

간섭 부공간 추출에 기초한 계산이 간단한 적응 빔 형성 기법

Computationally Efficient Adaptive Beamforming Method Based on Interference Subspace Extraction

최 양 호*
Choi, Yang-Ho

Abstract

This paper addresses a computationally simple adaptive beamforming method to cancel interferences arriving onto a sensor array. In the proposed method, an estimate of the interference subspace is extracted from a submatrix of the sample covariance matrix and an orthonormal basis for the estimated subspace is efficiently found, one basis vector being updated every sample. Its computational burden is just $O(M\eta)$ in an M -sensor array when η directional signals are present. The new method does not make any premises of the geometrical structure of arrays, and can be applied to arbitrary arrays.

키워드 : 적응 빔 형성, 간섭 부공간, 벡터의 직교화

Keywords : *Adaptive beamforming, interference subspace, orthonormalization of vectors*

1. 서론

적응 빔 형성기(adaptive beamformer)는 센서 어레이(sensor array)에 도래하는 간섭신호를 제거하고 원하는 신호(desired signal)의 수신품질을 좋게 할 수 있어, 통신, 레이더(radar), 소나(sonar), 의료 영상 등 널리 응용되어 왔다[1]. 각 센서에 수신된 신호를 가중하고 이들을 결합하여 어레이 출력을 얻는다. 원하는 신호에 대한 조향벡터(steering vector)를 이용하여 출력 단에서 SINR(signal-to-interference plus noise ratio)을 최대로 하도록 빔 형성기를 동작 시킬 수 있다.

M 개의 센서를 가지는 어레이에서는 가중벡터(weight vector) 측면에서 M 차원 공간을 형성한다. 이 공간을 신호 부공간(signal subspace)과 이와 직교하는 잡음 부공간(noise subspace)으로 나

눌 수 있다. 신호 부공간은 도래하는 신호에 대한 방향 벡터를 기저(basis)로 갖는 공간이다. DMI(direct matrix inversion) 방식[1-3]에서는 수신신호 상관행렬(correlation matrix)을 추정하고-추정한 행렬을 샘플행렬(sample matrix)이라 부른다-이를 역행렬 변환하여 가중벡터를 얻는다. DMI 처럼 M 차원 전(全) 공간에서 가중벡터를 구하는 것보다 신호 부공간(signal subspace)을 추정하고 이 부공간 내에서 가중벡터를 구하면 수렴속도를 빠르게 할 수 있다[3][4]. 상관 행렬을 고유분해(eigen-decomposition) 하여 신호 부공간을 알 수 있다. 그러나 행렬을 고유분해 하는 것은 그 계산이 복잡해지고, 특히 M 이 큰 경우, 많은 계산량을 요구한다.

본 논문에서는 수신신호 벡터를 간섭 널 공간(interference-null space)에 투사하여 간섭을 제거하는 빔 형성 기술을 제시한다. 간섭 부공간(interference subspace)은 샘플행렬의 일부를 이용하면서, 매 샘플마다 하나의 기저 벡터(basis

* 강원대학교 전자통신전공 교수, 공학박사, 교신저자

vector)만을 갱신하여 효과적으로 추정된다. 기존의 INSP(interference-null space projection) 방식 [5]보다 계산이 간단하며, 특히 간섭의 수가 많을 수록 계산량 면에서의 이점이 우수하다.

2. 적응 어레이 시스템

2.1 신호 모델링

M 개로 구성된 센서에 하나의 원하는 신호와 J 개의 간섭 신호가 각각 $\theta_d, \theta_1, \dots, \theta_J$ 방향으로부터 도래한다. 전체 도래하는 신호 수 η 는 $\eta = J+1$ 이다. 어레이에 수신된 신호는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{s}_d(t)\mathbf{a}(\theta_d) + \sum_{j=1}^J \mathbf{a}(\theta_j)\mathbf{s}_j(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

여기서 $\mathbf{s}_d(t)$, $\mathbf{s}_j(t)$ 는 각각 원하는 신호, j 번째 간섭신호의 복소 포락선(complex envelope), $\mathbf{a}(\theta)$ 는 도래각 θ 에 대한 어레이 응답벡터, $\mathbf{n}(t)$ 는 잡음벡터이다. 표가의 간편함을 위해

