

Eigenanalysis 방식의 적용 SLC(sidelobe canceller) 시스템의 적용에 따른 성능향상 및 RLS 방식과의 비교에 관한 연구

A Study on Performance Improvement of Adaptive SLC System Using Eigenanalysis Method and Comparing with RLS Method

정신철*, 김세연**, 이병섭*

Sin-chul Jung*, Se-Yon Kim**, and Byung-Seub Lee*

요약

본 논문에서는 가중치 벡터를 계산하기 위하여 고유벡터와 고유값을 이용하는 Eigencanceller 방식의 성능을 평가하였다. Eigencanceller는 범 패턴에 대한 제한조건들은 유지한 채 잡음이나 간섭신호에 대한 효과적인 제거를 제공한다. 그리고 Eigencanceller는 배열입력으로 간섭신호와 잡음이 수신되는 경우, 그리고 희망신호, 간섭신호 그리고 잡음이 수신되는 경우에 따라 각각 제한조건들이 달라지게 되고 최적의 가중치에 대한 해도 달라진다. 각각의 경우에 가중치 벡터에 대한 정상상태에서의 분석을 통해서 희망 신호의 유, 무에 관계없이 최적의 가중치 벡터에 대한 식들은 모두 동일하게 간섭신호에 직교하는 부공간(subspace)으로의 희망신호의 사영의 형태로 간략화 됨을 수식으로 증명하였다. 그리고 Eigencanceller구조가 RLS(Recursive Least-Square)방식보다도 우수한 성능을 보임을 수학적인 분석과 시뮬레이션을 통해 살펴보았다.

Abstract

In this paper, we study the performance of eigencanceller which use a eigenvector and eigenvalue in order to update a weighter vector. Eigencanceller can suppress directional interferences and noise effectively while maintaining specified beam pattern constraints. The constraints and optimal weight vector of eigencanceller vary by using interference and noise or desired signal, interference signal and noise as array input signal.

From the analysis results in the steady state, We show that weight vectors in each case are simplified the form of projection equation that belongs to desired subspace orthogonal to interference subspace and eigencanceller has the better performance than RLS method through mathematical analysis and simulation.

I. 서 론

신호를 수신하는 시스템은 일반적으로 안테나의

부엽(sidelobe)을 통해 재머(Jammer) 신호, 간섭 신호와 잡음 등을 수신하게 되어 SNR의 저하를 가져오게 된다. 이러한 SNR의 저하는 다중경로 환경이나 변화하는 간섭 환경에서 더욱더 증가한다. 그러

* 한국항공대학교 항공통신정보공학과(Dept. of Telecomm. & Inform. Eng., Hankuk Aviation University)

** 한국항공우주산업 연구소

· 논문번호 : 2001-2-1

· 접수일자 : 2001년 5월 24일

므로 탐색 레이더 시스템에서 안테나의 부엽으로 수신되는 간섭 신호의 억압은 간섭이 많은 환경에서 높은 SNR을 얻기 위해 중요하다. 즉, 탐색 레이더는 안테나의 방위각이 옮더라도, 안테나 방사 패턴의 부엽에 간섭 신호가 수신되어 그 영향을 받게 되는 것이다[1]~[3]. 특히, PRF(pulse repetition frequency) 레이더 시스템에서 배열 안테나를 이용한 적응 빔 성형 기법은 적응 알고리즘을 통해 간섭의 효과를 줄일 수 있는 효과적인 수단으로 고려되어져 왔다. 이러한 적응신호 처리에서 사용되는 기술들은 크게 Closed-loop (Feedback Control Techniques)방식과 Open-loop(Direct Solution)방식으로 나눌 수 있다.

Closed-loop방식의 경우 시스템 구조가 간단하고 적은 비용으로 구현이 가능하다는 장점이 있다. 그러나 배열입력의 공분산 행렬의 eigenvalue spread 가 클 경우 시스템의 수렴속도는 매우 저하되는 단점이 있다. Howell-Applebaum 알고리즘이 Closed-loop 방식의 대표적인 예이다. 이에 반해 Open-loop 방식은 구조의 특성상 eigenvalue spread의 영향을 받지 않기 때문에 수렴의 문제로부터 자유롭지만 높은 정확성과 넓은 동적범위를 요구하기 때문에 시스템 구현과 계산상의 복잡성을 갖는다. DMI(Direct Matrix Inversion)와 RLS(Recursive Least Square) 알고리즘이 이에 해당한다[4],[5].

Open-loop방식으로서 배열입력의 공분산행렬에 대한 고유치(eigenvalue)나 고유벡터(eigenvector)에 기반한 Eigencanceller는 간섭신호를 제거하기 위한 방법으로 최근에 부각되는 방안이다. 또한 Eigencanceller는 스펙트럼 추정이나 방향탐지의 문제들에 대한 응용에 효과적으로 적용되어왔다[6]. Eigencanceller는 고유치나 고유벡터를 이용하여 상세화된 빔 패턴에 대한 제한 조건들(Constraints)은 유지한 채 잡음이나 간섭신호에 대한 효과적인 제거를 제공한다. 이 방법은 기본적으로 방향성의 협대역 간섭신호에 대한 제거를 위해 제안되었으며, 레이더의 응용분야나 광대역의 간섭신호를 처리하기 위한 방법으로 사용되고 있다.

본 논문의 II장에서는 Eigencanceller 구조에 대해서 이론과 수학적인 분석을 통해 레이다의 SLC적

용에 있어서 Eigencanceller방식이 RLS 방식보다 우수한 성능을 가짐을 보인다. III장은 II장에서의 이론적인 분석을 바탕으로 시뮬레이션을 수행하였고 IV장에서 결론을 맺는다.

II. Eigencanceller

배열입력 $\mathbf{x}(t)$ 는 간섭신호와 잡음으로 이루어진 경우와 희망신호, 간섭신호 그리고 잡음으로 구성된 경우로 구분하여 수식으로 나타내면 다음과 같다. 먼저 간섭신호와 잡음으로 이루어진 배열입력 $\mathbf{x}(t)$ 의 자기상관 행렬 \mathbf{R}_{nn} 의 샘플 공분산 추정치가 $\hat{\mathbf{R}}_{nn}$ 라고 할 때 가중치 벡터의 추정치는 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

$$\hat{\mathbf{w}}_1 = \hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1} \mathbf{T}^* \quad (1)$$

\mathbf{T}^* 는 참조신호와 배열입력의 상호상관벡터와 등가인 조정벡터이다.

둘째로 배열 입력신호에 대한 샘플공분산행렬 \mathbf{R}_{xx} 의 추정치가 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 로써 희망하는 신호와 간섭신호 그리고 잡음으로 이루어질 때 최적의 가중치벡터의 추정치에 대한 식은 아래와 같다.

$$\hat{\mathbf{w}}_2 = \hat{\mathbf{R}}_{xx}^{-1} \mathbf{T}^* \quad (2)$$

이 때 식 (1)의 샘플공분산 행렬의 아랫첨자 nn 은 간섭신호와 잡음으로 구성되었음을 의미하고 식 (2)의 샘플공분산 행렬의 아랫첨자 xx 는 희망신호, 간섭신호와 잡음으로 구성되었음을 의미한다.

