

MUSIC을 근간으로 하는 고해상도 DOA 방법의 성능분석에 관한 연구

正會員 李 一 根* 正會員 崔 仁 卿** 正會員 金 永 執* 正會員 姜 哲 信*

A Study on Performance Analysis of High Resolution DOA Method based on MUSIC

Ill-Keun Rhee*, In-Kyeong Choi**, Young-Jip Kim*,
Cheoul-Shin Kang* *Regular Members*

※이 논문은 1993년도 한남대학교 교비 학술연구조성비 지원에 의하여 연구되었습니다.

要 約

본 논문에서는 Sample Array Covariance Matrix의 대각선요소들의 평균치를 취하여 이를 대각선 요소값들로 대체하여 도래방향각 예측을 수행하는 소위 'Averaged MUSIC' 방법이 낮은 신호대잡음비, 신호원들이 근접해 있는 경우, Sensor의 수가 제한되어 있는 경우등에서 MUSIC에 비하여 훨씬 고해상도의 DOA 예측을 수행함을 보였다. 이를 위해서 통계적인 방법을 사용하여서 한 두가지 경우에 나오는 특별한 결과를 배제하고 가능한 정확한 결과 비교를 위해 노력하였다.

ABSTRACT

This paper proposes a high resolution direction finding method, which is so called the 'averaged MUSIC'. This method uses a new sample array covariance matrix that consists of diagonal components obtained by taking averages of the diagonal component values of the sample covariance matrix for the MUSIC.

This paper also shows that the proposed method performs higher resolved direction-of-arrival estimation than the MUSIC in such cases as low signal-to-noise ratio, closed signal sources, and limited number of sensors, based on the statistical analysis.

*한남대학교 공과대학 전자공학과
Dept. of Electronic Engr., Han Nam University

**한국과학기술원 수학과
KAIST

1. 서 론

공간상에 배열되어 있는 음향 Sensor Array를 통해 얻어진, 잡음이 부가되어 있는 데이터로부터 신호원의 도래방향각(DOA: Direction of Arrival)을 예측하는 방법에 대한 연구는 군사적, 상업적, 사회적인 면에서 많은 응용분야를 지닌다. 즉, Sensor Array로 부터 얻어진 부가잡음이 섞인 데이터로부터 얻어진 Spatial Power Spectrum의 가장 좁은 부분을 추출해냄으로써 작군의 환경이나 불고기때, 지진의 진원지예측 등에 이용할 수 있다[1, 2, 3].

DOA 예측방법들중 1981년 Schmidt에 의해 제안된 Eigenstructure Algorithm을 이용한 MUSIC(Multiple Signal Classification)[4, 5]은, Sensor Array에서 얻어진 데이터로 부터 구해진 Sample Array Covariance Matrix의 최소 Eigenvalue들과 대응하는 Eigenvector들을 사용하여 고해상도의 DOA 예측을 수행할 수 있다. 그후로 Eigenstructure Algorithm에 기초한 많은 DOA 예측방법들이 연구·발표되고 있다[3, 6, 7, 8].

한편, Sensor Array로 부터 얻은 데이터들의 Array Covariance Matrix의 대각선 요소값들은 이론 상으로는 서로 같은 값을 가져야 하나, 현실적으로 유한한 갯수의 Sensor들을 사용하여 얻어진 한정된 수의 Sample 데이터들의 Sample Array Covariance Matrix의 대각선 요소값들은 조금씩 다른값들을 가지게 되고, 따라서 DOA 예측시 해상도 저하의 요인이 된다.

따라서 본 논문에서는 이러한 점에 착안하여, Sample Array Covariance Matrix의 대각선요소들의 평균치를 취하여 이를 대각선 요소값들로 대체하여 DOA 예측을 수행하는 소위 'Averaged MUSIC'을 사용 하므로써, 낮은 신호대잡음비(S/N), 신호원들이 근접해 있는 경우등에서 MUSIC에 비하여 훨씬 고해상도의 DOA 예측을 수행함을 보였다. 이 Averaged MUSIC은 Toeplitz 구조를 변형한 형태의 MTAM(Modified Toeplitz Approximation Method)[9]와 유사한 과정을 가진다.

본 논문의 본문 부분에서는 DOA예측을 수행하기 위해 Sensor Array에서 감지되는 신호와 잡음에 대한 모델을 설정하고, MUSIC과 Averaged MUSIC을 사용하여 도래방향각 예측을 하는 원리 및 수행방법을 기술하였다. 또한 예제를 통하여 Averaged MUSIC의 MUSIC에 대한 상대적 우수성을 살펴본

뒤, S/N의 변화에 따른 단일 신호원의 도래방향각 예측, Multiple 신호원들의 도래방향각 차에 따른 정확한 신호원 갯수 검출확률(Resolution Probability), 서로 근접한 Multiple 신호원들의 도래방향각 예측, 제한된 갯수의 Sensor를 사용한 신호원 검출확률 및 도래방향각 예측등의 상황별로 나누어 한 두가지 경우에 나오는 특별한 결과를 배제하고 가능한한 정확한 결과 비교를 위해 통계학적인 방법을 사용하므로써, Averaged MUSIC이 MUSIC에 비해 실제값과 예측값의 절대 오차, 오차의 표준편차, Resolution Probability 면에서 우수한 성능을 보임을 밝히고, 결론을 내린다.

