

論文99-36S-3-12

# 임펄스 잡음 환경하에서 MO-FIR 필터링을 이용한 적응 시지연 추정

(Adaptive time-delay estimation using median orthogonal FIR filtering in impulse noise environment)

李眞\*, 全光錫\*\*, 呂松弼\*\*\*, 金成煥\*\*\*

(J. Lee, K. S. Jeon, S. P. Yeo, and S. H. Kim)

## 요약

본 연구에서는 충격잡음이 부가되는 비정상 신호 및 잡음 환경하에서 실시간 시지연 추정이 가능한 SLMPTDE와 ZFLMSTDE의 새로운 적응 시지연 추정 방법을 제안하였다. 본 연구에서 제안한 방법은 중간직교 척도를 바탕으로 임의의 SaS 확률과정에 강건하게 적용할 수 있도록 유도된 확률적 경사형적응 추정 알고리즘으로 구성되었으며, SaS 분포를 갖는 다양한 충격잡음을 대상으로 모의 실험하여 알고리즘의 통계적 수렴특성 및 추정 오차에 대해 분석하였으며, 기존의 LMSTDE 방법과 일정한 시지연의 경우와 시변 시지연의 경우에 대해 실시간 시지연 추정능력을 비교, 분석하였다. 실험결과로부터, LMSTDE 방법은  $a \geq 1.9$ 인 가우시안 잡음에 대해서만 시지연 추정이 가능하였고, P=1로 설정한 SLMPTDE 방법은  $1 < a \leq 2$ 인 경우의 SaS 잡음에 대해 정확한 시지연 추정능력을 보였으며, ZFLMSTDE 방법은  $0 < a \leq 2$ 인 모든 경우의 잡음 환경에 대해 그 능력이 입증되었다.

## Abstract

New methods for adaptive time delay estimation are introduced based on the theory of MO-FIR(median-orthogonal finite impulse response) adaptive filter. It is shown that these methods are robust for both Gaussian and non-Gaussian impulsive environments. Their improved performance was evaluated by the comprehensive simulations compared with the conventional LMSTDE method. The simulation results indicate that while the performance of the LMSTDE method is only verified for Gaussian additive noise, the methods proposed in this paper can be applied to the estimation of the time delay for non-Gaussian SaS noise with  $0 < a \leq 2$ .

## I. 서론

많은 경우의 통계적 신호처리 응용분야에서 부가 잡음 모델로 가우시안 과정(Gaussian process)이 사용된다. 이러한 수학적 가정의 타당성은 중심극한 정리

(central limit theorem)에 의해서 뒷받침되며, 이로 인해 복잡한 문제들에 대한 최적해가 대수적으로 다루기 용이하게 얻어질 수 있으며 실제 시스템으로의 적용시 그 구성을 단순화하여 구현할 수 있었다.

그러나 실제 물리적 현상에서 관측되는 잡음환경은 비가우시안(non-Gaussian) 특성을 나타내는 경우가 종종 있다. 예를 들면, 수중에서의 음파 잡음, 대기중의 저주파 잡음, 통신 선로상의 간섭 잡음 등은 짧은 주기와 큰 진폭을 갖으며 통계적으로는 외란(outlier)에 해당되는 충격 잡음(impulse noise)을 포함하여 나타나므로 일반적인 가우시안 신호 모델로서는 그 특성을 묘사할 수 없으며 가우시안 신호 모델 가정을 바

\* 正會員, 漢麗大學校 醫工學科

(Dept. of Biomedical Eng. Hanlyo Univ.)

\*\* 正會員, 舟城大學 電氣電子通信工學部

(Div. of E. E. & Comm. and Eng. Juseong Coll.)

\*\*\* 正會員, 서울市立大學校 電氣電子工學部

(Div. of Elec. & Eltrn. Eng. Univ. of Seoul)

接受日字:1998年6月30日, 수정완료일:1998年12月1日

탕으로 유도된 신호 처리 알고리즘들을 적용하였을 경우 그 성능의 안정성을 보장할 수 없게된다<sup>[1-3]</sup>.

그러므로 최근 들어 이러한 충격성 잡음 환경에서 강건한 신호 처리 알고리즘의 개발에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있으며, 위와 같은 실제 잡음 환경을 적절히 묘사하기 위한 다양한 확률 밀도 함수(probability density function)가 제안되었다<sup>[4-6]</sup>.

$\alpha$ -stable 분포 모델<sup>[6]</sup>은 가우시안 확률 밀도 함수에 비해 과중한 꼬리(heavier tail)를 갖는 밀도 함수로 나타나는 실제 충격 잡음 환경을 적절히 묘사하는 통계적 분포 모델이며, 일반화 중심극한정리(generalized central limit theorem)<sup>[7]</sup>가 성립하는 유일한 무한 분산(infinite variance)확률 분포 모델이다.

1925년 Levy에 의해서 제안된  $\alpha$ -stable 확률변수(random variable)의 특성함수(characteristic function)는 식(1)로 정의된다<sup>[7]</sup>.

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

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

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

식(1)에서 특성지수(characteristic exponent)  $\alpha$  ( $0 < \alpha \leq 2$ )가 이 분포 함수의 꼬리모양을 결정짓는 계수로  $\alpha=2$ 인 경우 가우시안 분포와 같아지며,  $\alpha$  값이 0에 다가갈 수록 심한 충격 잡음 특성을 나타내게 된다. 또한  $\gamma$  ( $\gamma > 0$ )는 산란(dispersion)계수라 하며, 가우시안 분포일 때  $\gamma = \frac{\sigma^2}{2}$ 이 되며,  $\alpha(-\infty < \alpha < \infty)$ 는 위치(location) 계수로 가우시안 분포의 평균과 같은 의미를 갖는다.  $\beta$  ( $-1 \leq \beta \leq 1$ )는 대칭(symmetric) 계수이며  $\alpha$ 를 중심으로 대칭성을 나타내는 것으로서 음이면 왼쪽으로, 양이면 오른쪽으로 치우치는 분포를 갖게되고, 특히  $\beta=0$ 인 경우에  $S\alpha S$  (symmetric  $\alpha$ -stable) 분포를 갖는다.

본 연구에서는 충격 잡음 환경 하에서  $\alpha$ -stable 분포 모델을 바탕으로 하여 적응 시지연 추정(adaptive time delay estimation)을 위한 새로운 알고리즘을 제안하였다.

