

## 퍼진신호모형에서의 신호도착방향 추정 : 2. 신호도착방향 추정

正會員 李容業\*, 金光淳\*, 宋翊鎬\*, 金炯明\*

Direction of Arrival Estimation under Dispersive Signal Models: 2. Direction of Arrival Estimation

Yong Up Lee\*, Kwang Soon Kim\*, Ickho Song\*, Tae Joo Chang\* Regular Members

### 要 約

신호도착방향 (direction of arrival) 추정에서, 신호원은 보통 점신호라고 (point source) 가정하는데, 이런 가정은 신호원이 배열수신기로부터 충분히 멀리 떨어져 있을 때에는 타당하다. 그러나 신호원이 퍼져 있으면, 점신호 가정에 바탕을 둔 신호도착방향 추정 방법의 성능은 나빠질 수도 있다. 이 논문에서는 신호원이 퍼져 있을 때, 모수 (parametric) 모형과 비모수 (nonparametric) 모형에서 추정 방법을 고려하였다. 또, 추정오차의 점근 분포를 얻어서, 통계적인 성질들을 살펴 보았다.

### ABSTRACT

In direction of arrival estimation, the signal sources are usually assumed to be point sources, which is reasonable if the signal sources are located far enough from the array. If the signal sources are dispersive, however, direction of arrival estimation methods based on the point source assumption may result in poor performance. In this paper, we consider direction of arrival estimation methods when the signal sources are dispersive. Estimation methods are considered under a parametric and a nonparametric models. The asymptotic distribution of the estimation errors is obtained to show the statistical properties.

\* 한국과학기술원 전기 및 전자공학과  
Department of Electrical Engineering Korea Advance  
Institute of Science and Technology  
論文番號 : 9514-0112  
接受日字 : 1995年 1月 12日

### I. 머릿말

배열신호처리에서 신호도착방향 추정 방법의 한 부류는 배열수신기 출력자료로부터 얻은 공분산 행렬의 고유구조 특성을 이용하여 결과를 얻는것이다 [1-2]. 공분산 행렬의 고유구조특성을 이용하지 않은 다른방법들 가운데는 공분산 행렬의 최대우도 추정 방법(maximum likelihood estimation method)이 있다 [3].

잘 알려진 신호도착방향 추정방법으로는 다중신호분류 방법이 있고 [1], 다중신호분류 방법의 통계학적 특성들은 [4, 5]에 분석되어있다. 또한 이 방법을 조금 변형한 것이 [6]에 제안되어 있으며, 또 다른 접근방법으로 부공간 회전 불변(subspace rotational invariance)원리에 바탕을 둔 것이 [2] 있다. 이러한 방법들은 모두 배열신호 출력의 공분산 행렬의 고유구조에 바탕을 둔 것이다. 한편, 최대우도 추정 방법에 바탕을 둔 신호도착방향 추정 방법이 있는데, 이런 방법은 통계학적 기법을 이용해 신호도착방향을 추정하는 것인데, 신호 크기에 대한 가정에 따라 두가지가 있다. 하나는 조건부(conditional)방법이고, 다른 하나는 비조건부(unconditional)방법이다 [3]. 이런 모든 방법들은 신호원이 점신호라는 가정아래에서 신호도착방향을 추정하는 것이다. 그러나, 신호원이 퍼져 있으면, 곧 점신호 가정이 맞지 않으면, 점신호 가정에 사용한 신호도착 추정 방법을 퍼진신호 경우에 사용할 때, 그 결과가 옳을 것이라고 보장할 수 없다.

이 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 먼저 1부에서는 [7] 머릿말과 이 논문에서 다루고자 하는 두 퍼진 신호원 모형에 대해 다루었다. 이어서, 2부에서는 퍼진 신호원 모형에서 신호도착방향 추정 방법을 제안하고, 신호도착방향과 퍼짐개변수들의 추정오차들에 대한 통계적 특성에 관해 알아 보며, 수치적인 보기들과 성능분석을 다루었다.