II. 본 론

2-1. Signal과 Noise 모델

그림 1과 같이 Q 개의 Sensor들이 균일 간격으로 배열된 Array에 M 개의 신호원으로 부터 M 개의 신호들이 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M$ 의 방향각을 가지고 도래할 때, i 번째 Sensor에서 감지된 신호는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$r_i(t) = \sum_{m=1}^M s_m(t - (i-1)(D/c) \sin\theta_m) + x_i(t), \quad (1)$$

여기서

$s_m(t)$ = m 번째 Source로 부터 나온 Signal,

D = Sensor 사이의 간격,

c = Wave의 전파속도,

θ_m = m 번째 Source의 도래방향각,

$x_i(t)$ = i 번째 Sensor에서의 Additive Noise, 또한 N 개의 Sample Data $x(1), x(2), \dots, x(N)$ 들은 서로 독립이고 동일분포(Independent and Identically Distributed(i. i. d.)) 임.

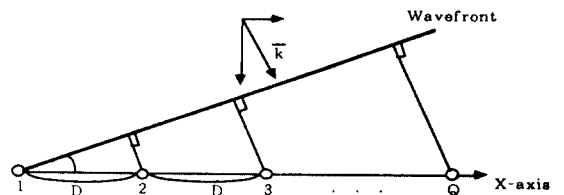


그림 1. Sensor Array에 도래하는 평면파의 단면도.
Fig. 1. Configuration for a planewave impinging on the sensor array.

중심 주파수 ω_0 를 갖는 m 번째 신호원으로 부터의 협대역 신호 $s_m(t)$ 을 복소 포락선 표현법으로 대체하면 식(1)의 $r_i(t)$ 는 다음과 같이 표현된다[10].

$$r_i(t) = \sum_{m=1}^M s_m(t) \exp[-j\omega_0 \tau_{mi}] + x_i(t), \quad (2)$$

여기서

$$\tau_{mi} = (i-1)(D/c) \sin \theta_m. \quad (3)$$

Q 개의 Sensor들에 받아들여진 Signal들을 Vector 형식을 써서 나타내면

$$\mathbf{r}(t) = \sum_{m=1}^M \mathbf{a}(\theta_m) s_m(t) + \mathbf{x}(t), \quad (4)$$

또는

$$\mathbf{r}(t) = \mathbf{A}(\theta) \mathbf{s}(t) + \mathbf{x}(t), \quad (5)$$

여기서

$$\begin{aligned} \mathbf{r}^T(t) &= [r_1(t), r_2(t), \dots, r_Q(t)], \\ \mathbf{s}^T(t) &= [s_1(t), s_2(t), \dots, s_M(t)], \\ \mathbf{x}^T(t) &= [x_1(t), x_2(t), \dots, x_Q(t)], \end{aligned}$$

또한 $Q \times M$ Direction Matrix $\mathbf{A}(\theta)$ 의 Column들은 다음과 같이 표현되는 Directional-vector들로 구성된다.

$$\mathbf{a}^T(\theta_m) = [1, \exp[-j\omega_0 \tau_{m2}], \exp[-j\omega_0 \tau_{m3}], \dots, \exp[-j\omega_0 \tau_{mQ}]]. \quad (6)$$

2-2. MUSIC 및 Averaged MUSIC

Sensor Array에 도래하는 부가잡음들이 Zero-mean White Gaussian이고 신호원으로부터의 신호들과는 서로 상관관계가 없을때(uncorrelated), 식(5)에 대응하는 Array Covariance Matrix \mathbf{R} 은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= E[\mathbf{r}(t) \mathbf{r}^*(t)] \\ &= \mathbf{A}(\theta) \mathbf{P} \mathbf{A}^*(\theta) + \sigma^2 \mathbf{I} \end{aligned} \quad (7)$$

여기서, *는 Matrix 또는 Vector의 Complex Conjugate Transpose (Scalar에 사용할때는 단순히 Com-

plex Conjugate)를 나타내고, \mathbf{P} 는 Nonsingular $M \times M$ Source Covariance Matrix이고 σ^2 은 부가잡음의 Variance(또는 Average power)이며 \mathbf{I} 는 $Q \times Q$ Identity Matrix 임.

Sample 데이터의 갯수가 $N (< \infty)$ 개로 제한되어 주어졌는 경우 Sample Array Covariance Matrix는 다음과 같이 얻어진다.

