

매개변수 모형에서 최대우도를 바탕으로 한 신호도착방향 추정법의 통계학적 해석

정회원 이 용 업*, 이 주 식**, 송 익 호**, 김 형 명**, 장 태 주***

A Statistical Analysis of the ML-Based DOA Techniques Under a Parametric Model

Yong Up Lee*, Jooshik Lee**, Iickho Song**, Hyung Myung Kim**,
Taejoo Chang*** *Regular Members*

요 약

신호도착방향을 추정할 때, 신호도착방향은 거의 점으로 가정한다. 그러므로, 실제환경에서 여러 가지 까닭으로 신호의 방향이 퍼져 나타나면 점신호 모형을 바탕으로 한 신호도착방향 추정방법은 알맞지 않을 것이다. 이 논문에서는, 신호원이 퍼져 있을 때 신호도착방향 추정을 생각한다. 매개변수 모형을 하나 제안하고, 이 모형에서 조건 최대우도와 비조건 최대우도를 바탕으로 한 추정방법의 통계학적 특성을 얻는다.

ABSTRACT

In direction of arrival estimation, the direction of a signal is usually assumed to be a point. If the direction of a signal is distributed due to some reasons in real surroundings, however, direction of arrival estimation techniques based on the point source assumption may result in poor performance. In this paper, we consider direction of arrival estimation when the signal sources are distributed. A parametric model is proposed, and estimation techniques based on the conditional and unconditional maximum likelihood techniques are considered under the model. In addition, the asymptotic distribution of estimation errors is obtained to show the statistical properties.

I. 머리말

신호도착방향 추정방법들은 배열 출력벡터의 공분산 행렬 고유열개 (eigenstructure) 분해를 바탕으로 하고 있다. 우리가 잘 알고 있는 신호도착방향 추정 방법인 다중신호분류방법이 (MUSIC) 그러한 보기이다. 다중신호분류방법의 여러 가지 특성이 이제까지 많이 다루어졌다 [1-4]. 그 밖의 추정방법으로는 공분산 행렬의 최대우도 추정 방법이 있다 [5].

* 한림대학교 전자공학부

** 한국과학기술원 전기 및 전자공학과

*** 국방과학연구소

論文番號 : 97402-1104

接受日字 : 1997年 11月 4日

위에서 말한 신호도착방향 추정 방법들은 신호들을 점으로 두고 감지기 출력값들의 가중합으로 이루어진 통계량을 쓰는 것이다. 실제 환경에서, 배열 안테나에서 받은 신호들은 점원으로 생각할 수 있는 직접경로 신호 뿐만 아니라, 위상 지연 신호, 크기 가중 신호로 이루어져있다. 이때, 관측 신호들은 연속적인 방향으로부터 나온 평면파들이 겹쳐진 것으로 생각할 수 있다. 그러한 신호원을 퍼진 신호원이라고 한다 [6-11]. 신호원의 방향이 퍼져서 나타날 때, 배열 출력은 유한한 수의 조종벡터의 가중합이 아니다. 더욱이, 점신호 신호도착방향 추정 방법을 퍼진 신호원에서 쓸 때, 추정을 잘 할 수 있다는 보장이 없다.

이 논문에서는 신호원이 실제 환경에서 여러 가지 까닭으로 퍼져서 나타날 때, 퍼진 신호원의 모형화 문제와 그 신호도착방향의 추정을 다룬다. 이제까지 알려진 신호도착방향 추정방법을 바탕으로 한 몇 가지 방법으로 퍼진 신호원을 추정할 수 있음을 보이고, 최대우도를 바탕으로 하는 신호도착방향 추정의 성능을 살펴보고, 매개변수 신호원 모형아래서 여러 가지 통계학적 특성을 얻는다.

II. 매개변수 신호원 모형

M 평면파 신호원들이 방향 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M$ 에서 L 선형감지기 배열에 들어온다고 하자. 평면파 신호원들은 점신호원이고 ω_0 을 중심주파수로 하는 협대역 신호원이며 선형감지기 배열의 출력값들은 바탕대역으로 옮긴 신호들이라고 두자. 이때, 배열 안테나의 출력값을

$$y(t) = \sum_{i=1}^M a(\theta_i) x_i(t) + n(t) \quad (1)$$

의 꼴로 나타낼 수 있다. 여기서, $y(t) \in C^{L \times 1}$ 는 배열 출력벡터이고, $x_i(t)$ 는 i 제 점신호원, $a(\theta) \in C^{L \times 1}$ 는 조종벡터이며, θ_i 는 i 제 신호도착방향을 나타낸다. 평균이 0인 흰빛 복소정규잡음벡터 $n(t) \in C^{L \times 1}$ 은 공분산 행렬이 $E[n(t) n^H(s)] = \frac{\sigma}{2} I \delta_{ts}$ 이고 $E[y(t) y^T(s)] = 0$ 이며 정상이라고 둔다. 여기서, δ_{ts} 는 크로네커 충격함수이고 $C^{L \times 1}$ 은 $L \times 1$ 복소벡터

공간이다.