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta}_I &= \{\theta_1, \dots, \theta_J\} \\ \mathbf{s}_j(t) &= [s_{j1}(t), \dots, s_{jT}(t)]^T \\ \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_I) &= [\mathbf{a}(\theta_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_J)] \\ \mathbf{A}_{d+1} &= [\mathbf{a}(\theta_d), \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_I)] \end{aligned}$$

와 같이 정의한다. T 는 행렬의 전치를 의미한다. 이러한 표기를 이용하여 (1)의 수신신호벡터를 다음처럼 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{s}_d(t)\mathbf{a}(\theta_d) + \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_I)\mathbf{s}_I(t) + \mathbf{n}(t) \quad (2)$$

잡음은 평균이 0, 분산이 σ^2 인 랜덤 프로세스(random process)로, $\mathbf{n}(t)$ 에 대한 상관행렬 \mathbf{R}_n 은

$$\mathbf{R}_n = E[\mathbf{n}(t)\mathbf{n}^H(t)] = \sigma^2 \mathbf{I}$$

와 같이 주어진다. 여기서 E 는 기대치(expectation), H 는 Hermitian 연산(complex conjugate)을 의미하고, \mathbf{I} 는 단위행렬이다. 원하는 신호는 간섭신호와 상관되어 있지 않다고 가정한다. 이때 수신신호에 대한 공분산 행렬은 \mathbf{R}_x 는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_x &= E[\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^H(t)] \\ &= \mathbf{p}_d\mathbf{a}(\theta_d)\mathbf{a}^H(\theta_d) + \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_I)\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H(\boldsymbol{\theta}_I) + \sigma^2 \mathbf{I} \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 $\mathbf{p}_d = E[s_d(t)s_d^*(t)]$, $(\cdot)^*$ 는 켈레복소수 연산, $\mathbf{R}_s = E[\mathbf{s}_I(t)\mathbf{s}_I^H(t)]$ 이다.

2.2 최적 어레이 및 빔 형성 시스템

적응 어레이는 각 센서에 수신된 신호를 가중하여 출력 $\mathbf{y}(t)$ 를 생성 한다:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(t) \quad (4)$$

\mathbf{w} 는 가중벡터이다. 출력에서 SINR은

$$\text{SINR} = \frac{\mathbf{p}_d |\mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta_d)|^2}{\mathbf{w}^H \mathbf{R}_{I+n} \mathbf{w}} \quad (5)$$

과 같다. 여기서 \mathbf{R}_{I+n} 은 간섭과 잡음에 대한 공분산 행렬로

$$\mathbf{R}_{I+n} = \mathbf{R}_I + \sigma^2 \mathbf{I}$$

이고 \mathbf{R}_I 는 $\mathbf{R}_I = \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_I)\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H(\boldsymbol{\theta}_I)$ 이다. SINR을 최대로 하는 최적 가중벡터는 아래와 같이 구해진다.

$$\mathbf{w}_{opt} = \mu \mathbf{R}_{I+n}^{-1} \mathbf{a}(\theta_d) \quad (6)$$

μ 는 스칼라 인자로 (5)에서 어떤 스칼라 인자를 곱해도 SINR은 변하지 않는다. \mathbf{R}_x 가 (3)과 같이 주어지면, (6)에서 \mathbf{R}_{I+n} 대신 \mathbf{R}_x 를 대입해도 SINR은 최대가 되며, 따라서 최적 가중벡터 (7)과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{w}_{opt} = \mu \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{a}(\theta_d) \quad (7)$$

원하는 신호의 도래 방향으로 어레이 응답을 1로 제한하면 스칼라 인자 μ 는 $\mu = 1/\mathbf{a}^H(\theta_d)\mathbf{R}_x^{-1}\mathbf{a}(\theta_d)$ 와 같이 정해진다.