일정한 거리 차를 두고 위치한 센서(sensor)들을 통해 관측된 신호로부터 그들 사이의 시지연을 측정하

는 것은, 레이더나 수중 음파 탐지기를 통한 비행기나 배의 속도와 방위각 측정, 제철소에서 압연기 속에서 흐르는 뜨거운 쇠의 진행 속도 측정, 근 섬유(muscle fiber)를 따라 전달되는 근 신호 전도속도의 측정, 해수면(sea level)변화를 알아보기 위한 지체 시간(lag time)의 측정 등과 같은 다양한 분야에서 응용되고 있다<sup>[4]</sup>.

지금까지 이러한 응용 분야에서 널리 사용되어온 시지연 추정 방법들로는 상호 상관(cross-correlation) 알고리즘<sup>[8]</sup>이나, FIR 필터의 출력으로 시지연 신호를 모델링하여 최소 자승(least square) 알고리즘으로 필터 계수를 추정하는 방법<sup>[9]</sup>과, 이로부터 시변(time varying), 비정상(nonstationary) 시지연 환경에 적용하기 위하여 Widrow<sup>[10]</sup>의 LMS(least mean square) 알고리즘을 이용하여 적응 시지연 추정기를 구성한 LMSTDE<sup>[11]</sup> 방법 등이 있다.

그러나 이들 방법들은 가우시안 과정을 바탕으로 하여, 통계적 2차 모멘트(moment)를 기본으로 구성되었기 때문에 관계적인 모멘트 이론을 적용할 수 없는  $S\alpha S$  형태의 잡음이 부가된 경우에 적용이 불가능하다는 단점이 있다<sup>[4,6,7]</sup>. 최소 자승(LS)이나 LMS 적응 필터의 근간이 되는 Wiener 필터 이론은 가우시안 분포를 바탕으로 한 신호 및 잡음을 대상으로 오차 제곱 최소화를 기본으로 하는 최적화 비용함수(cost function)의 사용이 가능한, 즉 수학적으로  $l_2$  노름(norm)이 존재하는 Hilbert 공간에서 유도된 알고리즘들이다<sup>[6]</sup>. 그러나  $\alpha$ -stable 확률 과정(random process)에 의해 생성되는 선형 벡터 공간은  $1 \leq \alpha \leq 2$ 인 경우 Banach 공간, 그 외  $\alpha$  값에 의해서는 metric공간이 되어<sup>[14]</sup>, 오직  $P \leq \alpha$ 이 경우가 성립하는  $P$  노름만이 존재하므로 기존의  $l_2$  노름 비용함수를 사용할 수 없기 때문에, 새로운 적응 필터링 알고리즘의 적용이 요구된다. 그러므로 본 연구에서는 LMSTDE 적응 시지연 추정 방법의 단점을 해결하기 위하여,  $S\alpha S$  잡음 환경하에서도 강건하게 사용할 수 있는 새로운 적응 시지연 추정 방법을 제안하였다.

최근 들어 J. S. Bodenschatz와 C. L. Nikias<sup>[12]</sup>는 중간 직교 척도(median orthogonality criterion)를 바탕으로 하는 대칭  $\alpha$ -stable FIR 필터 이론을 발표하였다.

본 연구에서는 이와같은 필터 이론을 이용한 새로운 적응 시지연 추정법인 ZFLMS TDE(Zero Forcing

LMSTDE)와 SLMPTDE(Symmetrie Lesat Mean P-norm TDE)의 알고리즘을 제안하고 성능 평가하였다. 이를 위하여, 실제 다양한 응용분야에서 발생할 수 있는 충격 잡음을  $\alpha$ -stable 분포 모델로부터 발생시켜, 기존의 LMSTDE<sup>[11]</sup> 방법과 비교하여 상수 시지연과 시변 시지연 추정 능력을 모의 실험을 통해 평가하였다.

II. 새로운 적응 시지연 추정 방법의 제안

일반적으로 시지연 추정을 위해 사용되는 두 센서(sensor) 신호 모델은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x[k] &= s[k] + n_1[k] \\ y[k] &= As[k-D] + n_2[k] \end{aligned} \quad (2)$$

여기서,  $x[k]$ ,  $y[k]$ 는 서로 다른 두 센서에서 관측되는 신호이며,  $s[k]$ 는 정보 신호이고  $n_1[k]$ ,  $n_2[k]$ 는  $S\alpha S$  부가 잡음,  $A \in (0, 1)$ 는 감쇠 상수이며,  $D$ 가 추정하고자 하는 두 센서 사이의 시지연이다. 위의 신호 모델에서  $s[k]$ 와 지연된 신호  $s_d[k] \triangleq s[k-D]$ 와의 관계는 다음의 FIR 필터의 출력으로 근사화하여 모델링할 수 있다<sup>[9]</sup>.

$$\begin{aligned} \hat{s}_d[k] &= \sum_{m=-L}^L h_d[m]s[k-m] \\ h_d[m] &= F^{-1}\{H_d(w)\} = \sin c(m-D) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서,  
 $\sin c(\cdot) = \sin \pi(\cdot) / \pi(\cdot)$

또한,  $D = D[n]$ 인 시변(time varying) 시지연의 경우 식 (3)은

$$\hat{s}_d[k, n] = \sum_{m=-L}^L h_d[m, n]s[k-m] \quad (4)$$

으로  $n$ 번째 필터의 전달함수  $h_d[m, n] = \sin c[m - D(n)]$ 인 필터 뱅크(bank)로서 나타낼 수 있다. 그러므로 본 연구에서는 식(4)의 FIR 필터의 가중(weighting) 함수  $h_d[m, n]$ 을 다음의 강건 적응 필터링 알고리즘으로 추정함으로써 임펄스 부가 잡음 환경에서 그림 1에 나타낸 블록 선도와 같이 두 신호 사이의 시지연 추정을 시도하였다.

두 센서에 의해 관측된 신호가 필터의 입력채널에 인가되면 적응 MO-FIR 필터는  $x[k]$ 를  $D[k]$ 만큼

시간 지연 되도록 가중함수를 반복적으로 조정하게 되며, 시지연 추정치  $D[k]$ 는 매 샘플마다  $h_d[m, n]$ 의 최대값을 피크 검출기가 출력 함으로서 측정할 수 있다.