### II. 퍼진 신호원 모형들

#### 2.1 비모수 모형

비모수 모형에서, 신호원밀도  $s(\theta, t)$ 는 다음과 같다.

$$s(\theta, t) = \sum_{m=0}^{D-1} c_m(t) e^{-jm\theta}. \quad (1)$$

이때,  $c_m(t)$ 는 복소정규 확률변수이고,  $E[c_m(t)] = 0$ ,  $E[c_m(t)c_n^*(s)] = r_{mn}\delta_{ts}$ 이며,  $\delta_{ts}$ 는 크로네커 델타 함수(Kronecker delta function)이고,  $\sum_{m=0}^{D-1} \sum_{n=0}^{D-1} |r_{mn}| < \infty$ 라고 하자. 그러면, 신호원 공분산 함수는

$$C_s(\theta, \phi) = \left[ \sum_{n=0}^{D-1} \sum_{m=0}^{D-1} r_{mn} e^{-jm\theta} e^{jn\phi} \right] \delta_{ts}. \quad (2)$$

이고, 배열출력의 공분산 행렬은 다음과 같이 나타남을 [7]에서 알았다.

$$R_o = F \Sigma F^H + \sigma I \quad (3)$$

이때,  $F = [f_0, f_1, \dots, f_{D-1}]$ 이고,  $[\Sigma]_{mn} = r_{m-1, n-1}$ 이며,  $\sigma I = E[\underline{n}(t)\underline{n}^H(t)]$ 이다. 여기서  $f_m \triangleq \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \underline{a}(\theta) e^{-jm\theta} d\theta$ 이며, 복소정규 잡음벡터  $\underline{n}(t)$ 는 공간적으로 백색이고, 평균이 0이다.

#### 2.2 모수 모형

모수 모형에서는  $c_m(t) = \sum_{i=1}^M \alpha_i(t) p^m(\omega_i, \eta_i)$ 가 평균이 0이고, 공분산 함수는  $E[\alpha_m(t)\alpha_n^*(s)] = \sigma_{mn}\delta_{ts}$  인 복소 확률변수  $\alpha_i(t)$ 와 퍼짐개변수  $\rho$ ,  $0 \leq \rho < 1$ 와 신호도착방향  $\theta$ ,  $0 \leq \theta < 2\pi$ 로 정의되는 함수  $p(\theta, \rho) = \rho e^{j\theta}$ 로 이루어짐을 [7]에서 보였다. 그러면, 신호원밀도 공분산 함수는

$$C_s(\theta, \phi) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^M \frac{\sigma_{mn} \delta_{ts}}{(1 - \rho(\omega_m, \eta_m) e^{-j\theta})(1 - \rho(\omega_n, \eta_n) e^{-j\phi})^*} \quad (4)$$

이고, 출력 공분산 행렬  $R_o$ 는 다음과 같다.

$$R_o = B \Delta B^H + \sigma I \quad (5)$$

이때,  $[\Delta]_{mn} = \sigma_{mn}$ 이고,  $B = [b(\omega_1, \eta_1), b(\omega_2, \eta_2), \dots, b(\omega_M, \eta_M)]$ 이고, 이다.

### III. 퍼진 신호원 모형에서의 신호도착방향 추정

#### 3.1 비모수 모형에서의 신호도착방향 추정

일반적으로, F와 R<sub>0</sub>를 얻을 수 있으므로 (3)에서 결정된 r<sub>mn</sub>를 써서, (2)식 C<sub>s</sub>(θ, φ)의 최대값을 찾으려면 신호원 위치들을 얻을 수 있다. 좀더 구체적으로는 비모수 모형에서 공분산 함수 C<sub>s</sub>(θ, φ)를 얻으려면, 먼저 공분산 행렬 R<sub>0</sub>에서 행렬 Σ를 얻어내야 한다. 식 (3)에서, L×L 행렬을 다음과 같이 정의해보자.

