

재머의 크기가 변하는 환경에서의 억제 알고리즘 연구

A Study on Jammer Suppression Algorithm for Non-stationary Jamming Environment

윤 호 준* · 이 강 인* · 정 용 식*

(Ho-Jun Yoon · Kang-In Lee · Young-Seek Chung)

Abstract - Adaptive Beamforming (ABF) algorithm, which is a typical jammer suppression algorithm, guarantees the performance on the assumption that the jamming characteristics of the TDS (Training Data Sample) are stationary, which are obtained immediately before and after transmitting the pulse signal. Therefore, effective jammer suppression can not be expected when the jamming characteristics are non-stationary. In this paper, we propose a new jammer suppression algorithm, of which power spectrum fluctuates fast. In this case, we assume that the location of the jammer station is fixed during the processing time. By applying the MPM (Matrix Pencil Method) to the jamming signal in TDS, we can estimate jammer parameters such as power and incident angle, of which the power will vary fast in time or range bins after TDS. Though we assume that the jammer station is fixed, the estimated jammer's incident angle has an error due to the noise, which degrades the performance of the jammer suppression as the jammer power increases fast. Therefore, the jammer's incident angle should be re-estimated at each range bin after TDS. By using the re-estimated jammer's incident angle, we can construct new covariance matrix under the non-stationary jamming environment. Then, the optimum weight for the jammer suppression is obtained by inverting matrix estimation method based on the matrix projection with the estimated jammer parameters as variables.

To verify the performance of the proposed algorithm, the SINR (signal-to-interference plus noise ratio) loss of the proposed algorithm is compared with that of the conventional ABF algorithm.

Key Words : Non-stationary jammer, Jammer suppression, ABF (Adaptive Beamforming), MPM (Matrix Pencil Method)

1. 서 론

현대 무선시스템에서 재밍(Jamming)은 원 시스템에 의도적인 간섭신호를 투입하여 원 시스템의 신호처리를 방해함으로써 정보 획득을 방해하는데 이용되는 기술이다. 그러므로 재머억제(Jammer Suppression) 기술은 레이더, 소나, 무선통신 시스템에서 필수적인 요소이다. 특히 군사용 레이더에서는 재머신호가 수신기에 방해 신호로 작용 하면 수신신호의 SNR (Signal-to-noise)을 감소시켜 표적 탐지에 문제가 될 뿐만 아니라 많은 false alarm 들을 초래한다[1]-[3].

기존의 대표적인 재머 억제 방법으로는 적응형 빔형성 (ABF: Adaptive Beamforming) 기법이 사용되고 있다. 기존 ABF 기법은 표적의 반사 신호가 존재하지 않는 레이더 펄스 송신 직전 및 직후의 시간구간에서 얻어 지는 TDS (Training Data Sample)를 이용하여 재밍신호와 잡음(Noise)성분만으로 구성된

공분산 행렬(Covariance Matrix)을 획득한 후 최적 가중치 (Optimal Weight)를 구하고 수신 구간내의 각 range bin에 적용 하여 재밍신호를 억제하는 기법이다. 이때 중요한 가정이 TDS에서의 재머 특성과 각 range bin에서의 재머특성은 동일하다는 조건이 필요하며, 이때 기존 ABF 기법은 수신신호에서 재머의 입사방향에 깊은 null을 갖는 빔을 형성하여 재머 신호를 효과적으로 억제하게 된다.[4]-[10] 여기서 재머특성은 재머의 입사방향과 파형정보로 나눌 수 있는데 기존 ABF 기법은 이러한 재머의 입사방향과 파형정보가 TDS 와 각 range bin에서 동일할 때 적용이 된다.

본 논문에서는 표적과 재머의 거리가 매우 멀다는 far-field 조건하에 재머의 입사방향은 표적과 재머의 물리적 위치 및 상대 속도에 따라 결정이 된다. 이때 레이더의 PRI (Pulse Repetition Interval)가 매우 짧기 때문에 PRI 구간에서는 표적과 재머의 위치변화를 무시할 수 있다고 가정을 한다. 하지만 재머의 파형정보는 전기적 제어를 통해 PRI 내에서도 변동이 가능하기 때문에 재머의 파형정보인 진폭 및 위상의 변화를 통해 수신 구간에서 재머의 파형정보의 변화로 재머 특성이 변하게 된다. 이러한 환경에 기존 ABF 기법을 적용하면 TDS와 수신 구간의 재머 특성이 동일하지 않기 때문에 재머 억제 성능이 저하된다.

본 논문에서는 재머의 파형정보가 빠르게 변동하는 재머 환경

† Corresponding Author : Dept. of Electronic Convergence Engineering, Kwangwoon University, Korea.
E-mail : yschung@kw.ac.kr

* Dept. of Electronic Convergence Engineering, Kwangwoon University, Korea.

Received : October 23, 2017; Accepted : December 26, 2017

에 대하여 기존 ABF 기법과 같이 샘플 데이터 기반의 처리가 아닌 range bin에서의 추정각도 기반의 재머 억제 알고리즘을 제안한다. 추정각도 기반의 재머 억제 알고리즘은 재머 파라미터 추정 과정과 변동 파형정보 추정을 통한 공분산 역행렬추정 및 가중치 획득 과정으로 이루어진다. 재머 파라미터 추정과정은 TDS 정보에 MPM (Matrix Pencil Matrix)과 최소자승법 (LSM: Least Square Method)을 적용하여 초기 재머 입사각을 추정한다.[11] TDS에서 추정된 재머 입사각을 이용하여 range bin이 존재하는 수신 구간에서 변동재머에 의한 오차 함수(error function)를 정의하고 이를 기울기 하강 기법(GDM: Gradient Descent Method)을 적용하여 수신 구간에서의 재머 입사각을 재추정 한다.[12] 이러한 재머 입사각의 재추정은 잡음으로 인한 오차를 보상하기 위함이다. 재추정된 재머 입사각 정보를 행렬 투영(Matrix Projection)기반의 공분산 역행렬 추정기법에 적용하여 새로운 공분산 역행렬을 직접 얻어낼 수 있고, 해당 역행렬을 통해 최적 가중치를 얻어낼 수 있다.[13]

제안된 기법의 검증은 위하여 제안된 최적 가중치를 수신 구간의 수신 신호에 적용해 빔패턴 (Beampattern)을 확인하여 제안하는 환경에서 재머가 얼마만큼 효과적으로 억제 되었는지 기존의 ABF 기법의 결과와 비교하였다. 또한 제안한 알고리즘으로 구한 공분산 행렬의 성능을 평가하기 위하여 SINR loss를 통해 검증하였다.[14]

2. 관련이론

2.1 신호모델

본 논문에서는 그림 1과 같이 등 간격 선형 배열(Uniform linear array)을 이용한 수신 신호모델을 사용한다.