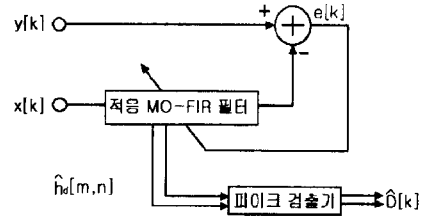


그림 1. 제안한 적응 시지연 추정 방법의 블록선도  
 Fig. 1. Block diagram of the proposed adaptive TDE method

1. 중간 직교성(MO : median orthogonality)

기존의 적응 필터링 알고리즘은 최소 자승 비용 함수를 적용하여 필터의 오차 신호(error signal)의 분산이 최소로 되는 비용 함수의 최소 점에서 최적 필터 계수를 결정하는, 즉 오차 신호 벡터와 입력신호 벡터가 기하학적으로 직교(orthogonal)할 때 오차의 분산이 최소로 되는 직교 원칙(orthogonality principle)이 만족될 때 최적해가 결정되는 계수추정 방법이다. 그러나 무한 분산 특성을 가지고 있는  $S\alpha S$  확률 과정에는 최소 자승 비용 함수를 정의할 수 없으며, 새로운 필터 척도(criterion)가 요구된다.

임의의 확률 변수  $X$ ,  $Y$ 가 다음의 정리를 만족할 때  $X$ 와  $Y$ 는 중간 직교한다고 정의한다<sup>[12]</sup>.

$$X \perp_M Y \Leftrightarrow M(XY) = M(Z) = 0 \Leftrightarrow p_z(Z) = p_z(-Z) \quad (5)$$

여기서  $M(\cdot)$ 은 기대값  $E(\cdot)$ 과 유사한 median 연산자이며,  $p_z(Z)$ 는  $Z = XY$ 의 확률 밀도 함수이다. 이는 두 확률변수의 곱의 중간값이 0 이면  $X, Y$ 는 중간직교하며 이를위한 필요 충분 조건은  $Z$ 의 확률 밀도 함수와 관계되어 있다는 것을 나타낸다. 즉, 일반적인 직교의 정의와는 두 확률변수  $X$ 와  $Y$  자체의 밀도에 함수 제한을 두지 않는다는 점에서 차이가 나며, 가우시안 확률변수일 경우에  $M(XY) = 0$ 는  $E(XY) = 0$ 와 같아진다.

2. 적응 MO 필터

일반적인 횡단형(transversal type) 구조의 적응 필터 관계식은 식 (6)과 같다.

$$e[k] = d[k] - w[k]^T u[k] \quad (6)$$

여기서  $e[k]$  : error 신호

$d[k]$  : desired 신호

$w[k]$  : tap vector

$u[k]$  : 입력 신호

$w[k]^T u[k]$  : 필터 출력

이와 같은 적응 필터는 주로 비용함수(J)를 최소화하여 원하는 출력을 얻을 수 있도록 탭 벡터  $w[k]$ 를 회귀적으로 조정한다. 이를 위하여 비용함수를 최소화하는 알고리즘으로 식 (7)과 같은 탭 벡터 갱신식(update equation)을 갖는 확률적 경사법(stochastic gradient)을 사용할 수 있다.

$$w[k+1] = w[k] - \mu \hat{E} \left\{ \frac{\partial J}{\partial w} \right\} \quad (7)$$

식 (7)에서  $\hat{E} \{ \partial J / \partial w \}$ 이 비용함수가 갖는 경사도의 기대값의 추정치이며, 이를 데이터 샘플로부터 직접 추정하여 기대값 연산자, E을 때어버림으로써 구현을 단순화 한 것이 LMS 알고리즘이다.

적응 MO 필터의 탭 벡터 갱신식은 비용함수를 정의하고 그로부터 경사도를 구하는 방법대신에, 먼저 식 (8)의 MO 필터 척도가 만족될 때, 즉 오차 신호와 입력 신호 벡터가 중간값과 같을 때 오차가 최소가 되도록 하는 임의의 함수  $h(\cdot)$ 을 도입하고,  $h(\cdot) \rightarrow 0$  접근하는 극한에서  $\int E \{ h(\cdot) \} du$ 를 비용함수로 정의하여 식(9)와 같은 방법으로 나타낼 수있다.

$$e \perp_{MO} u \quad (8)$$

$$w[k+1] = w[k] + \mu h(eu) \quad (9)$$

식 (9)에서 경사도의 순간 추정치(instantaneous estimates)에 해당되는  $h(\cdot)$ 은 기함수(odd function)이며  $E \{ h(\cdot) \}$ 가 유한한(finite) 어떤 함수라도 가능함을 알 수 있다. 왜냐하면 우함수(even function)인  $(e \times u)$ 의 확률 밀도 함수와 기함수인  $h(\cdot)$ 의 적분 값은 0이 되므로  $e \perp_{MO} u$ 인 필터 오차의 최소 지점에서 필터 최적 계수가 결정되기 때문이다.

### 3. ZFLMS(Zero Forcing LMS) TDE와 SLMP (Symmetric least mean P-norm) TDE

시변 시지연 계통의 임펄스 응답  $h_d[m, k]$  추정은 식 (2)의 신호 모델을 다음 식과 같이 변형시킴으로써

$\hat{h}_d[m, k]$ 를 구할 수 있다.

$$y[k] = \sum_{m=-L}^L \hat{h}_d[m, k] x[k-m] + e[k] \quad (10)$$

이로부터 본 연구에서 제안한 그림. 1의 블록선도와 같이 다음의 적응 MO 필터 알고리즘으로  $SaS$  잡음 환경에서 강건한 시지연 추정을 시도하였다.

$$ZFLMS \Rightarrow H[k+1] = H[k] + \mu[k] \text{sign}\{e[k]X[k]\} \quad (11)$$

$$SLMP \Rightarrow H[k+1] = H[k] + \mu[k] \{e[k]X[k]\}^{(P/2)} \quad (12)$$

여기서  $e[k] = y[k] - H[k]X[k]$

$$\mu[k] = 1 - \beta / \hat{\sigma}_x^2[k]$$

$$\hat{\sigma}_x^2[k] = \beta \hat{\sigma}_x^2[k-1] + (1 - \beta) X^2[k]$$

$$H[k] = \{ \hat{h}_d[-L, k], \dots, \hat{h}_d[0, k], \dots, \hat{h}_d[L, k] \}$$

