

# 직교가중치 탐색방법을 이용한 도착방향 추정 적응어레이 안테나

## Adaptive Antenna Array for DOA Estimation Utilizing Orthogonal Weight Searching

吳烜昊 · 崔勝元 · 李賢培 · 黃永俊

Jeong-Ho Oh, Seung-Won Choi, Hyun-Bae Lee, Young-Jun Hwang

### 요 약

본 논문에서는 신호원의 도착방향을 추정하기 위한 새로운 방안으로 직교가중치 탐색(OWS : Orthogonal Weight Searching)이라고 명명되어진 새로운 기술을 제안한다. 신호공간에 직교하는 가중치 벡터는 개선된 공액기울기 방식(Conjugate Gradient Method)을 이용하여 신호행렬로부터 직접 계산되어진다. 본 논문에서 제안되는 기술은 고유치 및 고유벡터를 구할 필요가 없으며, 어레이 입력신호의 개수가 웨이트의 수보다 크지 않다는 가정하에 신호갯수의 탐지과정을 포함하지 않는다. 제안기술이 탐지절차와는 무관하게 수행되기 때문에 어레이 입력의 개수가 몇개인지 성공적으로 파악할 수 없는 열악한 신호환경하에서 제안기술은 우수한 성능을 나타낸다. 제안된 기술의 성능은 기존의 잘 알려진 고유분해방법과 신호대 잡음비에 따른 각해상도 면에서 비교되어지고, 계산상의 복잡도 면에서도 기존의 알고리즘과 비교하여 우수함을 보인다.

### Abstract

This paper presents a novel method, entitled Orthogonal Weights Searching(OWS), for the Direction-Of-Arrival(DOA) estimation. Utilizing the modified Conjugate Gradient Method(MCGM), the weight vector which is orthogonal to the signal subspace is directly computed from the signal matrix. The proposed method does not require the computation of the eigenvalues and eigenvectors. In addition, the new technique excludes the procedure for the detection of the number of signals under the assumption that the number of weights in the array is greater than the number of input signals. Since the proposed technique can be performed independently of the detection procedure, it shows a good performance in adverse signal environments in which the detection of the number of array inputs cannot be obtained successfully. The performance of the proposed technique is compared with that of the conventional eigen-decomposition method in terms of angle resolution for a given signal-to-noise ratio (SNR) and a required amount of computations.

## I. 서 론

배열 안테나를 이용하여 신호원의 도착방향을 추정하기 위하여 지금까지 여러 방법들이 제안되어 왔다. 이들 중 MUSIC 알고리즘, Minimum-Norm, ESPRIT 등이 잘 알려져 있다. 이들 대부분은 고유구조(eigen structure) 특성에 근거한 것이다. 많은 경우 신호원의 개수를 탐지하기 위하여 MAIC(Minimum Akaike Information Criterion)와 MDL(Minimum Description Length) Criterion 등을 이용한다. 그러나, 열악한 신호환경 등으로 인해 신호원의 탐지가 정확하지 못했다면 기존의 이들 방법들은 도착방향 추정에 있어 성공적인 결과를 얻을 수 없을 뿐 아니라 전혀 엉뚱한 결과를 초래할 수도 있다.<sup>[1]</sup> 본 논문에서 제안하는 OWS방법은 공액기울기 방식(CGM : Conjugate Gradient Method)을 적용한다는 점에서는 MES 방법과 같으나, 수정된 공액기울기 방식을 이용하여 자기 공분산행렬의 최소고유치에 해당하는 고유벡터를 구하는 MES와는 달리, OWS 방법은 고유치를 전혀 구하지 않고, 신호행렬로부터 신호공간에 직교하는 벡터를 직접 구한다. 따라서, 고유치를 구할 필요가 없기 때문에 신호행렬을 제공하여 자기 공분산행렬을 구할 필요가 없다는 점이 기존의 방법들과는 다르다.

일반적으로 적응 알고리즘을 적용하는 문제에 있어 그 알고리즘의 수렴 여부는 상당히 중요한 부분이다. 이미 잘 알려진 LMS나 Kalman 알고리즘은 각각 스텝 사이즈나 망각인자의 크기를 어떻게 정하는가에 따라 그 수렴성이 많이 좌우된다. 이와는 달리 제안기술은 신호공간에 직교하는 가중치 벡터를 구하는 데 있어 공액기울기 방법을 이용하여 반복적인 방법으로 구하기 때문에 항상 수렴이 보장되고 또한 그 수렴속도가 빠르다는 장점을 가지고 있다<sup>[2]</sup>. 본 논문의 주된 기여는 다음으로 요약되어진다. (1) 본 논문에서는 도착방향을 추정에 필요한 대안적인 절차로써 CGM을 이용한 직교가중치 탐색(OWS)방법을 소개한다. (2) 제안기술은 신