$\hat{\mathbf{w}}_1$ 이나 $\hat{\mathbf{w}}_2$ 를 사용하는 배열 출력의 SNR은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\left(\frac{s}{n} \right)_1 = \frac{\hat{\mathbf{w}}_1^H \mathbf{ss}^H \hat{\mathbf{w}}_1}{\hat{\mathbf{w}}_1^H \mathbf{R}_{nn} \hat{\mathbf{w}}_1} \quad (3)$$

또는

$$\left(\frac{s}{n} \right)_2 = \frac{\hat{\mathbf{w}}_2^H \mathbf{ss}^H \hat{\mathbf{w}}_2}{\hat{\mathbf{w}}_2^H \mathbf{R}_{xx} \hat{\mathbf{w}}_2} \quad (4)$$

s 는 $\mathbf{x}(t)$ 의 희망하는 신호벡터 성분을 나타낸다. 위의 식의 $SNR(s/n)$ 은 희망하는 신호가 실제적으로 존재하는 시간 간격들에서만 단지 의미를 가지게 된다. 이 경우에 가중치의 조정은 희망하는 신호가 존재하지 않는 부분에서 발생하게 된다. 레이더의 경우에 있어서 간섭신호에 대한 제거와 더불어 희망하는 신호의 빔 패턴에 대한 조정이 요구된다. 이것은 방향에 대한 제한 조건들을 만들게 되며 제한 조건들이 존재하는 경우에 Eigenanalysis방식을 이용한 적응 빔 성형 방식에 대해서 살펴보자. 우리는 Monzingo와 Miller로부터 희망하는 신호의 존재는 출력 SNR을 강등시킨다는 사실을 알 수 있다. 즉, 식 (3)과 식 (4)의 확률적인 분포를 살펴보면 간섭신호와 잡음만으로 이루어진 공분산 행렬을 이용하는 가중치가 희망신호를 포함하는 경우보다 더 빠르게 수렴하게 된다[3]. 또한, 식 (3)과 식 (4)의 SNR의 최대화는 출력전력 $\hat{\mathbf{w}}_1^H \hat{\mathbf{R}}_{nn} \hat{\mathbf{w}}_1$ 과 $\hat{\mathbf{w}}_2^H \hat{\mathbf{R}}_{xx} \hat{\mathbf{w}}_2$ 의 최소화를 의미하게 된다. 적응 빔성형 기법에 있어서 제한 조건들 하에서 출력전력을 최소화 시키는 경우에 최적의 가중치를 구하는 방식을 Eigencanceller라고 한다.

Eigencanceller는 제한조건과 희망신호의 유무에 따라서 최적의 가중치가 속하는 부공간이 달라지게 된다. 배열입력이 간섭신호와 잡음만으로 이루어진 경우 Eigencanceller의 가중치 벡터는 잡음신호의 부공간에 속하게 되고 희망신호를 포함하는 경우는 희망신호와 간섭신호의 부분공간에 최적의 가중치 벡터가 수렴하게 된다. 다음절에서부터 Eigencanceller를 분석적인 방법을 통하여 자세하게 살펴볼 것이다.

2-1 샘플 공분산 행렬의 추정치가 $\hat{\mathbf{R}}_{nn}$ 인 경우의 Eigencanceller

2-1-1 MVB(minimum variance beamformer)

배열 출력 $\hat{\mathbf{w}}_1^H \hat{\mathbf{R}}_{nn} \hat{\mathbf{w}}_1$ 을 최소화시키고 희망하는 신호의 방향으로 $(\mathbf{b}^H \hat{\mathbf{w}}_1 = f)$ 식과 같은 제한조건이 주어지는 경우에 대한 조건식은 아래의 식과 같이

나타낼 수 있다.

$$\min \hat{\mathbf{w}}_1^H \hat{\mathbf{R}}_{nn} \hat{\mathbf{w}}_1 \quad \text{subject to : } \mathbf{b}^H \hat{\mathbf{w}}_1 = f \quad (5)$$

\mathbf{b} 는 제한 벡터이고, f 는 응답이득을 나타낸다.

식 (5)의 조건하에서 최적의 가중치 벡터의 추정치는 Lagrange Multipliers 방법을 이용하여 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

$$\hat{\mathbf{w}}_{MVB_{(nn)}} = \hat{\mathbf{R}}_{nn} \mathbf{b} \left(\mathbf{b}^H \hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1} \mathbf{b} \right)^{-1} f \quad (6)$$

실제적인 레이더의 경우에 MVB의 적용은 많은 단점들을 가지게 된다. 적은 데이터를 사용하여 공분산행렬을 추정할 경우 충분한 성능을 나타내지 못할 수 있다. 그리고 희망신호와 유사한 낮은 전력으로 반복되는 간섭신호 전력은 배열을 통해서 거의 감소되지 않고 오히려 강화될 수도 있기 때문에 시스템의 성능은 저하된다. 고유치와 고유벡터에 기반한 적응 배열 기법 즉, Eigencanceller는 이러한 단점을 효과적으로 해결할 수 있다.

2-1-2 Eigencanceller

$\hat{\mathbf{R}}_{nn}$ 은 다음의 식으로 표현된다.

$$\hat{\mathbf{R}}_{nn} = \hat{\mathbf{R}}_r + \hat{\mathbf{R}}_v = \sum_{i=1}^M \lambda_i \mathbf{Q}_i \mathbf{Q}_i^H, \\ (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{J+1} = \dots = \sigma_v^2) \quad (7)$$

$\hat{\mathbf{R}}_r$ 와 $\hat{\mathbf{R}}_v$ 는 각각 간섭신호와 잡음에 대한 자기상관 행렬이다. ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_J$)에 대응하는 간섭신호의 고유벡터는 \mathbf{Q}_r , 그리고 ($\lambda_{J+1} = \dots = \sigma_v^2$)에 대응하는 잡음신호의 고유벡터는 \mathbf{Q}_v 로 표시할 때 식 (7)은 아래의 식으로 다시 나타낼 수 있다.

$$\hat{\mathbf{R}}_{nn} = \mathbf{Q}_r \Lambda_r \mathbf{Q}_r^H + \mathbf{Q}_v \Lambda_v \mathbf{Q}_v^H \quad (8)$$

Λ_r 와 Λ_v 는 각각 간섭신호와 잡음신호의 고유치

에 대응하는 대각화 행렬(diagonal matrix)이다.

식 (5)의 조건하에서 $(\mathbf{Q}_r^H \mathbf{w} = 0)$ 즉, 가중치 벡터는 간섭신호의 부분공간(subspace)에 널을 제공하도록 하는 제한조건을 추가하면 다음과 같은 조건식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} & \min \hat{\mathbf{w}}_1^H \hat{\mathbf{R}}_{nn} \hat{\mathbf{w}}_1 \\ & \text{subject to : } \mathbf{Q}_r^H \mathbf{w} = 0 \text{ and } \mathbf{b}^H \hat{\mathbf{w}}_1 = f \end{aligned} \quad (9)$$

식 (9)에 대해서 Lagrange Multipliers 방법을 적용한 최적의 가중치에 대한 해 MPE(minimum power eigencanceller)는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}_{MPE(nn)} &= \mathbf{Q}_v \Gamma_v \mathbf{Q}_v^H \mathbf{b} (\mathbf{b}^H \mathbf{Q}_v \Gamma_v \mathbf{Q}_v^H \mathbf{b})^{-1} f \\ (\Gamma_v &= \Lambda_v^{-1}) \end{aligned} \quad (10)$$

식 (10)의 가중치 벡터 $\hat{\mathbf{w}}_{MPE(nn)}$ 는 간섭신호에 대응하는 부분공간에 널을 제공하는 잡음신호의 부분공간에 속하게 된다는 것을 알 수 있다. 즉, $(\mathbf{Q}_r^H \mathbf{w} = 0)$ 의 조건식을 추가함으로써 간섭신호에 대한 제거는 더욱 향상되게 된다.