이제, $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M]^T$, $A(\theta) = [a(\theta_1), a(\theta_2), \dots, a(\theta_M)]$, $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ 라고 쓰면, 식 (1)은

$$y(t) = A(\theta) x(t) + n(t) \quad (2)$$

로 쓸 수 있으며, 벡터 $x(t)$ 는 평균이 0이고 정상이며 $E[x(t) x^H(s)] = R_x \delta_{ts}$ ($\det R_x \neq 0$)이고 $E[x(t) x^T(s)] = 0$ 인 복소정규 확률벡터이다. 또한, 신호원 벡터 $x(t)$ 는 잡음벡터 $n(s)$ 와 모든 t 와 s 에서 상관없이 있다고 둔다.

이제, 점신호원을 일반화하여 퍼진 신호원을 생각하자. 점신호원 $\hat{x}_p(\theta, t)$ 는 θ 의($0 \leq \theta < 2\pi$) 주기함수이기 때문에, 신호도착방향이 θ_0 이고 포락선이 $x'_o(t)$ 인 점신호원은 $\hat{x}_p(\theta, t) = 2\pi \sum_{m=-\infty}^{\infty} x'_o(t) \delta(\theta - 2\pi m - \theta_0) = \sum_{m=0}^{\infty} x_o(t) \cos m(\theta - \theta_0)$ 으로 나타낼 수 있다. 선형감지기 배열에 닿는 평면파는 $x_p(\theta, t) = \sum_{m=0}^{\infty} x_o(t) e^{jm(\theta - \theta_0)}$ $= \sum_{m=0}^{\infty} x_o(t) p_m(\theta_0) e^{jm\theta}$ 이며, $p_m(\theta_0) = e^{-jm\theta_0}$ 는 θ_0 의 함수이다. 이때, 함수 $p_m(\theta_0) = e^{-jm\theta_0}$ 를 일반화하면, 퍼진 신호원은 $x_d(\theta, t) = \sum_{m=0}^{\infty} x_o(t) c_m(\phi) e^{jm\theta}$ 로 나타낼 수 있다. 이러한 신호원을 매개변수 퍼진 신호원이라 부른다. 매개변수 신호원은 여러 방향으로 부터 오는 신호원의 전력을 매개변수 신호 밀도로 나타낼 수 있다.

L 선형감지기 배열에 들어오는 M 퍼진 신호원들을 생각할 때, 배열의 출력은

$$y(t) = \sum_{i=1}^M \frac{x_i(t)}{2\pi} \int_0^{2\pi} a(\theta) \sum_{m=0}^{\infty} c_m(\phi_i) e^{jm\theta} d\theta + n(t) \quad (3) \\ = \sum_{i=1}^M x_i(t) b(\phi_i) + n(t)$$

이다. 여기서, $\phi_i = (\theta_i, \rho_i)$ 는 중심방향인 신호도착방향 θ_i 와 퍼진 정도를 나타내는 퍼짐변수 ρ_i 로 이루어진 매개변수 집합이며, $c_m(\phi)$ 는 이 매개변수들의 가중합수, 그리고,

$$b(\phi) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} a(\theta) \sum_{m=0}^{\infty} c_m(\phi) e^{im\theta} d\theta \quad (4)$$

는 매개변수 모형에서 조종벡터를 나타낸다. 매개변수 벡터를 $\phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M]^T$ 로 나타내고 $B(\phi) = [b(\phi_1), b(\phi_2), \dots, b(\phi_M)]$ 로 쓸 때, (3)은

$$y(t) = B(\phi)x(t) + z(t) \quad (5)$$

로 쓸 수 있고, $y(t)$ 의 공분산 행렬은

$$R_o = B(\phi)R_x B^H(\phi) + \sigma I \quad (6)$$

으로 쓸 수 있다.