$$X[k] = \{ x[k+L], \dots, x[k], \dots, x[k-L] \}$$

$$a^{(b)} = |a|^b \cdot \text{sign}(a)$$

윗식들은 식(7)에 나타낸 확률적 경도형 알고리즘의 일반형으로부터 경사도의 순간 추정치  $h(\cdot)$ 을 MO 척도를 만족시키는 함수로 대체하여 유도한 시지연추정 알고리즘이며, 전체 알고리즘의 수렴특성에 결정적 영향을 미치는 입력 신호의 전력(power)을<sup>[10,15,16]</sup>, 적응상수  $\beta$ 와 1차 IIR(infinite impulse response) 필터로 추정하여 갱신값의 크기를 조절하는 보조식을 추가하여 구성하였다. 이와같이 ZFLMS는 MO 필터 척도를 만족시키는  $h(\cdot)$ 으로 탭 벡터 갱신식이 구성되었으며, SLMP 알고리즘 역시 오차 신호와 입력신호의 P-노름을 이용하며 MO를 만족시키는 필터 알고리즘이며.  $\alpha < 2$ 일 때 SLMP 알고리즘의 수렴을 위한 조건으로 반드시  $P < \alpha$ 이어야 하며,  $P=2$ 인 경우 LMS와  $P=0$ 인 경우 ZFLMS와 각각 같아진다. 또한  $SaS$  부가잡음의 존재시 이러한 알고리즘의 적용의 필연성은 관계적인 비용함수 J는 오차  $e$ 에 대한 함수로 구성되어 탭벡터에 대해서 미분하면, 즉  $\frac{\partial e}{\partial h}$ 는 필터 입력신호  $x$ 의 함수가되기 때문에  $\alpha < 1$ 인 경우  $SaS$  입력신호  $x$ 의 기대값이 이론적으로 정의되지 않는 성질에의해<sup>[6]</sup>  $\frac{\partial e}{\partial h}$ 을통해서는 적절한 최적해의 유도가 불가능하기 때문이다.

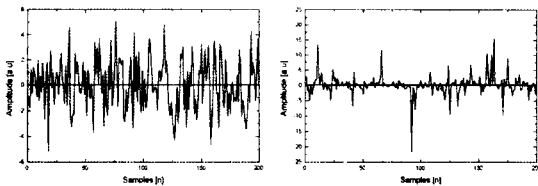
### III. 모의 실험 및 결과 분석

본 연구에서 제안한 ZFLMSTDE와 SLMPTDE의

성능 평가를 위하여 기존의 LMSTDE와 비교하여 일정 시지연(constant time delay)과 시변(time varying) 시지연의 경우에 대해 모의 실험하여 검토하였다. 이를 위한 모의 실험 방법으로는 식 (2)의 신호 모델을 바탕으로  $s[k]$ 는 평균이 0인 백색 가우시안 신호(white Gaussian signal)를 발생시켜 사용하였으며, 부가 잡음  $n_1[k]$ 와  $n_2[k]$ 는 위치 파라메타가 0 ( $a=0$ ) 이며 동일한 산란 파라메타 ( $\gamma_{n_1} = \gamma_{n_2}$ ) 를 갖는 서로 독립인 SaaS 잡음을 특성지수  $\alpha$  값을 변화 시키며 Chamber의 알고리즘<sup>[7]</sup>으로 4000개 데이터를 발생시켜 이용하였다. 또한 신호 대 잡음비는 SaaS 분포의 산란 파라메타가 가우시안 분포의 분산과 같은 (즉,  $\alpha=2$ 인 경우  $\gamma = \sigma^2/2$ ) 통계적 특성 값이므로 식 (13)과 같이 혼합 SNR을 정의하고  $SNR_m = 0$  dB로 실험하였으며

$$SNR_m \triangleq 10 \log \frac{\sigma_s^2}{\gamma_n} \quad (13)$$

그림 2에 모의실험을 위해 컴퓨터로 발생시킨 전형적인 관측신호의 예를 나타내었다. 또한 필터 차수 (order) L은 식(3)의 시지연 신호 모델에서 전체 시지연 범위를  $[-15, 15]$ 로 한정하여 수행한 본 연구의 모의실험 결과를 고려하여 L=16으로 설정하였고, SLMPTE 알고리즘의 경우 P=1로 설정하여 실험을 수행하였으며, 모든 소프트웨어는 Matlab<sup>[13]</sup>을 사용하여 프로그래밍 하였고, 20번 이상의 독립적인 실험을 각각 수행하여 그 결과를 분석하였다.



(a)  $\alpha=2.0$  (b)  $\alpha=1.2$

그림 2. SaaS 충격잡음 환경에서의 전형적인 관측신호

Fig. 2. Typical observed signals in SaaS impulsive noise environment.

그림 2를 통해  $\alpha=2.0$ 의 가우시안 잡음에 비하여  $\alpha=1.2$ 의 SaaS 잡음이 부가된 (b)의 신호에서는 심한 충격잡음 샘플의 존재를 확인할 수 있으며 이와같은 신호를  $\alpha$ 값에따라 다양하게 발생시켜 모의실험함으로써 제안된 방법의 성능을 평가하였다.

1. 일정 시지연 일 경우

식 (2)의 신호 모델에서 시지연 함수를  $D[k]=15$ 로 설정하고, 가우시안 잡음 환경에서 먼저 세개 알고리즘(LMSTDE, SLMPTE, ZFLMSTDE)의 적응상수(adaptation constant)  $\beta$ 에 따른 과도 특성을 비교, 검토하였다.

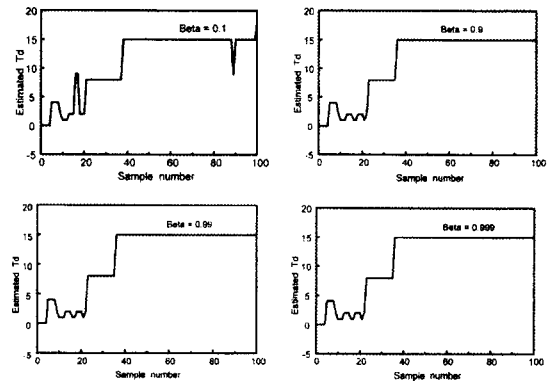


그림 3. 적응상수  $\beta$  값에 따른 LMSTDE 방법의 과도 특성

Fig. 3. Transient behavior of LMSTDE for various adaptation constants.

적응상수  $\beta$  값에 따라 제안한 알고리즘의 스텝 크기(step size) 파라메타  $\mu$ 의 값이 달라지게 되며, 이 값의 적절한 선택은 알고리즘의 수렴속도 및 안정성을 결정짓는 중요한 요소로 작용하며, 일반적으로 LMS나 수정(modified) LMS와 같은 확률적 경사형 알고리즘의 안정성(stability)을 보장하는  $\mu$ 의 조건은  $0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}} \approx 0 < \mu < \frac{1}{\sigma_x^2}$ 으로 주어진다<sup>[15,16]</sup>. 여기서  $\lambda_{max}$ 는 입력 자기상관행렬의 최대 고유값(eigenvalue)을  $\sigma_x^2$ 은 입력신호의 전력을 각각 나타낸다. 또한 시변 신호처리를 위해 적용되는 적응 FIR 필터의 계수 벡터  $\hat{H}[k]$ 는 반복 할 때마다 마다 최적 계수의 값이 변하게 된다. 이때 계수 추정을 위한 알고리즘은 비용함수 평면의 최소 점을 찾는 것과 동시에 계속적으로 바뀌는 최소점의 궤적을 추적해야 한다. 그러므로 이론적인 최적 계수 벡터를  $H_0[k]$ 로 가정하면, 추정된 계수 벡터의 총 오차는

$$\begin{aligned} \epsilon[k] &= \hat{H}[k] - H_0[k] = (\hat{H}[k] - E[\hat{H}[k]]) + (E[\hat{H}[k]] - H_0[k]) \\ &= \epsilon_1[k] + \epsilon_2[k] \end{aligned} \quad (14)$$