호원의 개수에 대한 탐지가 전혀 필요하지 않다. 제안기술을 사용함으로써, 신호행렬의 고유치와 고유벡터를 구하기 위한 별개의 외부 루틴 없이도 DOA 추정을 수행할 수 있다. 따라서, 계산상의 복잡도 면에서 볼 때 현저한 성능향상을 가져올 수 있다. (3) 신호원의 산란, 주파수 퍼짐 등에 기인하여 각각의 입사각에 집중되어진 많은 분리불가능한 신호 성분이 존재하는 다중성분의 신호 환경에서의 DOA 추정에 대해, 제안기술은 각 신호 성분에 대해서 뿐만 아니라 각 클러스터에 대해서도 DOA 추정을 수행한다. 많은 실제적인 상황에서 각 클러스터들은 분리불가능한 신호성분으로 구성되어 있기 때문에 각 신호성분 자체의 DOA보다 클러스터의 DOA를 추정하는 것이 바람직하다. II장에서는 어레이 수신신호를 모델링하고, 제안된 OWS 알고리즘을 III장에서 설명하며, IV장에서는 제안기술의 성능을 분석하고 시뮬레이션의 결과를 분리불가능한 다중신호성분이 존재하는 열악한 상황을 고려하여 기존의 고유분해방법의 결과와 비교해 보이겠다.

## II. 신호 모델링

$2N-1$ 개의 등방성 안테나로 이루어진 선형 어레이를 고려해 보자. 크기가 일정한 연속적인 정현파가 배열의 입력으로 들어온다고 하면, 어레이의  $k$  번째 안테나성분에 입사하는 신호는 (2-1)과 같이 쓰여질 수 있다<sup>[12]</sup>.

$$r_k(t) = g \cos(2\pi f(t + \tau_k) + \phi) \quad \text{for } k = 1, 2, \dots, 2N-1 \quad (2-1)$$

여기서,  $g$ 와  $\phi$  는 각각 송신기와 배열의 기준안테나 간의 전송 경로와 관련되어진 감쇠의 크기와 위상이다. 시간지연  $\tau_k$ 는 파의 입사각, 기준안테나와  $k$ 번째 안테나 사이의 거리, 그리고 순시주파수  $f$ 에 의해 결정되어진다. 만약 서로 완전히 또는 부분적으로 코히어런트(coherent)한  $L$ 개의 파가 입사

한다면, 각 요소에서 열잡음이 첨가되었다고 가정할 때 k번째 안테나 소자에 유기된 신호는 다음과 같다.

$$r_k(t) = \sum_{l=1}^L \{g_l \cos(2\pi f_l(t + \tau_{l,k}) + \phi) + n_k(t)\} \quad \text{for } k=1, 2, \dots, 2N-1 \quad (2-2)$$

$r_k(t)$ 는 다음과 같이 중심주파수가  $f_c$ 이고 대역폭이 BW인 제한된 대역폭을 가진 신호라고 가정한다.

$$f_l = f_c + b_l \quad \text{for } l=1, 2, \dots, L \quad (2-3)$$

여기서,  $b_l$ 은  $-0.5$  BW와  $0.5$  BW 사이에 균등하게 분포되어진 랜덤한 값이다. 주파수 저역천이를 위하여 식(1-2)의  $r_k(t)$ 는  $\cos(2\pi f_c t)$ 와  $\sin(2\pi f_c t)$ 에 의해 곱해지고, 이 곱해진  $2N-1$ 개의 쌍이 저역통과 필터에 의해 필터링되어진다. 그러면, 저역통과 필터의 k번째 출력은 다음과 같이 복소수 합수를 이용하여 표현할 수 있다.

$$x_k(t) = \sum_{l=1}^L \exp[j(2\pi f_l \tau_{l,k} + 2\pi b_l t)] + n_k(t) \quad \text{for } k=1, 2, \dots, 2N-1 \quad (2-4)$$

여기서,  $n_k(t)$ 는 (1-2)식의 잡음성분  $n_k(t)$ 의 저주파 통과 신호로써 복소수의 값이다. 또한, 각각의 k값에 대해  $n_k(t)$ 는 상호 독립적이며 분산이 같다고 가정한다.  $b_l \ll f_c$  이고 각 안테나간의 거리가 중심주파수  $f_c$ 의 반파장과 같다고 가정하면, (1-4)는 다음과 같이 훨씬 간단히 표시될 수 있다.

$$x_k(t) = \sum_{l=1}^L \{g_l \exp(j\phi_l) \exp(j2\pi b_l t) \exp(j(k-1)\pi \sin(\theta_l))\} + n_k(t) \quad \text{for } k=1, 2, \dots, 2N-1 \quad (2-5)$$

여기서,  $\theta_l$ 은 어레이의 현측으로부터 측정된 l번째 파의 DOA이다. 벡터표기법을 이용하여 (1-5)는 다음과 같이 다시 쓰여질 수 있다.

