

임펄스 잡음 환경 하에서 FNOM와 MD를 이용한 새로운 시지연 및 시간-주파수 지연 복합 추정 방법

New Methods for Estimation of Time Delay and Time-Frequency Delay in Impulsive Noise Environment Using FNOM and MD Criterion

이진*, 정정균**, 이영석**, 김성환**
(Jin Lee*, Jung-Kyun Jung**, Young-Seok Lee**, Sung-Hwan Kim**)

요약

본 논문에서는 임펄스 잡음이 추가되는 환경 하에서 시지연 추정 및 시지연과 주파수 지연 복합 추정을 위한 새로운 강건 알고리즘들을 제안하였다. 제안된 방법은 α -stable 분포 이론을 바탕으로 하여 음의 분수 차수 모멘트(FNOM: fractional negative order moment)와 최소 산란(MD: minimum dispersion)법을 이용한 강건 시지연 추정법들과 이를 응용한 시지연과 주파수 지연의 복합 추정법인 음의 분수 차수 모호함수법과 복합 최소 산란 법으로 구성되었다. 제안한 방법들을 평가하기 위하여 컴퓨터 모의 실험을 통해서 실제 응용 능력을 기존의 여러 방법들과 비교·검토하였다. 실험 결과, 2차 모멘트 이론을 바탕으로 한 관계적인 방법들은 가우시안 잡음 환경($\alpha=2$ 인 SaS 잡음) 하에서만 시지연 추정이 가능하였고, 최근 제안된 Nikias[7]의 강건 시지연 추정법들도 대부분이 제한된 임펄스 잡음($1 < \alpha \leq 2$ 인 SaS 잡음)에 대해서만 그 성능이 입증된 반면, 본 연구에서 제안한 방법들은 가우시안 잡음 및 심한 임펄스 잡음($0 < \alpha \leq 2$ 인 SaS 잡음) 하에서도 강건하게 시지연 추정이 가능함을 입증하였다.

ABSTRACT

In this paper, we proposed new methods for estimation of time delay and time-frequency delay in impulsive noise environment. The proposed methods are developed using the theory of α -stable distribution, including the fractional negative order moment(FNOM) and minimum dispersion(MD), which are formulated for the time delay estimation and the fractional negative order ambiguity function and complex minimum dispersion, which are defined for the joint estimation of time delay and frequency delay. Through simulation work, its performance was compared with various other algorithms. As a result, while the conventional approaches based on second-order statistics are only verified in Gaussian noise environment(SaS noise with $\alpha=2$) and also the recently proposed robust methods by Nikias[7] are verified only in limited impulsive noise(SaS noise with the range of $1 < \alpha \leq 2$), the methods proposed are able to estimate the time delay in Gaussian and any impulsive noise environment(SaS noise with the range of $0 < \alpha \leq 2$).

I. 서론

실제 신호 처리의 많은 분야에서 직면하게 되는 비가우시안(non-Gaussian)현상 중에서 가장 광범위하고 최근 들어 중요한 관심사가 되고 있는 문제가 충격성 잡음 환경(impulsive noise environment)에서 신호 및 시스템에 대한 처리 문제이며, 이를 위해서 강건한 신호 처리 알고리즘의 개발에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[1][2][3].

충격성 잡음 환경 하의 신호들은 가우시안 분포 모델에서 벗어나는 짧은 주기와 큰 진폭을 갖는 충격 잡음(impulse noise)이 추가되어 관측되므로 일반적인 가우시안 신호 모델로는 적절히 묘사할 수 없으며 기존의 가우시안 분포 모델을 바탕으로 하는 신호 처리 알고리즘들을 적용하였을 경우 그 성능이 크게 저하되게 된다. 그러므로 실제 환경에서 발생하는 충격 잡음(예를 들면 수중의 음파 잡음, 대기중의 저주파 잡음, 통신 선로 상의 간섭 잡음 등)에 가장 적합한 통계적 분포 모델을 바탕으로 하여 새로운 신호 처리 알고리즘들을 개발하는 것이 필요하다.

본 연구에서는 이러한 충격 잡음을 가장 잘 묘사하는

*한려산업대학교 의공학과

**서울시립대학교 전자공학과

접수일자: 1997년 5월 6일

α -stable 분포 모델[4]을 바탕으로 하여 시지연 추정 및 시지연과 주파수 지연의 복합 추정을 위한 새로운 알고리즘들을 제안하였다.

일정한 거리 차를 두고 위치한 두 센서(sensor)로부터 관측된 신호로부터 그들 사이의 시지연을 측정하는 것은 다양한 분야에 응용할 수 있다. 통신용 신호 처리 분야로 레이더나 수중음파탐지기를 통한 비행기나 배의 속도와 방향각 측정, 산업용 신호 처리 분야로 제지 공장에서 광 센서를 이용하여 자동 선반에서 진행되는 종이 섬유류의 속도 측정이나 제철소에서 압연기 속의 뜨거운 쇠의 진행 속도 측정, 공기 압축 컨베이어를 통해 흐르는 용액의 흐름률(flow rate) 측정, 의용 신호 처리 분야로 근심유를 따라서 진행되는 근신호의 전달 속도 측정, 다채널 EEG를 통해 간질병 환자의 발작(seizure) 시간 동안에 기록된 뇌파 신호들 사이의 시지연 추정을 통해서 뇌에서 발작 발생 지점과 그 전파 경로의 추정, 기타 전리층 속의 구름의 이동 속도 측정, 해수면(sea level) 변화를 알아보기 위한 지체 시간(lag time)의 측정 등에 널리 응용되고 있다.

지금까지 이러한 응용 분야들에서 가장 널리 사용되었던 방법은 상호 상관(cross-correlation) 알고리즘이나[5] 최소 평균 자승(least mean square) 알고리즘을[6] 이 이용한 시지연 추정법이였다. 그러나 이들 방법은 가우시안 분포 모델을 바탕으로 하여 2차 모멘트 이론으로 형성되었기 때문에 2차 모멘트를 구할 수 없는 충격성 잡음이 부가되는 경우에는[4] 정확한 시지연 추정이 불가능하게 된다.

그러므로 최근 들어 C. L. Nikias 등은[7] 충격 잡음 환경 하에서 저차 모멘트(lower order moment)를 이용한 강건 시지연 추정 알고리즘들을 제안하였으나 이들도 제한된 충격 잡음에 대해서만($1 < \alpha \leq 2$ 인 α -stable 분포 잡음) 정확한 추정이 가능하며, 임의의 임펄스 잡음이 부가되는 경우에 강건하게 사용할 수 없다는 단점이 있다.

