

적은 STAP 데이터의 공간주파수-도플러 평면 변환을 이용한 공분산행렬 추정

Covariance Matrix Estimation with Small STAP Data through Conversion into Spatial Frequency-Doppler Plane

양 훈 기^{*,★}

Hoon-Gee Yang^{*,★}

Abstract

Performance of a STAP(space-time adaptive processing) algorithm highly depends on how closely the estimated covariance matrix(CM) resembles the actual CM by the interference in CUT(cell under test). A STAP has 2 dimensional data structure determined by the number of array elements and the number of transmitting pulses and both numbers are generally not small. Thus, to meet the degree of freedom(DOF) of the CM, a huge amount of training data is required. This paper presents an algorithm to generate virtual training data from small received data, via converting them into the data in spatial frequency-Doppler plane. We theoretically derive where the clutter exist in the plane and present the procedure to implement the proposed algorithm. Finally, with the simulated scenario of small received data, we show the proposed algorithm can improve STAP performance.

요 약

STAP(space-time adaptive processing) 알고리즘의 성능은 CUT(cell under test) 내의 간섭에 대한 공분산 행렬 추정의 정확도가 결정적 역할을 한다. STAP 데이터는 일반적으로 많은 배열 소자 및 사용된 다수의 송신 펄스에 의해 결정되는 2차원 데이터 구조를 가지고 있다. 그러므로 공분산 행렬 추정의 정확도를 높이기 위해서는 매우 많은 트레이닝 데이터가 요구된다. 본 논문에서는 수신된 적은 개수의 데이터를 공간주파수-도플러 평면으로 변환한 후 가상의 트레이닝 데이터를 생성하는 알고리즘을 제시한다. 클러터 점유 위치를 이론적으로 유도하며 이에 근거해서 가상 트레이닝 데이터 생성 절차를 제시하고 STAP 시뮬레이션을 통해서 제시된 알고리즘이 STAP 성능을 개선할 수 있음을 보인다.

Key words : STAP clutter spatial Doppler covariance matrix

* Dept. of Electronic Convergence Engineering,
Kwangwoon University

★ Corresponding author

E-mail : hgyang@kw.ac.kr, Tel : +82-2-940-5187

※ Acknowledgment

The present research has been conducted by the Excellent researcher support project of Kwangwoon University in 2021.

Manuscript received Feb. 9 2023; revised Feb. 23, 2023; accepted Feb. 24, 2023.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

STAP은 지상 클러터 환경에서 이동 표적 성분을 탐지하고 방위각 및 도플러 정보를 추출할 수 있는 항공 탑재 레이더 신호처리 기술로서 STAP 성능은 적응(adaptive) 필터에 적용되는 클러터 공분산 행렬 추정의 정확도에 달려 있다^[1]. STAP은 배열 안테나 및 다수의 펄스를 사용하므로 CM의 DOF(degree of freedom)은 비교적 큰 값을 갖는다. 그러므로 CM 추정을 위해서는 Reed-Mallett-Brennan(RMB) 법칙에 따라 CUT와 유사한 특성을 갖는 많은 트레이닝 데이터가 요구된다^{[2][3]}. 이를 위해 많은 인접셀 데이터를 사용하게 되며 이때 CUT와

많이 떨어진 인접셀의 경우 간섭신호 특성이 CUT과 달라 CM 추정 성능을 열화시킬 수 있다. 그러므로 주변 인접셀로부터 수신된 적은 수의 트레이닝 데이터를 이용하면서도 CM 추정 성능을 개선할 수 있는 다양한 시도가 이루어졌다.