식 (9)의 가중치에 대한 두 가지 제한 조건들은 유기한 채 가중치 벡터의 노름(norm)에 대해서 최소값을 가지도록 하는 조건식은 아래의 식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} & \min \hat{\mathbf{w}}_1^H \hat{\mathbf{w}}_1 \\ & \text{Subject to : } \mathbf{Q}_r^H \mathbf{w} = 0 \text{ and } \mathbf{b}^H \hat{\mathbf{w}}_1 = f \end{aligned} \quad (11)$$

식 (11)에 Lagrange Multipliers 방법을 적용한 최적의 가중치에 대한 해 MNE(minimum norm eigencanceller)는 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{w}}_{MNE(nn)} = \mathbf{Q}_v \mathbf{Q}_v^H \mathbf{b} (\mathbf{b}^H \mathbf{Q}_v \mathbf{Q}_v^H \mathbf{b})^{-1} f, \quad (\Gamma_v = \Lambda_v^{-1}) \quad (12)$$

만약 일양한(White) 잡음신호를 가정한다면 ($\Gamma_v = 1/\sigma_v^2 \mathbf{I}$) 식을 만족하기 때문에 식 (10)은 식 (12)와 같아질 것이다. 식 (6)의 $\hat{\mathbf{w}}_{MVB(nn)}$ 를 $(\mathbf{R}_{nn}^{-1} = \mathbf{Q}_r \Gamma_r \mathbf{Q}_r^H + \mathbf{Q}_v \Gamma_v \mathbf{Q}_v^H)$ 조건을 이용하여 다음의 식으로 다시 나타

낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}_{MVB(nn)} &= (\mathbf{Q}_r \Gamma_r \mathbf{Q}_r^H + \mathbf{Q}_v \Gamma_v \mathbf{Q}_v^H) \mathbf{b} \\ \mathbf{b}^H (\mathbf{Q}_r \Gamma_r \mathbf{Q}_r^H + \mathbf{Q}_v \Gamma_v \mathbf{Q}_v^H) \mathbf{b}^{-1} f \end{aligned} \quad (13)$$

식 (10), 식 (12) 그리고 식 (13)을 살펴보면 $\hat{\mathbf{w}}$ $MVB(nn)$ 는 간섭신호의 부분공간 \mathbf{Q}_r 과 잡음신호의 부분공간 \mathbf{Q}_v 에 모두 중첩되어 있는 반면에 $\hat{\mathbf{w}}_{MPE(nn)}$ 와 $\hat{\mathbf{w}}_{MNE(nn)}$ 는 단지 잡음 신호의 부분공간에만 속해 있음을 알 수 있다. 다시 말하면 $\hat{\mathbf{w}}_{MPE(nn)}$ 와 $\hat{\mathbf{w}}_{MNE(nn)}$ 는 간섭신호의 부분공간에 직교하기 때문에 $\hat{\mathbf{w}}_{MVB(nn)}$ 에 비해 간섭신호를 보다 효과적으로 제거할 수 있게 되는 것이다.

2-1-3 정상상태(steady state)에서의 분석

Eigencanceller의 정상상태에서의 성능을 분석하기 위해서 하나의 간섭신호를 가정하고 그것에 대한 방향벡터를 \mathbf{d}_j 로 나타내면 간섭신호에 대한 고유 벡터 \mathbf{Q}_j 가 조정벡터 \mathbf{d}_j 와 같게 된다. 그리고, 회망신호에 대한 조건식은 $(\mathbf{d}_s^H \mathbf{w} = 1)$ 과 같고, 잡음신호는 AWGN으로 $(\hat{\mathbf{R}}_v = \sigma_v^2 \mathbf{I})$ 로 표시한다고 할 때, 배열입력의 자기상관함수에 대한 식은 다음의 식으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{R}}_{nn} &= P_j \mathbf{d}_j \mathbf{d}_j^H + \sigma_v^2 \mathbf{I}, \\ \hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1} &= \frac{1}{\sigma_v^2} \left[\mathbf{I} - \frac{\frac{P_j}{\sigma_v^2} \mathbf{d}_j \mathbf{d}_j^H}{\left(1 + \frac{P_j}{\sigma_v^2}\right) \mathbf{d}_j^H \mathbf{d}_j} \right] \end{aligned} \quad (14)$$

P_j 와 σ_v^2 는 각각 간섭신호와 잡음에 대한 전력을 나타낸다.

식 (14)를 식 (6)에 적용하면 가중치에 대한 최적의 해를 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}_{MVB(nn)} &= \frac{1}{1 - \gamma \|\rho\|^2} \left(\mathbf{I} - \gamma \frac{\mathbf{d}_j \mathbf{d}_j^H}{\mathbf{d}_j^H \mathbf{d}_j} \right) \mathbf{d}_s \\ (\gamma &= (P_j / \sigma_v^2) / (1 + P_j / \sigma_v^2), \rho = \mathbf{d}_j^H \mathbf{d}_s) \end{aligned} \quad (15)$$

또한, 식 (14)를 식 (10)과 식 (12)에 각각 적용하면 다음의 하나의 식으로 간략화 된다.

$$\hat{\mathbf{w}}_{MPE_{(nn)}} = \hat{\mathbf{w}}_{MNE_{(nn)}} = \frac{1}{1 - \|\rho\|^2} \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{d}_J \mathbf{d}_J^H}{\mathbf{d}_J^H \mathbf{d}_J} \right) \mathbf{d}_s \quad (16)$$

식 (15)와 식 (16)으로부터 우리는 이를 가중치 들에서의 차이점은 식 (15)에서의 간섭대 잡음비 (JNR)임을 알 수 있다. ($JNR \gg 1$)인 경우에 대해서 살펴보면 식 (15)의 γ 값은 1이 되기 때문에 식 (15)와 식 (16)은 모두 동일한 식 (16)이 된다.

$$\hat{\mathbf{w}}_{OPT_{(nn)}} = \frac{1}{\beta} \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{d}_J \mathbf{d}_J^H}{\mathbf{d}_J^H \mathbf{d}_J} \right) \mathbf{d}_s, \quad (\beta = 1 - \|\rho\|^2) \quad (17)$$

식 (17)로부터 우리는 정상상태에서 최적의 가중치 벡터를 간섭신호에 직교하는 부분공간으로의 희망신호의 사영(Projection)으로 간주할 수 있다는 것을 알 수 있다. 이때, 간섭신호에 직교하는 부분공간은 식 (10)과 식 (12)로부터 알 수 있듯이 잡음 신호에 대한 부분공간이 될 것이다.