\mathbf{R}_x 는 Hermitian 행렬로 positive definite 하다. 이 행렬을 고유분해하면

$$\mathbf{R}_x = \sum_{m=1}^M \lambda_m \mathbf{e}_m \mathbf{e}_m^H = \mathbf{E} \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{E}^H \quad (8)$$

와 같이 쓸 수 있고, 여기서 λ_m , \mathbf{e}_m 은 \mathbf{R}_x 의 m 번째 고유치, 고유벡터 이고,

$$\begin{aligned} \mathbf{E} &= [\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_M] \\ \boldsymbol{\Lambda} &= \text{diag}[\lambda_1, \dots, \lambda_M] \end{aligned}$$

이다. 고유벡터 행렬의 각 열은 서로 직교한다. 다시 말하면, $\mathbf{E}^H \mathbf{E} = \mathbf{I}$. 식 (6)에서 고유치는 크기의 내림차순으로 배열되어 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M$ 이다. 도래하는 η 개 신호에 코히런트(coherent) 신호가 없다면, 고유치 중 η 개는 σ^2 보다 크고 나머지는 σ^2 과 같다. 즉,

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{J+1} > \sigma^2$$

$$\lambda_{J+2} = \dots = \lambda_M = \sigma^2$$

이에 따라 \mathbf{R}_x 의 고유분해를 나누어서 다음처럼 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{E} \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{E}^H = \mathbf{E}_s \boldsymbol{\Lambda}_s \mathbf{E}_s^H + \mathbf{E}_n \boldsymbol{\Lambda}_n \mathbf{E}_n^H \quad (9)$$

여기서

$$\mathbf{E}_s = [\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_{J+1}]$$

$$\mathbf{E}_n = [\mathbf{e}_{J+2}, \dots, \mathbf{e}_M]$$

$$\boldsymbol{\Lambda}_s = \text{diag}[\lambda_1, \dots, \lambda_{J+1}]$$

$$\boldsymbol{\Lambda}_n = \text{diag}[\lambda_{J+2}, \dots, \lambda_M]$$

\mathbf{E}_s 의 열 벡터(column vector)가 생성하는 공간은 \mathbf{A}_{d+1} 의 열 벡터가 생성하는 공간과 같으며, 이 공간을 신호 부공간이라 부른다. 그리고 \mathbf{E}_n 의 열 벡터가 생성하는 공간을 잡음 부공간(noise subspace)이라 한다.

벡터 $\mathbf{a}(\theta_d)$ 는 신호 부공간에 놓여 있어 $\mathbf{E}_n^H \mathbf{a}(\theta_d) = \mathbf{0}$ 이다. 식 (9)를 (7)에 대입하고, $\mathbf{a}(\theta_d)$

는 잡음공간과 직교함을 이용하면

$$\mathbf{w}_{opt} = \mu \mathbf{E}_s \mathbf{A}_s^{-1} \mathbf{E}_s^H \mathbf{a}(\theta_d) \quad (10)$$

와 같이 최적 벡터를 나타낼 수 있다. 식 (10)은 최적 가중벡터는 신호 부공간에 놓여 있음을 보여 준다.

실제의 경우, 상관행렬 \mathbf{R}_x 는 알려져 있지 않고, 데이터 샘플로부터 이를 추정하여야 한다. N 개의 데이터 샘플이 가용하다면 \mathbf{R}_x 는

$$\mathbf{R}_x(N) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n) \quad (11)$$

와 같이 추정할 수 있다. DMI 방식에서는 (7)에 기초하여 $\mathbf{R}_x(N)$ 의 역행렬을 구하고 이에 조향벡터(steering vector) $\mathbf{a}(\theta_d)$ 를 곱해 가중벡터를 얻는다[1-3]. 고유분해 방식에서는 $\mathbf{R}_x(N)$ 의 역행렬을 구하는 대신 고유분해하여 \mathbf{E}_s , \mathbf{A}_s 를 추정하고 (10)에 의거하여 가중벡터를 구한다[3][4].

3. 간섭 신호 부공간 추출 및 가중 벡터

3.1 간섭신호 부공간 추출

$M \times M$ 행렬의 역행렬을 구하거나 고유분해 하는 데 $O(M^3)$ 의 곱셈이 필요하여, DMI 방식이나 고유분해 방식은 그 계산이 복잡하다. \mathbf{R}_x 의 일부로부터 간섭신호 부공간- $\mathbf{A}(\theta_I)$ 의 열공간(column space)-을 추출하여 이를 이용하면 계산량을 절감할 수 있다[5].