이러한 기존 방법들의 단점을 보완하기 위해서 본 연구에서는 어떠한 임펄스 잡음에 대해서도($0 < \alpha \leq 2$ 인 α -stable 분포 잡음) 강건하게 시지연을 추정할 수 있는 새로운 알고리즘들을 제안하였으며 동시에 시지연 및 주파수 지연의 복합 추정 알고리즘도 제시하였다.

제안된 시지연 추정 알고리즘은 음의 분수 차수 모멘트를 이용한 음의 분수 차수 공분산(fractional negative order covariance) 법과 α -stable 분포의 산란 파라미터를 이용한 최소 산란(minimum dispersion) 법으로 구성되어 있으며, 이를 바탕으로 한 시지연 및 주파수 지연 복합 추정 알고리즘으로 stein[8]이 제안한 모호 함수(ambiguity function)를 도입하여, 음의 분수 차수 모호 함수(FNOAF: fractional negative order ambiguity function) 법과 복합 최소 산란 (CMD: complex minimum dispersion) 법을 고안하였다.

제안된 방법들은 α -stable 분포 함수 모델로부터 실제 상황에서 발생할 수 있는 다양한 경우의 임펄스 잡음을 발생시켜 기존의 여러 방법들과 비교해서 시지연 추정

결과를 평가한 모의 실험을 통해서 그 성능의 타당성을 입증하였다.

II. α -stable 분포

1925년 Levy에 의해서 제안된 α -stable 분포의 특성 함수(characteristic function)는 식(1)과 같이 정의된다[4].

$$\varphi(t) = \exp\{jat - \gamma|t|^\alpha [1 + j\beta \text{sign}(t)w(t, \alpha)]\} \quad (1)$$

여기서, $w(t, \alpha) = \begin{cases} \tan \frac{\alpha\pi}{2}, & \text{if } \alpha \neq 1 \\ \frac{2}{\pi} \log|t|, & \text{if } \alpha = 1 \end{cases}$

$$\text{sign}(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } t > 0 \\ 0, & \text{if } t = 0 \\ -1, & \text{if } t < 0 \end{cases}$$

윗식에서, $\alpha(0 < \alpha \leq 2)$ 는 특성 지수(characteristic exponent)로 분포 함수의 꼬리 부분의 확률을 조절하는 파라미터로써 이것에 의해 임펄스 성분의 많고 적음이 결정되며 α 값이 작아질수록 $\alpha=2$ 인 경우의 가우시안 분포에 비하여 분포 함수의 꼬리 부분이 넓어지게 된다. $\gamma(\gamma > 0)$ 는 분포 함수의 산란(dispersion) 파라미터이며 가우시안 분포일 때 $\gamma = \text{분산}/2$ 이 된다. $a(-\infty < a < \infty)$ 는 위치(location) 파라미터라 하며 가우시안 분포의 평균과 같은 의미를 갖는다. $\beta(-1 \leq \beta \leq 1)$ 는 대칭(symmetric) 파라미터이며 a 를 중심으로 대칭성을 나타내는 것으로써 음이면 왼쪽으로 양이면 오른쪽으로 치우치는 분포를 가지게 되며, 특히 β 가 0인 경우에 SaS(symmetric α -stable) 분포를 갖는다. 그림 1에 α 값에 따른 SaS 분포의 확률 밀도 함수를 나타내었다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 SaS 분포의 가장 큰 특징은 α 값에 따른 밀도 함수의 꼬리 부분의 변화이며 이러한 특성이 실제 여러 가지 충격 잡음 환경을 모델링(modeling) 하는데 SaS 분포가 적합하게 사용되는 이유이다. 다음으로 그림 2에 $\alpha=1.5$ 인 경우 전형적인 SaS 백색 잡음의 예를 나타내었다.

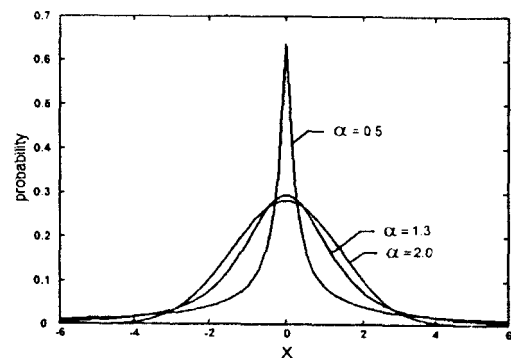


그림 1. SaS 분포의 확률 밀도 함수
Fig. 1. Probability density function of SaS distribution

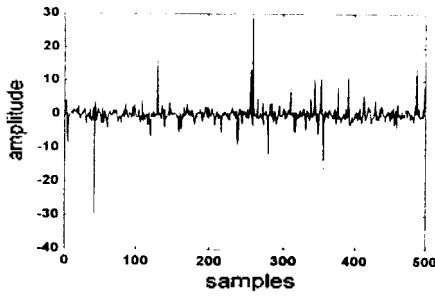


그림 2. SaS 백색 잡음($\alpha=1.5$ 인 경우)
Fig. 2. SaS white noise (case of $\alpha=1.5$)

이와 같은 SaS 잡음 과정(noise process)은 수중에서 발생하는 열음의 균열로 인한 음향 잡음, 대기 중의 번개나 폭풍으로 인한 잡음, 레이더 클러터(clutter) 잡음 등과 같이 실제 발생하는 심한 충격성 잡음에 대하여 적합한 통계적 모델을 제공한다[7][9].

III. 새로운 강건 시지연 추정 알고리즘의 제안

일반적으로 시지연 추정을 위한 신호 모델은 식(2)와 같다.

$$x_1[i] = s[i] + w_1[i] \tag{2}$$

$$x_2[i] = As[i-D] + w_2[i], \quad -\infty < i < \infty$$

여기서 $x_1[i], x_2[i]$ 는 두 센서에 의해서 관측된 신호이며, $s[i]$ 는 정보 신호이고 $w[i]$ 는 부가 잡음, $A \in (0, 1]$ 는 감쇠 상수이며 D 가 추정하고자 하는 시지연 상수이다.

이때 부가 잡음 $w[i]$ 가 비가우시안 SaS 잡음인 경우, 관측된 신호의 α 값보다 큰 차수의 모멘트는 발산하게 되며[4], 기존의 2차 모멘트 이론을 이용한 시지연 추정법들은 사용할 수 없다. 그러므로 본 연구에서는 새로운 방법으로 다음의 음의 차수 공분산법과 최소 산란법을 제안한다. 또한 이를 바탕으로 시지연 및 주파수 지연의 복합 추정이 가능한 FNOAF법과 CMD법도 제안하였다.