수신시 n-번째 배열소자에서 수신신호는 재머와 잡음 성분만 포함하며 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$y_T(n) = \sum_{i=1}^{J_N} \alpha_{i,T} \exp\left(j \frac{2\pi d}{\lambda} \sin(\theta_{i,T})(n-1)\right) + \epsilon_T(n), \quad n = 1, \dots, N \quad (1)$$

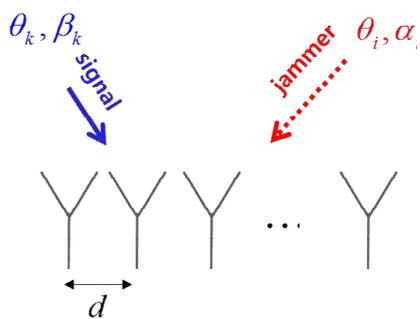


그림 1 등 간격 선형배열에서의 수신 신호 모델

Fig. 1 Receiving signal model in uniformly spaced linear array

J_N 는 재머신호의 개수, n은 n-번째 배열소자를 아래첨자 T는 TDS에서의 수신 데이터를 의미한다. $\alpha_{i,T}$ 는 TDS에서의 i-번째 재머신호의 복소 진폭(complex amplitude)를 d는 배열안테나의 간격을 의미하며, λ 는 동작 주파수(operation frequency)의 파장을 의미한다. $\theta_{i,T}$ 는 i-번째 재머신호의 입사각 (DOA: Direction Of Arrival)을 의미한다. ϵ_T 는 TDS 에서의 백색 잡음(White Gaussian noise)을 의미한다.

TDS 이후 range bin의 수신 구간에서는 표적에 의한 표적신호 성분과, TDS에서 재머신호와 비교하여 파형정보가 다른 재머신호를 수신하였다고 가정하였고 이는 다음과 같이 표현된다.

$$y_R(n) = \sum_{k=1}^K \beta_k \exp\left(j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin(\theta_k)(n-1)\right) + \sum_{i=1}^{J_N} \alpha_{i,R} \exp\left(j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin(\theta_{i,R})(n-1)\right) + \epsilon_R(n) \quad (2)$$

K 는 표적신호의 개수를 의미하며, β_k 는 k-번째 표적신호의 복소진폭(complex amplitude)를 θ_k 는 k-번째 원신호의 입사각인 DOA를 의미한다. 또한 아래첨자 R은 range bin에서의 수신신호를 의미하고 $\alpha_{i,R}$ 는 i-번째 재머신호의 complex amplitude를 $\theta_{i,R}$ 는 i-번째 재머신호의 DOA를 의미한다. ϵ_R 는 range bin에서의 white Gaussian noise 를 의미한다.

2.1 ABF (Adaptive Beamforming)

본 절에서는 앞에서 가정한 신호모델을 기반으로 일반적인 환경에서 ABF를 적용한 것과 변동환경에서의 ABF에 대하여 설명한다.

2.1.1 기존 ABF 알고리즘

그림 2는 일반적인 펄스 레이더의 송수신 파형관계를 나타낸 것이다. 일정한 간격으로 송신 펄스가 방사되며 다중 펄스의 송신전까지 수신신호를 수집하게 된다. 이때, 송신펄스의 방사직전 및 직후의 구간에서는 표적에 의한 반사신호가 존재하지 않는다고 가정을 하고 이러한 가정으로부터 얻어지는 데이터를 TDS 라고 한다. 그러므로 TDS J_{TDS, θ_j} 는 재머와 잡음만으로 구성이 된다. TDS 이후에는 표적의 반사신호가 존재할 수 있는 구간이 되며 이러한 구간에서는 재머 J_{N, θ_j} , 표적신호(SOI: Signal Of Interest) 및 잡음 등으로 구성이 될 수 있다.

기존 환경에서는 TDS에서 재머 파형정보와 각 range bin에서의 재머의 파형정보가 같다. 이러한 환경에서 재머를 억제하기 위한 방법으로 MVDR (Minimum Variance Distortionless Response), SMI (Sample Matrix Inversion), LSMI (Loaded Sample Matrix Inversion) beamformer 방법 등이 대표적으로 사용되어 왔다.[15]

k-번째 range bin에서 beamformer output은 다음과 같이 표현할 수 있다.

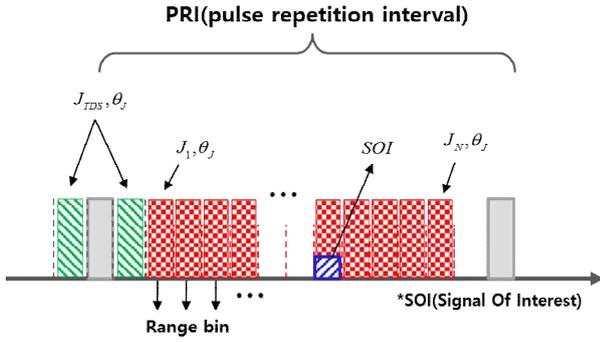


그림 2 재머 크기의 변동이 없는 환경
 Fig. 2 Stationary jamming environment

$$y(k) = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(k) \quad (3)$$

여기서 $\mathbf{w} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 는 수신 배열 안테나의 복소 가중치 (complex weight) 벡터이고 $\mathbf{x}(k) \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 는 k-번째 range bin에서의 수신신호 벡터이고 $(\cdot)^H$ 은 Hermitian transpose를 의미한다. 각 range bin에서의 SINR은 다음과 같은 수식으로 정의된다. [4]

$$SINR \equiv \frac{E[|\mathbf{w}^H \mathbf{s}|^2]}{E[|\mathbf{w}^H (\mathbf{i} + \mathbf{n})|^2]} = \frac{\sigma_s^2 |\mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta_s)|^2}{\mathbf{w}^H \mathbf{R}_{\mathbf{i} + \mathbf{n}} \mathbf{w}} \quad (4)$$

식 (4)에서 $E[\cdot]$ 는 기댓값으로 신호의 전력을 의미하고, $\mathbf{R}_{\mathbf{i} + \mathbf{n}} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 은 재머 성분과 잡음 성분을 가지고 있는 공분산 행렬이다. 기존 ABF를 위한 최적 가중치는 SINR을 최대화 하는 과정을 통해서 추정할 수 있다. 이를 위해서 식 (4)의 분자를 고정하고 분모의 잡음과 재머의 전력을 최소로 함으로써 얻을 수 있다. 이는 제한조건을 갖는 최적화 (Constrained Optimization) 문제로 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$\min \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{\mathbf{i} + \mathbf{n}} \mathbf{w} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta_s) = 1 \quad (5)$$

