

비정상 간섭잡음 제거를 위한 광대역 MAFF-RLS 마이크로폰 GSC

MAFF-RLS Broadband Microphone GSC for Non-Stationary Interference Cancellation

이 석 진*, 임 준 석**, 성 굉 모*
(Seokjin Lee*, Jun-Seok Lim**, Koeng-Mo Sung*)

*서울대학교 전기컴퓨터공학부, **세종대학교 전자공학과
(접수일자: 2009년 7월 13일; 수정일자: 2009년 8월 10일; 채택일자: 2009년 8월 11일)

적응 빔형성기에 대한 기존의 연구들은 간섭신호가 비교적 정상상태인 것을 가정하여 시간-평균을 취하거나 비교적 간단한 최소자승법 (Least Mean Squares) 등을 이용하여 구현하고 있으나, 비정상 (Non-stationary) 상태의 간섭잡음의 제거 성능은 상대적으로 떨어진다. 따라서 본 논문에서는, 이러한 비정상 간섭 신호의 제거를 위해 MAFF-RLS 알고리즘을 도출하고, 이를 수정, 적용한 광대역 GSC의 구조를 제안하였다. 그리고 이를 시뮬레이션을 통하여 검증한 결과, 기존의 SMI, RLS 방법을 이용한 빔형성기보다 성능이 우수함을 확인하였다.

핵심용어: 비정상 간섭잡음 제거, 적응 빔형성기, 광대역 GSC, 가변 망각 인자 RLS

투고분야: 음향통신기술 분야 (6)

The conventional studies about an adaptive beamformer assumed that the interference signals are stationary, so they used time-average of signals or Least Mean Squares. However, these methods showed low performance of canceling the non-stationary interferences. In this paper, the MAFF-RLS algorithm is developed in order to cancel non-stationary interferences, and the GSC structure using this algorithm is proposed. Furthermore, the performance of the MAFF-RLS beamformer is verified by simulation using MATLAB. This simulation results show the performance of the proposed beamformer is better than that of the SMI and the conventional RLS beamformer.

Keywords: Non-stationary interference cancellation, Adaptive beamformer, Broadband GSC, variable forgetting factor RLS

ASK subject classification: Acoustic Communication (6)

I. 서론

간섭 신호 제거를 위한 빔형성 기법에 대해서는 Schriber와 Cox [1] 등을 비롯한 여러 학자들에 의해 연구된 바 있다. 이러한 방법들은 간섭 신호를 제거하기 위해 신호들의 공분산 행렬 (Covariance Matrix)을 추정하여 사용하며, 그 중의 대표적인 방법 중 하나가 SMI (Sample Matrix Inversion) 방법이다 [2]. 하지만 이러한 방법들은 신호의 정상 (stationary) 상태를 가정하기 때문에, 비정상 (non-stationary)적으로 움직이는 간섭 신호에

대해서는 좋은 성능을 보여주지 못한다.

본 논문에서는 이러한 비정상 (non-stationary)적이고 시간에 대해 빠르게 변화하는 (fast-time-varying) 간섭신호를 제거하기 위해 재귀적 최소 자승법 (Recursive Least Squares: RLS)을 사용하여 광대역 GSC (Generalized Sidelobe Canceller)를 구현하였으며, 그 중에서도 움직이는 간섭 신호 환경에서의 성능을 개선하고자 하여 적응 망각 인자 RLS (Adaptive Forgetting Factor RLS: AFF-RLS) 방법을 적용하였다. 또한 AFF-RLS의 계산량이 많다는 단점을 개선하고, 비정상 환경에서 비교적 좋은 성능을 보이기 위하여 Modified AFF-RLS 알고리즘을 제안하고, 이를 가상 환경에서 시뮬레이션 하여 결과를 비교하였다.

II. 광대역 GSC

본 장에서는 광대역 Generalized Sidelobe Canceller에 대해 기술하도록 한다.