2-1-4 정상상태에서의 출력전력

정상상태에서의 출력전력에 대해서 살펴보자. $MPE_{(nn)}$ 과 $MNE_{(nn)}$ 의 출력 전력에 대한 식은 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

$$P_{MPE_{(nn)}} = P_{MNE_{(nn)}} = \mathbf{w}_{MPE_{(nn)}}^H \mathbf{R}_{(nn)} \mathbf{w}_{MPE_{(nn)}} \\ = \mathbf{w}_{MNE_{(nn)}}^H \mathbf{R}_{(nn)} \mathbf{w}_{MNE_{(nn)}} \quad (18)$$

$$P_{MPE_{(nn)}} = P_{MNE_{(nn)}} = \frac{\sigma_v^2}{1 - \|\rho\|^2} \quad (19)$$

$MVB_{(nn)}$ 의 정상상태에서의 출력전력은 아래의 식으로 나타낼 수 있다.

$$P_{MVB_{(nn)}} = \mathbf{w}_{MVB_{(nn)}}^H \mathbf{R}_{(nn)} \mathbf{w}_{MVB_{(nn)}} \quad (20)$$

$$P_{MVB_{(nn)}} = \frac{\sigma_v^2}{1 - \gamma \|\rho\|^2} \quad (21)$$

식 (21)과 식 (19)를 살펴보면, ($0 \leq \gamma \leq 1$)이기 때문에 $MPE_{(nn)}$ 과 $MNE_{(nn)}$ 의 출력에서 희망하지 않는 총 신호성분은 $MVB_{(nn)}$ 의 것보다 더 크게 된다는 것을 알 수 있다. 그 이유는 $MPE_{(nn)}$ 과 $MNE_{(nn)}$ 는 간섭신호의 부분공간에 직교하는 제한조건을 가지고 출력 전력을 최소화 시키는 반면 $MVB_{(nn)}$ 는 단지, 하나의 제한조건 하에 출력 전력을 최소화시키기 때문이다. 그리고 $MPE_{(nn)}$ 과 $MNE_{(nn)}$ 를 이용하여 간섭신호를 완전히 제거하기 위해서는 가중치 벡터가 커지게 되어 출력전력에서 더 많은 잡음을 발생시킬 수 있게 된다. 즉, 간섭신호에 대한 완전한 제거와 출력전력에서의 잡음신호의 크기와는 Trade-off 관계를 가지게 되는 것이다.

2-2 샘플 공분산 행렬의 추정치가 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 인 경우의 Eigencanceller

2-2-1 MVB

배열입력의 자기 상관함수가 희망하는 신호를 포함하는 경우에 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 는 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

$$\hat{\mathbf{R}}_{xx} = \hat{\mathbf{R}}_{nn} + P_s \mathbf{d}_s \mathbf{d}_s^H \quad (22)$$

그리고,

$$\hat{\mathbf{R}}_{xx}^{-1} = \hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1} - \frac{P_s \hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1} \mathbf{d}_s \hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1} \mathbf{d}_s^H}{1 + P_s \mathbf{d}_s^H \hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1} \mathbf{d}_s} = \frac{1}{\alpha} \hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1}, \\ (\alpha = 1 + P_s \mathbf{d}_s^H \hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1} \mathbf{d}_s) \quad (23)$$

배열출력 $\hat{\mathbf{w}}_2^H \hat{\mathbf{R}}_{xx} \hat{\mathbf{w}}_2$ 의 값을 최소화 시키고 희망하는 신호의 방향으로 ($\mathbf{b}^H \hat{\mathbf{w}}_2 = f$) 식과 같은 제한조건이 주어지는 경우의 최적의 가중치 벡터의 추정치를 구하기 위한 조건식은 다음과 같다.

$$\min \hat{\mathbf{w}}_2^H \hat{\mathbf{R}}_{xx} \hat{\mathbf{w}}_2 \quad \text{Subject to : } \mathbf{b}^H \hat{\mathbf{w}}_2 = f \quad (24)$$

식 (24)의 조건하에서 최적의 가중치 벡터의 추정치는 Lagrange Multipliers 방법을 이용하여 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

$$\hat{\mathbf{w}}_{MVB_{(xx)}} = \hat{\mathbf{R}}_{xx} \mathbf{b} (\mathbf{b}^H \hat{\mathbf{R}}_{xx}^{-1} \mathbf{b})^{-1} f \quad (25)$$

2-2-2 Eigencanceller

식 (22)의 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 는 다음과 같은 고유치와 고유벡터의 형태로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{R}}_{xx} &= \sum_{i=1}^M \lambda_i \mathbf{Q}_i \mathbf{Q}_i^H, \\ (\lambda_1 &\geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_{j+2} = \cdots = \sigma_v^2) \end{aligned} \quad (26)$$

($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_{j+1}$) 값에 대응하는 희망하는 신호와 간섭신호의 고유벡터는 \mathbf{Q}_{d+r} 로 표시하고, ($\lambda_{j+2} \geq \cdots \geq \sigma_v^2$) 값에 대응하는 잡음신호의 고유벡터는 \mathbf{Q}_v 로 나타낼 때 식 (26)은 다음과 같은 고유벡터와 고유치의 대각화 행렬식으로 나타낼 수 있다.

$$\hat{\mathbf{R}}_{xx} = \mathbf{Q}_{d+r} \Lambda_{d+r} \mathbf{Q}_{d+r}^H + \mathbf{Q}_v \Lambda_v \mathbf{Q}_v^H \quad (27)$$

식 (24)의 조건하에서 $(\mathbf{Q}_v^H \mathbf{w} = 0)$ 즉, 가중치 벡터가 잡음신호의 부분공간에 널을 제공하는 제한조건을 추가하면 조건식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \min \hat{\mathbf{w}}_2^H \hat{\mathbf{R}}_{xx} \hat{\mathbf{w}}_2 \\ \text{Subject to : } \mathbf{Q}_v^H \mathbf{w} = 0 \text{ and } \mathbf{b}^H \hat{\mathbf{w}}_2 = f \end{aligned} \quad (28)$$

식 (28)에 Lagrange Multipliers 방법을 적용하면 최적의 가중치에 대한 해를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}_{MPE_{(\alpha)}} &= \mathbf{Q}_{d+r} \Gamma_{d+r} \mathbf{Q}_{d+r}^H \mathbf{b} (\mathbf{b}^H \mathbf{Q}_{d+r} \Gamma_{d+r} \mathbf{Q}_{d+r}^H \mathbf{b})^{-1} f, \\ (\Gamma_{d+r} &= \Lambda_{d+r}^{-1}) \end{aligned} \quad (29)$$

Λ_{d+r} 은 희망하는 신호와 간섭신호의 고유치에 대응하는 대각화 행렬이다.

식 (29)와 식 (10)을 비교해 보면 식 (10)의 경우는 가중치 벡터가 간섭신호의 부분공간에 널을 제공

하는 잡음신호의 부분공간에 속하게 된다. 반면에 식 (29)의 경우는 희망하는 신호와 간섭신호의 고유치에 대응하는 고유벡터를 구분하기는 어렵기 때문에 잡음신호의 부분공간에 널을 제공하는 희망신호와 간섭신호의 부분공간에 최적의 가중치 벡터가 속하게 된다. 희망신호와 간섭신호 그리고 잡음신호가 존재하는 경우에 MNE는 적용되지 않는다. 왜냐하면 식 (29)의 $\min \hat{\mathbf{w}}_2^H \hat{\mathbf{R}}_{xx} \hat{\mathbf{w}}_2$ 를 $\min \hat{\mathbf{w}}_2^H \hat{\mathbf{w}}_2$ 로 대치할 경우 간섭신호를 제거할 수 있는 조건식이 사라지기 때문이다.