\mathbf{R}_x 의 앞에서 η 개의 열로 구성되는 $M \times \eta$ 행렬을 \mathbf{R}_η 로 표시한다. 간섭 부공간의 추출 원리를 쉽게 보기 위해, 잠깐 동안 \mathbf{R}_η 에 잡음 성분은 없다고 가정하자. 이때, \mathbf{R}_η 을 (12)처럼 쓸 수 있다.

$$\mathbf{R}_\eta = \mathbf{p}_d \mathbf{a}(\theta_d) \mathbf{a}_\eta^H(\theta_d) + \mathbf{A}(\theta_I) \mathbf{R}_\eta \mathbf{A}_\eta^H(\theta_I) \quad (12)$$

여기서 $\mathbf{a}_\eta(\theta_d)$ 는 $\mathbf{a}(\theta_d)$ 의 처음 η 개의 요소로 구성되는 벡터, $\mathbf{A}_\eta(\theta_I)$ 는 $\mathbf{A}(\theta_I)$ 의 처음 η 개의 열로 구성되는 행렬이다. 식 (12)에서 보듯이 \mathbf{R}_η 은 원하는 신호와 간섭 성분을 가지고 있으며, 원하는 신호 성분을 제거하면 간섭 부공간을 추출할 수 있다. \mathbf{R}_η 에서 원하는 신호 성분만을 자세히 쓰면

$$\mathbf{p}_d \mathbf{a}(\theta_d) \mathbf{a}_\eta^H(\theta_d) = \mathbf{p}_d [\mathbf{a}_{d1}^* \mathbf{a}(\theta_d), \dots, \mathbf{a}_{d\eta}^* \mathbf{a}(\theta_d)]$$

여기서 \mathbf{a}_{dm}^* 은 $\mathbf{a}(\theta_d)$ 의 m 번째 요소이다. \mathbf{R}_η 로부터 원하는 신호 성분을 제거한 행렬을 $\mathbf{R}^{(d)}$ 로 표시하자. $\mathbf{R}^{(d)}$ 는 $M \times J$ 행렬로, i 번째 열 $\mathbf{r}_i^{(d)}$ 는 다음처럼 구해진다[5].

$$\mathbf{r}_i^{(d)} = \mathbf{r}_{xi} - \frac{\mathbf{a}_{di}^*}{\mathbf{a}_{d(i+1)}^*} \mathbf{r}_{x(i+1)} \quad (13)$$

여기서 \mathbf{r}_{xj} 는 \mathbf{R}_η 의 j 번째 열이다. $\mathbf{r}_i^{(d)}$ 는 원하는 신호 성분을 포함하고 있지 않고 $\mathbf{A}(\theta_I)$ 열들의 선

형결합으로 주어짐을 쉽게 확인할 수 있다. $M \times J$ 행렬 $\mathbf{R}^{(d)}$ 의 각 열은 간섭 부공간을 생성한다. 가중벡터를 이에 직교하면서 신호 부공간에 놓여 있도록 아래와 같이 구한다.

$$\mathbf{w} = c \mathbf{P}_M^+ \mathbf{a}(\theta_d)$$

여기서 c 는 스칼라 인자를 나타내며, $\mathbf{P}_M^+ = \mathbf{I} - \mathbf{P}_M$ 이고 \mathbf{P}_M 은 M 의 열 공간으로 투사하는 투사행렬(projection matrix)이다.

3.2 가중벡터 계산

\mathbf{R}_η 의 추정 $\mathbf{R}_\eta(N)$ 은 (11)에 주어진 $\mathbf{R}_x(N)$ 의 앞의 η 개의 열로 구성된다. $\mathbf{R}^{(d)}$ 의 추정을 $\mathbf{R}^{(d)}(N)$ 으로 나타낸다. 기존의 INSP 방식[5]에서는 샘플이 갱신될 때마다 $\mathbf{R}^{(d)}(N)$ 의 모든 열을 직교정규화(orthonormalization)[6]하는데, 이에 $O(MJ^2)$ 의 계산량이 소요된다. 이 계산량은 역행렬 변환 또는 고유분해에 필요한 $O(M^3)$ 보다는 작지만, 간섭의 수가 크다면 계산이 복잡해지는 문제가 있다.