압축 센싱(compressed sensing) 기술의 발전과 함께 sparse 신호 표현 기술이 신호처리 분야에서 주목을 받아왔는데 이를 STAP 기술에 적용해서 공분산 행렬 추정에 적용되었다. SR(sparse recovery) STAP 기법으로 명명된 이 기술들은 sparse recovery 기술을 적용해서 트레이닝 스냅샷 개수를 생성시켜 CM 추정 성능을 향상시켰다^{[4][5]}. 이 방법들은 생성된 트레이닝셀에 non-homogeneity 한 간섭 성분이 포함되는 경우 성능 열화를 야기시키므로 이를 탐지하는 generalized inner products(GIP) 알고리즘 등이 추가 연구되었다^[6]. SR STAP의 발전된 기법으로 KA(knowledge-aided) STAP 기법이 연구되었다^[7]. KA를 적용해 적은 트레이닝 데이터를 사용하면서 CM 정확도를 높이는 대표적인 방법은 sample covariance matrix(SCM)에 의한 CM과 KA 공분산 행렬의 joint 분포를 이용하는 것으로 MAP(maximum a priori)를 적용해서 SCM에 대한 KA colored loading 값을 유도하였다^[8]. SR STAP과 KA(knowledge-aided) STAP가 통계적 신호처리 기반으로 트레이닝 데이터 부족 문제를 해결하였다면 CM의 구조를 이용해서 트레이닝 데이터 부족 문제를 해결하는 시도가 있었다. 즉 CM을 랭크(rank)가 작은 공분산 행렬들의 Kronecker product로 모델링하거나 Kronecker products 들의 합으로 모델링하여 트레이닝 데이터 부족 문제를 완화시켰다^{[9][10]}. CM의 정확도를 높이기 위해 CUT와 유사성이 더 큰 샘플만을 선택하는 연구도 수행되었다. 이를 위해 시간축 이나 주파수축에서 파형의 유사성이 CUT와 상이한 데이터를 제거하거나 CM 관점에서 유사성을 따지기도 하였다. 이 방법들은 부분적으로는 성능 개선 효과가 크다고 발표되었지만 부족한 샘플의 개수를 더 줄이는 효과가 있었다^{[11][12]}.

본 논문에서는 수신 데이터로부터 통계적 처리로 트레이닝 데이터를 생성하기 보다는 클러터 성분이 공간주파수-도플러 평면에서 직선상에 위치하는 점을 이용한 가상 트레이닝 데이터를 생성하는 알고리즘을 제시한다. 이를 위해 1절에서는 STAP 알고리즘의 신호처리 과정을 설명하고 2절에서는 수신 데이터의 공간주파수-도플러 평면으로 변환 과정, 클러터 점유 공간 분석 및 가상 트레이닝 데이터 생성 알고리즘을 제안하고 3절에서는 시

물레이션을 통해서 제안한 알고리즘으로 STAP 성능을 개선할 수 있음을 보인 후 결론을 맺는다.

II. 본론

1. STAP 알고리즘

STAP 장착 레이더가 하나의 펄스를 송신한 후 θ_i 각도에 위치한 i 번째 클러터 패치에 반사된 경우 각 배열 소자에 수신되는 신호의 각도 스티어링(steering) 벡터 $a(\bar{\theta}_i)$ 는 다음과 같다.

$$a(\bar{\theta}_i) = [e^{j2\pi(0)\bar{\theta}_i}, e^{j2\pi(1)\bar{\theta}_i}, \dots, e^{j2\pi(N-1)\bar{\theta}_i}]^T \quad (1)$$

여기서 N 은 배열 안테나 개수이고 T 는 transpose 행렬을 나타낸다. 그리고 $\bar{\theta}_i$ 는 $\bar{\theta}_i = \frac{d}{\lambda} \sin\theta_i$ 로 정의된 정규화(normalized) 각도를 나타내며 d 는 배열 소자간 간격이다. d 의 크기는 충분히 작아 i 번째 클러터 패치와 각 배열 소자간의 레이더 속도에 따른 도플러 주파수는 거의 동일하다고 가정할 수 있다. 이 값을 f_i 라고 할 때 한 배열 소자의 M 개 펄스 에코(echo)에 의한 도플러 스티어링 벡터 $b(\bar{f}_i)$ 는 다음과 같다.

$$b(\bar{f}_i) = [e^{j2\pi(0)\bar{f}_i}, e^{j2\pi(1)\bar{f}_i}, \dots, e^{j2\pi(M-1)\bar{f}_i}]^T \quad (2)$$