위 최적화 문제는 다음과 같이 해를 얻어 가중치를 구할 수 있다. [5]

$$\mathbf{w} = \alpha \mathbf{R}_{\mathbf{i} + \mathbf{n}}^{-1} \mathbf{a}(\theta_s) \quad (6)$$

α 는 SINR 출력에 영향을 끼치지 않는 정규화 상수 (normalization constant)이기 때문에 생략되어 질 수 있다. 하지만 식 (4)의 재머성분과 잡음성분만을 포함한 공분산 행렬 $\mathbf{R}_{\mathbf{i} + \mathbf{n}}$ 은 실제로는 알 수 없는 행렬이다. 따라서 TDS에서 얻은 data sample을 이용하여 다음과 같이 근사 공분산 행렬을 구성한다.

$$\hat{\mathbf{R}} \equiv \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}(k) \mathbf{x}^H(k) + \alpha \mathbf{I} \quad (7)$$

여기서 $\hat{\mathbf{R}}$ 은 data sample covariance matrix를 의미하고 K 는 snapshot의 개수, \mathbf{x} 는 TDS 구간의 수신 신호를 의미한다. 위의 식 (7)의 방식은 가장 일반적으로 ABF에서 많이 사용되는 LSMI (Loaded Sample Matrix Inversion) beamformer이며 α I 부분이 없으면 SMI (Sample Matrix Inversion)가 된다. SMI의 문제점중 하나는 공분산행렬을 추정함에 있어 $\hat{\mathbf{R}}$ 의 작은 고유값이 잡음 때문에 상대적으로 불확실하게 추정된다는 것이다. 따라서 작은 고유값은 최적의 가중치를 구하는데 있어 공분산행렬의 역행렬을 계산하게 되면 커지기 때문에 가중치 값을 불안정하게 만들게 된다. 또 이것은 가중치를 적용한 후 빔 패턴에서 부엽의 크기(SLL: Side Lobe Level)를 증가시키고, SINR을 저하시키는 원인이 된다. 식 (9)를 통해 공분산행렬을 구하게 되면 상대적으로 공분산행렬의 불안정한 작은 고유값의 수를 줄일 수 있게 된다. SMI beamformer에서 취해야하는 snapshot의 개수가 배열 소자의 개수에 의존하지만 LSMI beamformer는 재머의 개수에 의존한다. 따라서 snapshot의 개수가 훨씬 줄어들 수 있어 보다 빠르게 공분산 행렬을 구할 수 있게 된다. 위의 식 (7)에서 변수의 값은 미지의 신호와 재머에 따라 달라진다. 따라서 실제 적용에 있어 적절한 값을 선택하는 것이 중요하다. 일반적으로 값은 rule of thumb에 의해 $\alpha = 2\sigma^2 \sim 4\sigma^2$ 범위에서 정하게 된다. 여기서 σ^2 는 수신 잡음의 분산을 의미한다.

식 (6)의 $\mathbf{R}_{\mathbf{i} + \mathbf{n}}$ 을 식 (7)의 data sample을 이용해서 구한 공분산 행렬로 바꾸어 주면 구할 수 있다. 따라서 LSMI 기반의 최적 가중치는 위의 식 (8)과 같이 표현 된다.[6]

$$\mathbf{w}_{LSMI} = \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{a}(\theta_s) \quad (8)$$

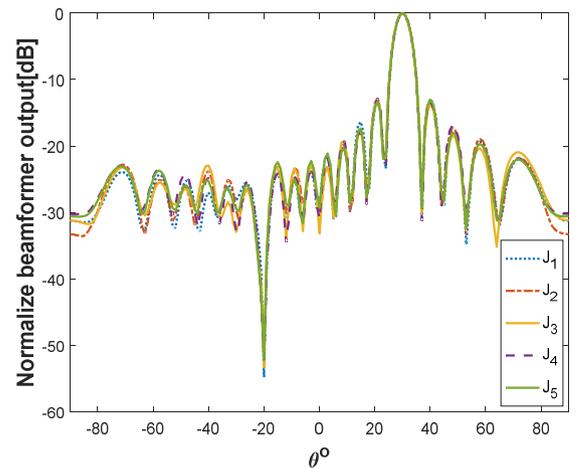


그림 3 LSMI 기반 재머억제 beamformer output 결과
 Fig. 3 Jammer suppression beamformer output using LSMI

그림 3은 TDS와 range bin에서 재머신호의 파형정보가 동일할 때 LSMI Beamformer를 이용한 range bin별 beamformer output 결과이다. 이때 $J_1 \sim J_5$ 는 각각의 range bin에서의 재머로

서 동일한 파형정보를 갖는다. 선형 소자개수는 $N=20$, JNR (Jammer to noise ratio)는 40dB, SNR=20dB, 재머 신호의 입사 각 $\theta_j = -20^\circ$, 표적신호의 방향은 $\theta_{SOI} = 30^\circ$ 이다.

2.2.2 Non-stationary 재머억제를 위한 ABF 알고리즘

하지만 재머의 파형정보가 빠르게 변하는 환경에서는 기존의 ABF 기법을 사용하면 그림 4와 같이 beamformer output에 문제가 발생하여 재머 억제 성능이 저하된다.

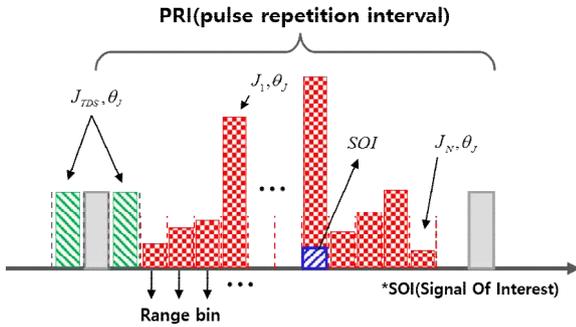


그림 4 재머의 크기가 빠르게 변동하는 환경
Fig. 4 Non-stationary jamming environment

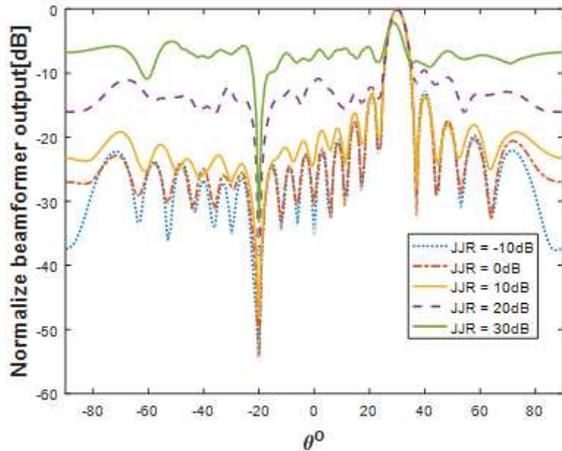


그림 5 변동재머 환경에서의 LSMI beamformer output 결과
Fig. 5 LSMI beamformer output under Non-stationary jamming environment