$$R_z = R_0 - \sigma_1 \tag{6}$$

$$= F \Sigma F^H.$$

여기서, D < L 이면, 행렬 R<sub>z</sub>의 차수는 D이고, F의 유사역행렬(pseudoinverse)개념을 이용해 Σ = (F<sup>H</sup>F)<sup>-1</sup> F<sup>H</sup>R<sub>z</sub>F(F<sup>H</sup>F)<sup>-1</sup>를 얻을 수 있다. 만약 D=L 이면, 행렬 F는 역행렬을 가지므로, 행렬 R<sub>z</sub>로부터 유일한 행렬 Σ를 얻을 수 있다. 곧, Σ = F<sup>H</sup>R<sub>z</sub>F<sup>-1</sup>이다.

마찬가지로, D > L 일 때에도 유사역행렬 개념을 쓰면, 다음을 얻을 수 있다 [8].

$$\Sigma = F^H (FF^H)^{-1} R_z (FF^H)^{-1} F \tag{7}$$

이를 이용하면, 공분산함수 C<sub>s</sub>(θ, φ)는 다음과 같다.

$$C_s(\theta, \phi) = \sum_{m=0}^{D-1} \sum_{n=0}^{D-1} r_{mn} e^{-jm\theta} e^{jn\phi}, \tag{8}$$

여기서 r<sub>m-1, n-1</sub> = [Σ]<sub>mn</sub>이다.

### 3.2 모수 모형에서 신호도착방향 추정

비모수 모형에서와 마찬가지로, 모수 모형에서는 B와 R<sub>0</sub>를 알고 있으므로, (5)에서 결정되는 σ<sub>mn</sub>를 써서, (4)에서 C<sub>s</sub>(θ, φ)의 최대값을 얻으면 신호원 위치를 찾을 수 있다. 그러나 이 방법은 시간이 오래 걸리므로, 다른 방법을 생각해 보자. 이 절에서는 다중신호분류 방법에 바탕을 둔 방법에 대해 생각해 보자.

다중신호분류 방법에 바탕을 두고 공분산 행렬 R<sub>0</sub>로부터 ω<sub>i</sub>와 η<sub>i</sub>, i=1, ..., M를 추정하는 방법을 생각해 보자. 공분산 행렬 R<sub>0</sub>을 고유분해하면, 신호부공간 range(S)와 잡음부공간 range(G)을 얻을 수 있다. 이것은 각각 다음과 같이 정의된다.

$$S = [e_1, e_2, \dots, e_M]$$

그리고,

$$G = [e_{M+1}, e_{M+2}, \dots, e_L]$$

여기서 e<sub>i</sub>는 행렬 R<sub>0</sub>의 i제로 큰 고유값 λ<sub>i</sub>에 해당하는 고유벡터이고, λ<sub>1</sub> > λ<sub>2</sub> > ... > λ<sub>M</sub> > λ<sub>M+1} = λ<sub>M+2} = ... = λ<sub>L}이다. 그러면, (4)로부터</sub></sub></sub>

$$\text{span}(e_1, e_2, \dots, e_M) = \text{span}(\underline{b}(\omega_1, \eta_1), \underline{b}(\omega_2, \eta_2), \dots, \underline{b}(\omega_M, \eta_M)) \tag{9}$$

와 같이 되고, 두 공간 span(underline{b}(ω<sub>1</sub>, η<sub>1</sub>), underline{b}(ω<sub>2</sub>, η<sub>2</sub>), ..., underline{b}(ω<sub>M</sub>, η<sub>M</sub>)) 과 span(e<sub>M+1</sub>, e<sub>M+2</sub>, ..., e<sub>L</sub>)은 직교하게 된다. 그러므로 신호도착방향과 퍼짐매개변수는 다음의 직교성질을 이용하여 얻을 수 있다.

$$\underline{b}^H(\theta, \rho) G = 0$$

$$\text{iff } (\theta, \rho) \in \{(\omega_1, \eta_1), (\omega_2, \eta_2), \dots, (\omega_M, \eta_M)\} \tag{10}$$