2-2-3 정상상태에서의 분석

희망하는 신호가 존재하는 경우에 Eigencanceller의 정상상태에서의 성능을 분석하기 위해서 2-1-3 절에서와 같은 조건들을 사용할 때 식 (25)는 다음의 식으로 표현된다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}_{MVB_{(xx)}} &= \frac{1/\hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1} \mathbf{d}_s}{1/\alpha \mathbf{d}_s^H \hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1} \mathbf{d}_s} \\ &= \frac{1}{1 - \gamma \|\rho\|^2} \left(\mathbf{I} - \gamma \frac{\mathbf{d}_s \mathbf{d}_s^H}{\mathbf{d}_s^H \mathbf{d}_s} \right) \mathbf{d}_s \end{aligned} \quad (30)$$

희망신호가 존재하는 경우에 대한 MVB의 최적의 가중치를 나타내는 식 (30)은 간섭신호와 잡음만이 존재하는 경우에 대한 식 (15)와 같음을 알 수 있다. 이것은 식 (30)으로부터 알 수 있듯이 희망 신호에 의한 영향 ($\alpha = 1 + P_s \mathbf{d}_s^H \hat{\mathbf{R}}_{nn}^{-1} \mathbf{d}_s^*$)은 정규화에 의해서 상쇄되어 희망신호의 방향에 영향을 끼치지 않으며, 단지 출력에서의 전력을 줄이는 효과를 갖게 된다. 결국, 제한조건이 주어진 경우에 희망신호의 레벨은 최적의 해에 대해서는 어떠한 영향도 끼치지 않음을 알 수 있다. 식 (28)을 이용한 최적의 가중치 벡터식은 다음의 식과 같다.

$$\hat{\mathbf{w}}_{MPE_{(xx)}} = \frac{1}{1 - \gamma \|\rho\|^2} \left(\mathbf{I} - \gamma \frac{\mathbf{d}_s \mathbf{d}_s^H}{\mathbf{d}_s^H \mathbf{d}_s} \right) \mathbf{d}_s \quad (31)$$

만약, ($JNR \gg 1$)인 경우에 대해서 알아보면 식

(30)과 식 (31)의 γ 값은 1이 되므로 최적의 가중치는 다음의 식으로 간략화 된다.

$$\hat{\mathbf{w}}_{OPT_{(xx)}} = \frac{1}{\beta} \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{d}_J \mathbf{d}_J^H}{\mathbf{d}_J^H \mathbf{d}_J} \right) \mathbf{d}_s, \\ (\beta = 1 - \|\rho\|^2) \quad (32)$$

식 (32)와 식 (17)으로부터 우리는 희망하는 신호의 유, 무에 관계없이 정상상태에서의 최적의 가중치 벡터는 간접신호에 직교하는 부분공간으로의 희망신호의 사영의 형태로 간략화 됨을 알 수 있다.

2-2-4 정상상태에서의 출력전력

정상상태에서의 $MVB_{(xx)}$ 와 $MPE_{(xx)}$ 의 출력 전력에 대한 식은 다음과 같다.

$$P_{MVB_{(xx)}} = P_{MPE_{(xx)}} = \mathbf{w}_{MVB_{(xx)}}^H \mathbf{R}_{(xx)} \mathbf{w}_{MVB_{(xx)}} \\ = \mathbf{w}_{MPE_{(xx)}}^H \mathbf{R}_{(xx)} \mathbf{w}_{MPE_{(xx)}} \quad (33)$$

$$P_{MVB_{(xx)}} = P_{MPE_{(xx)}} = \frac{\sigma_v^2}{1 - \gamma \|\rho\|^2} + P_s$$

식 (34)으로부터 우리는 정상상태에서의 $MVB_{(xx)}$ 와 $MPE_{(xx)}$ 의 출력 전력은 식 (21)에 희망 신호의 전력성분이 더해진 형태로 간략화 됨을 알 수 있다.

(34)

2-3 RLS 방식과의 비교

RLS 알고리즘은 open-loop 방식에서 가중치 개선에 필요한 계산량의 감소를 위하여 사용될 수 있으며 다음과 같이 가중치 벡터를 구할 수 있다.

$$\mathbf{w}(n) = [\mathbf{Q}^H(n) \mathbf{A}_n \mathbf{Q}(n)]^{-1} \mathbf{Q}^H(n) \mathbf{A}_n \mathbf{T}(n) \quad (35)$$

$$\mathbf{A}_n = \begin{bmatrix} \alpha^{n-1} & 0 & \cdots \\ 0 & \alpha^{n-2} & \ddots \\ \vdots & & 1 \end{bmatrix} \quad (36)$$

식 (35)는 최소평균에러(MSE)를 획득하는 방법

을 이용하여 구한 가중치 벡터가 된다. 식 (35)의 $n+1$ 번째 샘플의 가중치는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\mathbf{w}(n+1) = [\mathbf{Q}^H(n+1) \mathbf{A}_{n+1} \mathbf{Q}(n+1)]^{-1} \cdot \\ \mathbf{Q}^H(n+1) \mathbf{A}_{n+1} \mathbf{T}(n+1) \quad (37)$$

식 (37)의 $\mathbf{Q}(n+1)$ 과 $\mathbf{T}(n+1)$ 을 부분행렬으로 나누어 정리하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{Q}^H(n+1) \mathbf{A}_{n+1} \mathbf{T}(n+1) = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}(n) \\ \cdots \cdots \cdots \\ \mathbf{X}^T(n+1) \end{bmatrix}^H \begin{bmatrix} \alpha \mathbf{A}_n & : & 0 \\ \cdots \cdots \cdots & \cdots \cdots \cdots & \cdots \cdots \cdots \\ 0 & : & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{T}(n) \\ \cdots \cdots \cdots \\ \tilde{\mathbf{r}}(n+1) \end{bmatrix} \\ = \alpha \mathbf{Q}^H(n) \mathbf{A}_n \mathbf{T}(n) + \mathbf{X}^*(n+1) \tilde{\mathbf{r}}(n+1) \quad (38)$$

$$\mathbf{Q}^H(n+1) \mathbf{A}_{n+1} \mathbf{Q}(n+1) = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}^H(n) & \mathbf{X}(n+1) \\ \cdots \cdots \cdots & \cdots \cdots \cdots \\ 0 & : & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \mathbf{A}_n & : & 0 \\ \cdots \cdots \cdots & \cdots \cdots \cdots \\ \mathbf{X}^T(n+1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{Q}(n) \\ \cdots \cdots \cdots \\ \mathbf{X}^T(n+1) \end{bmatrix} \\ = \alpha \mathbf{Q}^H(n) \mathbf{A}_n \mathbf{Q}(n) + \mathbf{X}^*(n+1) \mathbf{X}^T(n+1) \quad (39)$$

이 때 식 (39)에서 $\mathbf{P}^{-1}(n) = \mathbf{Q}^H(n) \mathbf{A}_n \mathbf{Q}(n)$ 과 같이 정의하자. 그러면 $\mathbf{P}^{-1}(n+1)$ 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{P}^{-1}(n+1) = \alpha \left[\mathbf{P}^{-1}(n) + \frac{1}{\alpha} \mathbf{X}^*(n+1) \mathbf{X}^T(n+1) \right] \quad (40)$$

이 때 식 (37)은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{P}(n+1) \mathbf{Q}^H(n+1) \mathbf{A}_{n+1} \mathbf{T}(n+1) \quad (41)$$

그리고 나서 행렬의 역변환을 없애기 위해 식 (40)에 다음의 행렬의 역변환 공식을 적용한다.

$$\mathbf{A} = \mathbf{B}^{-1} + \mathbf{C} \mathbf{D}^{-1} \mathbf{C}^H \Rightarrow \mathbf{A}^{-1} \\ = \mathbf{B} - \mathbf{B} \mathbf{C} (\mathbf{D} + \mathbf{C}^H \mathbf{B} \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^H \mathbf{B} \quad (42)$$

식 (40)의 역변환 결과를 식 (41)에 대입하여 정리하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다[8].