2.1. 광대역 적응 빔형성기

광대역 적응 빔형성기 (Broadband Adaptive Beamformer)는 Frost [3]의 이론에서 찾을 수 있다. 협대역 빔형성기와 달리 광대역 빔형성기는 하나의 센서 당 여러 개의 시간지연 (Delay) 탭이 붙어있는 구조로 구현할 수 있으며, 이는 그림 1과 같다.

빔형성기가 K개의 센서와 J개의 지연 (Delay) 탭으로 이루어져 있다고 가정하자. 이 경우 가중치 (Weight)의 총 개수는 KJ개이며, J 개의 제약조건 (Constraint)를 가져야 한다. 또한 가중치를 조절함에 있어서 남은 (KJ-J) 개의 자유도 (Degree of Freedom)을 이용하여 출력 파워를 최소화하게 된다 [3].

이 때, 입력 신호와 가중치 벡터는 다음과 같이 정의된다.

$$X(n) = [\bar{x}(n)^T \quad \bar{x}(n-1)^T \quad \cdots \quad \bar{x}(n-J)^T]^T, \quad (1)$$

$$\bar{x}(n) = [x_1(n) \quad x_2(n) \quad \cdots \quad x_K(n)]^T, \quad (2)$$

$$W(n) = [w_1(n) \quad w_2(n) \quad \cdots \quad w_{KJ}(n)]^T. \quad (3)$$

또한, 선형 제약조건 (Linear Constraint)는 다음과 같이 주어진다.

$$C^T W = F. \quad (4)$$

위 식에서 F는 복직하는 충격 응답 (Impulse Response)이며 f_1 부터 f_j 까지의 값으로 이루어진 $J \times 1$ 벡터이다. 그림 1에서 보듯이 광대역 빔형성기는 이에 대응하는 (equivalent) FIR (Finite Impulse Response) 필터로 모델링할 수 있으며, 이 때 원하는 주파수 응답을 가지는 충격 응답을 설계할 수 있다. 따라서 충격 응답 F는 빔형성기의 주파수 특성을 결정하는 설계 인자 (Design Parameter)라고 할 수 있다. 제약조건 행렬 (Constraint Matrix) C는 $KJ \times J$ 의 크기를 가지는 행렬이며, 다음과 같이 정의된다.

$$C = [c_1 \quad \cdots \quad c_j \quad \cdots \quad c_J], \quad (5)$$

where,

$$c_j = [0_K^T \quad \cdots \quad 0_K^T \quad a(\theta)^T \quad 0_K^T \quad \cdots \quad 0_K^T]^T. \quad (6)$$

위 식에서 0_K 는 길이가 K인 열벡터이며, $a(\theta)$ 는 길이가 K인 조향 벡터 (Steering Vector)이다. 따라서, c_j 는 j 번째 그늘에 조향 벡터를 가지고 나머지 원소는 0을 가지는 KJ 길이의 열벡터가 된다.

2.2. Generalized Sidelobe Canceller

식 (4)의 제약조건 행렬 C의 직교 보수 (orthogonal complement) 행렬을 C_a 라 하자. 그리고 $KJ \times KJ$ 행렬 U와 $KJ \times 1$ 벡터 q를 다음과 같이 정의하자.

$$U = [C \quad C_a], \quad (7)$$

$$q = U^{-1}W = [v^T \quad -W_a^T]^T. \quad (8)$$

식 (7)과 식 (8)에 따라, 가중치 벡터는 다음과 같이 나타난다.