## IV. 통계적 특성

비모수 모형에서 신호도착방향은 공분산 함수 (8)을 이용해서 찾기 때문에, 공분산 함수의 통계적 특성은 행렬 R<sub>z</sub>의 추정값에 의존하게 된다. 행렬 R<sub>z</sub>의 추정값은 공분산 행렬 R<sub>0</sub>와 (6)의 잡음분산의 추정값로부터 얻어 낼 수 있다. 공분산 행렬 R<sub>0</sub>의 통계적 특성은 참고문헌 [9]에서 그 결과가 이미 나와있으므로, 여기서는 비모수 모형에서의 공분산 함수의 통계적 특성에 대해선 다루지 않겠다. 대신, 모수 모형에서 다중신호분류에 바탕을 둔 방법에 의해 얻어지는 신호도착방향과 퍼짐매개변수의 추정값의 통계적 특성에 대해 생각해 보자.

유한한 갯수의 관측값 y(t)의 집합이 주어졌을 때, 우리는 y(t)의 표본 공분산 행렬 R̂<sub>0</sub> (= 1/N Σ<sub>t=1</sub><sup>N</sup> y(t)y<sup>H</sup>(t)) 으로부터 퍼짐매개변수와 신호도착방향을 추정하여야 한다.

R̂<sub>0</sub>의 i제로 큰 고유값 λ̂<sub>i</sub>에 해당하는 고유벡터를 ê<sub>i</sub>로, 또, i제 퍼짐매개변수 η<sub>i</sub>와 신호도착방향 ω<sub>i</sub>의 추정값은 각각 η̂<sub>i</sub>와 ω̂<sub>i</sub>로 쓰자. 이 추정값들은 다음의 비용 함수를 가장 작게하는 값으로 할 수 있다.

$$V_{mu}(\theta, \rho) = \underline{b}^H(\theta, \rho) G G^H \underline{b}(\theta, \rho) \tag{11}$$

여기서  $\hat{G} = [\hat{e}_{M+1}, \hat{e}_{M+2}, \dots, \hat{e}_L]$ . 곧,

$$(\hat{\omega}_i, \hat{\eta}_i) = \arg \min_{\theta, \rho} \{ \underline{b}^H(\theta, \rho) \hat{G} \hat{G}^H \underline{b}(\theta, \rho) \} \quad (12)$$

이다. 비용함수  $V_{mu}(\theta, \rho)$ 의 경사와 이차경사는 각각 다음과 같다.

$$V'_{mu}(\theta, \rho) = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial \theta} V_{mu}(\theta, \rho) \\ \frac{\partial}{\partial \rho} V_{mu}(\theta, \rho) \end{bmatrix} \quad (13)$$

그리고,  $H_{mu}(\theta, \rho) =$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} V_{mu}(\theta, \rho) & \frac{\partial^2}{\partial \theta \partial \rho} V_{mu}(\theta, \rho) \\ \frac{\partial^2}{\partial \rho \partial \theta} V_{mu}(\theta, \rho) & \frac{\partial^2}{\partial \rho^2} V_{mu}(\theta, \rho) \end{bmatrix}. \quad (14)$$

그러면,  $(\hat{\omega}_i, \hat{\eta}_i)$ 가  $(\omega_i, \eta_i)$ 에 충분히 가깝다고 가정하면, 다음을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} 0 &= V'_{mu}(\hat{\omega}_i, \hat{\eta}_i) \\ &\approx V'_{mu}(\omega_i, \eta_i) + H_{mu}(\omega_i, \eta_i) \begin{bmatrix} \hat{\omega}_i - \omega_i \\ \hat{\eta}_i - \eta_i \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (15)$$

다음에, 추정오차벡터  $[\epsilon_{11}, \epsilon_{21}]^T = [\hat{\omega}_i - \omega_i, \hat{\eta}_i - \eta_i]^T$ 의 점근 분포는 공분산 행렬이 다음과 같고, 평균이 0이다.