k 번째 샘플에서 간섭 구공간에 대한 추정 기저 벡터 행렬을 \mathbf{Q}_k 라 하자. \mathbf{Q}_k 의 각 열은 직교정규화되어 있다. 제안방식에서는 다음 $k+1$ 번째 샘플에서 $\mathbf{R}^{(d)}(k+1)$ 의 열중 하나만을 이용하여 \mathbf{Q}_{k+1} 을 구한다. n 번째 샘플에서 이용하는 열은 L_n 번째 열로, L_n 은

$$L_n = n \bmod J$$

와 같이 정의되고 mod는 modulo 연산을 의미한다. \mathbf{Q}_{k+1} 는 \mathbf{Q}_k 의 L_{k+1} 번째 열만 다르고 다른 열은 같다. 다시 말하면 \mathbf{Q}_k 에서 L_{k+1} 번째 열만 갱신된다. \mathbf{Q}_k 에서 L_{k+1} 번째 열을 제거한 $M \times J-1$ 행렬을 $\bar{\mathbf{Q}}_k$ 라 하자:

$$\bar{\mathbf{Q}}_k = [\mathbf{q}_{k1}, \dots, \mathbf{q}_{kL_{k+1}-1}, \mathbf{q}_{kL_{k+1}+1}, \dots, \mathbf{q}_{kJ}] \quad (14)$$

여기서 \mathbf{q}_{ki} 는 \mathbf{Q}_k 의 i 번째 열을 나타낸다. \mathbf{Q}_{k+1} 의 갱신된 열 $\mathbf{q}_{(k+1)L_{k+1}}$ 은 다음처럼 구한다.

$$\mathbf{q}_{(k+1)L_{k+1}} = \frac{\mathbf{q}'_{(k+1)L_{k+1}}}{\|\mathbf{q}'_{(k+1)L_{k+1}}\|} \quad (15)$$

$$\mathbf{q}'_{(k+1)L_{k+1}} = \mathbf{r}_{L_{k+1}}^{(d)}(k+1) - \bar{\mathbf{Q}}_k \bar{\mathbf{Q}}_k^H \mathbf{r}_{L_{k+1}}^{(d)}(k+1) \quad (16)$$

여기서 $\|\cdot\|$ 는 Euclidean norm, $\mathbf{r}_i^{(d)}(n)$ 은 $\mathbf{R}^{(d)}(n)$ 의 i 번째 열을 나타낸다.

편의상, 가중벡터에서의 스칼라 인자 c 는 나중에 고려하고 c 가 없는 가중벡터를 \mathbf{w}' 으로 표시한다. $k+1$ 번째 샘플에서 가중벡터 \mathbf{w}'_{k+1} 는 (17)과 같이 표현된다.

$$\mathbf{w}'_{k+1} = \mathbf{a}(\theta_d) - \mathbf{Q}_{k+1} \mathbf{Q}_{k+1}^H \mathbf{a}(\theta_d) \quad (17)$$

$\mathbf{Q}_{k+1} \mathbf{Q}_{k+1}^H$ 은 다음처럼 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{Q}_{k+1} \mathbf{Q}_{k+1}^H = \mathbf{Q}_k \mathbf{Q}_k^H - \mathbf{q}_{kL_{k+1}} \mathbf{q}_{kL_{k+1}}^H + \mathbf{q}_{(k+1)L_{k+1}} \mathbf{q}_{(k+1)L_{k+1}}^H \quad (18)$$

식 (18)을 (17)에 대입하면 아래와 같이 주어진다.

$$\mathbf{w}'_{k+1} = \mathbf{a}(\theta_d) - \mathbf{Q}_k \mathbf{Q}_k^H \mathbf{a}(\theta_d) + \alpha_k \mathbf{q}_{kL_k} - \alpha_{k+1} \mathbf{q}_{(k+1)L_{k+1}}$$

여기서 $\alpha_n = \mathbf{q}_{kL_n}^H \mathbf{a}(\theta_d)$ 이다. $\mathbf{w}'_k = \mathbf{a}(\theta_d) - \mathbf{Q}_k \mathbf{Q}_k^H \mathbf{a}(\theta_d)$ 이므로

$$\mathbf{w}'_{k+1} = \mathbf{w}'_k + \alpha_k \mathbf{q}_{kL_k} - \alpha_{k+1} \mathbf{q}_{(k+1)L_{k+1}} \quad (19)$$

와 같이 쓸 수 있다. 원하는 신호의 도래방향으로 단위이득 조건, $\mathbf{w}_{k+1}^H \mathbf{a}(\theta_d) = 1$ 을 적용하면 가중벡터는

$$\mathbf{w}_{k+1} = \frac{1}{\mathbf{w}'_{k+1}^H \mathbf{a}(\theta_d)} \mathbf{w}'_{k+1} \quad (20)$$

같이 주어진다.