$$W = Uq = Cv - C_a W_a. \quad (9)$$

제약조건 식 (4)를 이용하면,

$$C^H Cv - C^H C_a W_a = F. \quad (10)$$

직교 보수의 정의에 의해 $C^H C_a = 0$ 이고, 따라서 위의

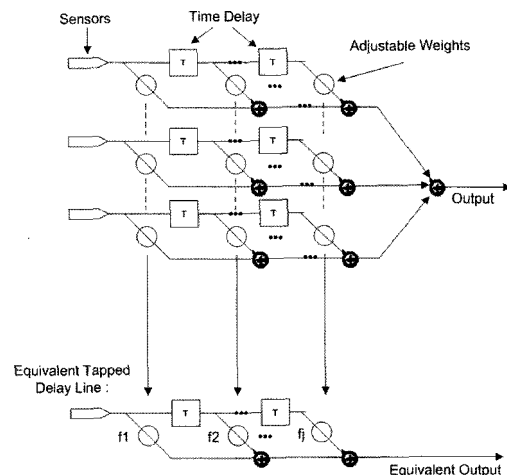


그림 1. 광대역 빔형성기와 등가 처리기
Fig. 1. Broad-band beamformer and equivalent processor.

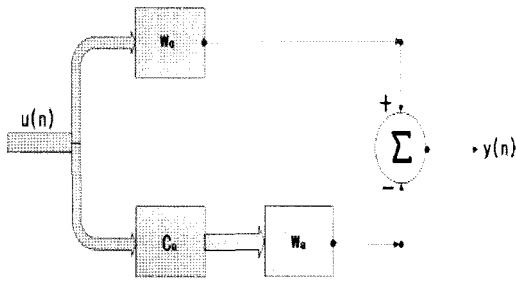


그림 2. GSC 구조도
Fig. 2. GSC block diagram.

식은 다음과 같이 정리된다.

$$v = (C^H C)^{-1} F, \tag{11}$$

식 (11)을 이용하면 빔형성기의 고정 요소 (fixed beam-former component)를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$W_q = C v = C (C^H C)^{-1} F, \tag{12}$$

식 (9)과 식 (12)에 의해 가중치 벡터는 다음과 같다.

$$W = W_q - C_a W_s, \tag{13}$$

이상의 내용을 구현한 것이 바로 GSC (Generalized Sidelobe Canceller)이며, GSC의 구조는 그림 2와 같다.

III. Adaptive Algorithm

본 장에서는 빔형성기의 가중치 벡터를 조절하기 위한 MAFF-RLS 알고리즘에 대해 기술하도록 한다.

3.1. AFF-RLS

일반적인 RLS 알고리즘에서는 망각 인자 (forgetting factor)의 값은 0과 1사이의 고정된 상수 값으로 설정하게 된다. 하지만 적응 망각 인자 RLS (Adaptive Forgetting Factor Recursive Least Squares: AFF-RLS) 알고리즘에서는 망각 인자를 재귀적으로 갱신하면서 비정상 (non-stationary) 상태에서 더욱 잘 적응할 수 있게 된다.

AFF-RLS에서는 추정 전 오차 (priori estimation error)의 평균 자승 (mean square)을 최소화 하는 망각 인자를 계산하는 것을 목표로 한다. 따라서, 최적화할 비용 함수

(cost function)를 다음과 같이 결정한다 [4].

$$J'(n) = \frac{1}{2} E [\xi(n)^2] \tag{14}$$

위의 비용 함수를 망각 인자에 대해 편미분하면,

$$\begin{aligned} \nabla_{\lambda}(n) &= \frac{\partial J'(n)}{\partial \lambda} = \frac{1}{2} E \left[\frac{\partial \xi(n)}{\partial \lambda} \xi^*(n) + \frac{\partial \xi^*(n)}{\partial \lambda} \xi(n) \right] \\ &= -\frac{1}{2} E [\psi^H(n-1)u(n)\xi^*(n) + u^H(n)\psi(n-1)\xi(n)] \end{aligned} \tag{15}$$