$$x_m(t) = ED^{(m-1)}s(t) + n_m(t) \quad (2-6)$$

여기서,

$$x_m(t) = [x_m(t), x_{m+1}(t), \dots, x_{m+N-1}(t)]^T \quad \text{for } m=1, 2, \dots, N \quad (2-7)$$

$$E = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \exp[j\pi \sin(\theta_1)] & \dots & \exp[j\pi \sin(\theta_L)] \\ \exp[j2\pi \sin(\theta_1)] & \dots & \exp[j2\pi \sin(\theta_L)] \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \exp[j(N-1)\pi \sin(\theta_1)] & \dots & \exp[j(N-1)\pi \sin(\theta_L)] \end{bmatrix} \quad (2-8)$$

이고,  $D^{(m)}$ 은  $(L \times L)$ 인 대각 행렬의 m번째 파워를 나타낸다.

$$D = \text{diag}\{\exp[j\pi \sin(\theta_1)] \dots \exp[j\pi \sin(\theta_L)]\} \quad (2-9)$$

그리고  $s(t)$ 는 열 벡터(column vector)로서,

$$s(t)^T = [g_1 \exp[j(\phi_1 + 2\pi b_1 t)] \dots g_L \exp[j(\phi_L + 2\pi b_L t)]] \quad (2-10)$$

여기서 첨자  $T$ 는 행렬의 전치 연산자이다.

신호행렬은 다음처럼 N개의 열벡터  $x_m(t)$ 를 연쇄(concatenation)시킴으로 형성되어진다.

$$A(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ \dots \ x_N(t)] = \begin{bmatrix} x_1(t) & x_2(t) & \dots & x_N(t) \\ x_2(t) & x_3(t) & \dots & x_{N+1}(t) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_N(t) & x_{N+1}(t) & \dots & x_{2N-1}(t) \end{bmatrix} \quad (2-11)$$

여기서 부어레이(sub-array)의 수는  $N$ 개이고 각 부어레이에서의 소자의 갯수 또한  $N$ 개라고 가정한다. 또한, 신호행렬  $A(t)$ 의 랭크는 신호의 코히런시(coherency)와 관계없이 항상  $N$ 이고, 만일 잡음이 완전히 없으면  $L$ 이다.

### III. 직교 가중치 탐색(OWS) 방법

본 장에서는 신호공간에 직교하는 벡터를 CGM을 적용하여 반복적으로 발견하는 기법을 제시한다. 다음 행렬방정식을 고려해보자

$$A(t)w=y \tag{3-1}$$

여기서 행렬  $A(t)$ 는 (2-11)로 부터 얻어지고  $w$ 는 현재의 여기벡터(excitation vector),  $y$ 에 대해 구해내야 하는 가중치 벡터이다. 신호행렬  $A(t)$ 는 주어진 시간에서 관찰된 신호치를 가지고 형성되어 지므로 행렬방정식 (3-1)를 형성하기 위하여 여기 벡터  $y$ 를 어떻게 둘 것인가에 대한 문제가 중요한 관심사이다. 만약 (3-1)에서 벡터  $y$ 가 신호공간의 베이스(basis)들의 선형조합, 즉  $\{E_i\}, i=1,2, \dots, L$ 의 베이스의 집합으로 선택되어진다면, 그때 어레이 출력에서의 신호파위가 해당하는 신호 성분의 방향을 따라서 최대값을 가질 것이다. 더 분명히 말하자면,  $y$ 가 다음과 같이 결정되었다고 가정하자.

$$y=\sum_{i=1}^M c_i E_i, \text{ for } c_i \neq 0 \tag{3-2}$$

여기서  $i=1,2, \dots, L(M \leq L)$ 에 대한 베이스  $E_i$ 의 성분들은 다음과 같다.

$$E_i=[1 \exp(j\pi \sin(\theta_i)) \exp(j2\pi \sin(\theta_i)) \dots \exp(j(N-1)\pi \sin(\theta_i))] \tag{3-3}$$

그러면  $\theta=\theta_{M+1}, \theta_{M+2}, \dots, \theta_L$ 에 대한 신호파위가 최소화 되어지는 반면  $\theta=\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M$ 의 방향으

로는 신호파위가 최대가 될 것이다. 결론적으로, 공간 스펙트럼에서  $\theta=\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M$ 의 방향에서  $M$ 개의 피크와  $\theta=\theta_{M+1}, \theta_{M+2}, \dots, \theta_L$ 의 방향에서  $L-M$ 개의 널(null)이 생겨날 것이다. 본 논문의 목적이 행렬  $A(t)$ 의 신호공간에 직교하는 벡터  $w$ 를 발견하는 것이라는 것을 고려한다면,  $y$ 는 잡음 공간에 존재하는 벡터이고, 만일 잡음 성분이 거의 없는 상황에서 벡터  $y$ 의 성분들을 모두 영(zero)이거나 또는 영에 가까운 아주 작은 값들로 이루어져야만 한다. 그러나, 여기 벡터  $y$ 의 성분을 모두 영으로 두는 것은 적응 알고리즘으로 하여금 일반적인 경우에 가중치 벡터가 모두 영으로 수렴하는 상황을 야기한다. 이것은 가중치 벡터가 섀다운(shut-down)되어 무의미할 뿐만 아니라, CGM 알고리즘을 적용함에 있어 산술적 오버플로우(overflow)를 야기한다. 왜냐하면 CGM에서 매 반복루프를 빠져나올지에 관한 상대적 에러는 다음과 같이 정의되어져 있기 때문이다.

$$\|A(t)w-y\|^2/(\|y\|^2N) \tag{3-4}$$

여기서  $N$ 은 신호행렬  $A(t)$ 의 랭크를 나타낸다.