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \mathbf{r}(t) \mathbf{r}^*(t) \quad (8)$$

이제 다음의 잘 알려진 Eigenstructure Algorithm [4,5]으로부터, $\hat{\mathbf{R}}$ 의 최소 Eigenvalue들과 대응하는 Eigenvector들을 이용하여 식(9)에 대입하면 Q 개의 sensor들로 구성된 Sensor Array에 도래하는 신호원 으로부터의 신호들의 바람직한 방향각은 식(9)의 $\hat{\mathbf{D}}$ 의 peak 점들에 대응함을 쉽게 할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{D}} = \left[\mathbf{a}^*(\theta) \left(\sum_{k=1}^Q \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^* \right) \mathbf{a}(\theta) \right]^{-1} \quad (9)$$

Theorem(Eigenstructure Algorithm)

윗 식 (8)에서의 Covariance Matrix의 Eigenvalue들과 이에 대응하는 Eigenvector들을 각각 $\{\epsilon_1 > \epsilon_2 > \dots > \epsilon_Q\}$ 와 $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3, \dots, \mathbf{v}_Q\}$ 라고 가정한다.

i) \mathbf{R} 의 minimum Eigenvalues ($Q-M$ 개)

$$\epsilon_{M+1} = \epsilon_{M+2} = \dots = \epsilon_Q = \sigma^2$$

ii) i)에 대응하는 Eigenvector들은 $\mathbf{A}(\theta)$ 의 Column Span에 직교함. 즉,

$$\{\mathbf{v}_{M+1}, \mathbf{v}_{M+2}, \dots, \mathbf{v}_Q\} \perp \{\mathbf{a}(\theta_k, k=1, 2, \dots, M)\} \quad \blacksquare$$

그러나 Array Covariance Matrix의 대각선 요소들이 이론상으로는 서로 같은 값을 가져야 함에도 불구하고, 현실적으로 유한한 갯수의 Sensor들로부터 얻어낸 한정된 수의 Sample 데이터들에 의한 Sample Array Covariance Matrix $\hat{\mathbf{R}}$ 의 대각선 요소들은 서로 조금씩 다른 값을 가지게된다. 따라서 이 Matrix $\hat{\mathbf{R}}$ 의 Eigenvalue들과 대응하는 Eigenvector값들이 이론치에서 벗어나게 되어 도래방향각 예측시 해상도 저하의 요인이 된다.

따라서 본 논문에서는 Sample Array Covariance Matrix $\hat{\mathbf{R}}$ 의 대각선 요소들의 평균을 취하여 얻은 값들이 이론치에 근접함을 통계적인 방법을 통하여 확

인 하였다. 예로서, Sensor수를 8개로 하고 각각의 power가 1인 2개의 신호원($\theta_1 = 30^\circ$, $\theta_2 = 38^\circ$)을 사용하여 S/N = 0 dB인 환경(즉, Noise Variance = 1)에서 얻어낸 Sample Array Covariance Matrix의 주 대각선 요소 값을 이론상으로 3.00으로 모두 동일 값을 가져야 하나 실제로는 모두 조금씩 다른 값을 가지게 되므로 이들을 평균을 취하면 이론치에 근접함을 알 수 있다(표 1 참조).

일반적인 경우를 위하여 30번의 독립적 시행을 행한 후에 각 시행결과 얻어진 주대각선 요소의 평균값들의 Mean을 구하면 3.019로 이론치인 3.00과 매우 유사함(오차: 0.19)을 알 수 있다.

표 1. 각 시행에서의 주 대각선 요소의 평균값 (30 runs).
Table 1. Average value of main diagonal components in each run (30 runs).

횟수	평균값	횟수	평균값	횟수	평균값
1	3.06	11	2.97	21	3.00
2	3.10	12	2.93	22	3.01
3	2.99	13	2.87	23	2.94
4	3.07	14	3.10	24	3.22
5	3.01	15	2.91	25	3.00
6	2.99	16	2.97	26	3.02
7	3.20	17	2.88	27	3.04
8	3.18	18	3.22	28	3.01
9	2.87	19	3.02	29	2.97
10	3.01	20	3.06	30	2.95

이제 본 논문에서는 이러한 점에 착안하여 Sample Array Covariance Matrix \hat{R} 의 대각선 요소들의 평균값을 취하여 이 새로운 값을 대각선 요소값들에 대치하여 얻어낸 새로운 Eigenvalue들과 대응하는 Eigenvector들을 생성하고, 이들을 이용하여 식(9)로부터 \hat{D} 의 Peak점들을 찾아내는 Averaged MUSIC을 사용하였다.

그림 2는 MUSIC과 제안된 Averaged MUSIC에 의해 도래방향각을 예측하는 계통도를 Block Diagram형태로 보여준다.

다음의 예제는 MUSIC과 Averaged MUSIC을 사용하여 수행된 DOA의 상대적인 해상도 차이를 나타내주는 것으로 제안된 방법의 우수성을 잘 나타내 준다.

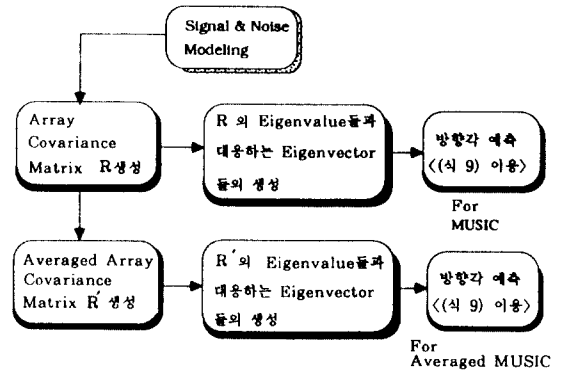


그림 2. Averaged MUSIC의 실현시키기 위한 계통도.
Fig. 2. Block diagram for realization of Averaged MUSIC.