보기 1 : 가중합수가

$$c_m(\phi_i) = \rho_i^m e^{-jm\theta_i}, \quad m=0, 1, 2, \dots, \quad (7)$$

일 때, i 째 퍼진 신호원은

$$\begin{aligned} x_i(\theta, t) &= \sum_{m=0}^{\infty} x_i(t) c_m(\phi_i) e^{im\theta} \\ &= \frac{x_i(t)}{1 - \rho_i e^{j(\theta - \theta_i)}} \end{aligned} \quad (8)$$

이다. 여기서, $\rho_i < 1$ 이다. 선형감지기 배열에서, i 째 조종벡터 $b(\phi_i)$ 는

$$b(\phi_i) = [1, w_1(\rho_i)e^{j\theta_i}, w_2(\rho_i)e^{2j\theta_i}, \dots, w_{L-1}(\rho_i)e^{j(L-1)\theta_i}]^T \quad (9)$$

이고, 여기서

$$w_l(\rho_i) = \rho_i^l, \quad l=0, 1, \dots, L-1 \quad (10)$$

이다.

III. 최대우도를 바탕으로 한 신호도착방향 추정

매개변수 모형에서, 조건 최대우도와 비조건 최대우도 [12] 방법을 생각해 보자.

$S_p = B(\phi)[B(\phi)^H B(\phi)]^{-1} B(\phi)^H$ 를 $B(\phi)$ 의 열벡터들로 이루어지는 공간으로의 투사 행렬, $N_p = I - S_p$ 를 S_p 의 직교 행렬, $x(\theta, t) = [x_1(\theta, t), x_2(\theta, t), \dots, x_M(\theta, t)]^T$ 를 매개변수 신호원 벡터, $\hat{R}_o = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N y(t) y^H(t)$ 를 $y(t)$ 의 표본 공분산 행렬이라고 하자.

3.1 조건 최대우도 방법을 쓴 신호도착방향 추정

먼저, 확률과정 $x(t)$ 를 조건 매개변수로 놓는다. 그러면, $x(\theta, t)$ 는 $x(t)$ 의 함수이기 때문에 $\{y(t)\}_{t=1}^N$ 의 분포는 $\{x(\theta, t)\}_{t=1}^N$ 을 조건으로 한다고 볼 수 있다. 관측 자료의 조건 대수우도 함수는 (3)에서

$$\begin{aligned} \ln L(Y|x(t)) &= -NL \ln \sigma - \frac{1}{\sigma} \sum_{t=1}^N \\ & \quad [y(t) - B(\phi)x(t)]^H [y(t) - B(\phi)x(t)] \end{aligned} \quad (11)$$

로 쓸 수 있고, $Y = [y(1), y(2), \dots, y(N)] \in C^{L \times M}$ 은 관측행렬이다. 먼저, ϕ 와 σ 를 상수로 두고 $x(t)$ 로 (11)을 미분하면

$$\hat{x}(t) = (B(\phi)^H B(\phi))^{-1} B(\phi)^H y(t) \quad (12)$$

를 얻는다. 다음에, σ 로 (11)을 미분하면,

$$\hat{\sigma} = \frac{1}{NL} \sum_{t=1}^N |y(t) - B(\phi)x(t)|^2 \quad (13)$$

을 얻고, 식 (11)-(13)에서 조건 최대우도 비용함수는

$$V_c(\phi) = \text{tr}[N_p \hat{R}_o] \quad (14)$$

가 된다. 따라서, ϕ 의 추정은

$$\hat{\phi} = \arg \min_{\phi} V_c(\phi) \quad (15)$$

로 쓸 수 있다. 식 (15)는 뉴턴 [12] 방법, 평균최대 [13] 방법으로 풀 수 있다.

3.2 비조건 최대우도 방법을 쓴 신호도착방향 추정
비조건 최대우도 방법에서는 조건 최대우도 방법
에서와는 달리 $\{x(\theta, t)\}_{t=1}^N$ 이 $\{y(t)\}_{t=1}^N$ 의 조건이 되
지 않는다. 배열의 출력 $y(t)$ 는 공분산 행렬이 R_o 이
고 평균이 0인 복소정규확률 벡터이다. 식 (3)에서 관
측 행렬 Y 의 비조건 대수우도 함수는

$$\ln L(Y) = -N \ln \det[R_o] - N \operatorname{tr}[R_o^{-1} \hat{R}_o] \quad (16)$$

으로 쓸 수 있다. 이제 (16)이 언제 가장 큰 값을 나
타내는지 알아본다. 먼저, ϕ 와 σ 가 주어졌을 때
(16)이 가장 크거나 ϕ 와 $x(t)$ 가 주어졌을 때 (16)이
가장 크려면

$$\operatorname{tr}[(R_o^{-1} - R_o^{-1} \hat{R}_o R_o^{-1}) R_o^{-1}] = 0 \quad (17)$$