3.1 FNOC 방법

SaS 확률 변수(random variable) X 의 확률 밀도 함수는 식(1)의 푸리에(Fourier) 역변환을 통해 식(3)과 같이 정의되며 이에 따른 확률변수 X 의 저차(lower order) 모멘트는 식(4)로 구할 수 있다[9].

$$f_X(x) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} \cos(wx) \exp(-\gamma w^\alpha) dw \tag{3}$$

$$E\{|X|^{2p}\} = C(p, \alpha) \gamma^{p/\alpha}, \quad 0 < p < \alpha \tag{4}$$

여기서 $C(p, \alpha) = \frac{2^p \Gamma(\frac{p+1}{2}) \Gamma(1-p/\alpha)}{\sqrt{\pi} \Gamma(1-p/2)}$ 이고, $\Gamma(\cdot)$ 는

감마 함수(gamma function)이다.

이로부터 $-1 < p < 0$ 인 경우에도 유한한 모멘트가 존재한다는 것을 증명할 수 있다. 이를 위해서 $Y=|X|$ 로 정의하면 Y 의 확률 밀도 함수는 식(5)로 나타낼 수 있다.

$$f_Y(y) = \frac{2}{\pi} \int_0^{\infty} \cos(wy) \exp(-\gamma w^\alpha) dw \tag{5}$$

그러면 모멘트의 정의에 의해

$$E\{|X|^{2p}\} = E\{Y^{2p}\}$$

$$= \frac{2}{\pi} \int_0^{\infty} \left(\int_0^{\infty} y^p \cos(wy) dy \right) \exp(-\gamma w^\alpha) dw \tag{6}$$

식(7)과 (8)의 적분 공식[10]을 이용하면

$$\int_0^{\infty} x^p \cos(ux) dx = -\frac{1}{u^{p+1}} \Gamma(1+p) \sin\left(\frac{\pi p}{2}\right), \tag{7}$$

$$u > 0, \quad -1 < p < 0$$

$$\int_0^{\infty} x^{\nu-1} \exp(-\mu x^\lambda) dx = \frac{1}{|\lambda|} \mu^{-(\nu/\lambda)} \Gamma(\nu/\lambda), \tag{8}$$

$$Re \mu > 0, \quad Re \nu > 0$$

식(6)은 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\int_0^{\infty} y^p \cos(wy) dy$$

$$= -\frac{\Gamma(1+p)}{w^{p+1}} \Gamma(1+p) \sin\left(\frac{\pi p}{2}\right),$$

$$w > 0, \quad -1 < p < 0$$

$$\int_0^{\infty} w^{-p-1} \exp(-\gamma w^\alpha) dw = \frac{1}{\alpha} \gamma^{p/\alpha} \Gamma(-p/\alpha),$$

$$\gamma > 0, \quad p < 0$$

그러므로

$$E\{|X|^{2p}\} \tag{10}$$

$$= -\frac{2}{\alpha \pi} \gamma^{p/\alpha} \Gamma(p+1) \Gamma(-p/\alpha) \sin(p\pi/2)$$

$$= \frac{2^{p+1} \Gamma(\frac{p+1}{2}) \Gamma(-p/\alpha)}{\alpha \sqrt{\pi} \Gamma(-p/2)} \gamma^{p/\alpha}, \quad -1 < p < 0$$

식(10)으로부터 음의 차수 p 차 모멘트는 유한한 값으로 구할 수 있다.

다음으로 음의 차수 모멘트를 이용하여 시지연 추정을 위한 FNOC 방법은 식(11)로 정의한다.

$$R_d[k] \triangleq E\{x_2[i]^{(p)} (x_1[i+k])^{(q)}\}, \tag{11}$$

$$-0.5 < p, q < 0$$

$$X^{(p)} = \begin{cases} |X|^{(p-1)} X^*, & X \text{가 복소수} \\ |X|^p \text{sign}(X), & X \text{가 실수} \end{cases}$$

관측된 N 샘플 신호로부터 FNOC는 식(12)의 샘플 FNOC $\hat{R}_d[k]$ 로 추정할 수 있다

$$\hat{R}_d[k] = \frac{1}{L_2 - L_1} \sum_{n=L_1+1}^{L_2} (x_2[n])^{(p)} (x_1[n+k])^{(q)} \quad (12)$$

$$-0.5 < p, q < 0$$

여기서 $L_1 = \max(0, -k)$, $L_2 = \min(N-k, N)$ 이며 식(12)는 일반적인 공분산(covariance)과 마찬가지로 $k = -D$ 일 때 값이 최대가 되며, 이 성질을 이용하여 $\hat{D} = -\arg \max_k \hat{R}_d[k]$ 로 추정하고자 하는 시지연을 구할 수 있다.

3.2 MD 방법

SaS 랜덤변수 X 로부터 $Y = \log|X|$ 의 새로운 랜덤 변수를 정의하면 $\log|SaS|$ 랜덤변수 Y 의 1, 2, 3차 모멘트들은 항상 유한한 값을 가지며 다음과 같이 정의된다[9].

$$E(Y) = C_\alpha \left(\frac{1}{\alpha} - 1 \right) + \frac{1}{\alpha} \log \gamma \quad (13)$$

$$Var(Y) = E\{[Y - E(Y)]^2\} = \frac{\pi^2}{6} \left(\frac{1}{\alpha^2} + \frac{1}{2} \right) \quad (14)$$

$$Skew(Y) = E\{[Y - E(Y)]^3\} = 2\zeta(3) \left(\frac{1}{\alpha^3} - 1 \right) \quad (15)$$

여기서 α 는 SaS 분포의 특성 지수, γ 는 산란파라미터이며 $C_\alpha = 0.57721566\dots$ 는 오일러(Euler) 상수이며 $\zeta(\cdot)$ 는 리만 제타(Riemann-Zeta) 함수로 $\zeta(3) = 1.2020569\dots$ 이다. 또한 SaS 분포는 일반화 중심 극한 정리(generalized central limit theorem)와 안정성(stability) 성질을 만족하므로 [4] 여러 개의 SaS 신호가 합쳐진 새로운 신호는 동일한 α 값을 갖으며, 각 산란 파라미터 γ_i 의 합을 새로운 산란 파라미터로 갖는 SaS 분포가 된다.