예제 :

먼저 앞의 경우의 환경을 고려한 예를 택한다. 즉, 256개의 유한한 Sample 데이터(N = 256)와 Sensor의 갯수가 8개로 구성된 Uniform Linear Array를 사용하며, Source Signal들은 Uniform Random Phase를 갖는 평면파(Plane wave)들이고, Sensor들의 간격을 도래하는 Wavefront의 Wavelength 반(Half)이 된다고 가정한다. S/N이 0 dB인 환경하에서, 2개의 Source Signal들이 $\theta_1 = 30^\circ$, $\theta_2 = 38^\circ$ 의 방향각을

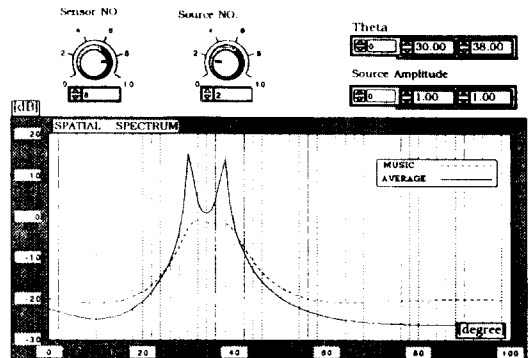


그림 3. S/N = 0 dB, Sample Data수 = 256, Sensor수 = 8 인데, MUSIC과 Averaged MUSIC을 사용하여 $\theta_1 = 30^\circ$, $\theta_2 = 38^\circ$ 로 도래하는 두개의 Source Signal의 도래방향각 예측.
Fig. 3. MUSIC and Averaged MUSIC spectra of two sources, $\theta_1 = 30^\circ$, $\theta_2 = 38^\circ$ with 8 sensors at S/N 0 dB, N = 256.

가지고 도래할 경우 MUSIC과 제안된 방법을 이용한 도래방향각 예측결과가 그림 3에 보여진다. 그림에서 나타난 바와같이 도래방향각이 근접해 있는 경우 MUSIC을 이용할 때는 두개의 도래방향각을 거의 예측해 내지 못하고 완만한 곡선의 형태를 나타내고 있으나, 제안된 방법을 이용시에는 $\theta_1 = 30^\circ$, $\theta_2 = 38^\circ$ 로 정확하게 두개의 Peak를 예측해 내게 된다.

다음은 S/N이 -5.1 dB으로 매우 낮을때, 5개의 Sensor로 구성된 Array으로 2개의 Source Signal들이 $\theta_1 = 30^\circ$, $\theta_2 = 42^\circ$ 의 방향각을 가지고 도래할 경우의 방향각 예측을 수행한 결과가 그림 4와 같이 일어났다. 이 경우에도 MUSIC을 이용할 때는 두개의 도래방향각을 예측해내지 못하고 하나만 있는것처럼 오인을 하게되나, 제안된 방법을 이용시에는 $\theta_1 = 30^\circ$, $\theta_2 = 42^\circ$ 의 2개의 도래방향각을 -5.1 dB의 낮은 S/N에서도 훌륭히 예측해 낼수 있다.

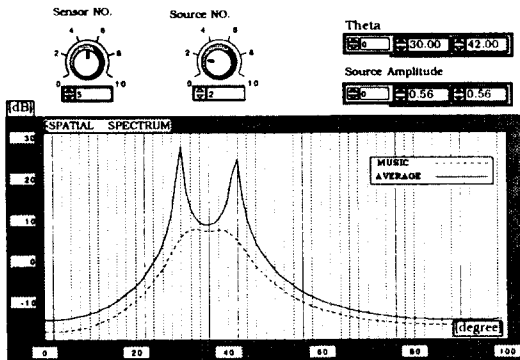


그림 4. S/N = -5.1 dB, Sample Data 수 = 256, Sensor 수 = 5 일때, MUSIC과 Averaged MUSIC을 사용하여 $\theta_1 = 30^\circ$, $\theta_2 = 42^\circ$ 로 도래하는 두개의 Source Signal의 도래방향각 예측.

Fig. 4. MUSIC and Averaged MUSIC spectra of two sources, $\theta_1 = 30^\circ$, $\theta_2 = 42^\circ$ with 5 sensors at S/N = -5.1 dB, N = 256.

2-3. MUSIC과 Averaged MUSIC의 성능 분석

여기에서는 MUSIC과 Averaged MUSIC의 성능을 다음의 상황별로 나누어 비교·분석 하였다.

- 1) S/N의 변화에 따른 단일 신호원의 도래방향각 예측.
- 2) Multiple 신호원들의 도래방향각차에 따른 정확

한 신호원 갯수 검출확률(Resolution Probability).

- 3) 서로 근접해 있는 Multiple 신호원들의 도래방향각 예측.
- 4) 제한된 갯수의 Sensor를 사용한 신호원 검출확률 및 도래방향각 예측.