을 만족시켜야 한다. 여기서, $R_o = [-\frac{\partial}{\partial x(t)} R_o, \frac{\partial}{\partial \sigma} R_o]^T$
이다. [14]의 결과와 (17)에서, $B(\phi)^H R_o^{-1} B(\phi) =$
 $B(\phi)^H R_o^{-1} (B(\phi) x(t) x(t)^H B(\phi)^H + \sigma I) R_o^{-1} B(\phi)$
 $= B(\phi)^H R_o^{-1} \hat{R}_o R_o^{-1} B(\phi)$ 와 $(B(\phi)^H R_o^{-1} B(\phi))^{-1}$
 $B(\phi)^H R_o^{-1} = (B(\phi)^H B(\phi))^{-1} B(\phi)^H$ 를 얻는다. 이
때,

$$x(t) = (B(\phi)^H B(\phi))^{-1} B(\phi)^H \hat{R}_o B(\phi) (B(\phi)^H B(\phi))^{-1} - \sigma (B(\phi)^H B(\phi))^{-1} \quad (18)$$

이며, [5]와 (16)-(18)로부터, 비조건 최대우도 비용함
수는

$$V_u(\phi) = \ln \det[S_p \hat{R}_o S_p + \frac{1}{L-M} \operatorname{tr}(N_p \hat{R}_o N_p)] \quad (19)$$

가 된다. 따라서, ϕ 의 추정은

$$\hat{\phi} = \arg \min_{\phi} \ln \det[S_p \hat{R}_o S_p + \frac{1}{L-M} \operatorname{tr}(N_p \hat{R}_o N_p)] \quad (20)$$

으로 쓸 수 있다. 식 (20)의 풀이는 앞에서 말한 최적
화 방법을 써서 얻을 수 있다.

IV. 통계적 특성과 수치결과

신호도착방향 벡터 $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M]^T$ 와 퍼짐
변수 벡터 $\rho = [\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_M]^T$ 를 정의하면 $B(\phi)$
와 최대우도 비용함수 $V(\phi)$ 는 각각 $B(\theta, \rho)$ 와
 $V(\theta, \rho)$ 로 다시 쓸 수 있다. 여기서, $\hat{\theta}$ 와 $\hat{\rho}$ 는 각
각 퍼짐변수 벡터 ρ 와 신호도착방향 매개변수 벡터
 θ 의 추정값들을 나타낸다. 식을 간단하게 쓸 수 있
도록 다음과 같이 정의한다.

$$h_{\theta\theta} = [\frac{\partial}{\partial \theta} B^H(\theta, \rho)] N_p [\frac{\partial}{\partial \theta^T} B(\theta, \rho)], \quad (21)$$

$$h_{\rho\rho} = [\frac{\partial}{\partial \rho} B^H(\theta, \rho)] N_p [\frac{\partial}{\partial \rho^T} B(\theta, \rho)], \quad (22)$$

$$h_{\theta\rho} = [\frac{\partial}{\partial \theta} B^H(\theta, \rho)] N_p [\frac{\partial}{\partial \rho^T} B(\theta, \rho)], \quad (23)$$

$$h_{\rho\theta} = [\frac{\partial}{\partial \rho} B^H(\theta, \rho)] N_p [\frac{\partial}{\partial \theta^T} B(\theta, \rho)], \quad (24)$$

$$[A \odot B]_{ij} = [A]_{ij} [B]_{ij}. \quad (25)$$

4.1 조건 최대우도 방법

먼저, $(\hat{\theta}, \hat{\rho})$ 가 (θ, ρ) 와 거의 같다고 하면, 추
정오차 벡터는,

$$\begin{bmatrix} \hat{\theta} - \theta \\ \hat{\rho} - \rho \end{bmatrix} \approx -H_c^{-1}(\theta, \rho) V_c'(\theta, \rho) \quad (26)$$

이 된다. 여기서, $V_c(\theta, \rho)$ 의 기울기와 헤시안은
각각

$$V_c'(\theta, \rho) = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial \theta} V_c(\theta, \rho) \\ \frac{\partial}{\partial \rho} V_c(\theta, \rho) \end{bmatrix} \quad (27)$$

과

$$H_c(\theta, \rho) = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial \theta} (\frac{\partial}{\partial \theta} V_c(\theta, \rho))^T & \frac{\partial}{\partial \theta} (\frac{\partial}{\partial \rho} V_c(\theta, \rho))^T \\ \frac{\partial}{\partial \rho} (\frac{\partial}{\partial \theta} V_c(\theta, \rho))^T & \frac{\partial}{\partial \rho} (\frac{\partial}{\partial \rho} V_c(\theta, \rho))^T \end{bmatrix} \quad (28)$$