이 되며, 경사도의 추정치를 사용함에 따른 오차  $\epsilon_1$ 과 적응 필터의 구조상 처리 과정의 지연에 의해서 발생

되는 오차  $\epsilon_2$ 로 구성되며, 전체 평균 제곱 오차의 관점에서  $\epsilon_1 = \epsilon_2$  가 되는 지점에서  $\mu$  값을 결정해 주는 것이 전체 알고리즘의 오조정(misadjustment) 오차를 최소로 한다. LMSTDE의 경우, 그림 3의 실험 결과에 나타난 바와 같이  $0.1 < \beta < 0.9$  범위의  $\beta$  값에 대해서는 초기수렴 이후에도 시변 시지연 추정에 실패하는 경우가 발생하여 추정기의 안정성이 보장되지 않음을 알 수 있다. 또한  $\beta = 0.9$  이상의  $\beta$  값에 대해서는 추정 오차가 최소값으로 수렴하며 오조정 오차가 최소로 되어 안정된 시지연 추정기로 동작함을 알 수 있으며, 수렴 속도에는 큰 영향을 미치지 않고 35번의 반복 후부터 정확한  $\hat{D}$  값을 구할 수 있음을 알 수 있다.

다음으로 그림 4와 그림 5에 SLMPTDE와 ZFLMSTDE에 대한 동일한 실험 결과를 나타내었다.

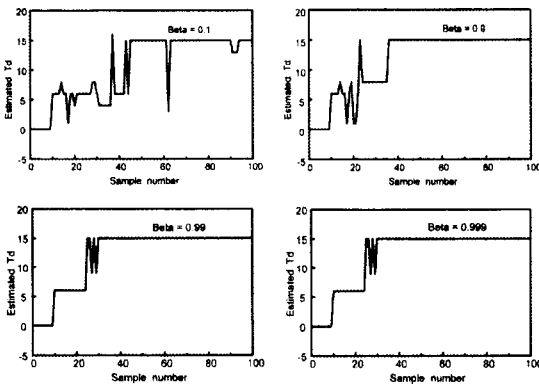


그림 4. 적응상수  $\beta$  값에 따른 SLMPTDE 방법의 과도 특성

Fig. 4. Transient behavior of SLMPTDE for various adaptation constants.

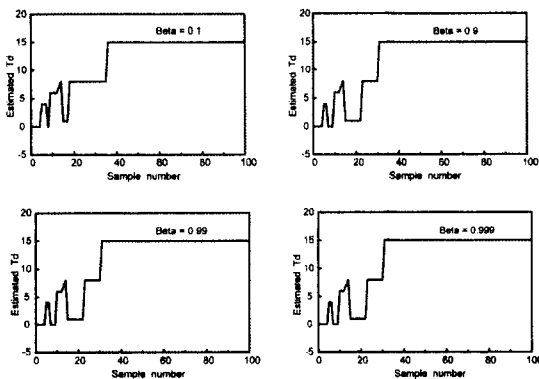


그림 5. 적응상수  $\beta$  값에 따른 ZFLMSTDE 방법의 과도 특성

Fig. 5. Transient behavior of ZFLMSTDE for various adaptation constants.

SLMPTDE의 경우도 가우시안 잡음 환경에서는 LMSTDE와 마찬가지로의 특성을 보이며  $\beta = 0.9$  이상의 스텝크기 조정에 대하여 동일한 성능을 나타낼 수 있으며, ZFLMSTDE의 경우  $\beta$  값에 가장 강건하게 안정된 동작 특성을 나타내었으며, 필터치수 L 값의 변화에 따라 수렴 속도는 크게 달라지지 않았다. 또한 SLMPTDE와 ZFLMSTDE의 경우, 입력신호의 분산을 구하여  $\mu[k]$ 를 반복시마다 갱신 시키지 않고  $\mu[k] = 0.01$  이하의 작은 값으로 고정하여도 동일한 시지연 추정능력을 나타낼 수 있음을 실험을 통해 알 수 있었다. 이는 전체 알고리즘의 수행시간을 단축하는데 도움이 된다.

다음으로  $\alpha = 1.5$ 의 SaS 잡음이 추가되어 관측된 신호를 가지고 동일한 실험을 수행하여 충격잡음 환경에서  $\beta$  값에 따른 각 알고리즘의 정규화오차를 비교 평가하여 안정된 수렴을 위한 스텝크기 파라미터를 설정하였다. 이를위해서  $\beta$  값을 0.05 단위로 변화시켜가며 200 샘플내에서 발생된 추정오차를 정규화하여 표시하였다.

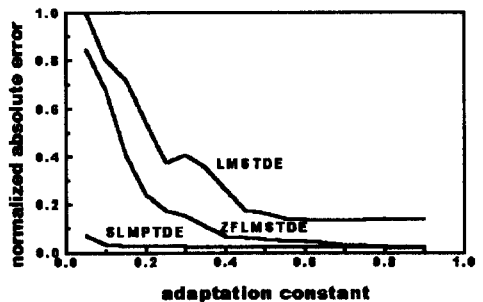


그림 6. 충격잡음 환경에서 적응상수  $\beta$  값에 따른 세 가지 방법의 추정오차 비교

Fig. 6. Comparison of estimation errors for various adaptation constants in SaS noise.

윗 그림을 통해 SaS 충격잡음에 대한 과도특성은 LMSTDE의 경우는  $\beta$  값에 상관없이 안정된 알고리즘의 수렴이 보장되지 않는다는 것을 알 수 있으며, SLMPTDE의 경우  $\beta = 0.1$  일 때 추정오차가 0.034에서  $\beta = 0.2$  일 때 0.025로, ZFLMSTDE는  $\beta = 0.1$  일 때 0.681에서  $\beta = 0.9$  일 때 0.023의 최소값으로 각각 수렴하였다. 이를 통해  $\beta > 0.2$ ,  $\beta \geq 0.9$  값에 대해 두 알고리즘의 오조정 오차가 각각 최소로되며 안정된 수렴특성을 갖는 것을 볼 수 있으며, SLMPTDE 알고리즘이  $\beta$  값에 가장 강건하게 동작한다는 사실을 알

수 있다. 또한 필터차수 L값의 변화에따른 각 알고리즘의 성능 변화를 알아보기 위하여  $\beta = 0.99$  로 고정시키고 L을 16-30까지 변화시키며 각 알고리즘의 성능을 비교하여 실험한결과, L값의 변화에따라 수렴속도 및 추정오차는 별다른 차이를 보이지않았다.