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \frac{\mathbf{P}(n) \mathbf{X}^*(n+1)}{\alpha + \mathbf{X}^T(n+1) \mathbf{P}(n) \mathbf{X}^*(n+1)} \cdot \\ \times [\tilde{\mathbf{r}}(n+1) - \mathbf{X}^T(n+1) \mathbf{W}(n)] \quad (43)$$

식 (43)은 RLS 알고리즘의 가중치 갱신식이 된다. 식 (43)과 Eigencanceller의 성능을 수식적으로 비교하여 보자. 단 배열 입력은 희망신호, 간섭신호와 잡음으로 이루어진 경우이다.

식 (35)에서 $A_n = I$ 이라 하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{\mathbf{w}} = \mu \hat{\mathbf{R}}_{xx}^{-1} \mathbf{b} \quad (44)$$

Where,

$$\mathbf{Q}^H \mathbf{Q} = \sum_{i=1}^n \mathbf{X}^*(i) \mathbf{X}^T(i) = n \hat{\mathbf{R}}_{xx}^{-1} \quad (45)$$

$$\mathbf{Q}^H \mathbf{T} = \mu \mathbf{b} \quad (46)$$

이때 μ 값은 희망신호의 방향으로 제한조건 ($\hat{\mathbf{w}}^H \mathbf{b} = f$)을 만족하는 값이다.

식 (44)는 식 (27)을 사용하여 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

$$\hat{\mathbf{w}} = \mu [\mathbf{Q}_{d+r} \Gamma_{d+r} \mathbf{Q}_{d+r}^H + \mathbf{Q}_v \Gamma_v \mathbf{Q}_v^H] \mathbf{b} \quad (47)$$

만약 자기상관행렬 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 를 정확하게 추정하면 최적의 가중치 벡터는 희망신호의 방향벡터와 잡음신호의 부분공간 사이의 직교성 ($\mathbf{Q}_v^H \mathbf{b} = 0$)에 의해 식 (47)은 다음의 식으로 간략화 된다.

$$\hat{\mathbf{w}}_{OPT} = \mathbf{Q}_{d+r} \Gamma_{d+r} \mathbf{Q}_{d+r}^H \mathbf{b} [\mathbf{b}^H \mathbf{Q}_{d+r} \Gamma_{d+r} \mathbf{Q}_{d+r}^H \mathbf{b}] \quad (48)$$

식 (48)으로부터 우리는 양상블(ensemble) 자기상관행렬 \mathbf{R}_{xx} 를 통해 구해진 최적의 가중치 벡터는 희망신호와 간섭신호의 부분공간에 속하게 된다는 것을 알 수 있다. 이러한 성질은 또한, 가중치벡터의 추정치가 샘플 공분산 행렬로부터 구해지게 되면 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 의 고유치와 고유벡터 성분들이 정확한 값을 가지지 못하기 때문에 최적의 가중치 벡터식 식 (48)을 만족하지 못하게 된다는 의미도 함께 포함한다. 즉, RLS 알고리즘은 일반적인 조건에서 식 (29)를 가중치로 가지는 MPE 보다 성능이 저하된다는 것을 알 수 있다.

III. 시뮬레이션

3-1 신호환경

간섭신호가 수신되는 방향은 30° 와 35° 이며, 간섭 신호의 진폭 성분은 가우시안 랜덤 분포의 특성을 갖는다. 그러므로 각 간섭 신호들은 상호상관은 작고 자기상관은 큰 특성을 갖는다. 잡음 신호(AWGN)는 간섭 신호와 동일하게 서로 상관이 없으며 간섭 신호와의 차이점은 배열간 잡음 신호들도 서로 상관이 없다는 것이다. 그러므로 배열간 잡음의 상호 상관 성분들은 0이다. 표적 신호 환경은 표 1과 같다.

3-2 시뮬레이션 결과

샘플 공분산 추정치가 $\hat{\mathbf{R}}_{nn}$ 인 경우 제한조건들에 따른 Eigencanceller의 성능을 평가하였다. 그림 1은 사용된 샘플 수가 40 N 이고 JNR 이 30 [dB]인 경우에 $MVB_{(nn)}$, $MPE_{(nn)}$ 그리고 $MNE_{(nn)}$ 에 대한 범 패턴을 보여준다. 이 때 N 은 보조안테나의 개수이다. (a)에서 $MVB_{(nn)}$ 의 경우 간섭신호의 방향으로 정확하고 깊은 널을 형성하지 못하는 것을 알 수 있다. 반면에 (b)의 $MPE_{(nn)}$ 와 (c)의 $MNE_{(nn)}$ 는 보다 정확한 간섭신호의 방향으로 널을 형성시킨다. 그리고 $MNE_{(nn)}$ 가 $MPE_{(nn)}$ 보다 더욱 깊은 널을 형성하게 된다. 만약 샘플 수가 더욱 증가한다면 잡음신호

표 1. 표적 신호 환경

Table 1. Target signal environment.

PRF	4 kHz
Pulse width	$4.4 \mu s$
Sampling frequency	2.5 MHz
Carrier frequency	10 GHz
Array number(N)	5
Desired signal	0°
Gain of desired signal(f)	1

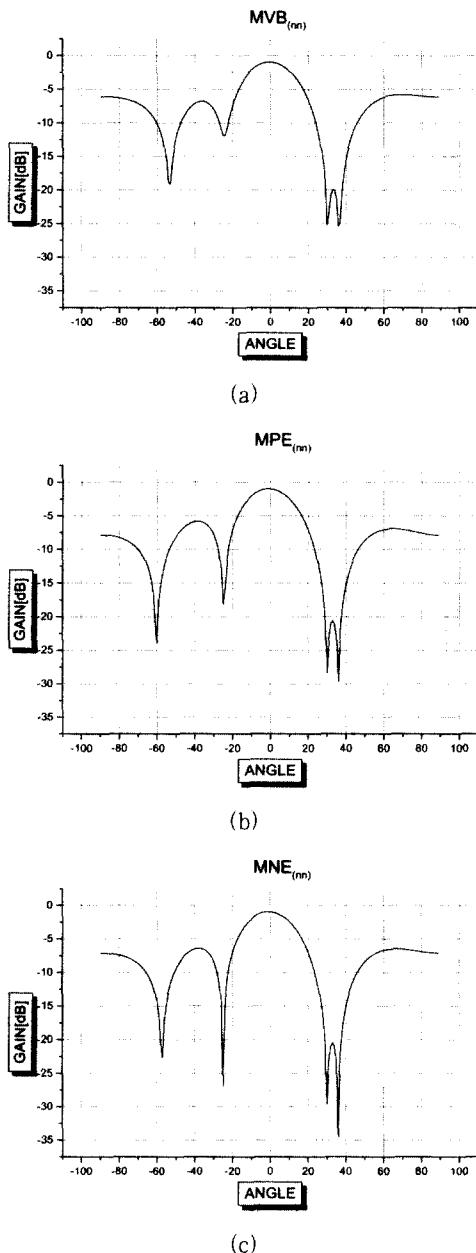
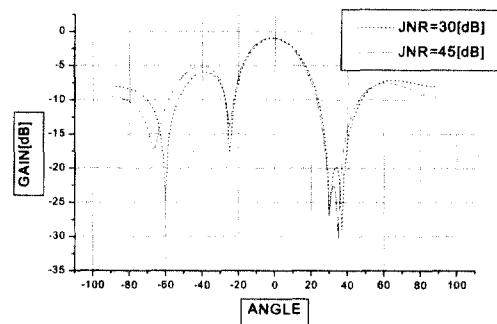
그림 1. 샘플수는 40N, JNR은 30 [dB]인 경우의 빔 패턴. (a) $MVB_{(nn)}$, (b) $MPE_{(nn)}$, (c) $MNE_{(nn)}$

Fig. 1. Beam pattern of (a) $MVB_{(nn)}$, (b) $MPE_{(nn)}$ and (c) $MNE_{(nn)}$ when Sample Number is 40N and JNR is 30 dB.