이처럼 웨이트가 섀다운되는 것을 피하기 위하여, 원래 Compton, Jr.에 의해 제안되어진 PIT (Power Inversion Technique)으로부터 관련된 아이디어를 이용한다. 실제로 일반적인 신호환경에서는 잡음성분이나 간섭신호가 존재하므로, 본 논문에서는  $y$ 의 처음 성분에 영이 아닌 값을 하나 할당한다. 즉, 벡터  $y$ 는 다음과 같다.

$$y=[1 \ 0 \ \dots \ 0]^T \tag{3-5}$$

이것은 마지막에 최적의 웨이트가 계산되어졌을 때 모든 다른 부어레이가 출력값으로 영을 생성하는 반면, 첫번째 부어레이는 영이 아닌 상수값을 출력할 것이다. OWS방법에 있어서 CGM의 적응알고리즘은 임의의 초기치  $w(0)$ 를 가지고 시작된다.

다음 반복에서의 웨이트들은 (3-6)에서 주어진 것처럼 갱신되어진다.

$$w(n+1) = w(n) + t(n)P(n) \quad (3-6)$$

최적의 웨이트를 구하기 위한 공액기울기 방식 (CGM)의 적용 절차는 다음과 같은 반복적인 방법으로 계산되어진다.

$$R(n) = A(t)w(n) - y \quad (3-7)$$

$$t(n) = \|A^H R(n)\|^2 / \|AP(n)\|^2 \quad (3-8)$$

$$R(n+1) = R(n) + t(n)AP(n) \quad (3-9)$$

$$P(n+1) = -A^H R(n+1) + q(n)P(n) \quad (3-10)$$

여기서  $q(n) = \|A^H R(n+1)\|^2 / \|A^H R(n)\|^2$ 이다. (3-11)

(3-8)~(3-11)에서 신호 행렬  $A(t)$ 에서 변수  $t$ 는 현재의 반복변수  $n$ 과의 혼란을 피하기 위해서 생략하였다. 위의 절차 중 (3-10)에서 방향벡터  $P(n)$ 를 갱신하는 데 필요한 실수 스칼라양인  $q(n)$ 은 방향벡터  $P(n)$ 이 A-conjugate가 되는 방식으로 결정되어진다.

$$P^H(n) A A^H P(n+1) = 0. \quad (3-12)$$

CGM의 적용알고리즘은 정규화되어진 예러가 원하는 정확도보다 작게 되어질 때까지 반복된다. 정규화된 예러는 (3-4)에서 정의되어 있다. (3-6)~(3-11)에서 보여지는 것처럼 적용 알고리즘을 적용함에 있어 매 iteration마다 약  $O(3N^2)$ 의 계산량이 필요하다.

#### IV. 모의 실험 결과 및 어레이 성능

본 논문의 모의실험에서는 3개의 신호성분으로 구성된 신호의 입사각을 추정한다. 각각의 입사각은  $5^\circ$ ,  $10^\circ$  그리고  $30^\circ$ 이다. 요구되어지는 각해상도를 고려할 때, 본 논문에서는 웨이트의 수를 24개로 정한다. 실제 컴퓨터 모의실험에서, 다음의 환경들이 기존의 ED방법과 OWS방법에서 공통으로 고려되었다. (1) 각 수신신호에서 순시치 신호주파수  $b_i$ 가 구간  $[-BW/2, BW/2]$ 에서 매 스냅샷마다 균일 분포함수로부터 랜덤하게 선택되어진다. (2) 매 스냅샷에서 입력 성분의 위상  $\phi$ 는 구간  $[0, 2\pi]$ 에서 랜덤하게 선택되어지는 반면 입력 성분의 크기는 일정한 수치로 결정된다. 본 모의실험에서는 각 신호의 크기를 1로 정하였다. (3) 관찰주기, 구간에서의 스냅샷의 수, 그리고 SNR은 달리 언급되어지지 않는다면 각각 1초, 32와 0 dB로 정해져 있다.

각 신호 클러스터는 하나의 신호 평면파로 구성되어 있고 모든 입력 신호의 DOA는 한 관찰주기 동안에 변하지 않은 채로 있다고 가정한다. 각 클러스터내에서 신호성분의 DOA는 가우시안 분포를 가지며 샘플 함수가 매 스냅샷마다 생성되어진다고 가정한다.