여기서 \bar{f}_i 는 도플러 주파수가 f_i 일 때 $\bar{f}_i = f_i T$ (T 는 pulse repetition interval)로 정규화한 도플러 주파수이다. i 번째 클러터 패치에 반사되어 수신된 각도-도플러 스티어링 벡터 v_i 는 다음과 같다.

$$v_i = \gamma_i b(\bar{f}_i) \otimes a(\bar{\theta}_i) \quad (3)$$

여기서 \otimes 는 Kronecker 연산자이고 γ_i 는 i 번째 클러터 패치의 복소 반사계수이며 v_i 는 $NM \times 1$ 크기를 갖는다. 동일한 레인지(range bin)에 N_c 개의 클러터 패치가 존재한다고 할 때 N_c 개의 클러터 패치로부터 수신된 클러터 반사 신호 X_c 는 다음과 같다.

$$X_c = \sum_{i=1}^{N_c} \gamma_i v_i \quad (4)$$

클러터 성분에 대한 공분산 행렬 R_c 는 $NM \times NM$ 크기를 가지며 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$R_c = E\{X_c X_c^H\} = \sum_{i=1}^{N_c} \rho_i v_i v_i^H \quad (5)$$

(5)에서 클러터 패치 반사계수의 MS(mean square) 값 $E\{|\gamma_i|^2\}$ 을 $E\{|\gamma_i|^2\} = \rho_i$ 로 나타냈으며 서로 다른 클러터 패치 반사계수 들은 상호 uncorrelate 한 랜덤 변수로 가정하였다. 전체 간섭 신호 X 에는 잡음이 더해 지므로 간섭 신호의 공분산 행렬 R 은 $R = R_c + \sigma^2 I$ (σ^2 은 잡음 전력)로 나타낼 수 있다.

X 는 클러터 컬러 잡음(colored noise) 성분에 의해 컬러 잡음이 되며 간섭 성분 전력을 최소화하면서 표적 성분 세기를 최대화 만드는, 즉 SINR(signal to interference plus noise ratio)을 최대화 하는 적응 필터 임펄스 응답 w 는 다음과 같다^[2].

$$w = \hat{R}^{-1} s(\bar{\theta}, \bar{f}) \quad (6)$$

여기서 $s(\bar{\theta}, \bar{f})$ 는 입사각과 도플러가 각각 $\bar{\theta}, \bar{f}$ 인 각도 스티어링 벡터와 도플러 스티어링 벡터를 Kronecker product 한 $NM \times 1$ 크기 벡터이며 \hat{R} 는 CUT에서 간섭 성분의 추정 공분산 행렬이다. 추정된 공분산 행렬 \hat{R} 이 주위졌으면 STAP 필터 출력 y 는 다음과 같다.

$$y = w^H X_{CUT} \quad (7)$$

X_{CUT} 는 CUT에 반사되어 수신되는 수신신호이며 y 는 두가지 변수 $\bar{\theta}, \bar{f}$ 조합에 따라 정해지는 함수값이 된다.

2. 제안 알고리즘

가. (k_u, f_d) 평면 클러터 스펙트럼

배열 안테나 이동 방향에 대해 방위각 θ 에 위치한 클러터 패치로 부터 산란된 레이더 수신신호의 도플러 주파수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\bar{f}_d = \frac{2v_p T}{\lambda} \sin\theta \quad (8)$$

여기서 v_p 는 레이더 속도, λ 는 파장이다. (8)에 의해 θ 와 \bar{f}_d 는 선형 관계는 성립하지 않는다. θ 방향에서 빔이 입사되는 경우 n 번째 배열 안테나에 수신된 신호 s_n 는 다음과 같다.

$$s_n = \exp\left(j \frac{2\pi}{\lambda} d \sin\theta (n-1)\right) \quad (9)$$

배열 안테나 위치 좌표가 u 축에 있고 첫 번째 배열 소자의 위치가 $u = 0$ 라 하자. u 의 푸리에 변수인 공간 주파수를 k_u 로 정의하자. n 번째 배열 안테나 위치는 $u = d(n-1)$ 이므로 (9)에서 $(2\pi/\lambda)\sin\theta$ 은 다음과 같이 k_u 에 대응된다.