이하 모든 상황들에 있어서 한 두 경우 나오는 특별한 결과를 배제하기 위하여 통계적인 방법을 사용하므로서 가능한한 정확한 결과 비교를 위하여 노력하였다. 즉, 모든 경우에 있어서 Random Number Generator의 Seed를 변화시켜가며 50번의 독립적인 시행(50 Independent Runs) 한후에 통계를 뱌으로써 두가지 방법을 비교하였다. 또한 이하 모든 경우에 있어서 신호원으로 부터 나온 신호들이, Sensor들이 Wavelength의 반(Half)의 간격으로 배열된 Uniform Linear Array로 도래할때 Gaussian 부가잡음이 섞인 256 개의 Sample 데이터를 구하여 사용하였다.

2-3-1. S/N의 변화에 따른 단일신호원의 도래방향각 예측

여기서는 단일 신호원이 $\theta = 30^\circ$ 의 도래방향각을 가지고, 5개의 Sensor들로 구성된 Uniform Linear Array로 도래할 경우에 MUSIC과 Averaged MUSIC을 사용하여 50번의 독립시행 결과 얻어낸 실제

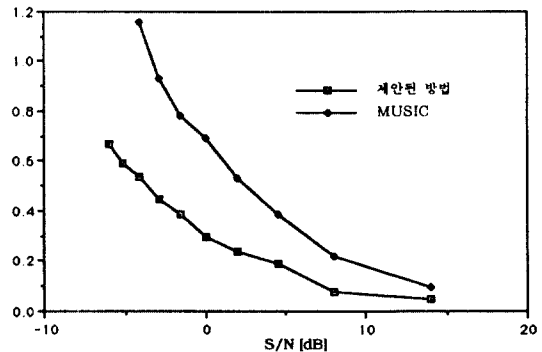


그림 5. $\theta = 30^\circ$ 인 단일 신호원에 대한 MUSIC과 Averaged MUSIC의 S/N의 변화에 따른 오차의 평균치, Q=5이고 50 runs.

Fig. 5. Mean of the direction error in terms of S/N for MUSIC and Averaged MUSIC for single source of $\theta = 30^\circ$, with 5 sensors, using 50 runs.

값과 예측값의 절대오차의 평균치 및 오차의 표준편차를 S/N의 함수로서 구하였다.

그림 5와 6에서 보는바와 같이, 비록 두가지 방법이 모두 S/N이 증가할수록 절대오차와 오차의 표준편차들이 감소하지만, 제안된 방법이 MUSIC에 비해 전체 S/N을 통하여 우수한 결과를 보임이 명백하다. 특히 S/N이 낮아질수록 해상도의 차이가 커짐을 알 수 있다.

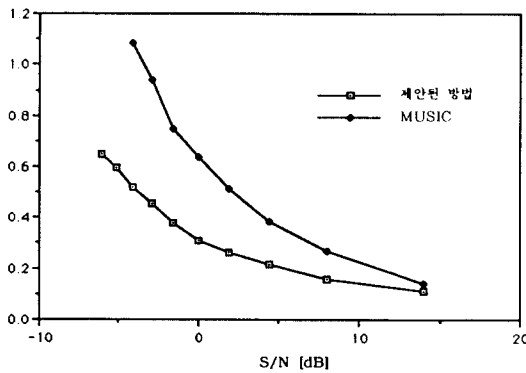


그림 6. $\theta = 30^\circ$ 인 단일 신호원에 대한 MUSIC과 Averaged MUSIC의 S/N의 변화에 따른 오차의 표준편차, $Q=5$ 이고 50 runs.

Fig. 6. s.t.d. of the direction error in terms of S/N for MUSIC and Averaged MUSIC for single source of $\theta = 30^\circ$, with 5 sensors, using 50 runs.

2-3-2. Multiple 신호원들의 도래방향각차에 따른 정확한 신호원 갯수 검출확률(Resolution Probability)

여기서는 Sensor의 갯수를 5개로 하고, S/N = 0 dB로 고정된뒤에 두개의 신호원들의 도래각들이 $\theta_1 = 30^\circ$, $\theta_2 = 32^\circ$ 인 경우 부터 $\theta_1 = 30^\circ$, $\theta_2 = 50^\circ$ 인 경우 까지 2° 간격으로 간격이 넓어짐에 따라 각 50번의 독립적 시행을 통하여 얻은 측정치를 이용하여 MUSIC과 Averaged MUSIC의 정확한 신호원 갯수 검출확률(Resolution Probability)을 두 신호원의 각도차, 즉 $(\theta_2 - \theta_1)$ 의 함수로서 구하여 그림 7에 나타내었다. 이 Resolution Probability를 얻기 위해서 두 신호원의 DOA들의 Spatial Spectrum들이 각각, 두 신호원 DOA의 중간값의 Spatial Spectrum 값보다 3 dB 높은 경우에만 두 신호원의 DOA가 검출되는

경우로 택하였다. 그림 7에서 보이듯이, MUSIC은 $(\theta_2 - \theta_1)$ 가 8° 가 될때까지 전혀 두개의 신호원을 구분해내지 못하지만, Averaged MUSIC은 두 신호원의 각도차가 8° 인 경우에 68%의 Resolution Probability를 가지며 각도차가 12° 이상이 될때부터는 Resolution Probability가 100%가 되는데 반하여 이때에 MUSIC은 54%만 두 신호원을 구분해 낼 수 있게 되어 Averaged MUSIC이 MUSIC에 비해 훨씬 우수한 신호원 갯수 검출을 해냄을 알 수 있다.