여기서 $\psi(n) = \frac{\partial \hat{w}(n)}{\partial \lambda}$ 이며, $S(n) = \frac{\partial P(n)}{\partial \lambda}$ 이라고 정의하면,

$$\psi(n) = [I - k(n)u^H(n)]\psi(n-1) + S(n)u(n)\xi^*(n) \tag{16}$$

$$S(n) = \lambda^{-1} [I - k(n)u^H(n)]S(n-1)[I - u(n)k^H(n)] + \lambda^{-1} k(n)k^H(n) - \lambda^{-1} P(n), \tag{17}$$

또한 망각 인자 (forgetting factor)의 갱신 (update)은 식 (15)에 기초하여 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\lambda(n) = \lambda(n-1) + \alpha \text{Re} [\psi^H(n-1)u(n)\xi^*(n)] \tag{18}$$

따라서, AFF-RLS 알고리즘은 다음과 같은 재귀적 연산 (recursion)으로 요약할 수 있다.

$$\xi(n) = d(n) - \hat{w}^H(n-1)u(n) \tag{19}$$

$$k(n) = \frac{P(n-1)u(n)}{\lambda(n-1) + u^H(n)P(n-1)u(n)} \tag{20}$$

$$\hat{w}(n) = \hat{w}(n-1) + k(n)\xi^*(n) \tag{21}$$

$$P(n) = [\lambda(n-1)]^{-1} [P(n-1) - k(n)u^H(n)P(n-1)] \tag{22}$$

$$S(n) = [\lambda(n-1)]^{-1} [I - k(n)u^H(n)]S(n-1)[I - u(n)k^H(n)] + [\lambda(n-1)]^{-1} k(n)k^H(n) - [\lambda(n-1)]^{-1} P(n) \tag{23}$$

$$\psi(n) = [I - k(n)u^H(n)]\psi(n-1) + S(n)u(n)\xi^*(n) \tag{24}$$

$$\lambda(n) = \lambda(n-1) + \alpha \text{Re} [\psi^H(n-1)u(n)\xi^*(n)]_i \tag{25}$$

위 (25) 식에서 λ_+ 는 망각인자의 상한 (upper limit)값을 나타내며, 일반적으로 1.0의 값을 사용한다. 또한, λ_- 는 망각인자의 하한 (lower limit)값을 나타내며, 일반적으로 0.2~0.4 정도의 값을 사용한다.

3.2. MAFF-RLS

MAFF-RLS 방법은 AFF-RLS 방법이 많은 연산 비용 (calculation cost)을 가진다는 단점을 개선하기 위한 방법이며, 이는 다음의 가정에 의한 근사를 통하여 구현된다.

MAFF-RLS의 기본적인 가정은 다음과 같다. AFF-RLS 알고리즘의 입력이 i.i.d. (independently identically distributed)이고, 그리고 알고리즘의 추정 오류 (estimation error)가 통계적으로 독립 (statistically independent)일 때, 망각인자가 1에 가깝고 n 이 충분히 크다면 다음과 같이 근사할 수 있다 [4].

$$(I - k[n]u^H[n]) \cong c[n]I, \quad (26)$$

여기서,

$$c[n] = 1 - \frac{k^H[n]u[n]}{L} \quad (27)$$

위의 식을 이용하여 $\bar{S}[n]$ 과 $\bar{\psi}[n]$, λ 를 계산하면 MAFF-RLS1이 완성되며, 그 요약은 아래와 같다.

$$\xi[n] = d[n] - w^H[n-1]u[n], \quad (28)$$

$$k[n] = \frac{P[n-1]u[n]}{\lambda[n-1] + u^H[n]P[n-1]u[n]}, \quad (29)$$

$$\hat{w}[n] = \hat{w}[n-1] + k[n]\xi^*[n], \quad (30)$$

$$P[n] = (\lambda[n-1])^{-1}(P[n-1] - k[n]u^H[n]P[n-1]), \quad (31)$$

$$\bar{S}[n] = (\lambda[n-1])^{-1}(|c[n]|^2 \bar{S}[n-1] - c[n]P[n]), \quad (32)$$

$$\bar{\psi}[n] = c[n]\bar{\psi}[n-1] + \bar{S}[n]u[n]\xi^*[n], \quad (33)$$

$$\lambda[n] = \lambda[n-1] + \alpha \operatorname{Re}\{\bar{\psi}^H[n-1]u[n]\xi^*[n]\}_{\lambda}^{\lambda}. \quad (34)$$