이러한 성질을 이용하기 위하여 식(2)의 신호 모델을 변형해 보자.

$$x_2[i] = Ax_1[i-D] + w_2[i] - Aw_1[i-D] \quad (16)$$

$$= Ax_1[i-D] + u[i]$$

여기서 $u[i] = w_2[i] - Aw_1[i-D]$ 이다.

다음으로

$$v[i, k] = \log|x_2[i] - Ax_1[i+k]| \quad (17)$$

$$= \log|A[s[i-D] - s[i+k]] + w_2[i] - Aw_1[i+k]|$$

을 정의하면 식(17)은 $k = -D$ 일 경우에만 $s[i]$ 에 의한 성분이 모두 제거되어 $\log|u(i)|$ 성분만 남게 되므로 이때 생성된 $\log|SaS|$ 분포의 γ 파라미터 값은 최소가 된다.

그러므로 $v[i, k]$ 의 샘플 분산과 샘플 평균을 구하여 식

(13)과 식(14)를 이용해 다음과 같이 k 에 따른 γ 파라미터를 추정할 수 있다.

$$\alpha[k] = \left(\frac{6}{\pi^2} * var(v[i, k]) - \frac{1}{2} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (18)$$

$$\hat{\gamma}[k] = \text{Exp} \left(E(v[i, k]) - C_\alpha \left(\frac{1}{\hat{\alpha}[k]} - 1 \right) - \frac{1}{\hat{\alpha}[k]} \right) \quad (19)$$

$k = -D$ 일 때 식(19)의 $\hat{\gamma}[k]$ 는 최소가 되며, $\gamma > 0$ 이므로 시지연은 $\hat{D} = -\arg \max_k (1/\hat{\gamma}[k])$ 로 구할 수 있다.

3.3 시지연과 주파수 지연 복합 추정법

움직이는 물체의 속도와 위치를 감지하기 위해서는 시지연(TDOA: time delay of arrival)과 주파수 지연(FDOA: frequency delay of arrival)의 복합 추정이 요구된다. 이를 위해서 식(2)의 신호 모델은 다음과 같이 변형하여 정의할 수 있다.

$$x_1[i] = s[i] + w_1[i] \quad (20)$$

$$x_2[i] = As[i-D]e^{j\Omega i} + w_2[i], \quad -\infty < i < \infty$$

여기서 $s[i]$ 는 복소 정보 신호이며 $w_1[i]$ 와 $w_2[i]$ 는 상호 등방성 복소 SaS 분포를 갖는 임펄스 잡음이다. 이와 같이 관측된 두 신호 $x_1[i]$ 와 $x_2[i]$ 로부터 TDOA인 D 와 FDOA인 Ω 를 추정하기 위하여 Stein[8]은 식(21)의 복소 모호 함수를 제안하였다.

$$A_0(w, k) = \frac{1}{L_2 - L_1} \sum_{n=L_1+1}^{L_2} x_2[n] x_1^*[n+k] e^{-jwn} \quad (21)$$

여기서 $L_1 = \max(0, k)$, $L_2 = \min(N-k, N)$, *은 공액 복소수를 각각 나타내며 이로부터 $|A_0(w, k)|$ 의 첨두(peak)값을 찾아서 \hat{D} 와 $\hat{\Omega}$ 를 추정하였다. 즉 $(\hat{D}, \hat{\Omega}) = -\arg \max_{k, w} |A_0(w, k)|$ 로 TDOA와 FDOA의 복합 추정을 시도하였다. 그러나 이 방법도 2차모멘트를 이용할 수 없는 SaS 분포 잡음이 부가되는 경우에는 사용할 수 없다. 그러므로 본 연구에서는 FNOAF와 CMD를 이용하여 강건한 TDOA와 FDOA 복합 추정법을 제안한다.

(1) FNOAF 방법

관측된 N 샘플 신호, $\{x_m[1], \dots, x_m[M], \dots, x_m[N]; m = 1, 2\}$ 를 바탕으로한 FNOAF는 식(22)로 정의한다.

$$A(w, k) \quad (22)$$

$$= \frac{1}{L_2 - L_1} \sum_{n=L_1+1}^{L_2} (x_2[n])^{(p)} (x_1^*[n+k])^{(q)} e^{-jwn},$$

$$-1/2 < p, q < 0$$

식(22)를 이용하여 어떠한 임펄스 잡음 하에서도 $|A(w, k)|$ 의 첨두값을 구하는 것에 의해 TDOA와 FDOA의 복합 추정이 가능하다. 즉 $(\hat{D}, \hat{\Omega}) = -\arg \max_{k, w} |A(w, k)|$ 이다.

(2) CMD 방법

본문 2에서 제안한 시지연 추정을 위한 MD 방법을 식(20)의 신호 모델에 적용하면

$$x_2[i] = Ax_1[i-D]e^{j\Omega i} + w_2[i] - Aw_1[i-D]e^{j\Omega i} \quad (23)$$

으로 쓸 수 있으며, $w_1[i]$ 와 $w_2[i]$ 가 서로 등방성 복소 S&S 분포를 갖는 부가 임펄스 잡음이므로 $w_2[i] - Aw_1[i-D]e^{j\Omega i}$ 도 역시 S&S 분포의 신호가 된다. 그러므로 앞에서 제안한 MD 방법을 그대로 이용하여

$$\begin{aligned} v[i, w, k] &= \log|x_2[i] - Ax_1[i+k]e^{-j\omega i}| \\ &= \log|A(s[i-D]e^{j\Omega i} - s[i+k]e^{-j\omega i}) \\ &\quad + w_2[i] - Aw_1[i+k]e^{-j\omega i}| \end{aligned} \quad (24)$$

$$\hat{\alpha}[w, k] = \left(\frac{6}{\pi^2} * var\{v[i, w, k]\} - \frac{1}{2} \right)^{-\frac{1}{2}} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \hat{\gamma}[w, k] &= \exp\{E\{v[i, w, k]\} \\ &\quad - C_e(1/\hat{\alpha}[w, k] - 1) - 1/\hat{\alpha}[w, k]\} \end{aligned} \quad (26)$$

이와 같이 쓸 수 있으며, TDOA와 FDOA의 복합 추정은 $(\hat{D}, \hat{\Omega}) = -\arg \max_{k, w} \left(\frac{1}{\hat{\gamma}[w, k]} \right)$ 로 할 수 있다.