#### 4-1 고유치분해(ED) 방법

고유구조에 근거한 방법은 먼저 식(4-1)과 같이 주어진 신호행렬로부터 자기공분산 행렬을 구성한 후 이로부터 각 고유치와 고유벡터를 구함으로써 수행되어진다.

$$B = E\{A^H(t)A(t)\} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K A^H(k t_p / K) A(k t_p / K) \quad (4-1)$$

여기서  $t_p$ 와  $K$ 는 각각 관찰주기와 관찰주기동안의 스냅샷의 수를 나타내고, 첨자  $H$ 는 복소공액전치행렬 연산자를 나타낸다. 행렬  $B$ 에 대한 고유치 시스템은 다음과 같다.

$$Bw_i = \lambda_i w_i \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, N \quad (4-2)$$

여기서  $\lambda_i$ 는 (4-1)에 정의된 자기공분산 행렬  $B$ 의 고유치로써  $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_N$ 이고,  $w_i$ 는 각  $\lambda_i$ 에 상응하는 고유벡터이다. 처음  $N-L$ 개의 고유치는 잡음고유치에 해당하고 나머지  $L$ 개는 신호고유치에 해당한다. 이러한 신호의 갯수를 탐지하기 위해서 MAIC와 MDL 두가지 방법에 의존한다. 주어진 신호환경하에서 신호갯수에 대한 올바른 탐지를 할 수 없다면, 공분산 행렬을 형성하는 데에 필요한 스냅샷의 수를 늘려야만 한다. 공간 스펙트럼을 생성하기 위해 잡음 고유치에 해당하는 각 잡음고유벡터가 다음 식을 계산하는 데 이용되어진다.

$$E(\theta) = \frac{1}{N-L} \sum_{i=1}^{N-1} \frac{1}{\|w_i^T z\|^2} \quad (4-3)$$

여기서  $N$ 은 자기공분산행렬의 크기이고  $L$ 은 신호의 수를 나타내며,  $w_i$ 는 각 잡음고유치  $\lambda_i$ 에 해당하는 각각의 잡음 고유벡터를 나타낸다.

고유치들  $\{\lambda_i\}$ 이 (4-2)에서 보여진 것처럼 크기 순으로 나열되어져 있고, 따라서 처음  $N-L$ 개 고유치, 즉  $i=1, 2, \dots, N-L$ 에 대한  $\{\lambda_i\}$ 가 잡음고유치에 해당한다. 그림 1은 신호의 갯수를 미리 알고 있다는 가정하에 SNR이 0 dB이고 스냅샷의 수가 32와 64일때 각각 ED방법에 의해 얻어진 공간 스펙트럼을 나타낸다.

위에서 토의된 것처럼, ED방법을 적용하여 DOA 추정을 수행하는 데 있어서 공간 스펙트럼은 관찰주기의 끝에서 단지 한번 얻어지며, 따라서, 이 주기 동안에 신호의 수를 알아내기에 충분한 관찰 회수가 주어져야만 한다. ED방법에서는 정확한 신호갯수를 탐지할 수 있는 가능성을 보장하지 못하면서도 스냅샷의 수가 미리 정해져 있어야만 한다. 올바른 탐지는 일반적으로 알려져있지 않는 각 입력신호의 통계 뿐만 아니라 SNR에도 영향을 받기 때문에, 전체적인 DOA추정에 영향을 미치는 신호

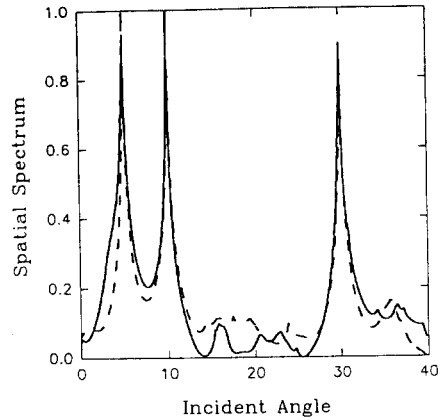


그림 1. 고유구조 방법에 근거한 공간 스펙트럼  
SNR=0 dB, # of weights = 24. (실선 : 32, 점선 : 64, 스냅샷)

갯수의 탐지절차는 일종의 시행착오의 과정이다. 이러한 기존의 ED방법에서 존재하는 문제점은 탐지절차가 미리 조정된 스냅샷의 수로 실패한다면 그때 공분산행렬은 더 많은 관찰회수로 다시 생성되어야 한다는 것이다. 이것은 DOA 추정의 전체적인 과정이 정확한 탐지를 보장할 때까지 계속되어야 한다는 것을 뜻한다. 또다른 문제점은 입력 신호의 수가 실제적인 상황에서는 대부분 알려져 있지 않다는 것이고, 따라서 심지어는 탐지 절차의 결과가 올바른지 틀렸는지조차 알지 못한다는 것이다. 그림 1에서 보여진 성공적인 수행은 올바른 탐지의 가정하에서 얻어진다.