이러한 실험결과를 토대로 다음부터 제시한 다양한 SaS 잡음에대한 각 알고리즘들의 성능 평가를위한 실험은  $\beta = 0.99, L = 16$ 으로 설정하여 수행하였다.

그림 7에 다양한 임펄스 부가 잡음 환경에서 LMSTDE 알고리즘의 시지연 추정 능력을 나타내었다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 LMSTDE는  $\alpha \geq 1.9$  인 경우의 가우시안 잡음에 대해서만 정확한 시지연 추정이 가능하였고, 이는 심한 임펄스 잡음에 대해 LMS 알고리즘의 통계적 특성인  $E\{\hat{T}(k)\} = H_0[k]$ 이 성립하지 않기 때문이며, 이러한 환경에 적용이 불가능함을 증명해 주는 것이다.

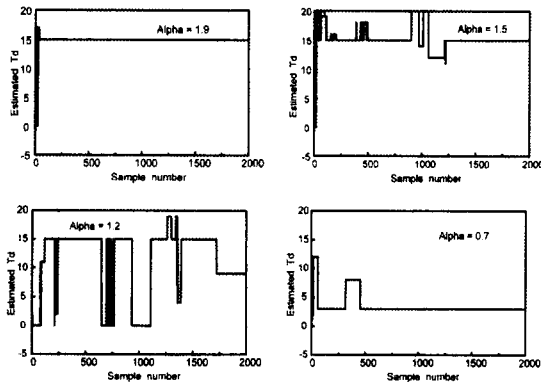


그림 7. 다양한 SaS 잡음에 대한 LMSTDE의 시지연 추정 결과  
Fig. 7. Time delay estimation results of LMSTDE for various SaS noises.

동일한 실험에대한 SLMPTDE와 ZFLMSTDE의 결과를 그림 8, 그림 9에 각각 나타내었다.

LMSTDE에 비하여  $1 < \alpha \leq 2$  인 경우의 SaS 잡음에 대한 강건한 시지연 추정능력을 확인 할 수 있으나, SLMPTDE 알고리즘은  $\alpha < 1$  인 경우의 심한 임펄스 잡음 하에서는 정확한 시지연 추정에 실패함을 알 수 있다.

이는 식(12)의 SLMPTDE 알고리즘에서 P=1로 고정하여 실험한 결과로서, 이때 P-노름 함수의  $E\{xe\}^{<P/2\} = E\{|x|^{<0.5\} |e|^{<0.5\}} sign(xe)$  에서  $\alpha < 1$ 인 경우의 SaS 잡음이 부가되는 경우에는 이론

적으로  $E\{\cdot\}$ 의값이 유한하게 정의되지 않으므로<sup>[6]</sup>, 알고리즘 전체의 수렴을 보장할 수 없기 때문이다. 그러므로 이러한 실험결과는 SaS 확률과정 신호는  $P < \alpha$ 가 성립하는 통계적 P차 모멘트만이 유한한 값으로 수렴한다는 것을 증명하는 것이며, LMSTDE의 경우 가우시안 잡음에 대해서만 그성능이 보장될 수 있다는 이론적 근거를 간접적으로 입증하는 것이기도 하다.

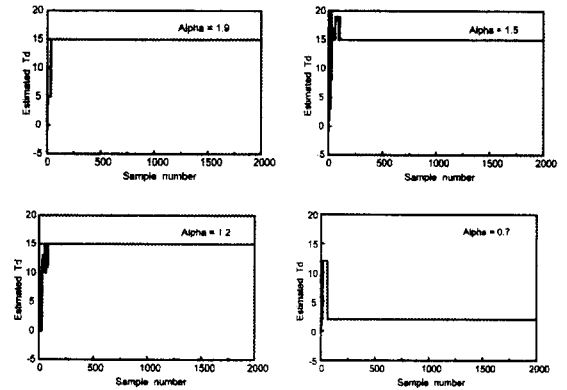


그림 8. 다양한 SaS 잡음에 대한 SLMPTDE의 시지연 추정 결과  
Fig. 8. Time delay estimation results of SLMPTDE for various SaS noises.

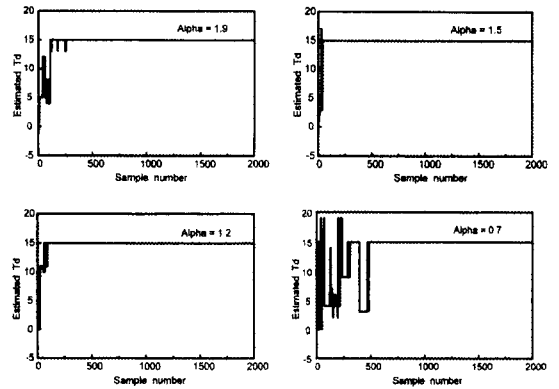


그림 9. 다양한 SaS 잡음에 대한 ZFLMSTDE의 시지연 추정 결과  
Fig. 9. Time delay estimation results of ZFLMSTDE for various SaS noises.

본 연구에서 제안한 두가지 방법중 ZFLMSTDE 방법의 위 실험 결과는  $0 < \alpha \leq 2$  인 모든 경우의 SaS 잡음에 대하여 가장 강건한 시지연 추정능력을 보여주고 있다.  $\alpha < 1$  인 심한 임펄스 부가 잡음 환경하에서도 500샘플 수렴시간 후에는 정확한 시지연 값을 추

정함을 그림을 통해 확인할 수 있다. 이러한 결과는 SLMPTDE에서 사용된 P-노름 함수와는 달리 ZFLMSTDE의  $h(\cdot)$ 은 모든경우에  $E\{h(\cdot)\}$ 의 유계성이 보장되기 때문이다.

표 1에 서로다른  $\alpha$  값을 갖는 SaS 부가 잡음에 대한 세가지 시지연 추정법의 추정 오차를 정량화 하여 나타내었다.