$$\begin{aligned} C_{mu} &= E \left[ \begin{bmatrix} \hat{\omega}_i - \omega_i \\ \hat{\eta}_i - \eta_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\omega}_j - \omega_j, \hat{\eta}_j - \eta_j \end{bmatrix}^T \right] \\ &= \bar{H}_i^{-1} C_{ij} \bar{H}_j^{-1}. \end{aligned} \quad (16)$$

여기서,

$$\bar{H}_i = \begin{bmatrix} 2 \operatorname{Re} \{ \underline{\xi}_i^H G G^H \underline{\xi}_i \} \\ 2 \operatorname{Re} \{ \underline{\nu}_i^H G G^H \underline{\xi}_i \} \\ 2 \operatorname{Re} \{ \underline{\xi}_i^H G G^H \underline{\nu}_i \} \\ 2 \operatorname{Re} \{ \underline{\nu}_i^H G G^H \underline{\nu}_i \} \end{bmatrix} \quad (17)$$

이고,

$$C_{ij} = \frac{2}{N} \begin{bmatrix} \operatorname{Re} \{ \underline{\xi}_i^H G G^H \underline{\xi}_i \cdot \underline{b}_i^H U \underline{b}_j \} \\ \operatorname{Re} \{ \underline{\xi}_j^H G G^H \underline{\nu}_i \cdot \underline{b}_i^H U \underline{b}_j \} \\ \operatorname{Re} \{ \underline{\nu}_j^H G G^H \underline{\xi}_i \cdot \underline{b}_i^H U \underline{b}_j \} \\ \operatorname{Re} \{ \underline{\nu}_j^H G G^H \underline{\nu}_i \cdot \underline{b}_i^H U \underline{b}_j \} \end{bmatrix}$$

이다. 여기서

$$U \triangleq \sigma \left[ \sum_{k=1}^M \frac{\lambda_k}{(\sigma - \lambda_k)^2} \underline{e}_k \underline{e}_k^H \right],$$

$\underline{\xi}_i \triangleq \frac{1}{\sigma} \underline{b}(\omega_i, \eta_i)$ ,  $\underline{\nu}_i \triangleq \frac{1}{\sigma} \underline{b}(\omega_i, \eta_i)$ , 그리고  $\underline{b}_i \triangleq \underline{b}(\omega_i, \eta_i)$ 이다.

### V. 보기와 모의실험결과

이 절에서는 4절의 결과를 좀더 명확히 볼 수 있도록, 퍼진모형에서 여러 보기에 대해 생각해 보겠다. 신호원은 모수 모형을 따르고, 신호도착방향 추정은 다중신호분류방법에 바탕을 둔 방법을 사용한다.

#### 5.1 모수 모형에서 이상적인 경우

신호원 수가 2이고, 균일선형배열 감지기 수가 3이라고 하자. 퍼짐개변수가 0.9, 0.7이며, 신호도착방향이 각각 30°, 40°이고,  $G=G$ 라 가정하고,  $\eta=1$ 일 때, 비용함수  $V_{mu}(\theta, \rho)$ 에 대해 생각해 보자. 이것은 다중신호분류의 영스펙트럼이고, 그림 1에 나와있다. 30° 근처에서 국소 최소점을 찾을 수 있으므로, 하나의 신호도착방향을 찾을 수 있다. 그러나, 다른 하나의 신호도착방향은 이 방법으로는 찾을 수 없다. 이것은 퍼진신호원에서는 다중신호분류의 영스펙트럼을 직접 사용할 수 없다는 것을 뜻한다.

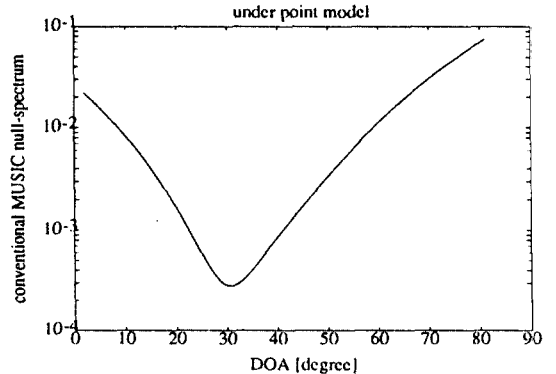


그림 1.  $\eta$ 일때,  $(\omega_1, \eta_1) = (30^\circ, 0.9)$ 와  $(\omega_2, \eta_2) = (40^\circ, 0.7)$ 를 가진 신호원에 대한 다중신호분류 영스펙트럼