IV. 실험 결과 고찰

제안한 알고리즘들의 성능을 평가하기 위하여 본 연구에서는 먼저 가우시안 잡음 하에서 관계적인 시지연 추정 방법인 Knapp[5]의 상호 상관 함수 법과 Chan[6]의 최소 자승(least square)법을 실험하여 비교 검토하였으며, 다음으로 최근 제안된 Nikias[7]의 임펄스 잡음 하에서 강건 시지연 추정법들인 covariation법, α -matching법, LMP (least mean p-norm)법과 비교, 실험하였고 마지막으로 제안한 시지연과 주파수 지연 복합 추정의 실험 결과를 고찰하였다.

이를 위한 모의 실험 방법으로는 식(2)의 신호 처리 모델을 바탕으로 $s[i]$ 는 평균이 0인 백색 가우시안 신호를 발생시켜 사용하였으며 임펄스 잡음 $w_1[i]$ 와 $w_2[i]$ 는 위치 파라미터가 $0(\alpha=0)$ 이며 같은 산란 파라미터($\gamma_{w_1}=\gamma_{w_2}$)를 갖는 서로 독립인 S&S 잡음을 α 값에 따라 발생시켜 사용하였다. 또한 신호 대 잡음비는 S&S 분포의 산란 파라미터가 가우시안 분포의 유한 신호에 대한 분산과 같은(즉, $\alpha=2$ 인 경우 $\gamma=\sigma^2/2$) 파라미터 이므로, 식(27)과 같이 혼합 SNR을 정의하고 $SNR_m = 2dB$ 로 실험하였으며

$$SNR_m \triangleq 10 \log \frac{\sigma_s^2}{\gamma_w} \quad (27)$$

추정하고자 하는 시지연 D 값은 임의로 $D=16$ 으로 놓았으며, 전체 시지연 추정 범위는 $[-30, 30]$ 으로 제한하였다. 모의 실험을 위한 모든 프로그램은 Mathworks사의 Matlab[11] 소프트웨어를 이용하여 프로그래밍 하였으며, 각 알고리즘마다 동일한 α 값에 대하여 10번의 독립적인 실험을 수행하여 그 결과를 중복해서 그림으로 나타내었다.

4.1 일반적인 시지연 추정 방법

4.1.1 Knapp[5]의 방법

그림 3에 Knapp이 제안한 상호 상관 함수 방법으로 임펄스 잡음 환경 하에서 시지연 추정 결과를 나타내었다. α 값을 2, 1.8, 1.6, 1.4로 변화시키며 독립적으로 발생시킨 10개의 S&S 임펄스 잡음을 부가하여 샘플 상호상관계수를 $[-30, 30]$ 의 시간 범위에서 추정해 본 결과 $\alpha=1.8$ 이상의 임펄스 잡음에 대해서는 $\hat{D}=16$ 으로 일관성 있게 추정하였으나 그 이하의 α 값을 갖는 잡음에 대해서는 개별 실험 때마다 \hat{D} 의 값이 변하여 나타나, 이 경우 Knapp의 알고리즘은 사용할 수 없음을 그림을 통해 알 수 있다.

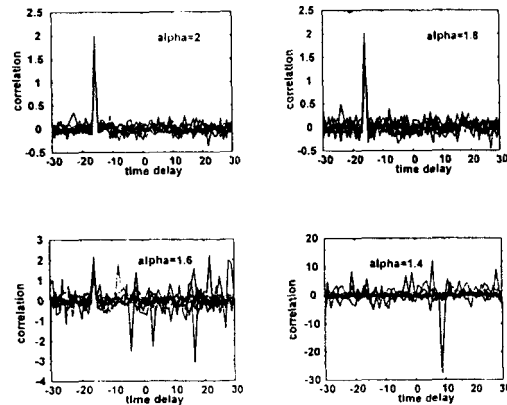


그림 3. 임펄스 잡음 하에서 Knapp의 방법에 의한 시지연 추정 결과

Fig. 3. The results of the Knapp's method in impulsive noise

4.1.2 Chan[6]의 방법

다음으로 그림 4에 Chan이 제안한 최소 평균 자승 알고리즘을 이용하여 임펄스 잡음에 대한 시지연 추정 결과를 나타내었다. 식(28)의 평균 자승 오차 함수를 최소화 하는 계수 벡터 $h[k]$ 를 최소 자승 최적화(optimization) 알고리즘으로 결정해 줌으로써

$$J(h) \triangleq E \left\{ \left| x_2[i] - \sum_{k=-Q}^Q h[k]x_1[i+k] \right|^2 \right\} \quad (28)$$

$\hat{D} = -\arg \max_k \min_k \hat{J}(h)$ 로 시지연 추정을 시도한 이 방

법도 α 값이 작아질수록(임펄스 잡음이 심해질수록) 그 성능이 저하되어 정확한 시지연 추정이 불가능함을 실험 결과를 통해 확인할 수 있다.

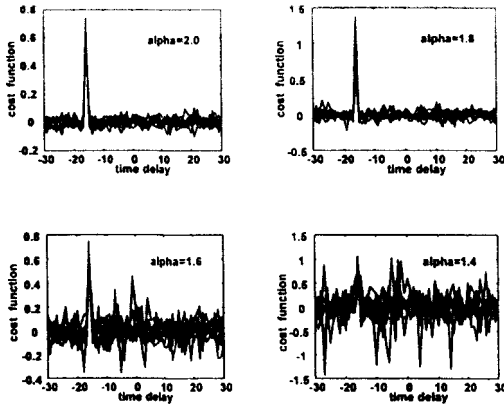


그림 4. 임펄스 잡음 하에서 Chan[6]의 방법에 의한 시지연 추정 결과
Fig. 4. The results of the Chan's method in impulsive noise

위의 2가지 방법의 실험 결과는 일반적인 가우시안 신호 모델을 바탕으로 한 기존의 시지연 추정법들은 $\alpha=2$ 인 경우의 가우시안 잡음에 한하여 그 성능이 입증되며, 유한한 2차 모멘트를 갖지 않는 S α S 임펄스 잡음이 추가되는 경우에는 정확한 시지연 추정이 불가능함을 입증해 주고 있다.

4.2 Nikias[7]의 강건 시지연 추정 방법

4.2.1 covariation 방법

최근 들어 Nikias에 의해 임펄스 잡음 환경 하에서 강건한 시지연 추정을 위해 제안된 covariation 방법으로 시지연 추정 실험을 수행한 결과를 그림 5에 나타내었다.