이다. 식 (26)과 [1, 2]의 결과를 써서, 추정오차 벡터 $[(\hat{\vartheta} - \vartheta)^T, (\hat{\varrho} - \varrho)^T]^T$ 의 점근 분포를 얻을 수 있다. 이것은 공분산 행렬이

$$C_c = E \left[\begin{array}{c} \hat{\vartheta} - \vartheta \\ \hat{\varrho} - \varrho \end{array} \right] \left[\begin{array}{cc} \hat{\vartheta} - \vartheta & \hat{\varrho} - \varrho \end{array} \right] \quad (29)$$

$$= \bar{H}_c^{-1} \bar{C}_c \bar{H}_c^{-1}$$

이고, 평균이 0인 정규확률벡터이다. 여기서, 점근 헤시안 \bar{H}_c 는

$$\bar{H}_c = 2 \left[\begin{array}{cc} \text{Re}(h_{\vartheta\vartheta} \odot R_x^T) & \text{Re}(h_{\vartheta\varrho} \odot R_x^T) \\ \text{Re}(h_{\varrho\vartheta} \odot R_x^T) & \text{Re}(h_{\varrho\varrho} \odot R_x^T) \end{array} \right] \quad (30)$$

이고, $W_c = R_x^{-1} + \sigma R_x^{-1} (B^H(\vartheta, \varrho) B(\vartheta, \varrho))^{-1} R_x^{-1}$ 일 때 점근 공분산 행렬은

$$\bar{C}_c = \frac{\sigma}{2N} \left[\begin{array}{cc} \text{Re}(h_{\vartheta\vartheta} \odot (R_x W_c R_x)^T) & \text{Re}(h_{\vartheta\varrho} \odot (R_x W_c R_x)^T) \\ \text{Re}(h_{\varrho\vartheta} \odot (R_x W_c R_x)^T) & \text{Re}(h_{\varrho\varrho} \odot (R_x W_c R_x)^T) \end{array} \right] \quad (31)$$

이다. 다음으로, 신호도착방향 추정오차벡터 분산의 크래머-라오 한계는 (11)과 [2]의 결과를 확장하면

$$CRB_c = \frac{\sigma}{2N} \left[\begin{array}{cc} \text{Re}(h_{\vartheta\vartheta} \odot \hat{R}_x^T) & \text{Re}(h_{\vartheta\varrho} \odot \hat{R}_x^T) \\ \text{Re}(h_{\varrho\vartheta} \odot \hat{R}_x^T) & \text{Re}(h_{\varrho\varrho} \odot \hat{R}_x^T) \end{array} \right]^{-1} \quad (32)$$

가 된다.

4.2 비조건 최대우도 방법

조건 최대우도 방법의 해석에서와 같이, $(\hat{\vartheta}, \hat{\varrho})$ 가 (ϑ, ϱ) 와 거의 같다고 두면,

$$\left[\begin{array}{c} \hat{\vartheta} - \vartheta \\ \hat{\varrho} - \varrho \end{array} \right] \approx -H_u^{-1}(\vartheta, \varrho) V_u(\vartheta, \varrho) \quad (33)$$

이라고 쓸 수 있다. 여기서, $V_u(\vartheta, \varrho)$ 의 기울기와 헤시안은 각각

$$V_u(\vartheta, \varrho) = \left[\begin{array}{c} \frac{\partial}{\partial \vartheta} V_u(\vartheta, \varrho) \\ \frac{\partial}{\partial \varrho} V_u(\vartheta, \varrho) \end{array} \right] \quad (34)$$

와

$$H_u(\vartheta, \varrho) = \left[\begin{array}{cc} \frac{\partial}{\partial \vartheta} \left(\frac{\partial}{\partial \vartheta} V_u(\vartheta, \varrho) \right)^T & \frac{\partial}{\partial \vartheta} \left(\frac{\partial}{\partial \varrho} V_u(\vartheta, \varrho) \right)^T \\ \frac{\partial}{\partial \varrho} \left(\frac{\partial}{\partial \vartheta} V_u(\vartheta, \varrho) \right)^T & \frac{\partial}{\partial \varrho} \left(\frac{\partial}{\partial \varrho} V_u(\vartheta, \varrho) \right)^T \end{array} \right] \quad (35)$$

