nu_t) + \sum_{i=1}^{N_c} \gamma_i \bar{v}_i(\omega_i, \nu_i) + \bar{n}(t) \quad (1)$$

식 (1)에서 $\bar{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_{MN}(t)]^T$ 이고, α_t 는 복소수 형태의 목표물 감쇠이다. $\nu_t = f_t/f_r$, $\omega_t = (d/\lambda)\sin(\theta_t)$ 이고, f_t 는 목표물 Doppler 주파수, d 는 수신 안테나 사이의 거리, λ 는 파장의 길이 그리고 θ_t 는 목표물의 방위각이다. 목표물과 클러터의 조종 벡터(steering vector) $\bar{v}(\omega, \nu)$ 는 시간 조종 벡터 $\bar{a}(\nu)$ 와 공간 조종 벡터 $\bar{b}(\omega)$ 의 Kronecker 곱으로 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \bar{v}(\omega, \nu) &= \bar{b}(\omega) \otimes \bar{a}(\nu) \\ \bar{a}(\nu) &= [1 \ e^{j2\pi\nu} \ \dots \ e^{j2\pi(M-1)\nu}]^T \\ \bar{b}(\omega) &= [1 \ e^{j2\pi\omega} \ \dots \ e^{j2\pi(N-1)\omega}]^T \end{aligned} \quad (2)$$

γ_i 는 클러터의 random amplitude로 균일한 클러터 환경의 경우 가우시안(Gaussian) 분포를 따르도록 설정된다. 그러나 실제 클러터 환경은 불균일한 클러터 환경이므로 STAP의 성능을 크게 저하시킨다.

2-1 불균일한 클러터 환경

STAP는 Gaussian 분포를 따르는 균일한 클러터 환경에서 동작하도록 설계되었다. 즉, 간섭 공분산 행렬의 예측을 위한 샘플들이 i.i.d.함을 전제로 하고 있다. 그러나 실제 STAP 환경은 건물, 차량, 도로, 해변 등의 영향으로 인해 불균일한 클러터가 발생하기 때문에 STAP의 성능이 크게 저하된다. 이러한 불균일한 클러터의 영향을 줄이기 위하여 간섭 공분산

행렬의 예측에서 불균일한 클러스터를 포함한 샘플을 제외하는 NHD 기술이 필수적으로 사용된다.

앞선 연구자들의 실험 결과, 불균일한 클러스터를 갖는 실제 클러스터 환경이 통계적으로 $S\alpha S$ 분포로 나타낼 수 있음이 입증되었다^{[10],[11]}. $S\alpha S$ 분포의 특성함수는 다음과 같이 정의된다.

$$\phi(\omega) = \exp(j\delta\omega - \gamma|\omega|^\alpha) \quad (3)$$

식 (3)에서 α ($0 < \alpha \leq 2$)는 특성 지수를 나타낸다. 또한, δ 는 위치 변수이며, σ ($\sigma > 0$)는 범위 변수로 각각 가우시안 분포의 평균과 분산 같은 역할을 한다. α 값에 따른 $S\alpha S$ 분포의 확률 분포 함수가 그림 2에 나타나 있다. $S\alpha S$ 분포는 $\alpha=2$ 일 때 가우시안, $\alpha=1$ 일 때 코시 분포를 갖게 되며, α 가 점점 작은 값을 갖게 될수록 더욱 더 불균일한 데이터 분포를 얻게 된다. 따라서 $S\alpha S$ 분포를 이용하여 클러스터 환경을 설계할 경우, 굉장히 큰 파워를 갖는 다수의 이상치가 나타나게 된다.

불균일한 클러스터 환경에서 STAP의 성능을 보완하기 위해 제안된 NHD는 IP와 GIP가 대표적이다. IP는 각 셀의 파워를 계산하여 비교하는 간단한 방법으로 빠른 연산이 가능한 반면, 정확도가 떨어지는 단점이 있다. 이를 보완하기 위하여, GIP는 현재 샘플의 역 공분산 행렬을 계산하여 Mahalanobis 거리를 구하는 것과 유사한 방법으로 계산한다. 각 NHD 기술은 일정한 기준치를 정하여, 기준치 이상의 셀을 이상치로 정의하고 제거한다. 따라서 간접 공분산 행렬의 샘플에서 불균일한 클러스터 신호가 포함된 셀을 제외한다^[8].