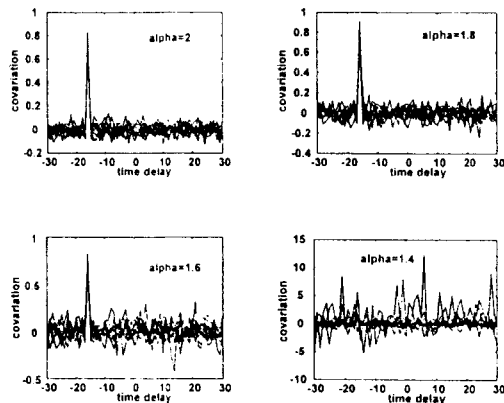


그림 5. 임펄스 잡음 하에서 covariation 방법에 의한 시지연 추정 결과
Fig. 5. The results of the covariation method in impulsive noise

가우시안 분포를 갖는 두 신호의 상관성을 규정하는데 사용하는 correlation과 유사하게, S α S 분포를 갖는 신호에 적용하기 위해서 정의된 covariation[4] 계수를 α 값을 변화시키며 발생시킨 임펄스 잡음에 대하여 추정해 본 결과, $1.6 < \alpha \leq 2$ 인 부가 잡음 환경에서는 강건한 시지연 추정이 가능하였으나 이 범위를 벗어나는 심한 임펄스 잡음 환경에 대해서는 10번의 독립 실험 결과, 시지연 값이 서로 다르게 추정되어 그 성능을 확신할 수 없음을 그림을 통해 알 수 있다.

이러한 결과의 이유는 covariation이 1차 이상 차수의 모멘트를 바탕으로 정의되기 때문에[4], $\alpha < 1$ 인 경우의 S α S 잡음은 유한한 1차 모멘트를 갖지 않으므로 covariation을 구할 수 없기 때문이다.

4.2.2 α -matching 방법

다음 그림 6에 Nikias의 α -matching 방법에 의한 시지연 추정 결과를 나타내었다. 관측된 두 신호 $x_1[i]$ 와 $x_2[i]$ 의 S α S 분포 함수 파라미터인 α 값을 추정하는 것에 의해 시지연 추정을 시도한 이 방법은 역시 제한된 임펄스 잡음 환경($0 < \alpha < 0.8$)에 대해서만 정확한 추정이 가능하였고, 임의의 임펄스 잡음 환경에서 강건하게 사용할 수 없음을 그림을 통해 알 수 있다.

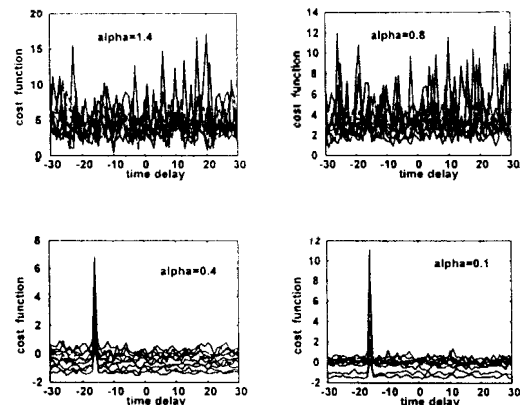


그림 6. 임펄스 잡음 하에서 α -matching 방법에 의한 시지연 추정 결과
Fig. 6. The results of the α -matching method in impulsive noise

4.2.3 LMP 방법

Chan[6]의 최소 평균 자승 방법을 저차 모멘트를 바탕으로 수정한 LMP 방법으로 실험한 결과를 그림 7에 나타내었다. $1 < p < \alpha$ 인 p차 모멘트를 이용하여 LMP 함수가 정의되었기 때문에, $\alpha < 1$ 인 임펄스 잡음이 추가되었을 경우 원칙적으로 이 방법을 사용할 수 없으며, 실험 결과 그림에 나타난 바와 같이 $\alpha < 1.6$ 인 S α S 잡음의 경우에는 시지연 추정이 불가능하였다.

이상에서 제시한 Nikias의 강건 시지연 추정 방법들도 실험 결과 각각 제한된 임펄스 잡음 환경(대부분 $1.2 < \alpha$

≤ 2 인 경우)에 대해서만 $\hat{D} = 16$ 으로 일정한 시지연 추정 값을 얻을 수 있었으며 임의의 임펄스 잡음 환경에 대해서($0 < \alpha \leq 2$) 강건하게 사용할 수 없음을 실험을 통해 확인하였다.

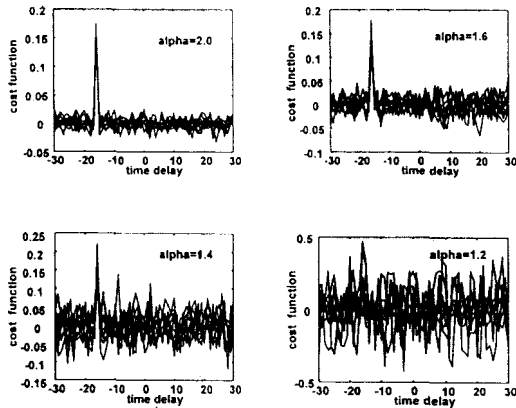


그림 7. 임펄스 잡음 하에서 least mean p-norm에 의한 시지연 추정 결과($p=1.1$)
Fig. 7. The results of the least mean p-norm in impulsive noise ($p=1.1$)

4.3 본 연구에서 제안된 방법에 의한 시지연 추정 결과 본 연구에서 제안한 강건 시지연 추정법인 FNOC 방법과 MD 방법에 의한 시지연 추정 실험 결과를 그림 8, 그림 9에 각각 나타내었다.

FNOC는 음의 차수 모멘트로 구하여 지기 때문에 $0 < \alpha \leq 2$ 인 모든 경우의 SαS 임펄스 잡음에 대해서 강건하게 $\hat{D} = 16$ 으로 시지연 추정이 가능하였으며, MD 법도 $\log|S\alpha S|$ 분포의 산란 파라미터를 추정하는 것으로 두 신호 사이의 시지연을 결정하므로 $\alpha = 2, 1.4, 0.4, 0.1$ 의 각기 다른 SαS 임펄스 잡음이 부가된 관측 신호로부터 언제나 정확한 시지연 추정을 수행할 수 있음을 위 실험 결

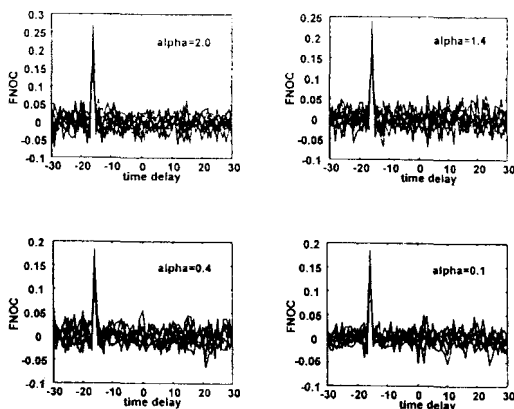


그림 8. 임펄스 잡음 하에서 FNOC에 의한 시지연 추정 결과 ($p=q=-0.2$)
Fig. 8. The results of the FNOC in impulsive noise($p=q=-0.2$)

과를 통해 확인할 수 있다.