여기서 JJR (Jammer to Jammer Ratio)는 TDS와 각 range bin의 재머 파형의 비를 표현한 것으로 식 (9)과 같이 표현할 수 있다.

$$JJR = \frac{JNR_{RB}}{JNR_{TDS}} \quad (9)$$

그림 4 및 5의 결과는 range bin별 JJR의 변화를 제외하고는

그림 2와 동일한 환경이다. 만일 $JNR_{RB} < JNR_{TDS}$ 이면 기존 ABF 기법이 잘 동작하지만 그 반대인 경우 그림 5와 같이 성능에 문제가 발생한다. 즉, 기존의 ABF 기법은 JJR이 커질수록 더욱 큰 열화 현상이 발생하는 것을 알 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 각 range bin에서 새롭게 공분산 행렬을 구성하여 기존 ABF 기법을 고려할 수 있다. 하지만, 이러한 접근에는 두 가지 문제가 발생한다. 첫 번째 수신 구간에서 공분산 행렬 구성시 재머 및 잡음 신호와 함께 표적신호가 포함될 수 있다. 이럴 경우, 기존 ABF 기법은 재머신호뿐만 아니라 표적신호도 함께 억제시켜 SINR을 저하시키는 문제가 발생한다. 두 번째 공분산 행렬로부터 최적가중치를 얻기 위해서는 역행렬 연산이 추가로 필요하기 때문에 연산량이 증가하는 문제가 있다.

본 논문에서는 이러한 표적신호가 함께 존재하는 수신구간에서 연산량의 증가를 억제하면서 공분산 행렬의 역행렬을 추정하는 기법을 제안한다.

2.3 재머의 입사각 추정 및 보정

2.3.1 TDS에서 Matrix pencil 기법을 이용한 재머 입사각 추정

본 논문에서는 TDS에서 1차적으로 재머의 입사각 추정을 위해 MPM을 사용하였다. 해당 기법은 수신 신호 벡터의 고유치를 통해 신호성분만을 선택한 후 고유치 문제를 풀어서 입사각을 추정하는 방법이다[16][17].

등간격 선형 배열 안테나에서 입사각을 갖는 K개의 신호에 대한 n번째 선형 배열소자에서의 TDS 수신 신호는 위에 신호모델에서 설명한 식 (10)과 같이 표현된다. 식 (11)은 다시 아래와 같이 간략하게 표현 되어 진다.

$$z_k \equiv \exp\left(j \frac{2\pi d}{\lambda} \sin(\theta_k)\right) \quad (10)$$

$$y(n) = \sum_{k=1}^K \alpha_k z_k^n \quad (11)$$

이 때, z_k 는 신호의 입사각에 의한 배열소자 간의 위상차를 의미하며, z-변환에서 pole에 해당된다. 그러므로 수신 신호로부터 이러한 pole을 획득하면 신호원의 입사각을 추정할 수 있다.

이를 위하여 각 배열소자의 수신 신호를 이용하여 Hankel 행렬을 아래와 같이 구성한다.

$$Y = \begin{bmatrix} y(0) & y(1) & \cdots & y(L) \\ y(1) & y(2) & \cdots & y(L+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(N-L-1) & y(N-L) & \cdots & y(N-1) \end{bmatrix}_{(N-L) \times (L)} \quad (12)$$

식 (12)에서 L은 pencil 계수로써 일반적으로 $N/3$ 근처의 정수값을 사용한다. 또한, K개의 신호를 추정하기 위해서는 $K \leq L \leq N-K$ 의 조건을 만족하여야 한다.

위에서 얻은 Hankel 행렬의 마지막 열을 제거한 행렬을 \mathbf{Y}_0 , 첫 번째 열을 제거한 행렬을 \mathbf{Y}_1 이라고 할 때 각 행렬은 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{Y}_0 = \mathbf{Z}_L \mathbf{A} \mathbf{Z}_R \quad (13)$$

$$\mathbf{Y}_1 = \mathbf{Z}_L \mathbf{A} \mathbf{Z}_d \mathbf{Z}_R \quad (14)$$

이 때,

$$\mathbf{Z}_L = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ z_1 & z_2 & \cdots & z_K \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_1^{N-L-1} & z_2^{N-L-1} & \cdots & z_K^{N-L-1} \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{Z}_R = \begin{bmatrix} 1 & z_1 \cdots z_1^{(L-1)} \\ 1 & z_2 \cdots z_2^{(L-1)} \\ \vdots & \vdots \ddots \vdots \\ 1 & z_K \cdots z_K^{(L-1)} \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\mathbf{Z}_d = \text{diag}(z_1, z_2, \dots, z_K) \quad (17)$$

$$\mathbf{A} = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_1, \dots, \alpha_K) \quad (18)$$

이다. 이 때 pole의 정보를 보유하고 있는 \mathbf{Z}_d 를 추정하기 위한 방법으로 $\mathbf{Y}_0^\dagger \mathbf{Y}_1$ 의 고유치 해석 방법이 있다. 이 때 $(\cdot)^\dagger$ 는 Moore-Penrose pseudo inverse를 의미한다. 그러나 수신 신호에 잡음이 포함되어 있으면 \mathbf{Z}_d 에 신호뿐만 아니라 잡음에 대한 정보가 함께 포함되므로 신호의 개수에 대한 추정이 필요하다. 이를 위해 행렬 \mathbf{Y} 의 고유치를 이용한다. 행렬 \mathbf{Y} 에 SVD (Singular Value Decomposition)를 적용하면 아래와 같이 표현된다.

$$\mathbf{Y} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^H \quad (19)$$

\mathbf{U} 와 \mathbf{V} 는 unitary 행렬이고, $\mathbf{\Sigma} = \{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_K, \dots, \sigma_L\}$ 는 \mathbf{Y} 의 고유치를 포함하는 대각행렬이 된다. 일반적으로 좋은 SNR 환경에서 행렬 $\mathbf{\Sigma}$ 의 고유치는 K 개의 우위의(dominant) 값을 갖고, 나머지 고유치들은 매우 작은 값을 갖는다. 이러한 우위의 혹은 임계값 위에 있는 고유치의 개수를 원신호의 K 개수 라고 정한다. 이를 통해 식 (20)의 위의 과정을 통해 행렬 \mathbf{U} 의 K 개의 행만 선택하여 새로운 행렬 $\tilde{\mathbf{U}}$ 를 생성하게 된다. 이를 이용하여 다음과 같은 식을 통해 고유치 벡터 $\{\mathbf{z}_k\}$ 를 얻어낼 수 있다.