2-2 다수의 이상치에 강한 Projection Statistics

불균일한 클러스터 환경에서 STAP의 성능은 NHD 기술로 널리 쓰이는 IP와 GIP가 얼마나 불균일한 클러스터를 검출해낼 수 있는냐에 달려 있다. $S\alpha S$ 분포를 따르는 실제 클러스터 환경은 다수의 이상치가 존재한다. 다수의 이상치가 발생하게 되면 IP나 GIP 계산과정에서 기준치가 높아져 불균일한 클러스터가 포함된 셀이 간접 공분산 행렬의 예측을 위한 샘플에서 제외되지 않고 남게 되는 masking effect가 발생한다. 결국 다수의 이상치가 존재하는 불균일한 클러

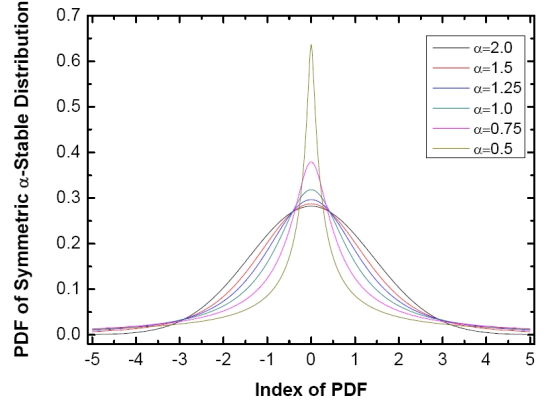


그림 2. Symmetric α -stable distribution의 확률 분포 함수

Fig. 2. The PDF of symmetric α -stable distribution.

터 환경에서는 IP나 GIP와 같은 NHD를 사용하여도 masking effect로 인해 STAP의 심각한 성능 저하를 야기한다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 PS가 제안되었다^[7].

PS 기술을 적용하기 위해 다음과 같이 설정한다. PS의 입력 신호는 $L \times 1$ ($L = NM$)의 크기를 갖는 총 K 개의 셀로 이루어져 있다. k 번째 셀의 n 번째 요소는 x_{nk} 와 같이 표현된다. PS 계산을 위하여 K 개의 셀에 대한 coordinate-wise 복수 샘플 중위수가 아래와 같이 정의되었다.

$$\mathbf{m} = \begin{bmatrix} \text{med}(\text{Re}\{x_{1k}\}) + j(\text{Im}\{x_{1k}\}) \\ \vdots \\ \text{med}(\text{Re}\{x_{Lk}\}) + j(\text{Im}\{x_{Lk}\}) \end{bmatrix} \quad (4)$$

식 (4)는 셀들의 복소 위치 좌표를 예측하는 것을 나타낸다. 위치 예측을 이용하여 집중화된 벡터 \mathbf{u}_k 를 얻기 위하여 아래와 같이 계산한다.

$$\mathbf{u}_k = \mathbf{x}_k - \mathbf{m}, \quad k = 1, \dots, K \quad (5)$$

\mathbf{u}_k 를 표준화한 \mathbf{v}_k 를 계산하면 아래와 같다.

$$\mathbf{v}_k = \frac{\mathbf{u}_k}{\|\mathbf{u}_k\|_2} = \frac{\mathbf{u}_k}{\sqrt{u_{1k}^2 + \dots + u_{Lk}^2}}, \quad k = 1, \dots, K \quad (6)$$

각 셀 \mathbf{x}_k 에서 각 방향 \mathbf{v}_k 에 대한 사영을 결정한다.

$$z_{1k} = \mathbf{x}_1^H \mathbf{v}_k$$

$$z_{2k} = \mathbf{x}_2^H \mathbf{v}_k$$

$$\begin{aligned} &: \\ z_{Kk} &= \mathbf{x}_K^H \mathbf{v}_k \\ \mathbf{z}_k &= [z_{1k}, z_{2k}, \dots, z_{Kk}]^T \end{aligned} \quad (7)$$