5. 2 모의실험결과

균일선형배열 감지기 수  $L$ 이 10이라 하고, 신호원 수  $M$ 이 2이며, 표본크기  $N$ 이 100이며, 신호대잡음비가 100이며, 모수 모형에 따라 만들어지는 신호원들이 서로 상관이 없다고 생각하자. 신호원의 신호도차방향과 퍼짐매개변수가  $(30^\circ, 0.9)$ 와  $(40^\circ, 0.7)$  일때, 표본 스펙트럼 (11)의 등고선이 그림 2(가)에 나와있다.  $(30^\circ, 0.9)$ 와  $(40^\circ, 0.7)$ 에 두 최대값이 뚜렷하게 보임을 알 수 있다. 그러나, 그림 2(가)에서 정확한 최대값의 위치를 찾기는 힘들다. 이 그림에서  $\hat{\eta} = 0.88, 0.9, 0.92$ 라 두고 표본 스펙트럼을 그리면, 그림 2(나)를 얻을 수 있는데, 이 그림에서 국소 최소점의  $(\hat{\omega}_1, \hat{\eta}_1) = (30^\circ, 0.9)$ 에 있음을 알 수 있다. 또,  $\hat{\eta} = 0.68, 0.7, 0.72$ 라 두고

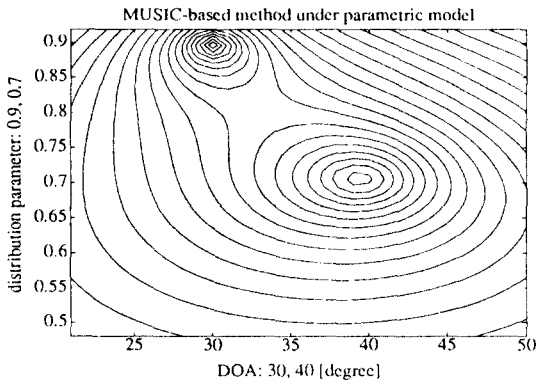


그림 2(가). 배열감지수가  $L$ 이 10이고, 신호원 수  $M$ 이 2이고, 신호대잡음비가 100일 때,  $(\omega_1, \eta_1) = (30^\circ, 0.9)$ 와  $(\omega_2, \eta_2) = (40^\circ, 0.7)$ 를 가진 신호원에 대한 표본 영스펙트럼의 등고선

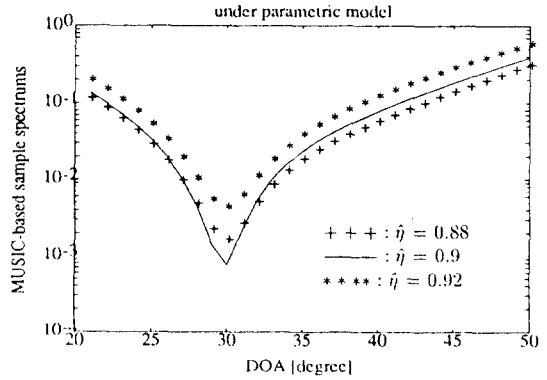


그림 2(나). 배열감지수가  $L$ 이 10이고, 신호원 수  $M$ 이 2이고, 신호대잡음비가 100인 조건아래에서  $\hat{\eta}$ 가 0.88, 0.9, 0.92  $(\omega_1, \eta_1) = (30^\circ, 0.9)$ 와  $(\omega_2, \eta_2) = (40^\circ, 0.7)$ 를 가진 신호원에 대한 표본 영스펙트럼들