$$\{\mathbf{z}_k\} = \text{eig}(\tilde{\mathbf{U}}_0^\dagger \tilde{\mathbf{U}}_1) \quad (20)$$

여기서 $\tilde{\mathbf{U}}_0$ 와 $\tilde{\mathbf{U}}_1$ 는 각각 $\tilde{\mathbf{U}}$ 의 마지막 행과 첫 번째 행이 삭제된 행렬이다. $\text{eig}(\cdot)$ 는 고유치를 구하는 연산을 의미한다. 위에서 얻어진 \mathbf{z}_k 를 이용하여 아래와 같은 식을 통해 신호의 입사각을 추정할 수 있다.

$$\theta_k = \sin^{-1} \left(\frac{\ln(\mathbf{z}_k) \lambda}{j2\pi d} \right) \quad (21)$$

2.3.2 Range bin에서의 재머각도 재추정

그림 6은 TDS에서 추정된 재머의 입사각이 JJR의 증가에 따른 영향을 나타낸 도식이다. 여기서 J_{RB} 는 range bin에서의 정확한 재머파형을 의미하며 \tilde{J}_{RB} 는 range bin에서 TDS 재머 파형을 기반으로 추정된 재머의 파형이다. 즉, TDS 구간의 재머 입사각을 그대로 사용하면 JJR이 증가에 따라 재머 파형의 추정오차 $\Delta J \equiv |J_{RB} - \tilde{J}_{RB}|$ 가 비례해서 증가하게 된다. 이는 억제되지 못한 재머신호가 수신신호에 남게 되어 레이더 성능에 악영향을 주게 된다. 그러므로 range bin에서 JJR이 증가할 때 ΔJ 를 줄이기 위해서는 재머 입사각의 재추정이 요구된다. 이때 JJR이 감소하면 동일한 재머 입사각에 대해 ΔJ 가 감소하므로 문제가 없다.

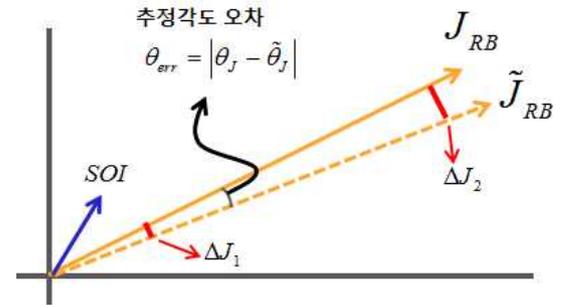


그림 6 각도 추정 오차에 따른 재머의 영향

Fig. 6 Affect of jammer signal due to the error of jammer's incident angle.

JJR 증가에 따른 재머파형의 오차를 줄이기 위해서 다음과 같이 오차함수를 정의하였다.

$$\boldsymbol{\eta} = \sum_{j=1}^{K_j} \boldsymbol{\eta}_j \quad (22)$$

여기서,

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\eta}_j &= (\hat{\mathbf{y}}_{J,j} - \mathbf{y}_{J,j})^H (\hat{\mathbf{y}}_{J,j} - \mathbf{y}_{J,j}) \\ &= \hat{\mathbf{A}}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j} \hat{\mathbf{A}}_{J,j} + \mathbf{y}_{J,j}^H \mathbf{y}_{J,j} - \mathbf{y}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j} \hat{\mathbf{A}}_{J,j} - \hat{\mathbf{A}}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}^H \mathbf{y}_{J,j} \end{aligned} \quad (23)$$

위의 수식의 $\hat{\mathbf{A}}_j = [\hat{a}_1 e^{j\hat{\theta}_1}, \dots, \hat{a}_{K_j} e^{j\hat{\theta}_{K_j}}]^T$ 는 각 재머신호의 추정 복소 진폭을 의미하고 $\hat{\mathbf{Z}}_{j,j}$ 는 추정된 pole을 의미하며 아래 첨자 j 는 j 번째 재머신호를 의미하는 index이다. 또한 $\mathbf{y}_{j,j}$ 는 j 번째 재머신호의 성분을 $\hat{\mathbf{y}}_{j,j}$ 은 추정 재머 신호 성분을 의미한다. 식 (23)에서 수신된 신호와 추정 재머신호를 이용하여 오차 함수

를 정의하고 추정 복소 진폭과 pole을 이용하여 수식을 각 재머 신호의 파라미터 θ_j, a_j, ϕ_j 에 대한 오차 함수의 gradient를 얻어낼 수 있다. 해당 gradient는 아래 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\nabla \eta_j = \left[\frac{\partial \eta_j}{\partial \theta}, \frac{\partial \eta_j}{\partial \phi}, \frac{\partial \eta_j}{\partial a} \right] \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \eta_j}{\partial \theta} &= \hat{\mathbf{A}}_{J,j}^H \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}^H}{\partial \theta} \right) \hat{\mathbf{Z}}_{J,j} \hat{\mathbf{A}}_{J,j} + \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}^H \hat{\mathbf{A}}_{J,j}^H \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}}{\partial \theta} \right) \hat{\mathbf{A}}_{J,j} \\ &- \hat{\mathbf{A}}_{J,j}^H \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}^H}{\partial \theta} \right) \mathbf{y}_{J,j} - \mathbf{y}_{J,j}^H \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}}{\partial \theta} \right) \hat{\mathbf{A}}_{J,j} \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \eta_j}{\partial \phi} &= \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}^H}{\partial \phi} \right) \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j} \hat{\mathbf{A}}_{J,j} + \hat{\mathbf{A}}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j} \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}}{\partial \phi} \right) \\ &- \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}^H}{\partial \phi} \right) \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}^H \mathbf{y}_{J,j} - \mathbf{y}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j} \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}}{\partial \phi} \right) \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \eta_j}{\partial a} &= \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}^H}{\partial a} \right) \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j} \hat{\mathbf{A}}_{J,j} + \hat{\mathbf{A}}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j} \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}}{\partial a} \right) \\ &- \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}^H}{\partial a} \right) \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}^H \mathbf{y}_{J,j} - \mathbf{y}_{J,j}^H \hat{\mathbf{Z}}_{J,j} \left(\frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}}{\partial a} \right) \end{aligned} \quad (27)$$