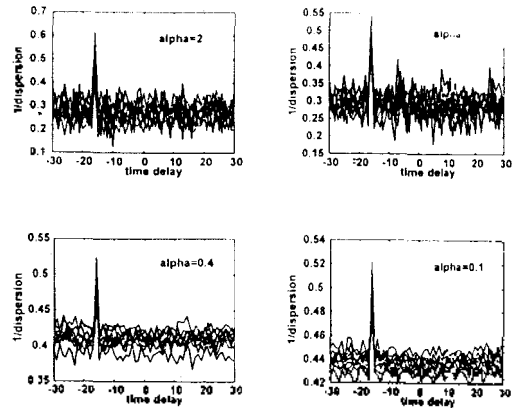


그림 9. 임펄스 잡음 하에서 MD에 의한 시지연 추정 결과
Fig. 9. The results of the MD method in impulsive noise

다음으로 이상의 모든 방법들의 시지연 추정 실험 결과를 종합해서 표 1에 정량적으로 나타내었다. 표 1을 통해 종합적으로 고찰해보면 일반적인 cross-correlation을 이용한 Knapp의 방법과 최소 평균 자승법을 이용한 Chan의 방법은 이론적으로 2차 모멘트를 기본으로 구성된 시지연 추정법들로써 실제 실험결과도 $\alpha = 2$ 인 가우시안 분포 신호들에 대해서만 그 성능을 확실할 수 있으며, 최근 제안된 Nikias의 covariation법이나 LMP 방법은 정의식 자체가 $\alpha < 1$ 인 경우에 정의되지 않기 때문에 실험결과 $\alpha < 1$ 인 SαS 잡음 환경에 대해서는 전혀 시지연 추정이 불가능하였고, $1 < \alpha < 1.6$ 의 SαS 잡음에 대해서도 그 성능을 일정하게 보장할 수 없었다. 또한, α -matching 방법은 시지연 추정을 위한 비용함수(cost function)가 α 값에 의존하여 추정이 가능하도록 구성되어 정확한 α 값을 미리 알 수 없는 실제 시지연 추정에 대한 실험결과, $\alpha > 1$ 인 SαS 잡음에 대해서는 추정이 불가능하였다. 결론적으로 제안한 시지연 추정법들은 $0 < \alpha \leq 2$ 인 모든 경우의 SαS 임펄스 잡음이 부가된 신호들로부터 언제나 유한하

표 1. 임펄스 잡음 하에서 각 방법들이 시지연 추정 결과 비교
Table 1. The comparison of the time delay estimation results of each method in impulsive noise

추정방법	부가 잡음			
	$\alpha=2$	$1.6 \leq \alpha \leq 2$	$1 < \alpha < 1.6$	$0 < \alpha < 1$
Knapp의 방법	$\hat{D} = 16$	$\hat{D} = ?$	$\hat{D} = ?$	$\hat{D} = ?$
Chan의 방법	$\hat{D} = 16$	$\hat{D} = ?$	$\hat{D} = ?$	$\hat{D} = ?$
Nikias의 방법	covariation	$\hat{D} = 16$	$\hat{D} = 16$	$\hat{D} = ?$
	α -matching	$\hat{D} = ?$	$\hat{D} = ?$	$\hat{D} = ?$
	LMP	$\hat{D} = 16$	$\hat{D} = 16$	$\hat{D} = ?$
본 연구에서 제안한 방법	FNOC	$\hat{D} = 16$	$\hat{D} = 16$	$\hat{D} = 16$
	MD	$\hat{D} = 16$	$\hat{D} = 16$	$\hat{D} = 16$

계 구할 수 있는 통계적 특성 파라미터들을 사용하여 추정기를 설계하였기 때문에 강건하게 시지연 추정이 가능함을 표를 통해 알 수 있다.

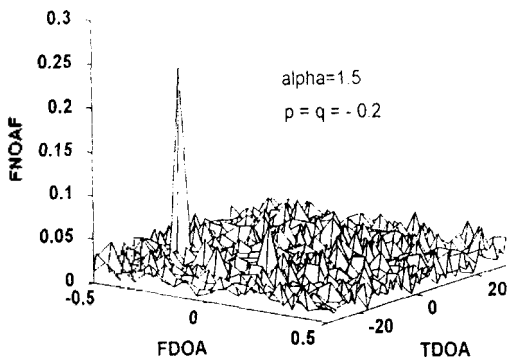
4.4 본 연구에서 제안한 TDOA와 FDOA의 복합 추정 결과 식(20)의 신호 모델로부터 TDOA $D=16$, FDOA $\Omega=0.3$ 으로 임의의 값을 지정한 후에 본문 3에서 제시한 FNOAF 법과 CMD방법으로 $\alpha=1.5$ 와 $\alpha=0.5$ 의 SaS 분포를 갖는 독립적인 $w[k]$ 를 발생시켜 복합 추정한 실험 결과를 각각 그림 10, 그림 11에 나타내었다.