이다. 식 (33)과 [1, 5]의 결과로부터, 추정오차 벡터 $[(\hat{\vartheta} - \vartheta)^T, (\hat{\varrho} - \varrho)^T]^T$ 의 점근 분포를 얻을 수 있다. 이것은 공분산 행렬이

$$C_u = E \left[\begin{array}{c} \hat{\vartheta} - \vartheta \\ \hat{\varrho} - \varrho \end{array} \right] \left[\begin{array}{cc} \hat{\vartheta} - \vartheta & \hat{\varrho} - \varrho \end{array} \right] \quad (36)$$

$$= \frac{\sigma}{2N} \left[\begin{array}{cc} \text{Re}(h_{\vartheta\vartheta} \odot W_u^T) & \text{Re}(h_{\vartheta\varrho} \odot W_u^T) \\ \text{Re}(h_{\varrho\vartheta} \odot W_u^T) & \text{Re}(h_{\varrho\varrho} \odot W_u^T) \end{array} \right]^{-1}$$

이고, 평균이 0인 정규확률벡터이다. 여기서, $W_u = R_x B^H(\vartheta, \varrho) R_o^{-1} B(\vartheta, \varrho) R_x$ 이다. 이때, [8]의 결과를 확장하면 신호도착방향 추정오차벡터 분산의 점근 크래머-라오 한계는 $CRB_u = C_u$ 임을 쉽게 보일 수 있다.

4.3 수치결과

균일 선형 배열의 감지기수는 5, 신호원수는 2, 표본수는 100이라고 두고, 매개변수 모형으로부터 나온 신호원들은 서로 상관관계가 없다고 둔다.

보기 2 : 이 보기에서는 신호대잡음비가 10, 20 dB일 때, CRB_c 와 신호도착방향 및 퍼짐변수의 추정오차들의 분산을 견주어 본다. 먼저, $\rho_1 = 0.99$, $\theta_1 = \frac{3\pi}{18}$, $\rho_2 = 0.95$ 이고, θ_2 가 바뀔 때 (29)와 (32)를 그림 1에 나타냈다. 한편, 그림 2는 $\rho_1 = 0.99$, $\theta_1 = \frac{3\pi}{18}$, $\theta_2 = \frac{4\pi}{18}$ 이고, ρ_2 가 바뀔 때를 나타낸다. 그림 1과

2로부터, 두 신호도착방향의 많이 다를수록, 신호도착방향 추정오차의 분산과 CRB_c 가 서로 가까워지고, 두 퍼짐변수가 서로 다를수록, 퍼짐변수의 분산과 CRB_c 가 서로 가까워진다는 것을 알 수 있다. 또한, 신호도착방향 추정오차의 분산과 CRB_c 가 퍼짐변수 오차의 분산과 CRB_c 보다 더 큰 값을 보이는데, 이것은 신호도착방향의 구분이 퍼짐변수의 구분 보다 어려움을 말해주는 것이다.

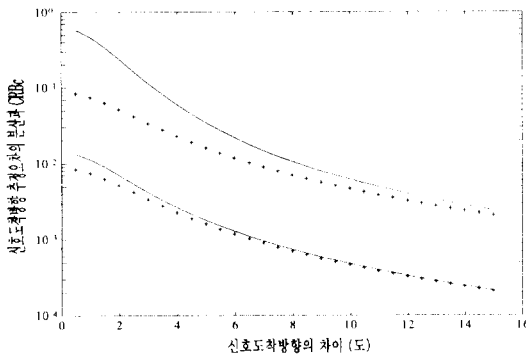


그림 1. $\rho_1 = 0.99, \rho_2 = 0.95, L = 5, N = 100$ 이고, 신호대잡음비 = 10dB(위), 20dB(아래)일 때 신호도착방향 차이와 신호도착방향 추정오차의 분산(-)과 CRB_c (+)

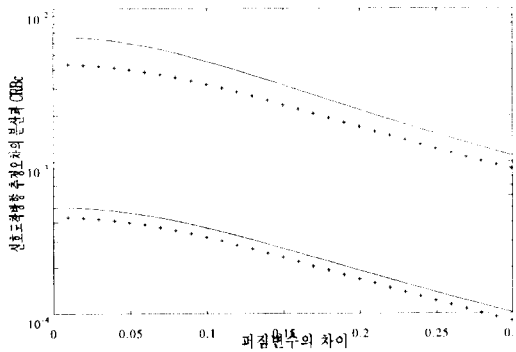


그림 2. $\theta_1 = \frac{3\pi}{18}, \theta_2 = \frac{4\pi}{18}, L = 5, N = 100$ 이고, 신호대잡음비 = 10dB(위), 20dB(아래)일 때 퍼짐변수 차이와 신호도착방향 추정오차의 분산(-)과 CRB_c (+)