표 1. 세가지 방법의 시지연 추정 결과 비교  
 $\{\bar{D} = \frac{1}{1500} \sum_{k=300}^{2000} \hat{D}[k], \sigma_D^2 = \frac{1}{1500} \sum_{k=300}^{2000} (\hat{D}[k] - \bar{D})^2\}$

Table 1. Estimation results of time delay for three TDE methods.

$$\{\bar{D} = \frac{1}{1500} \sum_{k=300}^{2000} \hat{D}[k], \sigma_D^2 = \frac{1}{1500} \sum_{k=300}^{2000} (\hat{D}[k] - \bar{D})^2\}$$

| 방 법          | LMSTDE         | SLMPTDE | ZFLMSTDE |        |
|--------------|----------------|---------|----------|--------|
| $\bar{D}$    | $\alpha = 1.9$ | 15.01   | 15.01    | 15.01  |
|              | $\alpha = 1.5$ | 15.07   | 15.01    | 15.01  |
|              | $\alpha = 1.2$ | 11.2633 | 15.01    | 15.01  |
|              | $\alpha = 0.7$ | 3.002   | 2.0013   | 15.01  |
| $\sigma_D^2$ | $\alpha = 1.9$ | 0.0001  | 0.0001   | 0.0001 |
|              | $\alpha = 1.5$ | 2.939   | 0.0001   | 0.0001 |
|              | $\alpha = 1.2$ | 33.5972 | 0.0001   | 0.0001 |
|              | $\alpha = 0.7$ | 0.0004  | 0.0018   | 0.0001 |

표 1에 종합해서 나타낸 바와 같이 LMSTDE의 경우  $\alpha \geq 1.9$  이상의 부가 잡음에 대해서만 적응적인 시지연 추정이 가능하며, P=1로 설정한 SLMPTDE의 경우  $\alpha < 1$  이하의 SaS 잡음에 대하여는 전혀 다른 값으로  $\hat{D}$ 값이 수렴함을 알 수 있으며, ZFLMSTDE는 임의의 SaS 충격잡음 환경에서 강건한 시지연 추정기로 사용할 수 있음을 알 수 있으며, 큰 분산 값을 시지연 추정기의 안정성을 보장할 수 없음을 나타내는 것이다.

2. 시변 시지연 일 경우

시지연 함수  $D[k]$ 가 식 (15)로 주어지는 계단 시변 시지연 신호에 대해 제안한 알고리즘의 성능을 실험하였다.

$$D[k] = \begin{cases} 5 & , 0 \leq k < 1000 \\ 9 & , 1000 \leq k < 2400 \\ 15 & , 2400 \leq k \leq 4000 \end{cases} \quad (15)$$

상수 시지연 추정 실험과 동일한 방법으로, 즉 P=1,  $\beta=0.99$ , L=16 으로 설정하고 각 알고리즘에 대한 시지연 추정 결과를 그림 10, 그림 11, 그림 12 에 각각

나타내었다.

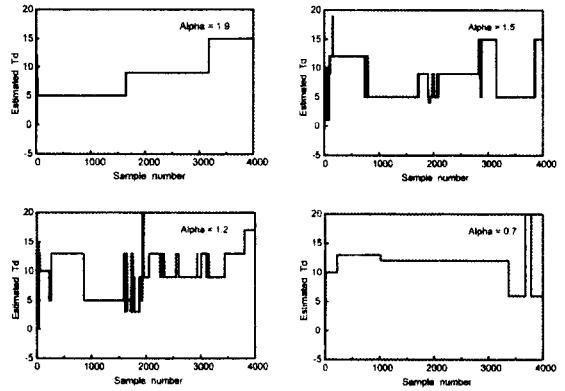


그림 10. 계단 시변 시지연 신호에 대한 LMSTDE의 추정 결과

Fig. 10. Estimation results of LMSTDE for step-changing time delay.

시변 시지연 추정 실험에서도 ZFLMSTDE 만이 모든 경우의 SaS 잡음에 대해 언제나 강건하게 정확한 시지연 추정을 수행할 수 있음을 알 수 있었으며, 비정상 신호에 대한 필터 최적 계수로의 수행시간이 약 500 샘플 시간 정도가 소요됨을 그림을 통해 볼 수 있다. 또한 필터 차수와 적응 상수의 변화에 대한 각 알고리즘의 성능은  $0.9 \leq \beta < 1$ ,  $L \geq 16$ 의 조건만 만족되면 별다른 차이가 나타나지 않음을 실험을 통해 확인하였으며, 이는 필터차수와 전체 연산시간 사이에는 trade-off 관계가 있으므로 L=16 으로 선택하는 것이 식(3)의 근사 모델에서 필터길이 절단오차가 무시할만한 값으로 되어 정확한 시지연 추정이 가능한 최소의 필터차수 설정 임을 증명해주는 것이다.

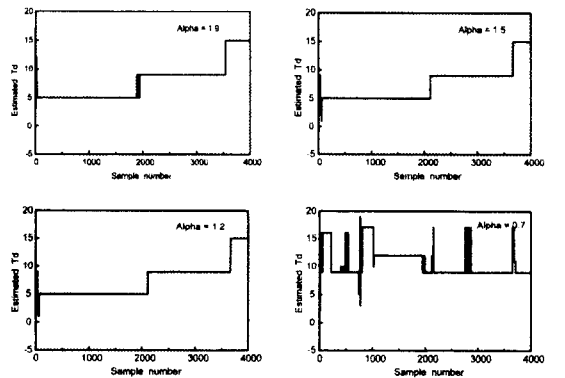


그림 11. 계단 시변 시지연 신호에 대한 SLMPTDE의 추정 결과

Fig. 11. Estimation results of SLMPTDE for step-changing time delay.



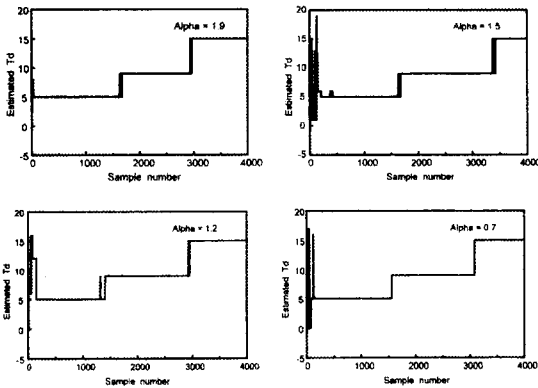


그림 12. 계단 시변 시지연 신호에 대한 ZFLMSTDE의 추정 결과

Fig. 12. Estimation results of ZFLMSTDE for step-changing time delay.