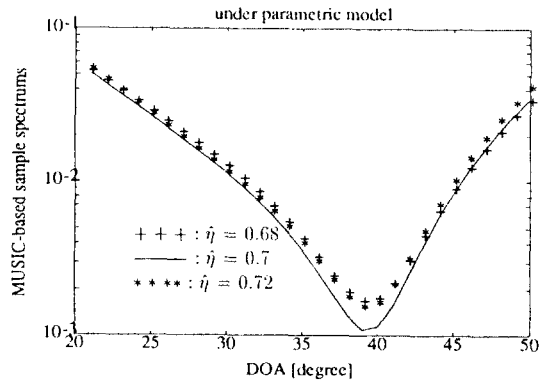


그림 2(다). 배열감지수가  $L$ 이 10이고, 신호원 수  $M$ 이 2이고, 신호대잡음비가 100인 조건아래에서  $\hat{\eta}$ 가 0.68, 0.7, 0.72  $(\omega_1, \eta_1) = (30^\circ, 0.9)$ 와  $(\omega_2, \eta_2) = (40^\circ, 0.7)$ 를 가진 신호원에 대한 표본 영스펙트럼들

표 1. 다중신호분류 방법에 바탕을 둔 방법에서의 신호도차방향과 퍼짐매개변수의 추정오차의 분산.

신호도차방향 의 차	20번의 모의실험		이론적인 결과	
	$\text{var}(\hat{\omega}_1 - \omega_1)$	$\text{var}(\hat{\eta}_1 - \eta_1)$	$\text{var}(\hat{\omega}_1 - \omega_1)$	$\text{var}(\hat{\eta}_1 - \eta_1)$
8°	0.3674E-4	0.2509E-4	0.7665E-4	0.4906E-4
10°	0.1977E-4	0.2120E-4	0.3360E-4	0.2150E-4
12°	0.2036E-4	0.2938E-4	0.3116E-4	0.1994E-4
14°	0.2401E-4	0.1230E-4	0.2243E-4	0.1435E-4

표본 스펙트럼을 그리면 그림 2(다)를 얻을 수 있으며, 이 그림에서 둘째 국소 최소점  $(\hat{\omega}_2, \hat{\eta}_2) = (40^\circ, 0.7)$ 을 얻을 수 있다.

이제 모수 모형에서 퍼짐매개변수와 신호도착방향의 추정오차에 대해 생각해보자. 표 1에, 한 신호원의 퍼짐매개변수가 0.8이고, 위치가  $30^\circ$ 이고, 다른 신호원의 신호도착방향이 퍼짐매개변수가 0.99로 고정된 채 바뀐다고 했을 때, 추정오차의 분산을 보였다. 모의실험결과는 20회실험으로 얻어졌고, 이론적인 분산값은 (16)으로 계산하였다. 모의실험결과와 이론적인 계산값은 두 신호도착방향의 차가 커질수록 가까웠다. 또, 두 신호도착방향의 차가 커질수록 추정오차가 줄어드는 것을 알 수 있다.

## VI. 맺음말

신호원이 점신호원이 아니고 어떤 영역에 퍼져있을 때에는, 점신호원 가정에 바탕을 둔 신호도착방향 추정방법을 직접적으로 사용할 수 없다. 그러므로, 퍼진 신호원을 모형화하여, 퍼진 신호원에 대한 신호도착방향 추정 방법에 대해 생각해야 한다. 이 논문에서는 퍼진 신호원을 모수 모형과 비모수 모형 두가지로 나누어서 생각하였다. 모수 모형은 제한이 더 많은 편이지만, 배열 감지기 수가 적을 때에는 비모수 모형보다 좋은 결과를 낼 수 있다. 모수 모형에서는 다중신호분류 방법에 바탕을 둔 신호도착방향 추정 방법을 써서 퍼진신호의 신호도착방향을 추정하였다.

## 참고문헌

1. R. O. Schmidt, "Multiple emitter location and signal parameter estimation," *IEEE Trans. Ant. Prop.*, vol. AP-34, pp.276-280, March.

1986.