이때, H 는 Hermitian 연산자를 뜻한다. \mathbf{z}_k 의 각 벡터에 대해서 위치와 크기의 예측을 아래의 중위수와 median absolute deviation(MAD)를 이용하여 계산한다.

$$z_{med_k} = med_{n=1, \dots, K}[\text{Re}(z_{nk})] + j \cdot med_{n=1, \dots, K}[\text{Im}(z_{nk})] \quad (8)$$

$$MAD_k = 1.4826 med_{n=1, \dots, K} |z_{nk} - z_{med_k}| \quad (9)$$

이후 표준화된 사영을 계산하면 아래와 같다.

$$p_{nk} = \frac{|z_{nk} - z_{med_k}|}{MAD_k}, n = 1, \dots, K \quad (10)$$

모든 k 값($k=1, \dots, K$)에 대하여 식 (8)~(10)의 연산을 반복하면 마침내 K projection statistic 값이 아래와 같이 결정된다.

$$PS_n = \max_{k=1, \dots, K} \{p_{nk}\}, n = 1, \dots, K \quad (11)$$

PS도 IP나 GIP와 같이 일정한 기준치를 넘는 셀을 불균일한 클러터가 포함된 이상치로 정의하여 간섭 공분산 행렬의 예측을 위한 샘플에서 제외한다.

III. 클러터 간섭 공분산 행렬의 예측

STAP는 균일한 클러터 환경에서 얻은 i.i.d한 데이터를 가지고 클러터의 간섭 공분산 행렬의 예측을 한다. 수신된 데이터는 유한하기 때문에 간섭 공분산 행렬의 예측에 사용할 샘플의 수를 정해야 한다.

샘플의 수는 이상적인 SINR보다 3 dB 아래의 값을 갖도록 degree of freedom($DoF=L$)의 두 배인 $P=2 \cdot L$ 로 결정한다. 따라서 P 개의 유한한 샘플을 통해 maximum likelihood(ML)를 사용하여 클러터의 간섭 공분산 행렬을 예측하면 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{R}_c = \frac{1}{P} \sum_{t=1}^K \overline{x_c(t)} \overline{x_c^H(t)} \quad (12)$$

여기서 $\overline{x_c}$ 는 $\overline{x_c} = \sum_{i=1}^{N_c} \gamma_i \overline{v_i}(\omega_i, \nu_i)$ 이다. 즉, 기존의 클

러터 간섭 공분산 행렬 \hat{R}_c 의 예측은 $N \times M$ 의 행렬로 표현된 셀 $\overline{x_c}$ 의 각 요소의 평균을 요소로 갖도록 아래식과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{R}_c(t, u) &= average(x_{c_p}(t, u)), \\ t &= 1, \dots, N, u = 1, \dots, M, p = 1, \dots, P \end{aligned} \quad (13)$$

식 (13)을 통해 예측된 클러터 간섭 공분산 행렬은 균일한 클러터로 가정한 환경에서 동작하도록 설계되었으므로 불균일한 클러터 신호가 샘플에 포함되게 된다면 STAP의 치명적인 성능 저하를 일으키게 된다. 이를 방지하기 위하여 IP나 GIP와 같은 NHD를 사용한다. 그러나 다수의 이상치가 발생하여 masking effect를 일으키는 경우, NHD를 거친 샘플들에 여전히 불균일한 클러터가 포함된 셀이 존재하게 된다. 이와 같이 masking effect로 인해 간섭 공분산 행렬의 예측에 포함된 샘플은 불균일한 클러터의 특성상 매우 큰 값을 갖는다. 그러므로 ML을 이용하여 평균값을 계산하는 기존의 예측 방법을 사용할 경우 STAP의 성능 저하를 일으키게 된다. 이러한 문제점을 극복하기 위해서 클러터 간섭 공분산 행렬의 예측을 위해 각 요소의 평균값이 아닌 중위수를 이용하는 방법이 제안되었다. 중위수를 이용하는 클러터 간섭 공분산 행렬의 예측은 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{R}_c(t, u) &= median(x_{c_p}(t, u)), \\ t &= 1, \dots, N, u = 1, \dots, M, p = 1, \dots, P \end{aligned} \quad (14)$$