보기 3 : 이 보기에서는 신호대잡음비가 0, 10, 20dB 일 때, 신호도착방향과 퍼짐변수의 추정오차의 CRB_u (31)을 얻었다. 신호도착방향 추정오차들의 CRB_u 는 $\rho_1 = 0.99, \theta_1 = \frac{3\pi}{18}, \rho_2 = 0.95$ 이고, θ_2 가 바뀔 때를 그림 3에 나타냈다. 한편, 그림 4는 $\rho_1 = 0.99, \theta_1 = \frac{3\pi}{18}, \theta_2 = \frac{4\pi}{18}$ 이고, ρ_2 가 바뀔 때를 나타낸다. 그림 3과 4에서, 신호도착방향 추정오

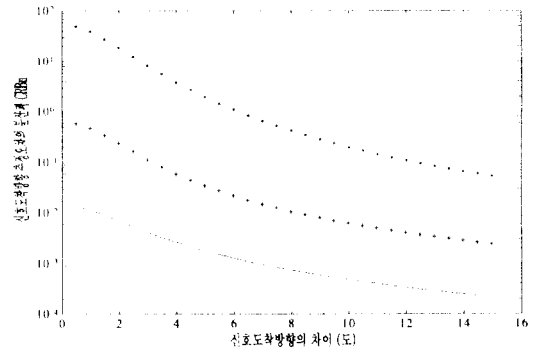


그림 3. $\rho_1 = 0.99, \rho_2 = 0.95, L = 5, N = 100$ 이고, 신호대잡음비 = 0dB(*), 10dB(+), 20dB(-)일 때 신호도착방향 차이와 신호도착방향 추정오차의 분산(-)과 CRB_u (+)

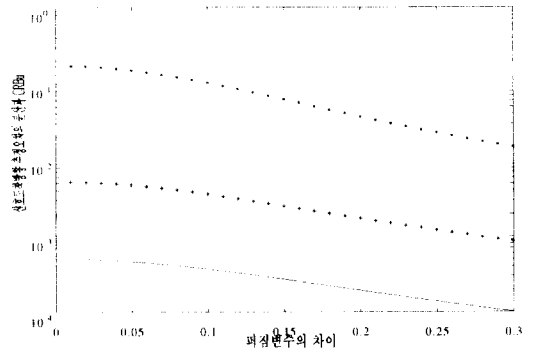


그림 4. $\theta_1 = \frac{3\pi}{18}, \theta_2 = \frac{4\pi}{18}, L = 5, N = 100$ 이고, 신호대잡음비 = 0dB(*), 10dB(+), 20dB(-)일 때 퍼짐변수 차이와 신호도착방향 추정오차의 분산(-)과 CRB_u (+)

차의 CRB_u 와 퍼짐변수 오차의 CRB_u 가 두 신호도착방향의 차이가 많이 나고 두 매개변수가 서로 다를수록 각각 작아진다는 것을 알 수 있다. 또한, 그림 3에서 비조건 최대우도 방법을 써서 얻은 신호도착방향 추정 오차의 CRB_u 가 그림 1에서 조건 최대우도 방법을 써서 얻은 신호도착방향 추정 오차의 CRB_u 보다 더 크다는 것을 알 수 있다.

V. 맺음말

신호도착방향이 한 점이 아니고 어떤 영역에 걸쳐 연속적으로 퍼져 있을 때, 매개변수 모형에서 조건 최대우도와 비조건 최대우도를 써서 신호도착방향을 알아내는 방법을 생각했다. 신호원들이 퍼져 있을 때, 퍼짐변수를 모르기 때문에 조건 최대우도나 비조건 최대우도 방법을 신호도착방향 추정에 써야 하는데, 이런 때에는 표준 조건 최대우도나 표준 비조건 최대우도 방법이 신호도착방향을 정확히 추정하지 못한다. 이러한 문제는 퍼진 신호원 모형을 쓰거나 점신호원 신호도착방향 추정 방법들을 바꾸어서 해결할 수 있었다. 또한, 매개변수 모형의 특성을 나타내는데 중요한 신호도착방향과 퍼짐변수 추정오차들의 여러 가지 통계적 특성을 얻었다.

고마움의 글

이 논문은 1998년 한림대학교 학술연구조성비를 지원받아 이루어진 연구이며, 이에 고마움을 나타내는 바입니다.

참 고 문 헌

1. M. Kaveh and A.J. Barabell, "The statistical performance of the MUSIC and minimum-norm algorithms in resolving plane waves," *IEEE Trans. Acous., Speech, Signal Proc.*, vol. ASSP-34, pp. 331-341, Apr. 1986.
2. 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.
3. J. Choi and I. Song, "Asymptotic distribution of the MUSIC null-spectrum," *IEEE Tr. Signal Proc.*, vol. SP-41, pp. 985-988, Feb. 1993.