#### 4-2 OWS 방법

앞에서 토의되어지고 (3-1)에서 보여진 것처럼, OWS방법은 ED방법과는 달리 신호행렬이 제공되어야 한다는 요구조건을 만족하지 않아도 된다. 따라서, 요구되어지는 계산량은 ED방법에 비해 훨씬 적다. 그림 2에 32개와 64개의 스냅샷으로 구성된 신호행렬로부터 제안된 OWS방법을 이용하여 얻어진 가중치벡터를 사용한 공간 스펙트럼이 나타나 있다.

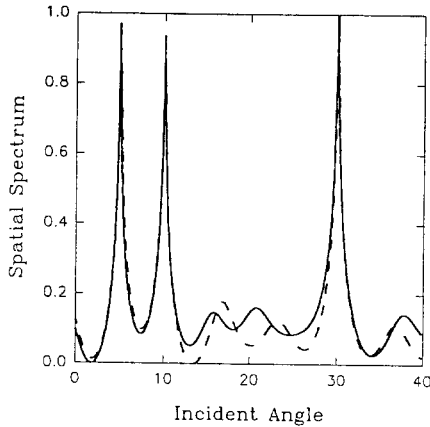


그림 2. 제안기술을 적용한 어레이의 공간 스펙트럼  
SNR = 0 dB, # of weights = 24. (실선 :32, 점선:64 스냅샷)

DOA 추정에 있어 신호행렬에 OWS방법을 적용한 또 하나의 흥미로운 측면은 신호대 잡음비(SNR)가 나빠지면 나빠질수록 CGM의 적용절차가 더 빠르게 수렴한다는 점이다. 그림 3에 다양한 SNR에 대해 요구되어지는 OWS의 반복회수가 각 스냅샷의 경우에 증가 함수꼴로 나타나 있다. SNR이 좋을수록 느린 수렴을 보이는 것은, 극단적으로 전혀 잡음이 없는 신호환경을 고려하므로써 설명되어질 수 있다. 잡음이 전혀 없고  $N > L$ 이라는 조건에서는  $N \times N$  신호행렬의 랭크가  $L$ 이 되고 컨디션 넘버(condition number)가 무한대가 되어 최소고유치는  $N-L$ 개의 정확한 중복된 영(zero)이 된다. (3-1)에서 보여진 여기벡터  $y$ 는 일반적으로 신호공간이 아닌 잡음공간의 벡터를 대신하는 방식으로 정해진다. 따라서, 잡음이 없는 환경에서  $y$ 는 차원이  $L$ 인 신호공간에선 존재하지 않기 때문에 행렬방정식의 직접적인 해는 존재조차 하지 않는다. 잡음파워가 증가할수록(신호환경이 열악해 질수록), 잡음파워에 해당하는 최소고유치가 점점 더 커지며, 그것은 행렬의 컨디션 넘버가 점점 더 작게되고 행렬의 랭크가  $N$ 이됨을 뜻한다. 결과적으로 그림 3에서 고려되어진 범위 즉  $-20 \text{ dB} \leq \text{SNR} \leq 20 \text{ dB}$ 에

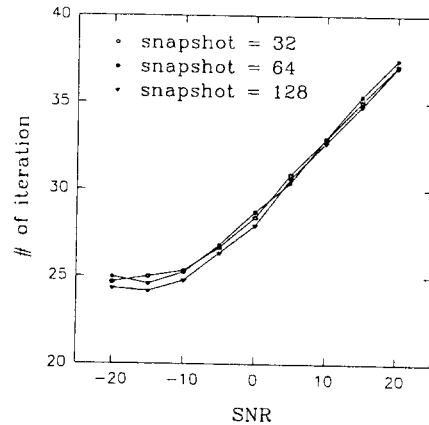


그림 3. 각 SNR과 스냅샷의 수에 따른 제안기술의 수렴속도 비교

서 SNR이 낮아짐에 따라 수렴속도는 더 빨라진다. 그림 3의 각 수치는 1000번의 평균으로 얻어진 값들이다.

위에서 토의된 것처럼,  $\text{SNR} = \infty$ 인 상황에서 여기벡터가 영으로 정해져있지 않다면 OWS방법은 보통의 에러범위, 즉,  $10^{-3} - 10^{-5}$  이하에서 수렴하기 어렵다. 그러나, 대부분의 실제적인 환경에서는 잡음성분이 존재하고, 따라서, 이것은 OWS가 유한번의 반복이내에 신호공간에 직교하는 벡터해를 찾아낼 수 있음을 뜻한다.