제안방식에서 가중벡터 갱신에 필요한 주요 항목별 계산량을 보면,

- $\mathbf{R}_w(k+1)$: $O(M\eta)$
- $\mathbf{q}_{(k+1)L_{k+1}}$: $O(M\eta)$
- α_{k+1} : M

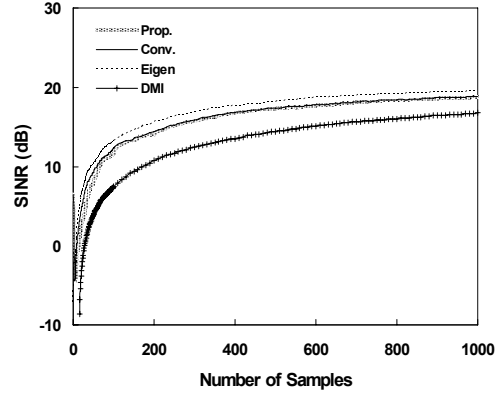
과 같고, 전체적으로 $O(M\eta)$ 이다. 제안 방식은 기존의 INSP 방식에 비해 계산량을 절감할 수 있으며, 절감되는 효과는 간섭신호 수가 클수록 증가한다.

4. 시뮬레이션

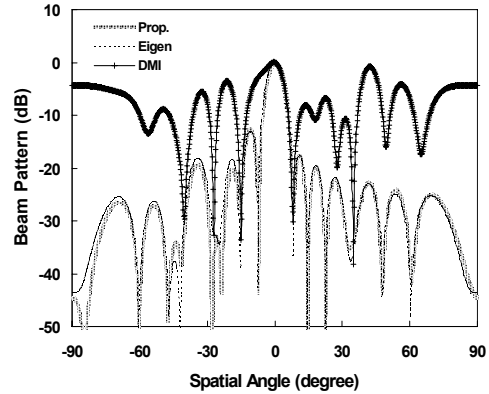
16개의 센서가 일직선상에 같은 간격으로 놓여 있는 ULA(uniform linear array)를 이용하여 제안 방식, 기존의 INSP, 고유분해 방식, DMI에 대한 성능을 분석하였다. 원하는 신호의 도래각은 $\theta_d = 0^\circ$, SNR(signal-to-noise ratio)은 10 dB 이다. 5개의 간섭신호가 $8^\circ, -27^\circ, 35^\circ, -40^\circ, -15^\circ$ 방향으로부터 어레이에 도래하며, 각 간섭신호 세기는 같다. 어레이 출력단에서의 SINR은 그 평균 값을 구하기 위해 100번의 독립적인 시행을 실시하였다.

그림 1은 INR(interference-to-noise ratio)이 10 dB로 SNR과 같을 때의 성능을 나타낸다. 그림 1(a)에서는 평균 SINR을 샘플 수 N 의 함수로 보여준다. 제안방식은 기존의 INSP와 실질적으로 같은 성능을 보인다. 고유분해 방식과 비교하면 약간의 성능 저하를 보이나 그 차이는 매우 작다. 예를 들어 $N=1000$ 일 때, 그 차이는 0.7 dB에 불과하다. DMI 방식은 고유분해방식에 비해 수렴속도가 느리다는 것은 잘 알려져 있다[3][4]. 그림은 이의 사실과 일치한다. 그림 1(b)는 $N=1000$ 에서의 어레이 패턴을 보여준다. 기존 INSP의 패턴은 생략했는데, 그림에 있는 제안방식의 패턴과 매우 유사하다. 세 방식 모두 간섭 신호가 도래하는 방향으

로 패턴 널(null)을 형성하여 이의 수신을 억제하고 있다. 제안방식과 고유분해 방식은 비슷한 모양을 보이고, 작은 부 로브(sidelobe)를 나타낸다. 그러나 DMI 방식은 큰 부 로브를 보이는 데, DMI의 가중벡터는 부 공간에 기초한 가중벡터에 비해 상대적으로 큰 잡음 공간 성분을 가지기 때문이다.