한편, 본 논문에서 목적하는 바와 같이, 신호가 비정상적 (non-stationary)이고 빠르게 변화하는 (fast-time-varying) 경우, 위에서 언급하였던 MAFF-RLS의 기본적인 가정이 항상 만족되지 않아 성능이 저하되는 양상을 보이게 된다. 이는 $\operatorname{Re}\{\bar{\psi}^H[n-1]u[n]\xi^*[n]\}$ 를 근사함에 있어 오차가 생기기 때문이며, 오차의 크기는 $C[n]$ 의 비대각 성분 (off-diagonal elements)에 비례한다. 또한, $C[n]$ 의 성분은 해당하는 행과 열의 $u[n]$ 과 $k[n]$ 의 곱에 비례한다. 그리고 $u[n]$ 과 $k[n]$ 의 의존도 (dependency)는 $P[n]$ 에 의해 결정된다. 또한 식 (34)를 보면, 망각인

자로 인한 MSE와 적응 속도 (learning rate) α 를 곱한 값을 예전 값에 더함으로써 망각인자를 갱신하는 것을 알 수 있다. 따라서, 추정 오류 (approximation error)가 클수록 적응 속도 α 는 작아야 하고, 반대로 추정 오류가 작을수록 적응 속도 α 는 커야 한다. 따라서 MAFF-RLS2 알고리즘에서 α 는 다음과 같이 결정된다.

$$\alpha(n) = \beta \frac{(L-1)^2}{\sum_{i=1}^L |P_{ii}[n]|^2} \quad (35)$$

위의 식에서 α 는 적응 속도 (learning rate)의 상한 (upper limit)값을 나타낸다. 아래 표 1에 각 알고리즘들의 복소수 곱 연산량 (complex multiplication)이 비교되어 나타나있다. MAFF-RLS2 알고리즘의 연산량은 MAFF-RLS1에 비해 조금 높지만, AFF-RLS에 비해서는 낮은 값을 보인다.

따라서, 위에서 도출한 MAFF-RLS2 알고리즘의 요약은 아래와 같다.

$$\xi[n] = d[n] - w^H[n-1]u[n], \quad (36)$$

$$k[n] = \frac{P[n-1]u[n]}{\lambda[n-1] + u^H[n]P[n-1]u[n]}, \quad (37)$$

$$\hat{w}[n] = \hat{w}[n-1] + k[n]\xi^*[n], \quad (38)$$

$$P[n] = (\lambda[n-1])^{-1}(P[n-1] - k[n]u^H[n]P[n-1]), \quad (39)$$

$$\bar{S}[n] = (\lambda[n-1])^{-1}(|c[n]|^2 \bar{S}[n-1] - c[n]P[n]), \quad (40)$$

$$\bar{\psi}[n] = c[n]\bar{\psi}[n-1] + \bar{S}[n]u[n]\xi^*[n], \quad (41)$$

$$\lambda[n] = \lambda[n-1] + \alpha(n) \operatorname{Re}\{\bar{\psi}^H[n-1]u[n]\xi^*[n]\}_{\lambda}^{\lambda}. \quad (42)$$

$$\alpha(n) = \beta \frac{(L-1)^2}{\sum_{i=1}^L |P_{ii}[n]|^2} \quad (43)$$

표 1에 각 알고리즘들의 복소수 곱 연산량 (complex multiplication)이 비교되어 나타나있다. MAFF-RLS2 알고리즘의 연산량은 MAFF-RLS1에 비해 조금 높지만,

표 1. 복소수 곱 연산량 비교
Table 1. Numerical complexity comparisons.