$$k_u = \frac{2\pi}{\lambda} \sin\theta \quad (10)$$

(8)과 (10)에 의해서 \bar{f}_d 와 k_u 는 다음식이 성립한다.

$$\bar{f}_d = \left(\frac{2v_p T}{2\pi}\right) k_u \quad (11)$$

그러므로 \bar{f}_d 는 θ 와 비례관계가 아니나 k_u 와는 비례관계가 있고 이때 기울기는 v_p 및 T 의 함수이다. T 는 탐지 거리와 관련되어 고정값이므로 비례관계 기울기는 레이더 속도에 의해 결정된다고 말할 수 있다. 결과적으로 (k_u, \bar{f}_d) 평면에서 클러터 성분의 에너지 분포는 일직선 상에 존재하며 기울기는 레이더 속도에 의해 결정된다.

$t = 0$ 에 송신된 펄스가 도플러 주파수가 \bar{f}_i 인 i 번째 클러터 패치에 반사된 후 각 배열소자에 수신될 때 수신 신호 벡터를 $a_1(\bar{\theta}_i)$ 라 하자. $a_1(\bar{\theta}_i)$ 는 (1)을 이용해서 $a_1(\bar{\theta}_i) = \gamma_i a(\bar{\theta}_i)$ 라고 할 수 있다. $t = T$ 에 송신된 두 번째 펄스가 동일 클러터 패치에 반사되었을 때 수신 신호 벡터 $a_2(\bar{\theta}_i)$ 는 $a_2(\bar{\theta}_i) = \gamma_i e^{j2\pi(1)\bar{f}_i} a(\bar{\theta}_i)$ 라고 할 수 있다. 동일한 과정에 의해 M 개의 펄스들을 송신한 후 얻어진 수신 신호 벡터 행렬 u_c 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$u_c = [a_1(\bar{\theta}_i) \ a_2(\bar{\theta}_i) \ \dots \ a_M(\bar{\theta}_i)]^T$$

여기서 u_c 는 $M \times N$ 크기를 갖는다. u_c 의 p 번째 행 $a_p(\bar{\theta}_i)^T$ 은 p 번째 펄스를 송신한 후 각 배열소자에 수신된 이산(discrete-time)신호이며 이를 DFT(discrete Fourier transform)하면 k_u 의 함수 $A_p(k_u)$ 가 된다. i 번째 클러터 패치의 방위각이 θ_i 라면 $A_p(k_u)$ 는 k_u 축상 $k_u = (2\pi/\lambda)\sin\theta_i$ 에서 피크값을 갖는다. 배열안테나 크기가 Nd 이므로 $A_p(k_u)$ 는 k_u 축상 샘플간격 Δ_{k_u} 가 $\Delta_{k_u} = 2\pi/(Nd)$ 인 이산신호이다. 그러므로 $m\Delta_{k_u} \approx (2\pi/\lambda)\sin\theta_i$ 을 만족하는 정수가 m 이라면 $A_p(k_u)$ 는 $(N/2 + m)$ 번째 이산 신호 위치에서 피크값을 갖는다.