(a)



(b)

그림 1 INR=10dB 일 때의 성능
(a) SINR (b) 빔 패턴

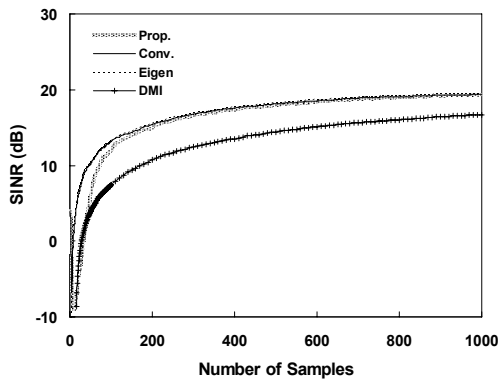
그림 2는 INR이 20 dB인 경우이다. 그림 2(a)의 SINR 성능을 보면, 기존 INSP의 성능은 고유분해 방식과 거의 일치하여 두 SINR 곡선이 중복된 것처럼 보인다. N 이 작을 때, 제안방식은 기존방식에 비해 수렴속도가 느려 성능차이를 보이지만 N 이 140 보다 크면 그 차이는 0.5 dB 보다 작게 된다. $N=1000$ 일 때 제안방식과 고유분해 방식 간 차이는 0.1 dB에 불과하다. 두 방식 간 차이가 INR=10 dB 일 때 0.7에서 0.1로 감소했는데, 이는 INR이 20 dB로 커짐에 따라 제안방식, 고유분해 방식 모

두에서 간섭 방향으로 그림 1인 경우 보다 더 깊은 널을 형성하도록 빔 형성기가 동작하고 있음을 암시한다. 그림 2(b)의 $N=1000$ 에서의 패턴은 이러한 사실은 보여준다. 예를 들어, 도래각 8° 에서, 제안방식의 어레이 응답을 보면 그 값이 INR이 10, 20dB 일 때 각각 -28dB, -30dB, 고유분해 방식인 경우 -39dB, -40dB로 널 깊이가 증가했음을 나타낸다.

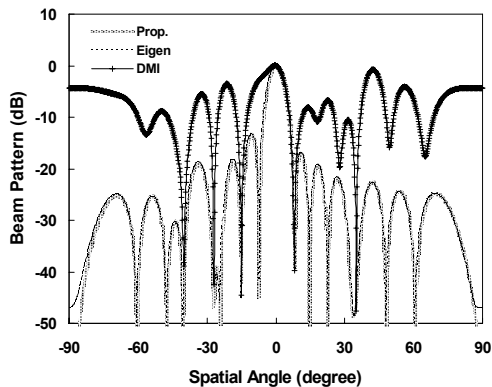
제안방식과 기존방식은 샘플의 수 N 이 작지 않다면 거의 같은 성능을 보여주었다. 제안 방식에서 어레이의 어떤 특별한 기하학적 구조를 전제하지 않고 있으며, 따라서 임의의 기하학적 구조를 갖는 어레이에 제안방식을 적용할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] L. C. Godara, "Application of antenna arrays to mobile communications-Part II: Beamforming and DOA considerations," *Proc. IEEE*, vol. 85, No. 8, pp. 1195-1247, Aug. 1997.
- [2] R. A. Monzingo and T. A. Miller, *Introduction to Adaptive Arrays*. New York: Wiley, 1980.
- [3] L. Chang and C.-C. Yeh, "Performance of DMI and eigenspace-based beamformers," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. AP-40, pp. 1336-1347, Nov. 1992.
- [4] S.-J. Yu and J.-H. Lee, "Statistical performance of eigenspace-based adaptive array beamformers," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 44, no. 5, pp. 665-671, May 1996.
- [5] Y.-H. Choi, "Interference subspace approximation based adaptive beamforming in the presence of a desired signal," *IEE Proc. Radar, Sonar and Navig.*, Vol. 152, No. 4, pp.232-238, Aug. 2005.
- [6] B. Noble and J. Daniel, *Applied Linear Algebra*. New Jersey: Prentice-Hall, 1988.



(a)



(b)

그림 2 INR=20dB 일 때의 성능

(a) SINR (b) 빔 패턴

5. 결론

간섭 신호 부공간 추출에 기초하여 가중벡터 계산을 간단히 할 수 있는 빔 형성 기법을 제안하였다. 제안방식에서는 매 샘플마다, 간섭 부공간의 추정 기저 중에서 하나의 기저 벡터만을 효율적으로 갱신하여 가중벡터를 구하며, 그 계산량은 $O(M\eta)$ 로 매우 작다. 시뮬레이션 결과에 따르면