식 (14)를 이용하여 클러터 간섭 공분산 행렬의 예측을 할 경우 평균값으로 예측하는 기존의 방법보다 불균일한 클러터의 영향을 효과적으로 줄일 수 있다^[8]. 그러나 선행 연구의 결과는 다수의 이상치가 발생할 경우 IP나 GIP보다 향상된 성능을 보이는 PS와 접목하여 사용하였을 경우 성능 향상을 기대할 수 있는지 연구되지 않았다. 이에, 본 논문에서는 IP, GIP 그리고 PS와 접목하여 중위수를 이용한 새로운 간섭 공분산 행렬의 예측 방법이 미치는 영향에 대하여 분석하였다. 또한, 목표물이 다수 존재하는 경우 기존의 방법과 비교하여 목표물 검출 성능이 향상되는지 알아보기 위하여 다수의 목표물이 있는 STAP 환경에서 목표물 검출 평가를 비교·분석하였다.

IV. STAP 성능 분석

중위수를 이용하여 클러터 간섭 공분산 행렬을 예측할 때 다양한 NHD에 따라 어떠한 변화가 오는지 분석하기 위하여 다양한 시뮬레이션을 수행하였다. STAP를 적용하기 위한 레이더 시스템은 그림 1에 도식화된 위상 단열 레이더를 설정하였다. 이 때 사용된 변수들은 표 1과 같다. 수신 안테나의 개수 N 은 $N=5$ 이며, 한 주기 동안 전송된 코히어런트 신호의 수 M 은 $M=10$ 이다. 즉, degree of freedom L 은 $L=MN=50$ 이 되므로 샘플의 수는 $P=2 \cdot L=100$ 이다. 클러터 마루(ridge)의 기울기 β 는 $\beta=1$ 로 실제 클러터 측정 신호와 같게 설정되었다⁶⁾. 목표물에 반사되어 들어온 신호-잡음 비율(SNR)은 8.45 dB, 클러터-잡음 비율(CNR)은 50 dB가 되도록 설정하였다. 목표물 정보는 방위각이 0° 이고, 정규화된 도플러 주파수는 0.2이다. 불균일한 클러터 환경을 만들기 위한 $S\alpha S$ 분포의 범위 변수($\sigma=1$)와 위치 변수($\delta=0$)는 고정하고 특성 지수 α 만 변화시켜 α 값의 변화에 따른 성능 분석을 하였다.

4-1 SINR 손실 분석

STAP의 성능을 분석하는 대표적인 방법은 이상적인 STAP의 signal-to-interference plus noise ratio(SINR)와 비교하여 손실을 측정하는 것이다. SINR 손실은 아래 식과 같이 계산할 수 있다⁶⁾.

$$SINR_{Loss} = \frac{\sigma^2 |w^H v_i|^2}{NM w^H R_i w} \quad (15)$$

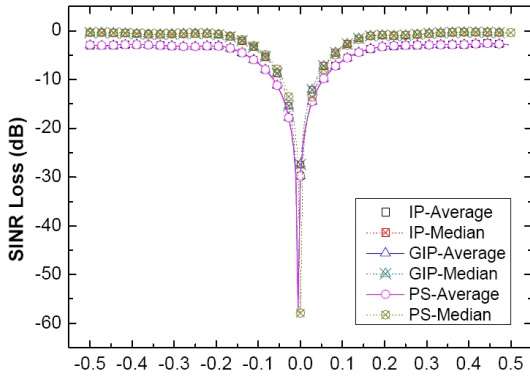
표 1. 시뮬레이션에 사용된 시스템 변수
Table 1. System parameters used in simulation.

시스템 변수	값
N	5
M	10
β	1
SNR	8.45 dB
CNR	50 dB
방위각(azimuth angle)	0°
정규화된 도플러 주파수	0.2