여기서 $\frac{\partial \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}}{\partial \theta}$ 와 $\frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}}{\partial \phi}, \frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}}{\partial a}$ 는 아래의 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{\partial \hat{z}}{\partial \theta} = \left(-j2\pi \frac{d}{\lambda} \cos \theta \right) \exp \left(-j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin \theta \right) \quad (28)$$

$$\frac{\partial \hat{\mathbf{Z}}_{J,j}}{\partial \theta} = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial \hat{z}_{J,1}}{\partial \theta} \right)^0 & \dots & \left(\frac{\partial \hat{z}_{J,K_j}}{\partial \theta} \right)^0 \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \left(\frac{\partial \hat{z}_{J,1}}{\partial \theta} \right)^{N-1} & \dots & \left(\frac{\partial \hat{z}_{J,K_j}}{\partial \theta} \right)^{N-1} \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$\frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}}{\partial a} = \left[e^{j\hat{\phi}_1}, \dots, e^{j\hat{\phi}_{K_j}} \right]^T \quad (30)$$

$$\frac{\partial \hat{\mathbf{A}}_{J,j}}{\partial \phi} = \left[j\hat{\alpha}_1 e^{j\hat{\phi}_1}, \dots, j\hat{\alpha}_{K_j} e^{j\hat{\phi}_{K_j}} \right]^T \quad (31)$$

위에서 얻은 gradient 정보를 이용하여 GDM을 적용하면 다음과 같이 재머의 파형정보를 업데이트할 수 있다.

$$\theta_{new} = \theta_{old} - \lambda_\theta \frac{\partial \eta_j}{\partial \theta} \quad (32)$$

$$a_{new} = a_{old} - \lambda_a \frac{\partial \eta_j}{\partial a} \quad (33)$$

$$\phi_{new} = \phi_{old} - \lambda_\phi \frac{\partial \eta_j}{\partial \phi} \quad (34)$$

$\lambda_\theta, \lambda_a, \lambda_\phi$ 는 수렴속도를 결정하는 파라미터이다. 아래의 그림

은 본 논문에서 적용한 GDM의 순서도이다.

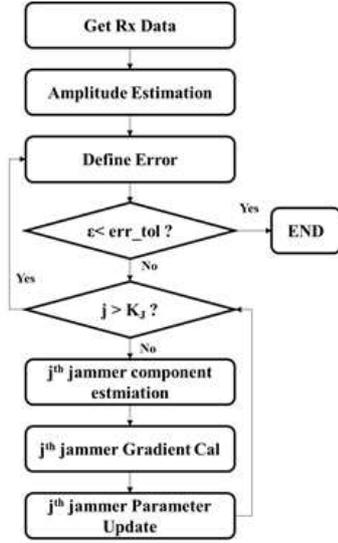


그림 7 Gradient descent 기법을 이용한 재머 입사각 재추정
Fig. 7 Re-estimation of jammer's incident angle using Gradient descent method

2.4. Range bin에서의 재머각도 재추정

본 논문에서는 다수의 snapshot을 이용하는 방법이 아닌 한 개의 sample로 공분산 행렬의 역행렬을 추정하는 방법을 이용한다. 신호 모델에서 주요한 고유값(Eigenvalue)과 고유벡터(Eigenvector)에 기반하여 공분산 역행렬을 추정한다. 추정하는 방법은 projection matrix를 이용한다.

일반적으로 레이더 수신신호 기반의 공분산 행렬은 다음과 같이 표현이 가능하다.[13]

$$\hat{\mathbf{R}}_{RB} = \mathbf{A}(\tilde{\theta}) \mathbf{B} \mathbf{A}^H(\tilde{\theta}) + \mathbf{I} \quad (35)$$

여기서 $\tilde{\theta}$ 는 range bin에서 재추정된 재머의 입사각을 의미하고 $\mathbf{A}(\tilde{\theta})$ 는 조향 행렬을 나타내고 \mathbf{I} 는 identity matrix를 나타낸다.

$$\mathbf{A}(\tilde{\theta}_n) = \exp \left(j \frac{2\pi d}{\lambda} \sin(\tilde{\theta}_n) \right), \quad n = 1, \dots, J_n \quad (36)$$

위의 식 (36)과 같이 $\mathbf{A}(\tilde{\theta}_n)$ 는 range bin에서 재머의 재추정 각도 $\tilde{\theta}$ 를 이용하여 조향 벡터를 구한 후 이를 이용해 구성된 행렬이고, \mathbf{B} 는 재머 신호의 크기 행렬을 의미 한다. 이렇게 구해진 공분산 행렬은 matrix projection을 이용하여 간단하게 공분산 행렬의 역행렬로 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\hat{\mathbf{R}}_{RB}^{-1} = \mathbf{I} - \mathbf{A}(\mathbf{B}^{-1} + \mathbf{A}^H \mathbf{A}) \mathbf{A}^H \quad (37)$$

만약 재머의 크기 B 가 충분히 크기 때문에 다음과 같이 더 간략히 표현 할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{R}}_{RB}^{-1} \approx \mathbf{I} - \mathbf{A}(\mathbf{A}^H \mathbf{A}) \mathbf{A}^H = \mathbf{P}_A^\perp \quad (38)$$

여기서 \mathbf{P}_A^\perp 는 \mathbf{A} 의 열과 직교하는 공간의 projection이다. 즉, 강한 재머신호에 의한 공분산 역행렬은 \mathbf{P}_A^\perp 로 대체되어 질 수 있다. 그러므로 range bin에서 재추정된 재머의 과정보다 재머의 입사각을 이용하여 \mathbf{A} 행렬을 구성한 후 식 (38)을 계산하면 필요한 공분산 행렬의 역행렬을 얻게 된다. 하지만 이 과정에서 행렬의 역행렬 연산은 요구되지 않고 식 (36)와 같이 \mathbf{A} 행렬의 크기는 재머 개수에 비례하기 때문에 연산 복잡도는 $O(N_s^2 N_\theta)$ 이다. N_θ 는 sample각도를 의미한다. 기존의 역행렬 계산이 배열 소자 개수에 비례하여 연산 복잡도가 $O(N^3)$ 되는 것에 비교하여 연산량이 크게 감소함을 알 수 있다.