에 대한 공분산행렬은 ($\hat{\mathbf{R}}_v = \sigma_v^2 \mathbf{I}$)에 가까워지기 때문에 식 (10)의 Γ_v 에 의한 영향이 사라지게 되어

그림 2. JNR에 따른 $MVB_{(nn)}$ 의 빔 패턴Fig. 2. Beam pattern of $MVB_{(nn)}$ by JNR.

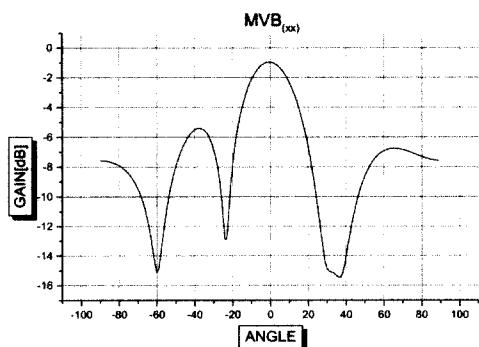
$MNE_{(nn)}$ 의 성능은 $MPE_{(nn)}$ 와 같아지게 될 것이다.

식 (15)의 $MVB_{(nn)}$ 의 JNR 값에 따른 간섭신호의 제거성능에 대해 살펴보면 그림 2에서 알 수 있듯이 JNR이 30 [dB]인 경우보다 45 [dB]일 때 간섭신호에 대해서 보다 정확하고 깊은 널을 형성함을 알 수 있다. 즉, JNR값이 증가할수록 $MVB_{(nn)}$ 의 성능은 향상된다.

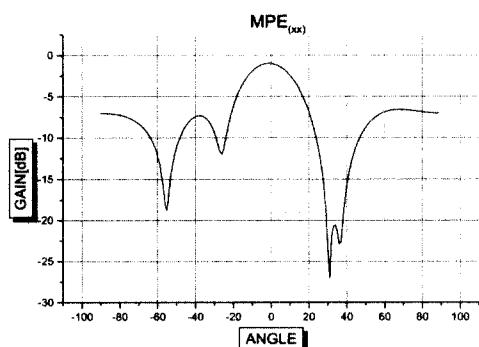
다음으로 샘플 공분산 추정치가 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 인 경우 제한 조건들에 따른 Eigencanceller의 성능을 평가하였다. 그림 3은 회망신호가 0°로 수신되고, 간섭신호는 30°, 35°의 방향으로 수신되는 경우의 빔 패턴에 관한 것으로 샘플 수는 가중치들이 충분히 수렴하지 못한 20N. 그리고 JNR은 15 [dB]인 경우의 시뮬레이션 결과이다. 이 때 그림 (3-b)의 $MPE_{(xx)}$ 가 (a)의 $MVB_{(xx)}$ 보다 정확한 간섭신호의 방향으로 정확하고 깊은 널을 형성함을 알 수 있다.

그림 4는 배열 입력에 회망신호가 존재하는 경우 Eigencanceller와 DMI방식의 성능을 비교하기 위한 것으로 2-2-2절에서 알 수 있듯이 두 방식에서의 성능은 잡음신호에 영향을 받기 때문에 JNR의 변화에 따른 SNR값을 살펴보았다. JNR 값이 클수록 두 구조 모두 더 좋은 성능을 보이며 동일한 JNR의 경우 $MPE_{(xx)}$ 이 $RLS_{(xx)}$ 보다 더 좋은 성능을 보임을 알 수 있다.

그림 5는 샘플 공분산 추정치가 $\hat{\mathbf{R}}_{nn}$ 와 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 인 경우 회망신호의 유, 무에 따른 Eigencanceller의 성능을 평가한 것으로 간섭신호와 잡음만으로 이루어진 공분산 행렬의 고유치와 고유벡터를 이용하는 MPE



(a)



(b)

그림 3. 샘플수는 $20N$, JNR 은 15 [dB]인 경우의 빔 패턴. (a) $MVB_{(xx)}$, (b) $MPE_{(xx)}$

Fig. 3. Beam pattern of (a) $MVB_{(xx)}$ and (b) $MPE_{(xx)}$.

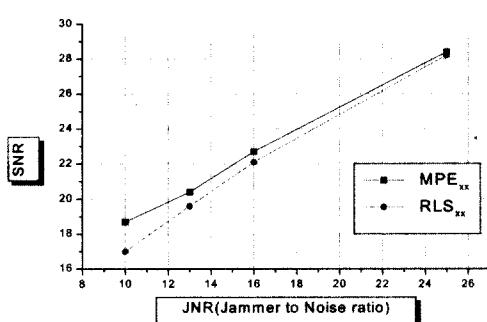
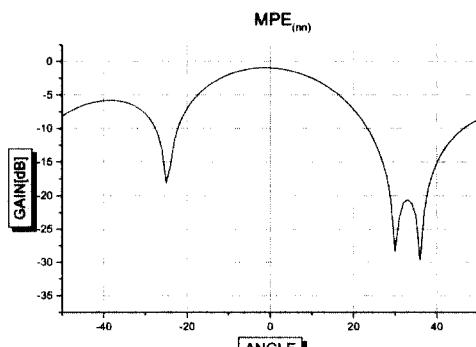


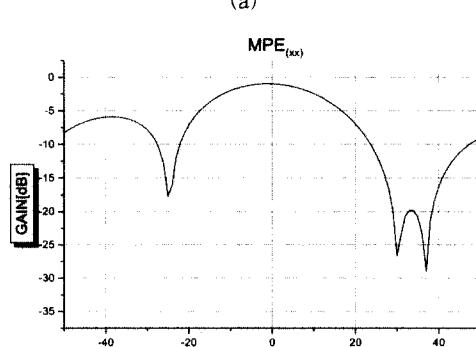
그림 4. JNR 에 따른 $MPE_{(xx)}$ 와 $RLS_{(xx)}$ 알고리즘의 성능 분석

Fig. 4. The performance analysis of $MPE_{(xx)}$ and $RLS_{(xx)}$ by JNR .

($_{(nn)}$)가 회망신호를 포함하는 $MPE_{(xx)}$ 보다 더 정확한 간섭신호의 방향으로 널을 형성하게 됨을 알 수 있다.



(a)



(b)

그림 5. $MPE_{(nn)}$ 과 $MPE_{(xx)}$ 의 성능비교

Fig. 5. The performance analysis of $MPE_{(nn)}$ and $MPE_{(xx)}$.