2. R. Roy, A. Paulraj, and T. Kailath, "ESPRIT- a subspace rotation approach to estimation of parameters of cisoids in noise," *IEEE Trans. Acous., Speech, Signal Proc.*, vol. ASSP-34, pp.1340-1342, October, 1986.

3. P. Stoica and A. Nehorai, "Performance study of conditional and unconditional direction of arrival estimation", *IEEE Trans. Acous., Speech, Signal Proc.*, vol. ASSP-38, pp.1783-1795, October, 1990.

4. P. Stoica and A. Nehorai, "MUSIC, maximum likelihood and Cramer-Rao bound," *IEEE Trans. Acous., Speech, Signal Proc.*, vol. ASSP-37, pp.720-740, May, 1989.

5. J. Choi, I. Song, S. Kim, S. Y. Kim, and H.M. Kim, "A statistical analysis of MUSIC null-spectrum via decomposition of estimation error", *Signal Proc.*, vol. 34, pp.179-192, November, 1993.

6. J. Choi, I. Song, S. Kim, and Y.K. Jhee, "A generalized null-spectrum for direction of arrival estimation", *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. SP-42, pp.462-466, February, 1994.

7. 이용업, 김광순, 김형명, 송익호, "퍼진신호모형에서의 신호도착방향 추정: 1. 신호원 모형화", 한국통신학회(심사중).

8. G. H. Golub and C. F. Van Loan, *Matrix computations*, Johns Hopkins Univ. press, 1983.

9. T. W. Anderson, "Asymptotic theory for principal component analysis," *Ann. Math. Stat.*, vol. 34, pp.122-148, March, 1963.



**李 容 業 (Yong Up Lee)** 종신회원  
 1962년 10월 15일생  
 1982년 3월 ~ 1985년 2월 : 공학사, 전자공학과, 서울대학교  
 1985년 3월 ~ 1987년 2월 : 공학석사, 전기 및 전자공학과, 한국과학기술원

1995년 : 휴먼테크 논문대상 은상 수상  
 1986년 8월 ~ 현재 : (주)삼성전자, 멀티미디어 연구실 근무  
 ※ 주관심분야 : 통계학적 신호 처리, 배열신호처리, 통신이론



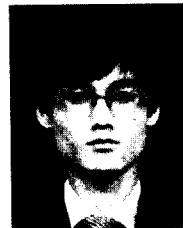
**金 光 淳 (Kwang Soon Kim)** 정회원  
 1972년 9월 20일생  
 1990년 3월 ~ 1994년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 수석 졸업(학사)  
 현재 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사과정 재학중

※ 주관심분야 : 통계학적 신호 처리, 스펙트럼 추정, 이동통신



**宋 翊 鎭 (Ickho Song)** 종신회원  
 1960년 2월 20일생  
 1982년 2월 : 공학사(준최우등), 서울대학교 전자공학과  
 1984년 2월 : 공학박사, 서울대학교 대학원 전자공학과  
 1984년 2월 : 공학박사, Univ. of Pennsylvania, 전기공학과

1987년 5월 ~ 공학박사 : Univ. of Pennsylvania, 전기공학과  
 1987년 3월 ~ 1988년 2월 : Bell Communications Research (Morristown) 연구원  
 1988년 3월 ~ 1991년 한국음향학회 편집위원  
 1991년 9월 ~ 현재 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 부교수  
 1995년 : 한국통신학회 편집위원  
 1989년 9월 ~ 1990년 8월 : URSI 신진과학자상  
 1991년 11월 : 한국통신학회 학술상  
 1993년 11월 : 한국음향학회 우수연구상  
 ※ 관심연구영역 : 검파와 추정, 통계학적인 신호처리, 배열신호처리, 스펙트럼분석, 통신이론



**張 泰 株 (Tae Joo Chang)** 정회원  
 1960년 4월 20일생  
 1982년 2월 : 울산대학교 전기공학과 졸업(공학사)  
 1990년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1994년 3월 ~ 현재 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정

1982년 3월 ~ 현재 : 국방과학연구소 선임연구원  
 ※ 주관심분야 : 부호화이론, 카오스응용