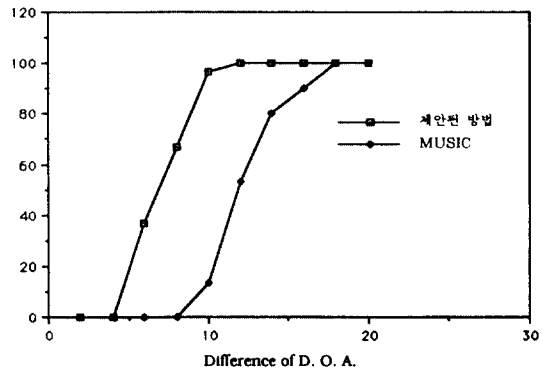


그림 7. MUSIC과 Averaged MUSIC을 이용한 Multiple 신호원들의 도래방향각 차에 따른 Resolution Probability, $Q=5$, S/N = 0 dB이고 50 runs.

Fig. 7. Resolution probability of MUSIC and Averaged MUSIC in terms of DOA difference of two sources, with 5 sensors, S/N = 0 dB, using 50 runs.

2-3-3. 서로 근접해 있는 Multiple 신호원들의 도래방향각 예측

여기에서는 Averaged MUSIC과 MUSIC을 이용하여 비교적 높은 S/N(S/N = 15 dB)에서 Multiple 신호원들의 도래방향각 예측을 수행한 후 그들의 해상도 차이를 비교하였다. 높은 S/N을 택한 이유는, MUSIC을 이용한 DOA 예측 수행시 이보다 낮은 S/N에서는 정확한 신호원 갯수를 검출해 내지 못할 경우가 많아지기 때문이다. 이 경우에서도 Averaged MUSIC의 Resolution Probability는 100%이나 MUSIC은 90%(50번 수행중 45번 정확한 신호원 갯수 검출)에 불과하였다(표 2 참조).

두개의 신호원들이 $\theta_1 = 25^\circ$, $\theta_2 = 30^\circ$ 의 DOA를 가지고 S/N = 15 dB인 환경에서 6개의 Sensor를 이용

하여 50번의 독립적인 예측을 수행하여 정확한 신호원 갯수가 검출된 경우들을 모아 비교한 결과가 표 3에 얻어졌다. 여기서 볼 수 있듯이, 실제값과 예측시의 절대오차의 평균치와 오차의 표준편차값을 비교할때, Averaged MUSIC이 MUSIC에 비하여 모든 경우에 우수한 결과를 제공한다. 실제 정확한 신호원 갯수를 검출해 내지 못하는 경우까지 고려한다면 두 방법의 해상도차이는 더욱 커짐이 명백하다.

표 2. S/N = 15 dB인 환경에서 6개의 Sensor를 이용하여 구한 $\theta_1 = 25^\circ$, $\theta_2 = 30^\circ$ 인 두 신호원에 대한 제안된 방법과 MUSIC의 Resolution Probability의 비교, N = 256, 50 runs.

Table 2. Resolution probability of MUSIC and proposed method for two sources $\theta_1 = 25^\circ$, $\theta_2 = 30^\circ$, with 6 sensors, S/N=15 dB, N=256, using 50 runs.

방법	MUSIC	제안된 방법
확률(%)	90	100
Resolution Probability	90	100

표 3. S/N = 15 dB인 환경에서 6개의 Sensor를 이용하여 구한 $\theta_1 = 25^\circ$, $\theta_2 = 30^\circ$ 인 두 신호원에 대한 제안된 방법과 MUSIC의 오차의 평균치와 오차의 표준편차의 비교, N = 256, 50 runs.

Table 3. Mean and s.t.d. of the direction error of MUSIC and proposed method for two sources $\theta_1 = 25^\circ$, $\theta_2 = 30^\circ$, with 6 sensors, S/N = 15 dB, N = 256, using 50 runs.

오차	$\theta_1 = 25^\circ$		$\theta_2 = 30^\circ$	
	MUSIC	제안된 방법	MUSIC	제안된 방법
오차의 평균치	0.39	0.20	0.43	0.22
오차의 표준편차	0.292	0.110	0.279	0.233

2-3-4. 제한된 갯수의 Sensor를 사용한 신호원 검출확률 및 도래방향각 예측

여기에서는 Averaged MUSIC과 MUSIC을 이용하여 S/N = 0 dB에서 단일 신호원이 $\theta = 30^\circ$ 의 도래방향각을 가지고 Uniform Linear Array로 도래할 경우에, MUSIC과 Averaged MUSIC의 신호원 검출확률(Resolution Probability)을 Sensor 갯수의 함수로서 구하여 그림 8에 나타내었다.