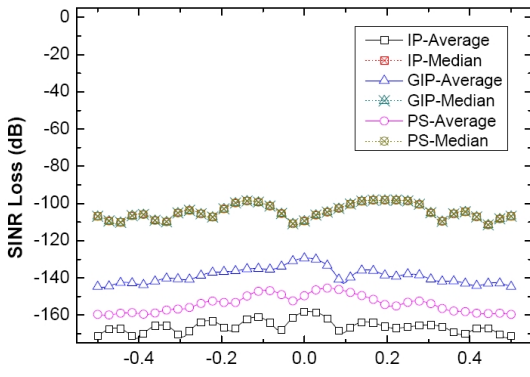
여기서 $w(w = \kappa R^{-1} v_i)$ 는 가중치 벡터로 이상적인 STAP의 경우, 역 간섭 공분산 행렬 R^{-1} 을 정확히 알고 있다고 가정할 것이다. 반면에 실제 STAP에서는 정확한 R^{-1} 을 알 수 없기 때문에 sample matrix inversion(SMI)을 적용하여 \hat{R}^{-1} 를 사용한다. 즉, SINR 손실은 $SINR_{Loss} = SINR / SINR_{opt}$ 로 계산할 수 있다. 위의 식을 통해 계산한 SINR 손실이 다양한 NHD와 결합된 클러터 간섭 공분산 행렬의 예측 방법에 따라 계산된 결과가 그림 3에 나타나 있다. 그림 3(a)에서 볼 수 있듯이, SINR 손실을 계산한 결과, 균일한 클러터 환경($\alpha=2.0$)일 경우에도 PS를 비롯한 모든 NHD 기술에 대하여 중위수를 이용한 간섭 공분산 행렬을 적용한 방법이 약 3 dB만큼 더 좋은 성능을 보여 준다. 그림 3(b)와 같이 불균일한 클러터 환경($\alpha=0.5$)을 적용할 경우 모든 방법의 SINR 손실이 크게 증가한다. 이때, 다수의 이상치의 존재로 인해 masking effect가 발생하여 NHD를 거친 이후에도 불균일한 클러터 신호가 포함된 셀이 간섭 신호가 아닌 입력 신호로 분류되기 때문에 GIP와 PS의 SINR 손실 역전 현상이 일어난다. PS가 이상치로 판단하여 제거한 셀이 GIP보다 많기 때문에 샘플 부족 현상(sample support problem)으로 인하여 GIP의 손실이 PS보다 더 적게 측정된 것이다. 따라서 SINR 손실 계산 결과만으로 성능을 판단할 수 없으므로 4-2에서 MSMI를 이용한 목표물 검출 능력을 함께 평가하여 비교하기로 한다. 한편으로 중위수를 이용한 간섭 공분산 행렬의 예측과 결합된 NHD는 IP, GIP 그리고 PS가 동일한 성능을 보여주었으며, 기존의 방법과 결합된 NHD보다 zero Doppler에서 약 30~55 dB만큼 적은 SINR 손실을 얻었다. α 값의 감소에 따른 IP와 GIP의 zero Doppler의 SINR 손실 차이는 참고문헌 [8]에서 분석되었다. 시뮬레이션 결과, PS의 경우도 IP, GIP와 동일한 변화를 보여 주었다. 따라서 중위수를 이용한 새로운 간섭 공분산 행렬 예측 방법이 클러터 환경이나 NHD 기술에 구애 받지 않고 항상 기존의 방법보다 우수하다는 것을 확인할 수 있었다.

4-2 목표물 검출 통계량 분석

STAP를 사용하는 궁극적인 목표는 목표물을 검출하는 것이다. 따라서 새로운 간섭 공분산 행렬의



(a) SINR 손실($\alpha=2.0$)
(a) SINR loss at $\alpha=2.0$



(b) SINR 손실($\alpha=0.5$)
(b) SINR loss at $\alpha=0.5$

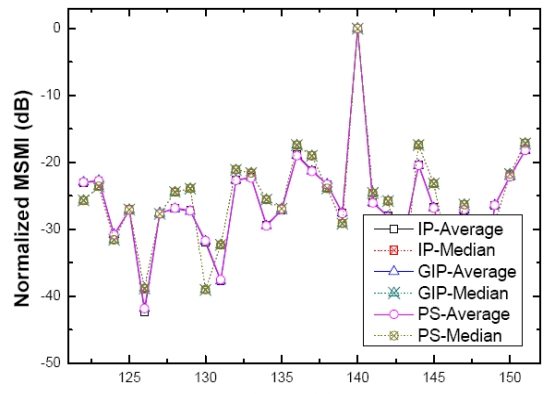
그림 3. 다양한 NHD와 간섭 공분산 행렬 예측 기술이 적용된 STAP의 SINR 손실 비교
Fig. 3. Comparison of SINR loss for STAP between various NHD and interference covariance matrix estimation technique.