#### 4-3 다중성분이 존재하는 신호환경에서의 어레이 성능

본 절에서는 각 입력 클러스트에 분리불가능한 많은 신호성분이 존재하는 더욱 열악한 환경을 고려한다. 많은 실제적인 경우에 다중성분이 존재하는 상황은 어레이입력의 산란과 어레이의 국부발진기에서의 주파수의 불일치 때문에 일어난다. 본 논문에서는 한 클러스터내의 신호성분들 간의 주파수 및 위상의 퍼짐정도는 무시할 수있다고 가정한다. 다중신호성분의 수는 매 스냅샷마다 같은 확률로 구간[100, 300]에서 랜덤하게 취해진다. 또한, 한 클러스터내의 각 신호성분의 입사각은 가우시안 분

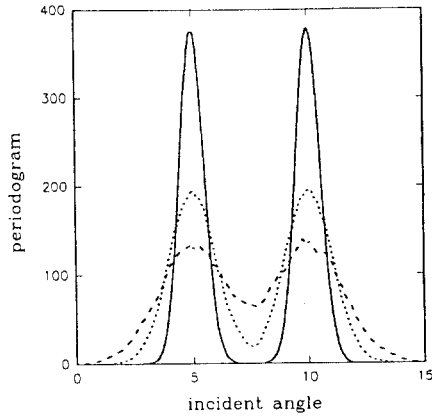


그림 4. 인접 클러스트 간의 각퍼짐의 표준편차 (solid : 0.5°, dashed : 1.0°, dotted : 1.5°)

포함수를 따른다. 그림 4는 각퍼짐(angle dispersion)의 표준편차가 다른 세개의 값에 의해 결정되어진 periodogram을 설명하고 있다. 그림 4에서 각 샘플 함수는 각 클러스터에서 10,000개의 흠어진 성분으로부터 얻어진다.

각퍼짐의 표준편차가 상호 5°씩 떨어진 인접한 클러스터간의 각분리도의 30%까지 증가할 때, 전

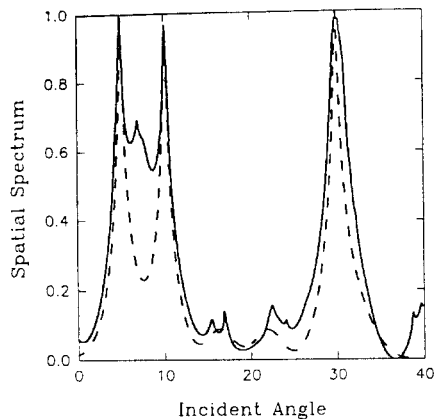


그림 5. 각퍼짐의 표준편차가 인접 클러스트 간의 각분리도의 30%일 때의 공간 스펙트럼 (실선 : ED 방법, 점선 : OWS 방법)

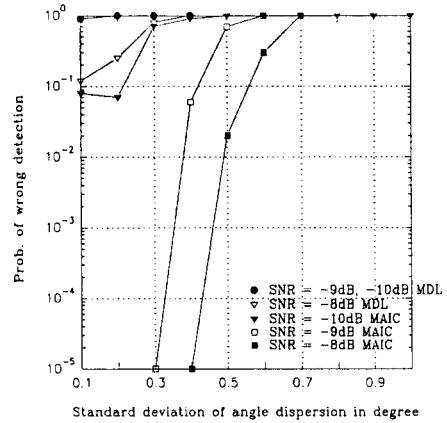


그림 6. MDL과 MAIC를 이용했을 때의 각 고유치로부터 신호갯수에 대한 잘못된 탐지를 일으킬 확률

혀 잡음성분이 없을때조차 두 클러스터를 분간한다는 것은 거의 불가능하다. 스냅샷의 수가 32, SNR이 0 dB이고 웨이트의 수가 24일때, 그림 5는 각퍼짐의 표준편차가 1.5°인 공간스펙트럼을 설명하고 있다. MAIC나 MDL은 이러한 다중신호환경에서 성공적으로 신호클러스터의 수를 제공할 수 없고, 이것은 클러스터의 수가 미리 알려져 있지 않다면 기존의 ED방법은 이런 신호환경에서는 고려조차 될 수 없다는 것을 의미한다.

그림 5에서 보여진 점선은 클러스터의 수가 미리 수신하는 어레이에 알려져있다는 가정하에 ED방법의 성능을 나타낸다. 만약 탐지절차가 잘못된 경우를 고려한다면 전통적인 ED방법에 의한 어레이 성능은 훨씬 더 악화될 것임은 명백하다. 그림 6은 도착각도 퍼짐의 표준편차에 대한 함수로써, MAIC나 MDL을 이용하여 다중성분의 신호 환경에서 신호갯수에 대한 탐지를 수행할 때 잘못된 탐지를 일으킬 확률을 나타낸다. 그림 6에 나타난 각 수치는 적어도 10번 이상의 시도를 평균함으로 얻어졌다.