그림 8에서 알 수 있듯이, MUSIC은 Sensor의 갯수가 증가하다가 5개가 될때부터 Averaged MUSIC은 신호원 검출확률이 100%가 되는데 반하여 MUSIC은 32%(50번 시행중 16번 검출)의 검출확률을 가지게 되고 Sensor의 갯수가 9개가 되어야 100%의 검출확률을 가지게 된다.

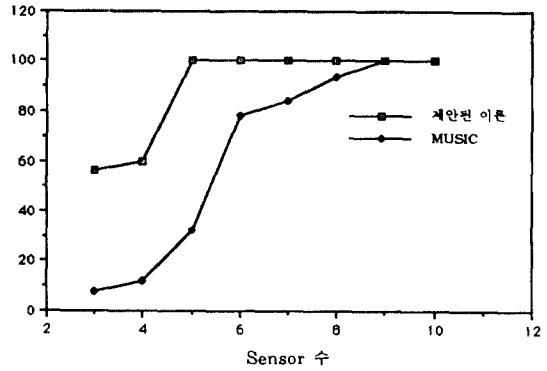


그림 8. MUSIC과 Averaged MUSIC을 이용한 단일 신호원의 Sensor 갯수에 따른 Resolution Probability, $\theta = 30^\circ$, S/N = 0 dB이고 50 runs.

Fig. 8. Resolution probability of MUSIC and Averaged MUSIC in terms of number of sensors for single source at $\theta = 30^\circ$, S/N = 0 dB, using 50 runs.

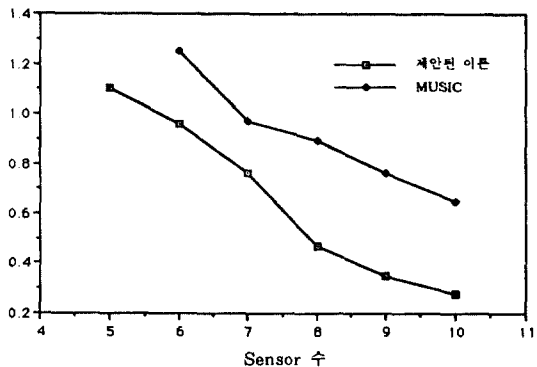


그림 9. $\theta = 30^\circ$ 인 단일 신호원에 대한 MUSIC과 Averaged MUSIC의 Sensor의 갯수에 따른 오차의 평균치, Q=5이고 50 runs.

Fig. 9. Mean of the direction error in terms of number of sensors for MUSIC and Averaged MUSIC for single source of $\theta = 30^\circ$, with 5 sensors, using 50 runs.

그림 9와 10에서 보는바와 같이, 비록 두가지 방법이 모두 Sensor의 갯수가 증가할수록 절대오차와 오차의 표준편차들이 감소하지만, Averaged MUSIC이 MUSIC에 비해 전체 S/N을 통하여 우수한 결과를 보임이 명백하다. 이때 감출확률이 낮은 경우들에서의 감출된 값들에 대한 통계치들의 비교는 큰 의미가 없으므로, 60% 이하인 경우에서의 결과는 무시하였다. 여기서 볼 수 있듯이, 실제값과 예측시의 절대오차의 평균치와 오차의 표준편차값을 비교할때, 실제 신호원을 감출해 내는 경우의 값들에 대한 비교를 통해서도 Averaged MUSIC이 MUSIC에 비하여 모든 경우에 우수한 결과를 제공함을 알 수 있다.

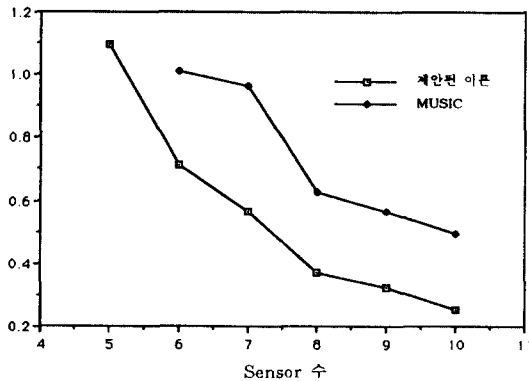


그림 10. $\theta=30^\circ$ 인 단일 신호원에 대한 MUSIC과 Averaged MUSIC의 Sensor의 갯수에 따른 오차의 표준편차, $Q=5$ 이고 50 runs.

Fig. 10. s.t.d. of the direction error in terms of number of sensors for MUSIC and Averaged MUSIC for single source of $\theta=30^\circ$, with 5 sensors, using 50 runs.

III. 결 론

본 논문에서는 Eigenstructure Algorithm을 바탕으로 한 MUSIC의 Sample Array Covariance Matrix의 대각선요소들의 평균치를 취하여 이를 대각선요소값들로 대체한 새로운 Sample Array Covariance Matrix를 이용하여 도래방향각 예측을 수행하는 소위 'Averaged MUSIC'을 사용하였다. 이 방법이 낮은 신호대잡음비, 신호원들이 근접해 있는 경우, 또한 제한된 갯수의 Sensor를 사용하는 경우 등에

서 MUSIC에 비하여 훨씬 고해상도의 DOA 예측을 수행함을 보였다. 이를 위해서 통계적인 방법을 사용하여 한 두가지 경우에 나오는 특별한 결과를 배제하고 가능한한 정확한 결과 비교를 위해 노력하였다.