u_c 를 모든 행에 대해서 DFT 한후 얻어진 $M \times N$ 크기 행렬을 u'_c 라고 하자. CPI(coherent processing interval) 구간 동안 배열 안테나에 대한 i 번째 클러터 패치의 방위각은 거의 변화가 없으므로 다른 행에서의 피크값 위치도 거의 동일하게 $(N/2+m)$ 번째 위치에서 발생한다. u'_c 모든 행벡터의 $(N/2+m)$ 번째 위치는 i 번째 클러터 패치 성분이며 이들은 매펄스마다 i 번째 클러터 패치 반사신호 위상변화를 나타내므로 이들 성분으로 열벡터를 구성한 후 DFT를 하면 i 번째 클러터 패치의 도플러 값에 해당하는 위치에서 피크값을 갖는다. (11)에 의해 클러터 도플러 값은 클러터 k_u 값과 일대일 대응 관계가 있다. u'_c 의 모든 열벡터 방향으로 DFT 한 $M \times N$ 크기 행렬을 u''_c 라 하자. 결과적으로 u_c 가 (u,t) 평면에서의 클러터 반사신호를 보여준다면 u''_c 은 (k_u, \bar{f}_d) 평면에서 클러터 분포를 보여준다. 또한 (11)에 의해 (k_u, \bar{f}_d) 평면에서 클러터는 직선상에 분포한다. 위에서는 u_c 로부터 시작해서 u''_c 을 얻는 과정을 행방향으로 DFT 하면서 시작했으나 먼저 열벡터 방향으로 DFT 하여도 동일하다. 이 경우는 각 배열 소자에 수신된 반사신호들을 DFT 하여 클러터 도플러 분포를 얻고 CPI 구간 동안 각 클러터가 일으키는 도플러 변화는 무시할 수 있으므로 동일한 도플러 성분끼리 뽑아서 배열 안테나 방향으로 DFT하면 각 클러터 성분의 k_u 값을 얻게 되며 그것이 u''_c 행렬 데이터를 구성한다.

나. 가상 클러터 생성 알고리즘

앞절에서 하나의 레인지빈 수신데이터로부터 $M \times N$ 크기의 u_c 행렬을 얻을 수 있고 두 방향으로 DFT를 수행해서 u''_c 행렬 데이터를 얻을 수 있다고 하였다. 본 절에서는 하나의 u''_c 행렬 데이터로부터 복수개의 가상 u''_c 행렬을 생성하는 제안 알고리즘은 다음과 같다.

- 1) N 개 열 중 하나의 열(이후 n_1 번째 열이라 일컬을 것임)을 랜덤하게 선택한다.
 - 2) n_1 번째 열을 시작으로 L_N 개의 열들을 선택한다.
 - 3) M 개 행 중 하나의 행(이후 m_1 번째 행이라 일컬을 것임)을 랜덤하게 선택한다.
 - 4) 선택된 L_N 개의 열에 대해서 m_1 번째 행을 시작으로 L_M 개수의 행들을 선택한다.
- 여기까지 진행해서 (n_1, m_1) 에 왼쪽 아래 모서리 위치

를 갖고 가로 세로 픽셀 개수가 $L_N \times L_M$ 인 윈도우를 얻게된다.

5) 윈도우가 클러터 스펙트럼이 존재하는 직선 영역을 침입했는지 판단 후 침입했으면 1)~4)을 반복한다.

6) 윈도우 위치 및 크기가 확정되면 u''_c 행렬 데이터에서 윈도우가 있는 부분을 제로/영으로 만든다.

이상의 과정으로 만들어진 행렬을 u'''_c 라고 하면 하나의 u''_c 행렬로부터 다수의 u'''_c 행렬들을 만들 수 있고 u'''_c 행렬을 2차원 역 DFT를 해서 (u,t) 평면에서의 가상의 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다.

제안 알고리즘은 주어진 샘플이 부족한 환경에서 신호의 스펙트럼을 추정할 때 적용하는 방법과 유사한 것으로 다음과 같은 두가지 착안점에 근거해서 제안되었다. 첫째로 (k_u, \bar{f}_d) 평면에서 잡음 성분은 클러터 성분에 비해 세기가 상대적으로 작고 둘째로 클러터 성분이 존재하는 영역에 윈도우를 쬐우면 클러터 성질의 변화를 줄 수 있으므로 이를 피하는 것이 필요하고 셋째로 (k_u, \bar{f}_d) 평면에서 클러터는 레이더 속도만 정해지면 직선상에 분포하면서 위치가 확정되므로 윈도우 위치를 알고리즘에 의해 자동으로 선택할 수 있다는 점이다. 윈도우 크기가 커지면 잡음 특성에 변화가 커지므로 이를 고려한 크기 선정을 신중히 해야하며 하나의 u''_c 행렬로부터 만들어지는 u'''_c 행렬들이 너무 많아지면 가상 데이터들 간에 코릴레이션이 존재해서 성능 개선이 크지 않으면서 계산량만 늘어나는 문제점이 있다.