예측 방법이 적용된 다양한 NHD를 사용하였을 때, STAP의 목표물 검출 능력을 평가하는 것은 필수적이다. 그림 4는 목표물 검출 성능을 비교하기 위하여 균일한 클러터($\alpha=2.0$)와 불균일한 클러터($\alpha=0.5$) 환경에서 수행된 modified sample matrix inversion (MSMI) 검출 통계량의 계산 결과이다. 계산식은 아래와 같다^[3].

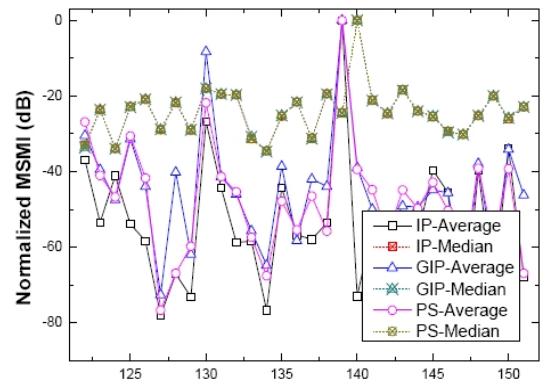
$$N_{MSMI} = \frac{|\mathbf{w}^H \mathbf{x}|^2}{\mathbf{v}^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{v}} \quad (16)$$

위의 식 (16)을 사용하여 MSMI 검출 통계량을 계

산하면 목표물이 위치한 셀을 찾을 수 있다. 목표물 검출 성능을 비교하기 위하여 다양한 STAP 환경을 설정하였다. 먼저 목표물 정보가 140번째 셀에 존재하는 경우에 대하여 균일한 클러터($\alpha=2.0$)와 불균일한 클러터($\alpha=0.5$) 환경을 설정하여 MSMI 검출 통계량을 계산하였다. 이때 그림의 가독성을 위하여 가장 큰 값을 나타내는 셀의 값으로 표준화를 하였다. 그림 4(a)의 경우 NHD와 간섭 공분산 행렬의 예측 방법에 상관없이 모든 방법이 140번째 셀에 목표물이 있다는 것을 정확히 검출하였다. 그러나 그림 4(b)에서 보이듯이, 기존의 간섭 공분산 행렬의 예측

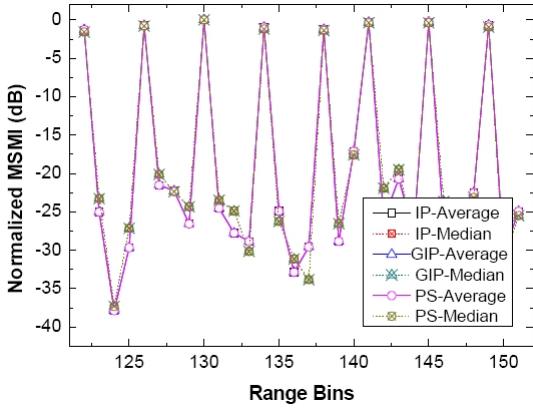


(a) MSMI($\alpha=2.0$)
(a) MSMI at $\alpha=2.0$

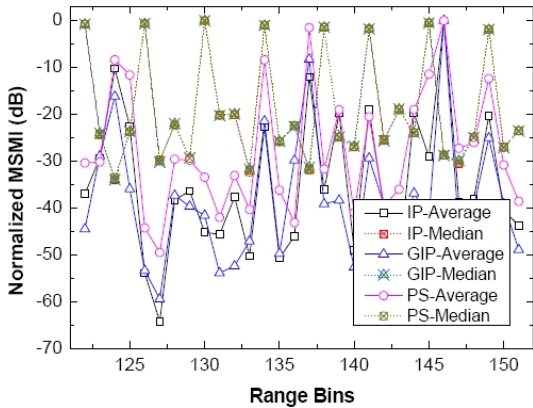


(b) MSMI($\alpha=0.5$)
(b) MSMI at $\alpha=0.5$

그림 4. 단수의 목표물 검출을 위한 각 셀에 따른 MSMI 테스트
Fig. 4. Modified SMI test statistics versus range bin for a single target detection.