앞에서 추정된 공분산 행렬이 재머억제 후 수신신호에 어떠한 영향을 줄지 알아보기 위하여 SINR loss를 통하여 검증한다. SINR loss는 다음과 같이 정의된다. [1] [6]

$$\mathbf{L}(\theta) = \frac{\sigma_n}{N} \frac{|\mathbf{a}^H(\theta) \hat{\mathbf{R}}_{RB}^{-1}(\theta)|^2}{\mathbf{a}^H(\theta) \hat{\mathbf{R}}_{RB}^{-1} \mathbf{R} \hat{\mathbf{R}}_{RB}^{-1} \mathbf{a}(\theta)} \quad (39)$$

σ_n 는 잡음전력의 분산을 의미하고 \mathbf{R} 은 이상적인 공분산 행렬이다. SINR loss를 통하여 추정된 공분산 행렬이 이상적인 공분산 행렬에 비하여 얼마나 성능 저하 되었는지 확인할 수 있다.

3. 시뮬레이션 결과

본 논문에서는 등간격 선형배열 (ULA: Uniform Linear Array) 구조상에서 시뮬레이션을 진행하였다. 안테나 개수 $N=20$ 이며 수신단의 noise power는 -20dB , 원신호의 $\text{SNR}=20\text{dB}$, training data의 $\text{JNR}=20\text{dB}$ 이며 위상은 랜덤하게 결정하였고, 표적의 각도 $\theta_k = [30^\circ]$, 재머의 각도는 $\theta_i = [-40^\circ, -20^\circ]$ 인 경우에 대하여 시뮬레이션 하였다.

앞서 설명한 환경에서 MPM을 이용해서 TDS에서 재머각도를 추정하고 이를 이용해서 range bin에서의 수신 신호와 함께 오차함수를 정의해서 gradient descent방법을 적용하여 range bin에서의 추정각도를 새로 구하였다. 이 추정각도를 조향 벡터에 적용한 후 matrix projection방법을 이용하여 공분산 역행렬을 추정하였다.

위의 그림 7은 추정 공분산 역행렬 적용 Normalize beamformer output 결과이다. 수신되는 재머 신호의 개수는 두 개이고 방향은 $\theta_i = [-40^\circ, -20^\circ]$ 이다. 그림 8의 beamformer output결과를 통하여 재머 신호가 들어오는 방향 $J_1 = -40^\circ$, $J_2 = -20^\circ$ 에서 nulling이 되면서 재머 신호가 억제되었음을 알

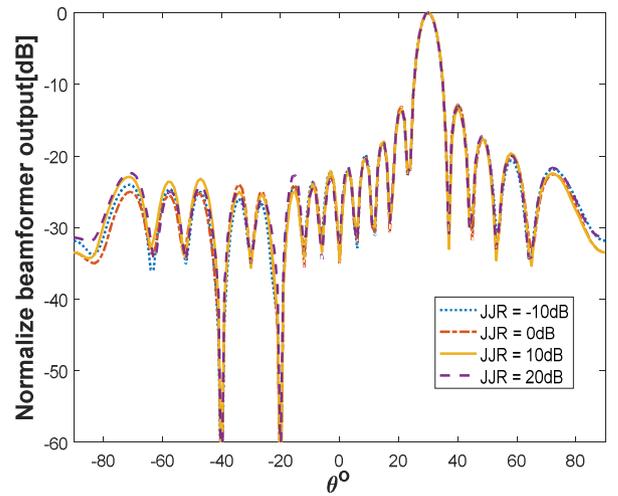


그림 8 제안된 공분산 행렬에 의한 정규화 beamformer output 결과

Fig. 8 Normalized beamformer output by the proposed covariance matrix. $JJR = -10 \sim 20 [\text{dB}]$ $\theta_j = [-20^\circ, -40^\circ]$ $\theta_s = [30^\circ]$

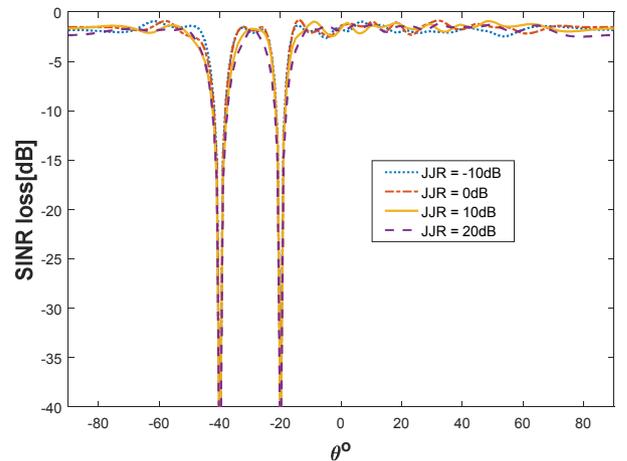


그림 9 제안된 공분산 행렬에 의한 SINR loss

Fig. 9 SINR loss by the proposed covariance matrix. $(JJR = -10 \sim 20 [\text{dB}])$ $\theta_j = [-40^\circ, -20^\circ]$ $\theta_s = [30^\circ]$

수 있고 PSLL (Peak Side Lobe) 또한 -10dB 이하로 정상적인 수치임을 알 수 있었다. 또한 그림 9의 SINR loss를 통하여 재머 신호의 방향에서의 억제성능을 확인할 수 있다. 재머 수신신호 방향 J_1, J_2 에서의 nulling이 되어 억제된 신호의 크기와 PSLL의 정확한 크기 과의 비교를 위하여 그림 10은 기존의 LSMI방법일 때, 그림 11은 제안된 방법을 적용하였을 경우를 나타내었다. 그림 10과 그림 11에서 다이아몬드 마커는 빔의 조향한 방향에서의 정규화된 크기를 나타낸다. 그림 10에서 TDS에 비해 range bin에서 큰 전력의 재머신호가 입사되면 SINR이 감소하여 억제성능

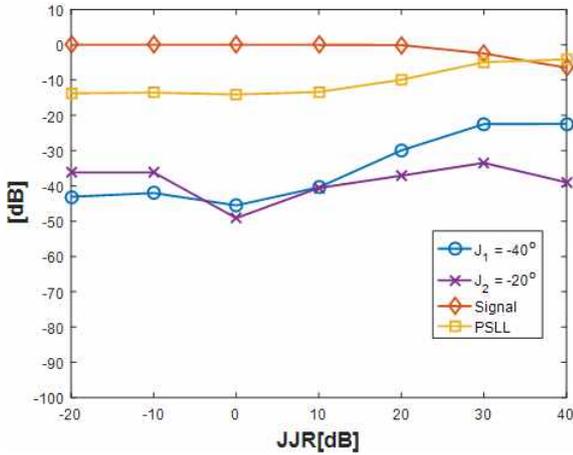


그림 10 기존 ABF 적용에 따른 성능
 Fig. 10 Performances by the conventional ABF

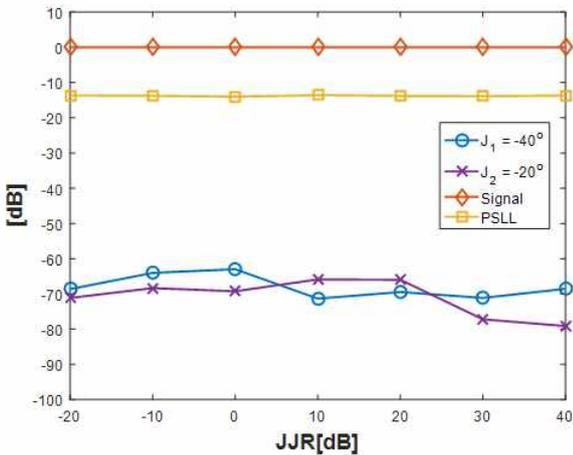


그림 11 제안된 공분산 행렬에 의한 성능
 Fig. 11 Performances by the ABF with the proposed covariance matrix