IV. 결 론

레이디 시스템은 간섭신호에 대한 제거와 희망하는 신호의 빔패턴에 대한 조정의 두 가지 요구가 동시에 존재한다. 이것은 방향에 대한 제한조건들을 만들게 된다. 이러한 제한조건들이 존재하는 경우, 고유벡터에 기반한 적응 빔성형 방식을 이용하는 Eigencanceller는 상세화된 빔 패턴에 대한 제한조건들은 유지한 채 잡음이나 간섭신호를 효과적으로 제거 또는 그 영향을 완화시킬 수 있다.

Eigencanceller의 구조는 샘플 공분산 행렬의 추정치가 $\hat{\mathbf{R}}_{nn}$ 와 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 인 경우에 따라 제한조건들이 달라지게 되고 또한 최적의 가중치에 대한 해도 달라지게 되므로 본 논문에서는 두 가지 경우를 각각 비교하였다.

첫 번째, 샘플 공분산 행렬의 추정치로 $\hat{\mathbf{R}}_{nn}$ 를 이용하는 경우 제한 조건들에 따라 가중치는 $MVB_{(nn)}$, $MPE_{(nn)}$ 그리고 $MNE_{(nn)}$ 로 구분 할 수 있으며, 동일한 조건에서 구한 각각의 베이스판으로부터 $MVB_{(nn)}$, $MPE_{(nn)}$, $MNE_{(nn)}$ 의 순으로 좋은 성능을 보임을 시뮬레이션을 통하여 확인할 수 있었다. 그리고 JNR 의 값이 커질수록 $MVB_{(nn)}$ 은 성능이 향상됨을 알 수 있었다. $MPE_{(nn)}$ 와 $MNE_{(nn)}$ 의 최적의 가중치 벡터에서의 차이점은 $MPE_{(nn)}$ 는 잡음신호의 대각선 행렬이 영향을 끼친다는 것이다. 이는 샘플 수가 증가 할수록 ($\Gamma_v = \sigma_v^2 \mathbf{I}$)에 가까운 값을 가지게 되므로 두개의 성능은 비슷하게 되기 때문이다.

두 번째 경우로, 샘플 공분산 행렬의 추정치로 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 를 이용하는 경우는 제한 조건들에 따라 가중치는 $MVB_{(xx)}$ 와 $MPE_{(xx)}$ 로 나눌 수 있으며, $MPE_{(xx)}$ 가 $MVB_{(xx)}$ 보다 더 좋은 성능을 보였다. 그리고 JNR 값에 따른 SNR 을 통하여 Eigencanceller 구조가 RLS 방식보다 더 좋은 성능을 나타냄을 알 수 있었다.

샘플 공분산 행렬의 추정치로 $\hat{\mathbf{R}}_{nn}$ 와 $\hat{\mathbf{R}}_{xx}$ 를 이용하는 경우에 대한 각각의 정상상태에서의 분석을 통하여 $MVB_{(nn)}$ 와 $MVB_{(xx)}$ 를 비교해본 결과 $MVB_{(xx)}$ 에서의 희망 신호의 레벨은 최적의 해에 대해서는 어떠한 영향도 끼치지 않음을 알 수 있었다. 그리고 Eigencanceller의 경우 희망 신호의 유, 무에 관계없이 정상상태에서의 최적의 가중치 벡터에 대한 식은 모두 동일하게 간접신호에 적용하는 부공간으로의 희망신호의 사영의 형태로 간략화 됨을 수학적인 분석을 통해 살펴보았다.

참 고 문 헌

- [1] Benar, Samuel D. Stearns, *Antenna-Based Signal Processing Techniques for Radar Systems*, Artech House, 1992.
- [2] Edmond Nicolau, Dragos Zaharia, *Adaptive Arrays*, Elsevier, 1989.
- [3] Robert A. Monzingo, and Thomas W. Miller, *Introduction to Adaptive Arrays*, John Wiley & Sons, 1980.
- [4] J. E. Hudson, *Adaptive Array Principles*, Peter Peregrinus Ltd, 1981.
- [5] A. M. Finn, M. F. Griffin, "Radar adaptive beamforming algorithms and architectures", *Proceedings, IEEE/AIAA/NASA 9th, Digital Avionics Systems Conference*, 1990, pp.194-199, 1990.
- [6] R. Roy and T. Kailath, "ESPRIT-estimation of signal parameters via rotation Invariance techniques", *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 37, pp. 984-995, July, 1989.
- [7] Nadav Levanon, *Radar Principle*, John Wiley & Sons, 1988.
- [8] R. T. Compton, *Adaptive Antennas-Concept and Performance*, Prentice Hall, 1988.
- [9] Richard Klemm, "Space-time adaptive processing-principle and applications", *IEE*, 1998.
- [10] Joseph C. Liberti, Jr, Theodore S. Rappaport, *Smart Antennas for Wireless Communications*, Prentice Hall PTR, 1999.
- [11] John Litva, Titus Kwok-Yeung Lo, *Digital Beamforming in Wireless Communications*, ArtechHouse, 1996.
- [12] J. L. Mather, "Design considerations for an adaptive phased array radar", *1991 Conference Record of the Twenty-Fifth Asilomar Conference on Signals Systems and Computers*, pp. 841-845, 1991.
- [13] William F. Gambrel, "Adaptive processing array systems", *Proceedings of IEEE*, vol. 80, no. 1, pp.152-162, Jan. 1992.
- [14] Alexander Haimovich, "The eigencanceler : adaptive radar by eigenanalysis methods", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 32, no. 2, pp. 532-542, April, 1996.
- [15] Lena Chang, Chien-Chien-Chung Yeh, "Performance of DMI and eigenspace-based beamformers", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 45, no. 1, pp. 10-15, Jan. 1997.

- and Propagation*, vol. 40, no. 11, pp.1336-1347, November, 1992.
- [16] Shiann-Jeng Yu, and Ju-Hong Lee, "The statistical performance of eigenspace-based adaptive array beamformers", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 44, no. 5, pp. 665-671, May, 1996.
- [17] Alexander M. Haimovich, "An eigenanalysis interference canceler", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 39, no. 1, pp. 76-84, January, 1991.

정 신 철(鄭信哲)

1976년 8월 31일생
 1996년 3월~2000년 2월 : 한국항공대학교 항공통신정보공학과
 (공학사)
 2000년 3월~현재 : 한국항공대학교 대학원 항공통신정보공학과
 석사과정 재학 중

관심분야 : 신호처리, Adaptive Array, DSRC

이 병 섭(李炳燮)

1957년 1월 1일생
 1979년 2월 : 한국항공대학교 항공통신정보공학과(공학사)
 1981년 2월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 1981년 2월~1992년 1월 : 한국전자통신연구소(ETRI)
 1990년 5월 : New Jersey Institute of Technology(공학박사)
 1992년 9월~현재 : 한국항공대학교 항공통신정보공학과 교수
 관심분야 : 위성통신, 신호처리, Adaptive Array

김 세 연(金世鍊)

1976년 11월 30일생
 1995년 3월~1999년 2월 : 한국항공대학교 항공통신정보공학과
 (공학사)
 1999년 3월~2001년 2월 : 한국항공대학교 대학원 항공통신정보공학과 (공학석사)
 2001년 3월~현재 : (주)한국항공우주산업 연구소 근무
 관심분야 : 신호처리, Adaptive Array