(a) MSMI($\alpha=2.0$)
(a) MSMI at $\alpha=2.0$



(b) MSMI($\alpha=0.5$)
(b) MSMI at $\alpha=0.5$

그림 5. 다수의 목표물 검출을 위한 각 셀에 따른 MSMI 테스트

Fig. 5. Modified SMI test statistics versus range bin for multiple target detection.

방법이 적용된 NHD는 IP, GIP 심지어 PS까지 모두 140번째 셀에 존재하는 목표물 검출에 실패하였다. 반면에 중위수를 이용한 새로운 간접 공분산 행렬의 예측 방법을 사용한 NHD는 IP, GIP 그리고 PS를 구분하지 않고, 모두 목표물 검출에 성공하였다. 검출해 내야 할 목표물이 다수 존재하는 경우, 간접 공분산 행렬의 예측을 위한 샘플에 주위에 있는 다른 목표물이 포함된 셀이 존재하게 되어 현재 측정을 하고 있는 셀, 즉 cell under test(CUT)에 영향을 미쳐 목표물 삭제(target cancelling) 현상이 일어나게 된다. 그러므로 STAP는 다수의 목표물이 존재하는 환경에서도 각각의 목표물을 정확히 검출해 내야 한다.

그림 5는 다수의 목표물이 존재하는 경우에 대하여 균일한 클러스터($\alpha=2.0$)와 불균일한 클러스터($\alpha=0.5$) 환경을 설정하여 계산한 결과이다. (a) 균일한 클러스터 환경일 때, PS를 포함한 모든 NHD 방법이 간접 공분산 행렬의 예측 방법에 상관없이 8개의 목표물을 모두 정확히 검출하였다. 그러나 (b) 불균일한 클러스터 환경에서는 기존의 공분산 행렬의 예측 방법이 사용된 경우, PS를 적용하더라도 8개의 목표물을 정확히 검출할 수 없었다. 중위수를 이용한 새로운 간접 공분산 행렬 예측 방법을 사용한 NHD만 8개의 목표물을 정확히 검출할 수 있었다. 따라서 중위수를 이용한 새로운 간접 공분산 행렬의 예측 방법은 불균일한 클러스터 환경에서 다수의 목표물이 존재하더라도 NHD 방법에 구애 받지 않고 항상 기존의 방법보다 더 좋은 성능을 보인다는 것을 확인하였다.

V. 결론

본 논문에서는 불균일한 클러스터 환경에서 STAP의 성능 향상을 시키기 위한 다양한 방법을 결합하여 분석하였다. 먼저 NHD의 성능을 향상시키기 위하여, 불균일한 클러스터에 의해 다수의 이상치가 존재하는 환경에서 기존의 IP 혹은 GIP보다 좋은 성능을 보여주는 PS를 적용하였다. 또한, 중위수를 이용한 새로운 간접 공분산 행렬의 예측 방법을 평가하기 위하여, 기존의 평균값을 이용한 간접 공분산 행렬의 예측 방법과 비교하여 성능을 분석하였다. 또한, 목표물 검출 능력을 평가하기 위하여 목표물이 단일 혹은 다수 존재하는 STAP 환경을 적용하여 성능 분석을 수행하였다. 시뮬레이션을 통해 SINR 손실을 계산하여 비교한 결과, 균일한 클러스터 환경에서는 약 3 dB, 불균일한 클러스터 환경에서는 약 30~55 dB 손실을 줄일 수 있었다. 불균일한 클러스터 환경의 경우 다수의 이상치로 인한 masking effect가 발생하여, SINR 손실 계산의 한계로 인해 PS의 샘플 부족 현상이 나타난다. MSMI를 이용한 목표물 검출 능력 또한, 중위수를 이용한 간접 공분산 행렬의 예측 방법, 기존의 방법이 성공하지 못한 불균일한 클러스터 환경에서 단일 혹은 다수의 목표물이 존재할 때에도 목표물을 정확히 검출하였다. 모든 결과를 종합적으로 살펴보았을 때, PS는 다른 NHD와 마찬가지로

가지로 중위수를 이용한 간섭 공분산 행렬의 예측 방법과 결합하였을 경우 더욱 우수한 성능을 보여주었다. 중위수를 이용한 간섭 공분산 행렬의 예측 방법은 아직 실험적인 데이터나 수식으로 성능이 증명되지 않아, 이를 보강하기 위한 연구가 남아 있다.