이 저하됨을 알 수 있다. 또한, 재밍 억제성능의 열화로 부엽의 크기가 JJR에 비례해서 증가하고 있음을 확인하였다. 이에 반해 그림 11에서 제안한 추정 공분산을 이용한 재밍 억제성능은 JJR의 크기와 상관없이 유효하게 동작을 하고 있음을 알 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서 기존의 stationary 재밍 환경이 아닌, 재밍의 크기 정보가 PRI내에서 변동하는 환경에서의 재밍 억제 방법에 대한 알고리즘을 제안하였다. 수신기와 재밍의 거리가 매우 멀다는 가정하에 재밍의 입사각은 변동이 없다고 가정했을 때, 전기적으로 제어되는 재밍 파형정보가 변동을 하게 되면 기존의 ABF 기법으로는 SINR loss의 문제나 beamformer output의 문제가 발

생함을 시뮬레이션 결과로 확인 하였다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 MPM을 이용해서 TDS에서 재밍 입사각을 추정하고 이를 이용해서 range bin에서의 수신 신호기반의 오차함수를 정의해서 gradient descent방법을 적용하여 range bin에서의 추정각도를 새로 구하였다. 이 추정각도를 조향 벡터에 적용한 후 matrix projection방법을 이용하여 새로운 공분산의 역행렬을 추정하였다. 이때 공분산의 역행렬 연산은 재밍의 수에 비례하는 행렬의 곱으로 표현이 되어 연산량의 증가가 크지 않다는 점을 알 수 있다. 제안한 방법으로 추정된 공분산 역행렬을 적용한 beamformer output과 SINR loss의 성능이 재밍의 크기가 큰 폭으로 변해도 원하는 성능이 나왔음을 시뮬레이션 결과로 검증하였다.

감사의 글

이 논문은 2015년도 광운대학교 교내학술연구비 지원에 의해 연구되었음.

References

- [1] Wirth, Wulf-Dieter. Radar techniques using array antennas. Vol. 10. IET, 2001.
- [2] Skolnik, Merrill I. "Introduction to radar." Radar Handbook 2 (1962).
- [3] Stimson, George W. Introduction to airborne radar. SciTech Pub., 1998.
- [4] Song, H., et al. "Null broadening with snapshot-deficient covariance matrices in passive sonar." IEEE journal of Oceanic Engineering 28.2 (2003): 250-261.
- [5] Frenkel, Daan, and Berend Smit. Understanding molecular simulation: from algorithms to applications. Vol. 1. Academic press Library in Signal Processing, 2001.
- [6] Vorobyov, Sergiy A. "Principles of minimum variance robust adaptive beamforming design." Signal Processing 93.12 (2013): 3264-3277.
- [7] B. Widrow, P.E. Mantey, J.L. Griffiths, B.B. Goode, Adaptive antenna systems, Proceeding of the IEEE 55 (December) (1967) 2143-2159.
- [8] H.L. Van Trees, Optimum Array Processing, Wiley, NY, 2002.
- [9] B. Widrow, S.D. Stearns, Adaptive Signal Processing, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1985.
- [10] Reed, Irving S., John D. Mallett, and Lawrence E. Brennan. "Rapid convergence rate in adaptive arrays." IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 6 (1974): 853-863.

- [11] Sarkar, Tapan K., and Odilon Pereira. "Using the matrix pencil method to estimate the parameters of a sum of complex exponentials." IEEE Antennas and Propagation Magazine 37.1 (1995): 48-55.
- [12] F. Vincent and O. Besson. "Steering vector errors and diagonal loading." GD
- [13] LNickel, Ulrich. Principles of adaptive array processing. FGAN-FHR RESEARCH INST FOR HIGH FREQUENCY PHYSICS AND RADAR TECHNIQUES WACHTBERG (GERMANY), 2006.
- [14] Bliss, D. W., and K. W. Forsythe. "Multiple-input multiple-output (MIMO) radar and imaging: degrees of freedom and resolution." Signals, Systems and Computers, 2004. Conference Record of the Thirty-Seventh Asilomar Conference on. Vol. 1, IEEE, 2003.
- [15] Miller, Morzingo. "Introduction to adaptive arrays." (1980).
- [16] Kang-In Lee, Wonjune Kang, Hoon-Gee Yang, Wonzoo Chung, Jong Mann Kim, Young-Seek Chung "DOD/DOA Estimation for Bistatic MIMO Radar Using 2-D Matrix Pencil Method", The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science 25(7), 2014.7, 782-790 (9 pages)
- [17] Kang-In Lee, Ho-Jun Yoon, Jong-Mann Kim, Young-Seek Chung. "Jammer suppression for Phased array radar based on Matrix Pencil Method." The Korean Institute of Electrical Engineers



정 용 식 (Young-Seek Chung)

1989년 서울대학교 전기공학과(공학사). 1991년 서울대학교 전기공학과(공학석사). 2000년 서울대학교 전기공학과(공학박사). 2003년~2006년 명지대학교 통신공학과 조교수. 2006년~현재 광운대학교 전자융합공학과 교수. 주 관심분야 : 레이더 신호 처리, 전자파 수치해석 및 EMI/EMC.

저 자 소 개



윤 호 준 (Ho-Jun Yoon)

2015년 광운대학교 전자통신공학과(공학사).
2015년~현재 광운대학교 전파공학과 석사과정 재학 중.
주 관심분야: 능동 위상 배열 시스템, 컴포멀 배열, 레이더 신호처리.



이 강 인 (Kang-In Lee)

2011년 광운대학교 전자공학과(공학사).
2011년~현재 광운대학교 전파공학과 석·박사과정 재학 중.
주 관심분야: 능동 위상 배열 시스템, 레이더 신호처리.