4. 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 Process.*, vol. 34, pp. 179-192, Nov. 1993.
5. 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, Oct. 1990.
6. 이용업, 유상우, 송익호, 유영권, "통계학적 산란 신호원과 신호 도래각 추정", 한국통신학회논문지, 20권, 695-701쪽, 1995년 3월.
7. 이용업, 김광순, 송익호, 김형명, "퍼진신호모형에서의 신호도착방향 추정: 1. 신호원 모형화", 한국통신학회논문지, 20권, 1070-1075쪽, 1995년 4월.
8. 이용업, 김광순, 송익호, 김형명, "퍼진신호모형에서의 신호도착방향 추정: 2. 신호도착방향 추정", 한국통신학회논문지, 20권, 1076-1082쪽, 1995년 4월.
9. S. Valaee, B. Champagne, and P. Kabal, "Parametric localization of distributed sources," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. SP-43, pp. 2144-2153, Sep. 1995.
10. 이성로, 송익호, 이주식, 박정순, "2차원 퍼진 신호를 추정하는 두 단계 방법", 한국음향학회지, 16권, 60-66쪽, 1997년 1월.
11. 이성로, 송익호, "선형배열을 쓴 2차원 퍼진 신호도착방향 추정", 한국통신학회논문지, 23권, 679-686쪽, 1998년 3월.
12. D. Storer and A. Nehorai, "Newton algorithms for conditional and unconditional maximum likelihood estimation of the parameters of exponential signals in noise," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. SP-40, pp. 1528-1534, June 1992.
13. M.I. Miller and D.R. Fuhrmann, "Maximum-likelihood narrow-band direction finding and the EM algorithm," *IEEE Trans. Acous., Speech, Signal Proc.*, vol. ASSP-38, pp. 1560-1577, Sep. 1990.
14. J.F. Bohme, "Estimation of spectral parameters of correlated signals in wavefields," *Signal Proc.*, vol. 11, pp. 329-337, Dec. 1986.

이 용 업 (Yong up Lee) 정회원
1962년 10월 15일생
1982년 3월~1985년 2월: 서울대학교 전자공학과 공학사
1985년 3월~1987년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사
1992년 9월~1996년 8월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학박사
1986년 8월~1998년 2월: (주)삼성전자, 멀티미디어 연구소 영상통신그룹 선임연구원
1998년 3월~현재: 한림대학교 전자공학부 전임강사
1995년 2월: 휴먼테크 논문대상 은상 수상
※주관심분야: 통계학적 신호 처리, 배열신호처리, 이동통신 이론

이 주 식 (Jooshik Lee) 정회원
1974년 7월 30일생
1992년 3월~1996년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학사
1996년 3월~1998년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사
1998년 3월~현재: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정
※주관심분야: 배열신호처리, 이동통신

송 익 호 (Iickho Song) 정회원
1960년 2월 20일생
1978년 3월~1982년 2월: 서울대학교 전자공학과 공학사 (준최우등)
1982년 3월~1984년 2월: 서울대학교 전자공학과 공학석사
1984년 1월~1985년 8월: 펜실베니아대학교 전기공학과 공학석사
1985년 9월~1987년 5월: 펜실베니아대학교 전기공학과 공학박사
1987년 3월~1988년 2월: 벨 통신연구소 연구원
1988년 3월~1991년 8월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 조교수
1991년 9월~1998년 8월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 부교수
1998년 9월~현재: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 교수
1995년 1월~현재: 한국통신학회 논문지 편집위원
1996년 1월~현재: 한국음향학회 영문논문지 편집위원
1991년 11월, 1996년 11월: 한국통신학회 학술상 받음
1993년 11월: 한국음향학회 우수연구상 받음

대한전자공학회, 한국음향학회, 한국통신학회 종신회원; IEE 회원; IEEE 선임회원
※주관심분야: 통계학적 신호처리, 신호검파, 스펙트럼 추정, 이동통신
e-mail : isong@sejong.kaist.ac.kr

김 형 명 (Hyung Myung Kim) 정회원
1952년 10월 24일생
1974년 2월: 서울대학교 전자공학과 공학사
1982년 4월: 피츠버그대학교 전기공학과 공학석사
1985년 12월: 피츠버그대학교 전기공학과 공학박사
1986년 4월~1992년 8월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 조교수
1992년 9월~현재: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 부교수
※주관심분야: 디지털 신호와 영상처리, 다차원 시스템 이론, 비디오신호 전송통신 이론

장 태 주 (Taejoo Chang) 정회원
1960년 4월 20일생
1978년 3월~1982년 2월: 울산대학교 전자공학과 공학사
1988년 3월~1990년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사
1994년 3월~1998년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학박사
1982년 3월~현재: 국방과학연구소 연구원
※주관심분야: 암호화 기법