3. 시뮬레이션

STAP 배열 안테나는 소자간 간격이 반파장인 16개의 소자로 구성되어 있으며 클러터 반사신호는 $-60^\circ \sim 60^\circ$ 범위에서 입사되며 CPI 구간 동안 레이더는 10GHz를 중심 주파수로 하는 16개의 펄스를 송수신하도록 설정하였다. 클러터 수신 신호의 CNR(clutter-to-noise power ratio)은 35dB, 표적 수신 신호 SNR은 10dB로 설정하였다. 그림 1(a)은 표적 성분이 없는 한 레인지셀에 수신된 클러터 반사 신호에 대한 에너지 스펙트럼을 각도-도플러 평면에 나타낸 결과다. 각도가 0° 에서 커질수록 각도-도플러 비례 관계가 성립하지 않는 것을 볼 수 있다. 그림 1(b)는 수신 데이터를 (u,t) 평면에 배열시킨 후 2D FFT(fast Fourier transform)를 해서 잡음이 더해진 클러터 반사신호를 16×16 픽셀로 구성된 (k_u, \bar{f}_d) 평면에 gray-scale 로 나타낸 그림이다. 2절에서 기술한

것 처럼 클러터 성분이 일직선 상에 존재했고 직선 기울기는 레이더 속도의 함수임을 확인할 수 있었다.

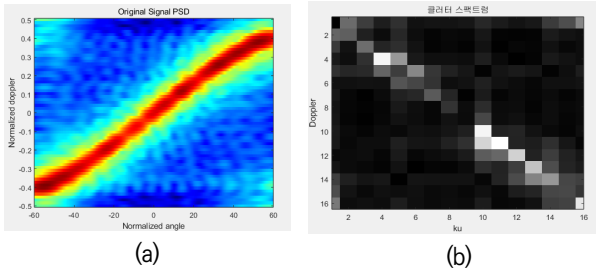


Fig. 1. Clutter spectrum in (a) $(\bar{\theta}, \bar{f}_d)$ and in (b) (k_u, \bar{f}_d) .
그림 1. (a) $(\bar{\theta}, \bar{f}_d)$ and (b) (k_u, \bar{f}_d) 평면에서 클러터 스펙트럼

공분산 행렬 추정을 위해 CUT 주변 30개 인접 레인지셀로 부터 수신된 데이터를 사용하였다. 30개 레인지셀을 택한 특별한 이유는 없으며 적은 수의 인접셀 만을 택할 수 있어서 임의로 선택한 값이다. 각 레인지셀 데이터는 (k_u, \bar{f}_d) 평면 클러터 스펙트럼으로 변환 가능하다. 그림 2은 제안 알고리즘에 따라 생성된 윈도우(window) 함수의 한 예시이다. 검정색 부분이 제로 값을 나타내며 윈도우 함수는 클러터 성분이 거의 없는 위치의 간섭 스펙트럼에 일대일로 곱해진다.

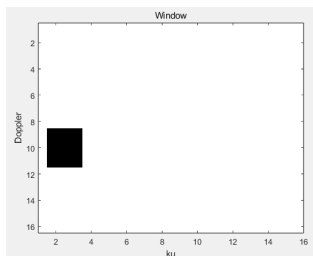


Fig. 2. Example of a window function.
그림 2. 윈도우 함수 한 예시

윈도우 함수의 크기와 위치는 랜덤하게 정해지는데 가로 세로 크기가 각각 1~3 픽셀 정도 크기를 갖도록 설정했다. 랜덤하게 선택된 윈도우 함수 크기 변화가 큰 경우에는 간섭 스펙트럼 에너지 변화가 커서 성능 개선 효과를 떨어뜨렸다. 그림 3(a)와 그림 3(b)는 각각 30개와 500개 인접셀을 이용하고 가상 데이터는 사용하지 않은 기존 방법으로 공분산 행렬을 추정된 경우 얻어진 STAP 결과이다. 30개 인접 레인지 셀은 턱없이 부족하여 결과가 안 좋았으나 그림 3(a)와 그림 3(b) 모두에서 클러터 성분을 억제한 결과를 관찰할 수 있었으며 인접셀을 500개 사용한 경우 이동표적 존재를 확인할 수 있었다.