본 논문에서 사용된 방법은 MUSIC에 비해 한번의 수행과정을 더 거쳐야 하는 점은 있으나, 해상도를 크게 향상시키는 장점을 가지고 있으며, 다른 기존의 도래방향각 예측방법들에 접목하여 사용함으로써 부가적인 성능향상을 가져올 것으로 기대되어, 이 방법의 지속적인 연구를 통하여 도래방향각 예측분야에 밑거름이 되리라 확신한다.

참 고 문 헌

1. S. Haykin, ed., Nonlinear Methods of Spectral Analysis (2nd ed.), Springer-Verlag, New York, 1983.
2. S.M. Kay and S.L. Marple, Jr., "Spectrum Analysis-A Modern Perspective," Proc. IEEE, Vol. 69, 1380-1419, 1981.
3. 이일근, "특수상황에서 특히 효율적인 도래방향각 예측방법," 한국통신학회 논문지, 제 18권 3호, 439-448, 1993.
4. R.O. Schmidt, "A Signal Subspace Approach to Multiple Source Location and Spectral Estimation," Ph.D. Dissertation, Stanford University, Stanford, CA, 1981.
5. R.O. Schmidt, "Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation," IEEE Trans. Antenna and Propagation, Vol AP-34, 276-280, 1986.
6. G. Bienvenu and L. Kopp, "Optimality of High Resolution Array processing Using the Eigen-system Approach," IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol ASSP-31, No.5, 1235-1247, 1983.
7. M. Wax, T. Shan, and T. Kailath, "Spatio-temporal Spectral Analysis by Eigenstructure Methods," IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol ASSP-32, No.4, 817-827, 1984.
8. J.F. Yang and M. Kaveh, "Adaptive Eigen-subspace Algorithms for Direction or Frequency Estimation and Tracking," 1987 Inter-

national Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Dallas, 1987.

9. Y. Chen, J. Lee, and C. Yeh, "Two-dimensional angle-of-arrival estimation for uniform planar arrays with sensor position errors," IEEE Proc.

-F, Vol. 140, No.1, Feb., 1993.

10. 이일근, "일반적인 센서잡음상관에 이용되는 도래방향각 예측방법," 한국통신학회 논문지, 제 17권 4호, 379-386, 1992.



金永執(Young-Jip Kim) 정회원
1968年 11月 26日生
1992年 2月: 韓南大學校 電子工學科(工學士)
1994年 2月: 韓南大學校 電子工學科(工學碩士)
1994年 2月~現在: 大隆精密研究所 研究員

※主關心分野: Digital Signal Processing, Digital Filtering, Satellite Communications, and Random Processes.



姜哲愷(Cheoul-Shin Kang) 正會員
1953年 1月 17日生
1972년~1979년: 韓陽대학교, 전자공학과(학사)
1984년: Oregon State University, 전기 및 컴퓨터 공학과(석사)
1987년: Oregon State University, 전기 및 컴퓨터 공학과(박사)

1978년~1982년: 삼성사 중앙 연구소, 연구원
1987년~1992년: 미국 American University, 전산정보학과 조교수
1990년~1991년: 미국 연방 국방정보부(DIA), 컴퓨터 통신 분야 조장교수
1991년~1992년: 한국전자통신연구소, 선임연구원
1992년 4월: IEEE Annual International Phoenix Conference on Computers and Communications, Tutorial 초청 강사
1992년~현재: 한남대학교, 전자공학과 부교수
1990년~현재: 국제 학술지, International Journal of Computer and Software Engineering 편집위원
1990년~현재: 국제 학술대회, ISCA International Conference on Computer Applications in Design, Analysis, and Simulation 常任위원
1991년~현재: 국제 학술대회, International Conference on Computer Communications and Networks(IC³N) 常任위원
1982년~현재: IEEE, ACM 정회원
1984년~현재: Phi Kappa Phi(ΦKΦ) 정회원
1988년~현재: Sigma Xi(SZ) 정회원
※주관심분야: ATM LAN/MAN, 통신망 설계, 디지털 신호처리.



李一椽(Ill-Keun Rhee) 정회원
1959年 9月 27日生
1982年 2月: 慶北大學校 電子工學科(工學士)
1986年 6月: 美國 Oregon State University 電子工學科(工學碩士)
1990年 2月: 美國 Oregon State University 電子工學科(工學博士)

1990年 3月~現在: 韓南大學校 電子工學科 助教授

※主關心分野: Digital Signal Processing, Digital Filtering, Satellite Communications, and Random Processes.



崔仁卿(In-Kyeong Choi) 정회원
1960年 2月 21日生
1983年 2月: 慶北大學校 數學科(理學士)
1985年 2月: 慶北大學校 統計學科(理學碩士)
1992年 6月: 美國 Oregon State University 數學科(理學博士)

1991年 9月~現在: 韓國科學技術大學(KAIST) 待遇教授

※主關心分野: Probability Theory, Random Processes, Percolation Theory, and Digital Signal Processing.