식(22)의 FNOAF에서 $p=q=-0.2$ 로 하고 구한 $|A(w, k)|$ 값을 시간-주파수 평면에 입체적으로 나타낸 그림 10으로부터 TDOA=16, FDOA=0.3인 점에서 두 경우 모두 첨두치가 나타나 정확하게 \hat{D} 와 $\hat{\Omega}$ 를 복합 추정하였음을 알 수 있으며, w 와 k 에 따라서 $\log|S\alpha S|$ 과정의 산란 파라미터를, 즉 식(26)의 $\hat{\gamma}[w, k]$, 추정하여 나타낸 CMD 방

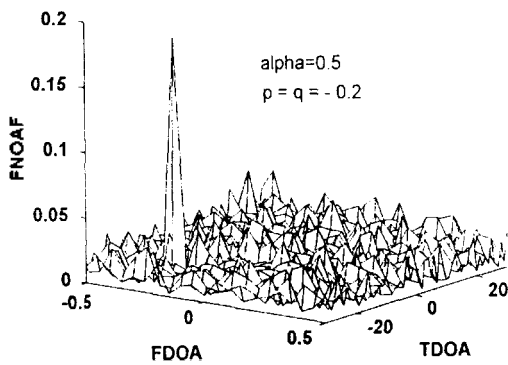
법의 실험 결과인 그림 11에서도 $\hat{D}=16, \hat{\Omega}=0.3$ 으로 정확히 복합 추정하였음을 알 수 있다. 결과적으로 본 연구에서 제안한 시지연-주파수 지연 복합 추정법들도 $0 < \alpha \leq 2$ 인 모든 경우의 임펄스 잡음 환경에 대하여 강건하게 사용할 수 있음을 실험을 통해 입증하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 가우시안 잡음 및 임펄스가 혼합된 비가우시안 잡음이 부가되는 환경 하에서 시지연 추정 및 시간-주파수 지연 복합 추정을 위한 새로운 방법들을 제안하였다. 제안한 방법의 성능 평가를 위해서 SaS 분포를 갖는 다양한 임펄스 잡음을 대상으로 실험하여 먼저, 기존의 관계적인 시지연 추정법들은 가우시안 잡음에 한해서만 시지연 추정이 가능함을 증명하였고, Nikias[7]에 의해 제안된 강건 시지연 추정법들도 제한된 경우의 임



(a)



(b)

그림 10. FDOAF에 의한 시간-주파수 지연 복합 추정 결과

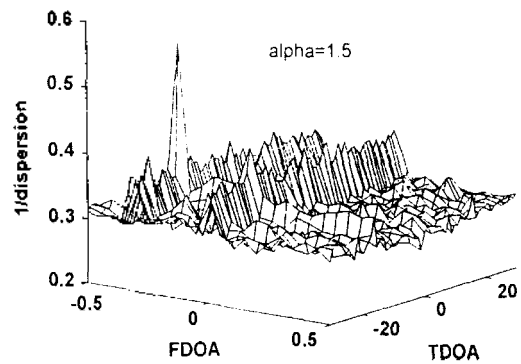
(a) $\alpha=1.5$ 인 SaS잡음

(b) $\alpha=0.5$ 인 SaS잡음

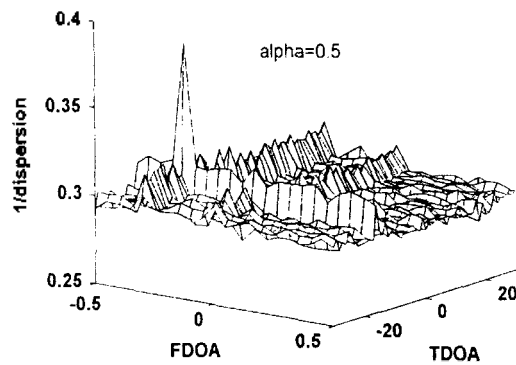
Fig. 10. Joint estimation of time & frequency delay by FNOAF method

(a) SaS noise with $\alpha = 1.5$

(b) SaS noise with $\alpha = 0.5$



(a)



(b)

그림 11. CMD 방법에 의한 시간-주파수 지연 복합 추정 결과

(a) $\alpha=1.5$ 인 SaS잡음

(b) $\alpha=0.5$ 인 SaS잡음

Fig. 11. Joint estimation of time & frequency delay by CMD method

(a) SaS noise with $\alpha = 1.5$

(b) SaS noise with $\alpha = 0.5$

펄스 잡음에 대해서만 시지연 추정이 가능함을 보여 주었으며, 이에 반해 본 연구의 방법들은 어떠한 경우의 임펄스 환경 하에서도 언제나 정확히 시지연을 추정하여 그 성능의 우수성을 비교· 입증하였다. 따라서 본 연구에서 제안된 방법들은 통신용 신호 처리, 산업용 신호 처리, 의용 신호 처리 등의 시지연 추정 및 시간-주파수 복합 추정이 요구되는 응용 분야에 기존의 방법들을 대신하여 사용할 수 있을 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

1. A. J. Efron and Hasik Jeon, "Detection in Impulsive Noise Based on Robust Whitening," *IEEE Trans. signal processing*, vol. 42, No. 6, pp. 1572-1576, June, 1994.
2. X. Ma, C. L. Nikias, "Parameter estimation and blind channel identification for impulsive signal environments," *IEEE Trans. Signal Processing*, Dec. 1995.
3. C. J. Masreliex, "Approximate Non-Gaussian Filtering with Linear state and Observation relations," *IEEE Trans. Automatic control*, pp. 107-1010, February, 1975.
4. G. Samorodnitsky and M. S. Taqqu, *Stable Non-Gaussian Random Process*, New York: Chapman & Hall, 1994.
5. C. H. Knapp, G. C. Carter, "The generalized correlation method for estimation of time delay," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 24, pp. 320-327, Aug. 1976.
6. Y. T. Chan, R. V. Hattin, J. B. Plant, "The least squares estimation of time delay and its use in signal detection," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-26, June. 1978.
7. X. Ma, C. L. Nikias, "Joint Estimation of Time Delay and Frequency Delay in Impulsive Noise using Fractional Lower Order Statistics," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 44, No. 11, Nov. 1996.
8. S. Stein, "Algorithms for ambiguity function processing," *IEEE Trans. ASSP*, vol. 29, No. 3, pp. 588-599, 1981.
9. C. L. Nikias, M. Shao, *Signal Processing with Alpha-Stable Distributions and Applications*. New York, NY: John Wiley & Sons, 1995.
10. I. S. Gradshteyn and I. M. Tzyzhik, *Table of Integrals, Series, and Products*. New York: Academic, 1965.
11. C. M. Thompson and L. Shure, *Matlab and Simulink User's Guide*. The Mathworks Inc., 1993.

▲이 진(Jin Lee)

한국음향학회지 제15권 제5호 참조
1997년 3월~현재: 한려산업대학교 의공학과 전임강사

▲정 정 균(Jung-Kyun Jung) 1974년 2월 26일생

1996년 2월: 서울시립대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1996년 3월~현재: 서울시립대학교 대학원 전자공학과 재학중



▲이 영 석(Young-Seok Lee)

한국음향학회지 제15권 제5호 참조

▲김 성 환(Sung-Hwan Kim)

한국음향학회지 제15권 제1호 참조