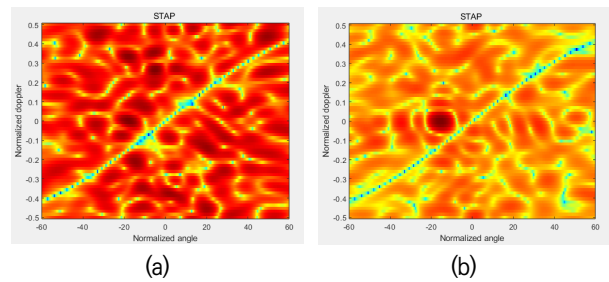


Fig. 3. Conventional algorithm with training data of (a) 30 (b) 500.

그림 3. 기존 방법 (a) 30 트레이닝 데이터 (b) 500 트레이닝 데이터

그림 4(a)와 그림 4(b)은 제안 알고리즘을 적용해서 공분산 행렬을 추정된 경우의 STAP 결과다. 각각의 인접셀 데이터를 이용해서 그림 4(a)은 30개, 그림 4(b)은 80개 가상 데이터를 발생시켜 공분산 행렬을 추정하였다. 즉, 그림 4(b)의 경우는 30×80 개의 트레이닝 데이터를 사용한 경우이다. 그림 4(a)와 그림 4(b) 모두에서 클러터 성분이 억제되면서 이동 표적이 잘 드러났으나 더 많은 가상 데이터를 사용한 경우가 예상한 대로 STAP 성능이 좋았다. 다만 각 인접셀 데이터로 다수의 가상 데이터를 발생시킨다면 가상 데이터 간의 독립성(independence)이 떨어져서 가상 데이터 개수에 비례해서 성능 개선이 되지는 않았다.

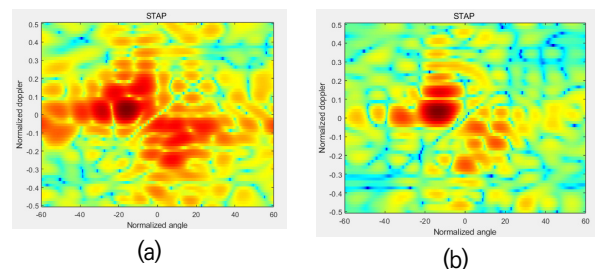


Fig. 4. Proposed algorithm with virtual data of (a) 30 (b) 80, for each range cell data.

그림 4. 제안 방법, 레인지셀당 (a) 30 가상 데이터 (b) 80 가상 데이터

참고로 그림 5은 공분산 행렬을 추정하지 않고 CUT에 존재하는 간섭 신호로 공분산 행렬을 계산한 경우의 STAP 결과이다. 실제 공분산 값을 사용한 것이므로 STAP으로 도달할 수 있는 가장 이상적인 결과이다. 결론적으로 제안된 알고리즘은 적은 수의 주위인접셀 데이터를 이용하면서도 STAP 성능을 개선 시킬 수 있었다.