결과적으로 기존의 LMSTDE 방법은 임펄스 잡음 환경 하에서는 사용이 불가능하며, 본 연구에서 제안한 새로운 방법들은 물고기의 울음소리나 극(arctic) 지방에서 얼음의 균열음 등의 잡음이 존재하는 환경에서 수중음파 탐지기(sonar)를 통한 목표물의 검지, 번개등과 같은 자연현상에 의한 잡음이 존재하는 대기중에서 레이더(radar)를 이용한 표적의 위치 추정 등을 위해서 강건한 시지연 추정기로 사용할 수 있음을 모의실험을 통해 증명하였다.

#### IV. 결 론

본 연구에서는 임펄스 잡음이 부가되는 비정상 신호 및 잡음 환경하에서 실시간 시지연 추정이 가능한 SLMPTDE와 ZFLMSTDE의 새로운 적응 시지연 추정 방법을 제안하였다.

제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여  $S\alpha S$  분포를 갖는 다양한 임펄스 잡음을 대상으로 모의 실험하여 기존의 LMSTDE 방법과 비교, 분석하였다.

실험결과 LMSTDE 방법은  $\alpha \geq 1.9$ 인 가우시안 잡음에 대해서만 시지연 추정이 가능하였고,  $P=1$ 로 설정한 SLMPTDE 방법은  $1 < \alpha \leq 2$ 인 경우의  $S\alpha S$  잡음에 대해 정확한 시지연 추정능력을 보였으며, ZFLMSTDE 방법은  $0 < \alpha \leq 2$ 인 모든 경우의 잡음 환경에 대하여 그 능력이 입증되었다.

따라서 본 연구에서 제안된 방법들은 앞으로 레이더나 수중음파 탐지기의 클러터(clutter)잡음 등과 같은 실제 잡음신호를 적용하여 제안한 알고리즘의 정적

(static), 동적(dynamic) 특성에 대한 연구가 진행된다면 통신용 신호처리, 산업용 신호처리, 의료 신호처리 등의 실시간 시지연 추정이 요구되는 여러 응용분야들에서 기존의 방법들을 대신하여 사용할 수 있을 것으로 사료된다.

#### 참 고 문 헌

- [1] D. Middleton, "statistical-physical models of electromagnetic interference," IEEE Trans. electromagn. Compat. vol. 19, pp. 106-127, 1977.
- [2] C. J. Masreliez, "Approximate non-Gaussian filtering with linear state and observation relations," IEEE Trans. Automatic control, pp. 107-1010, Feb., 1975.
- [3] A. J. Efron and Hasik Jeon, "Detection in impulsive noise based on robust whitening," IEEE Tran. signal processing. vol 42, no. 6, pp. 1572-1576, June, 1994.
- [4] 이진, 정정균, 이영석, 김성환, "임펄스 잡음 환경하에서 FNOM과 MD를 이용한 새로운 시지연 및 시간-주파수 지연 복합 추정 방법", 한국 음향 학회지, vol. 16, no. 5, pp. 96-104, 1997
- [5] X. Ma and C. L. Nikias, "Parameter estimation and blind channel identification for impulsive signal environments," IEEE Trans. Signal Processing, Dec., 1995.
- [6] C. L. Nikias and M. Shao, Signal processing with alpha-stable distributions and Application, New York : John Wiley & Sons, 1995.
- [7] G. Samorodnitsky and M. S. Taquq, Stable non-Gaussian random process, New York : Chapman & Hall, 1994.
- [8] C. H. Knapp and G. C. Carter, "The generalized correlation method for estimation of time delay," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-28, pp. 8-16, Feb., 1980.
- [9] Y. T. Chan, J. M. Riley, and J. B. Plant,

- “A parameter estimation approach to time-delay estimation and signal detection,” IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-28, pp. 8-16, Feb., 1980.
- [ 10 ] B. Widrow and S. D. Stearns, Adaptive signal processing, Englewood cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1985.
- [ 11 ] D. H. Youn, N. Ahmed, and G. C. Carter, “On using the LMS algorithm for delay estimation,” IEEE Trans. Acoust. Speech, Signal Processing, vol. ASSP-30, pp. 798-801, 1982.
- [ 12 ] J. S. Bodenschatz. and C. L. Nikias, “Symmetric alpha-stable filter theory,” IEEE Trans. Signal Porcessing, vol. 45, no. 9, pp. 2301-2306, Sep. 1997.
- [ 13 ] C. M. Thompson and L. Shure, Matlab and simulink user’s guide, The Mathworks Inc., 1993.
- [ 14 ] A. N. Kolmogorov and S. V. Fomin, Introduction real analysis, Englewood Cliffs, N.J, 1970.
- [ 15 ] S. M. Kuo and D. R. Morgan, Active noise control systems. John Wiley & Sons, New York, 1996.
- [ 16 ] C. L. Nikias and A. P. Petropuou, Higher-order spectra analysis, Prentice-Hall, NJ, 1993.

저 자 소 개



李 眞(正會員)

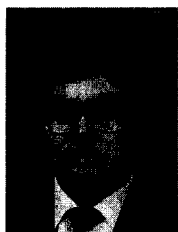
1964년 8월 11일생. 1987년 2월 연세대학교 의용공학과 졸업. 1990년 2월 서울시립대학교 전자공학과(공학석사). 1999년 2월 서울시립대학교 전자공학과(공학박사). 1997년 3월 ~ 현재 한려대학교 의공학과 전임강사. 주관심분야는 디지털 신호처리, 의용전자

사. 주관심분야는 디지털 신호처리, 의용전자



全 光 錫(正會員)

1964년 4월 13일생. 1987년 2월 서울시립대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 현재 서울시립대학교 전자공학과 박사과정. 주성대학 전기전자통신공학부 교수. 주관심분야는 디지털 신호처리, 광통신



呂 松 弼(正會員)

1953년 4월 16일생. 1975년 1월 숭실대학교 전자공학과 졸업. 1980년 9월 숭실대학교 전자공학과(공학석사). 1996년 2월 서울시립대학교 전자공학과 박사수로. 1987년 11월 미국 New England Micronetics

Design Engineer. 1990년 6월 (주)리몽드 기술이사. 1994년 1월 공보처 방송기술담당 사무관 근무. 현재 문화공보부 문화산업국 방송기술담당 사무관, 숭실대학교 전기, 전자공학부 겸임 부교수. 주관심분야는 디지털 방송기술, 음향신호처리



金 成 煥(正會員)

1952년 6월 12일생. 1975년 2월 연세대학교 전기공학과 졸업. 1980년 2월 연세대학교 대학원 전기공학과(공학박사). 1977년 ~ 1982년 대전기계장. 1982년 ~ 현재 서울시립대학교 전자, 전기공학부 교수. 주관심분야는 제어 및 신호처리, 의용전자

제어 및 신호처리, 의용전자