참 고 문 헌

- [1] R. Klemm, "Space-time adaptive processing: principles and applications", *vol. 9 of IEE Radar, Sonar, Navigation and Avionics*, IEE Press, London, UK, 2000.
- [2] L. E. Brennan, L. S. Reed, "Theory of adaptive radar", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 9, no. 2, pp. 237-252, 1973.
- [3] W. L. Melvin, M. C. Wicks, and R. D. Brown, "Assessment of multichannel airborne radar measurements for analysis and design of space-time processing architectures and algorithms", *Proc. Nat. Conf. IEEE Radar*, Michigan, US, pp. 130-135, May 1996.
- [4] W. L. Melvin, M. C. Wicks, "Improving practical space-time adaptive radar", *Proc. Nat. Conf. IEEE Radar*, NY, US, pp. 48-53, May 1997.
- [5] M. Rangaswamy, J. H. Michels, and B. Himed, "Statistical analysis of the non-homogeneity detector for STAP applications", *Elsevier Digit. Signal Process*, vol. 14, no. 3, pp. 253-267, 2004.
- [6] B. Hocine, M. Sylvie, "Fast iterative subspace algorithms for airborne STAP radar", *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2006, pp. 1-8, Jan. 2006.
- [7] G. N. Schoenig, M. L. Picciolo, and L. Mili, "Improved detection of strong nonhomogeneities for ST-AP via projection statistics", *Proc. Int. Conf. IEEE Radar*, pp. 720-725, May 2005.
- [8] 강성용, 정지채, "중위수를 이용한 새로운 간섭 공분산 행렬의 예측이 적용된 space-time adaptive processing에 대한 연구", *한국전자과학회논문지*, 21(1), pp. 20-27, 2010년 1월.
- [9] H. Belkacemi, S. Marcos, "Fast iterative subspace algorithms for airborne STAP radar", *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2006, pp. 1-8, 2006.
- [10] G. Titi, D. Marshall, "The ARPA/NAVY mountain-top program: Adaptive signal processing for airborne early warning radar", *Proc. Int. Conf. IEEE Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Atlanta, US, vol. 2, pp. 1165-1168, May 1996.
- [11] P. Tsakalides, C. L. Nikias, "Robust Space-Time Adaptive Processing(STAP) in non-Gaussian clutter environments", *IEE Radar, Sonar and Navigation*, vol. 146, no. 2, pp. 84-93, Apr. 1999.

강 성 용



2008년 8월: 고려대학교 전파통신 공학과 (공학사)
 2008년 9월~현재: 고려대학교 컴퓨터전파통신공학과 석박사통합과정
 [주 관심분야] MIMO-레이다 신호처리 기술, 초고속 광통신 네트워크, Optical-MIMO, Optical-OFDM 기술

김 경 수



2001년 2월: 고려대학교 전기전자전파공학부 (공학사)
 2005년 3월~현재: 고려대학교 전파공학과 석박사통합과정
 [주 관심분야] 초고속 광통신 네트워크, 부반송파/파장 분할 다중화 기술, Optical-MIMO, Optical-OFDM 기술, 레이다 신호처리

정 지 채



1980년 2월: 고려대학교 전자공학과 (공학사)

1982년 2월: 한국과학기술원 전기전자공학과 (공학석사)

1988년 2월: 미국 Carnegie-Mellon University (공학박사)

1982년~1985년: 한국과학기술연구

원(KIST) 연구원

1988년~1993년: AT&T Bell Lab. 연구원

1993년~1995년: 포항공과대학교 교수

1995년~현재: 고려대학교 정보통신대학 뇌공학과 교수

[주 관심분야] 초고속 광 네트워크, 광 변조 방식 기술, 광 생체 신호 처리, 레이더 신호 처리