## V. 결 론

본 논문을 통하여 입사신호의 도착방향(DOA)을 추정하는 새로운 알고리즘인 OWS 방법을 제시하였다. 자기 공분산행렬을 구성한 후 고유치들을 구하고 이들로부터 신호갯수를 탐지하여 도래각을 추정하던, 고유구조에 입각한 기존의 ED방법들과는 달리 본 논문에서 제안한 OWS는 신호행렬로부터 직접 신호공간에 직교하는 가중치벡터를 구하였다. 본 논문에서 OWS를 적용함에 있어 수렴속도가 빠르고 수렴이 보장된 CGM을 사용하였다. 일단, 신호의 수보다 가중치의 수가 크기만 하면 신호공간에 직교하는 가중치를 구해 낼 수가 있었다. 제안 기술은 신호행렬을 제곱할 필요가 없고 고유분해를 위한 별도의 탐지절차가 필요하지 않기 때문에 기존의 방법들에 비해서 계산량 면에서 월등히 우수할 뿐만 아니라, 신호대 잡음비가 낮을수록 제안 기술이 빠른 수렴을 보이므로 열악한 신호환경하에서 그 우수성이 탁월함을 보였다. 또한, 분리불가능한 다중신호성분이 많이 존재하는 더욱 열악한 신호환경하에서도 기존의 고유분해 방법과 비교하여 그 결과를 나타내었다. 클러스터간의 각 분리도의 30%를 초과하지 않는 한, 제안기술은 성공적인 공간 스펙트럼을 형성할 수 있음을 모의실험을 통해서 보였다.

## V. 참고 문헌

- [1] S. Choi, T. K. Sarkar and J. Choi, "Adaptive Antenna Array for Direction of Arrival Estimation Utilizing the Conjugate Gradient Method", *J. Signal Processing*, vol. 45, Issue 3, 1995
- [2] X. Yang, T. K. Sarkar, and E. Arvas, "A survey of conjugate gradient algorithms for solution of extreme eigen-problems of a symmetric matrix", *IEEE Trans. on ASSP*, 37, 10, pp 1550-1556, Oct. 1989
- [3] G. H. Golub and C. F. Van Loan, *Matrix Computations*, Baltimore, MD:Johns Hopkins University Press, 1984
- [4] T. J. Shan and T. Kailath, "Adaptive beamforming for coherent signals and interference", *IEEE Trans. on ASSP*, ASSP-33, 3, pp 527-536, June 1985
- [5] H. Chen, T. K. Sarkar, S. A. Dianat, and J. D. Brule, "Adaptive spectral estimation by the conjugate gradient method", *IEEE Trans. on ASSP*, ASSP-34, 2, pp 272-284, April 1986
- [6] H. Akaike, "A new look at the statistical model identification", *IEEE Trans. on Automat. Contr.*, AC-19, pp 716-723, Dec. 1974.
- [7] J. Rissanen, "Modeling by shortest data description", *Automatica*, 14, pp 465-471, 1978
- [8] J. Guanqing, T. K. Sarkar, and S. Choi, "Adaptive spectral estimation by the conjugate gradient method with pseudo frequency elimination", *J. AEU, Elec. and Comm.*, Band 44, pp 136-139, Jan. 1990
- [9] T. J. Shan, M. Wax, and T. Kailath, "On spartial smoothing for direction-of-arrival estimation of coherent signals", *IEEE Trans. on ASSP*, ASSP-33, 4, Aug. 1985
- [10] R. T. Comptom, Jr., "The power-inversion adaptive array:concept and performance", *IEEE Trans. on Aer. and Elec. Sys*, AES-15, 6, pp 803-814, Nov. 1979
- [11] M. Wax, T. J. Shan, and T. Kailath, "Spatio-temporal analysis by eigenstructure methods", *IEE Trans. on ASSP*, ASSP-32, pp 817-827, Aug. 1984
- [12] R. Roy, "ESPRIT-Estiamtion of signal

parameters via rotational invariance techniques”, *IEEE Trans. on ASSP*, vol. 37, No. 2, July 1989

최 승 원



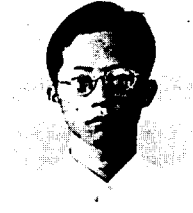
1957년 5월 23일생  
1980년 2월 : 한양대학교 전자공학과  
학사  
1982년 2월 : 서울대학교 전자공학과  
석사  
1982년~1984년 : LG전자 중앙연구  
소 연구원

1985년 12월 : Syracuse Univ. 전산공학석사  
1988년 12월 : Syracuse Univ. 전기공학박사  
1988년~1989년 : Syracuse Univ. 조교수  
1989년~1990년 : ETRI 선임연구원  
1990년~1992년 : 일본 CRL 선임연구원  
1992년 9월~현재 : 한양대학교 전자통신공학과 부교수

이 현 배

1995년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 학사  
1996년 8월 : 한양대학교 전자통신공학과 석사  
1996년 8월~현재 : LG 종합기술원연구원

오 정 호



1974년 1월 20일생  
1996년 2월 한양대학교 전자통신공  
학과 학사  
1996년 3월~현재 한양대학교 전자  
통신공학과 석사

황 영 준



1973년 10월 7일생  
1996년 2월 한양대학교 전자통신공  
학과 학사  
1996년 3월~현재 한양대학교 전자  
통신공학과 석사