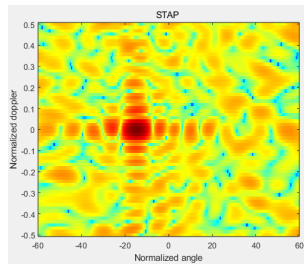


Fig. 5. Result by interference data in CUT.
그림 5. CUT 간섭데이터 사용한 경우

III. 결론

본 논문에서는 공분산 행렬 추정을 위해 요구되는 인접셀 데이터가 부족한 STAP 환경에 적용할 수 있는 알고리즘을 제시하였다. 이를 위해 시공간 2차원 함수인 STAP 수신 데이터를 공간주파수-도플러 평면으로 변환한 후 클러스터 훼손 없이 가상 인접셀 데이터를 생성할 수 있었다. 특히 가상 데이터를 생성하는 과정은 FFT 등의 연산 과정은 추가되나 실시간 처리가 가능한 정도의 연산에 의해 성능 개선을 할 수 있는 장점이 있다. 시물레이션 과정은 공분산 행렬 추정을 주어진 데이터만 사용한 경우와 제안 알고리즘으로 생성된 가상 데이터를 사용하는 두 가지 경우에 대해서 STAP 결과를 비교한 것으로 제안 알고리즘으로 얻어진 가상 데이터의 유효성을 입증할 수 있었다. 하지만 가상 데이터 생성을 위한 윈도우 함수 크기 결정이나 가상 데이터 간의 독립성 문제에 따른 성능 개선 한계 등 추가 연구의 필요성을 확인할 수 있었다.

References

[1] Klemm, R., *Space-Time Adaptive Processing: Principles and Applications*, London, England: IEEE Press, 1998.
[2] Guerci, J. R., *Space-Time Adaptive Processing for radar*, Artech House, 2003.
[3] M. Liu, L. Zou, X. Yu, Y. Zhou, X. Wang, and B. Tang, "Knowledge Aided Covariance Matrix Estimation via Gaussian Kernel Function for Airborne SR-STAP," *IEEE Access*, vol.8, pp.5970-5978, 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2963838
[4] K. Duan, H. Yuan, and H. Xu, "Sparsity-based non-stationary clutter suppression technique

for airborne radar," *IEEE Access*, vol.6, pp. 56162-56169, 2018.

DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2873021

[5] S. Sen, "OFDM radar spacetime adaptive processing by exploiting Spatiotemporal sparsity," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol.61, no.1, pp.118-130, 2013. DOI: 10.1109/TSP.2012.2222387

[6] X. Yang, Y. Liu, and T. Long, "Robust non-homogeneity detection algorithm based on prolate spheroidal wave functions for space-time adaptive processing," *IET Radar, Sonar Navigat.*, vol.7, no.1, pp.47-54, 2013.

DOI: 10.1049/iet-rsn.2011.0404

[7] Y. Gao, H. Li, and B. Himed, "Knowledge-aided range-spread target detection for distributed MIMO radar in nonhomogeneous environments," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol.65, no.3, pp.617-627, 2017. DOI: 10.1109/TSP.2016.2625266

[8] S. Zhang, Z. He, J. Li, and Y. Wang, "A robust colored-loading factor optimization approach for knowledge-aided STAP," in *Proc. IEEE Radar Conf.*, pp.1-5, 2016. DOI: 10.1109/RADAR.2016.7485266

[9] Y. Wang and Z. He, "Thinned knowledge-aided STAP by exploiting structural covariance matrix," *IET Radar, Sonar Navigat.*, vol.11, no.8, pp.1266-1275, 2017.

[10] R. S. Raghavan, "CFAR detection in clutter with a Kronecker covariance structure," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol.53, no.2, pp. 619-629, 2017. DOI: 10.1109/TAES.2017.2651599

[11] X. Zhang, Q. Yang, and W. Deng, "Weak target detection within the nonhomogeneous ionospheric clutter background of HFSSWR based on STAP," *Int. J. Antennas Propag.*, vol.2013, 2013. DOI: 10.1155/2013/382516

[12] Y. Wu, T. Wang, J. Wu, and J. Duan, "Training sample selection for space-time adaptive processing in heterogeneous environments," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol.12, no.4, pp.691-695, 2015. DOI: 10.1109/LGRS.2014.2357804

[13] H. Li, W. Bao, J. Hu, J. Xie, and R. Liu, "A training samples selection method based on system identification for STAP," *Signal Process.*,

vol.142, pp.119-124, 2018.

DOI: 10.1016/j.sigpro.2017.07.008

BIOGRAPHY

Hoon-Gee Yang (Member)



1982 : BS degree in Electronic Engineering, Yonsei University
2005 : MS degree in Electrical Engineering, SUNY at Buffalo
2006 : PhD degree in Electrical Engineering, SUNY at Buffalo
1993~ : Professor, Kwangwoon University