RLS	AFF-RLS	MAFF-RLS1	MAFF-RLS2
$2.5K^2J^2+3KJ$	$9K^2J^2+7KJ$	$4K^2J^2+5KJ$	$4.5 K^2J^2+3.5KJ$

AFF-RLS에 비해서는 낮은 값을 보인다.

IV. 모의 실험 및 결과

각 알고리즘의 성능 비교를 위하여 모의 실험을 수행하였다. 수신 단의 경우, 무지향성 마이크로폰이 등간격으로 배치되어 있는 선 배열 빔형성기로 가정하였고, 이동하는 간섭소음원이 1개 존재하여, 오른쪽 45°에서 왼쪽 45°로 움직이는 상황을 가정하였다. 간섭소음원은 등속도로 움직이므로, 빔형성기에서 바라본 각속도는 시간에 따라 변화하며 움직이게 된다. 빔형성기는 3개의 센서로 이루어진 선배열 센서 (line array)로 이루어져 있는 것으로 설정하였다. 이와 관련한 실험 환경이 그림 3에 나타나 있다.

실험은 신호의 특성에 따라 크게 2가지로 나누어 진행하였다. 첫 번째 실험은 원하는 신호와 간섭 신호로 모두 백색 잡음 (white noise)을 사용하였고, 두 번째 실험은 원하는 신호와 간섭 신호로 모두 음성 신호 (speech signal)가 band-pass filter를 통과한 신호를 사용하였다.

빔 형성기의 성능 척도로는 SINR (Signal-to-Interference-and-Noise-Ratio)를 사용하였으며, 비교 대상으로는 SMI (Sample Matrix Inversion) 알고리즘과 기존의 RLS (Conventional RLS)와 비교하였다.

위의 실험에 따른 결과가 그림 4와 그림 5에 나타나 있다. 그림 4와 그림 5에서 X축은 시간의 흐름을 표본 수 (sampling number) 단위로 나타낸 것이며, Y축은 SINR 값을 나타낸다. SINR은 일종의 SNR (Signal-to-Noise Ratio)로 해석할 수 있으므로, 이 값이 클수록 좋은 결과임을 나타낸다. 그림 4는 신호원을 백색 잡음 (white noise)로 사용한 실험의 결과이며, 그림 5는 신호원을 음성 신호 (speech signal)을 사용한 경우의 결과이다.

그림 4와 그림 5의 결과를 살펴보면 두 경우 모두 제안하는 빔형성기의 결과 SINR 값이 가장 높으며, 전반적인 경향이 최적값 (optimum)에 가장 근접함을 확인할 수 있다. 따라서, 이러한 실험의 결과가 각각의 실험에 대하여 제안하는 알고리즘이 가장 뛰어난 성능을 가짐을 보여준다고 할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는, 비정상 잡음 환경에서의 빔 형성을 위하여 MAFF-RLS 알고리즘을 제안하고, 이를 광대역

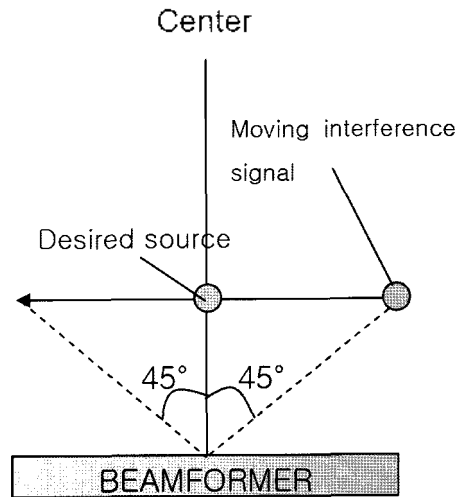


그림 3. 실험 시나리오
Fig. 3. Experimental scenario.

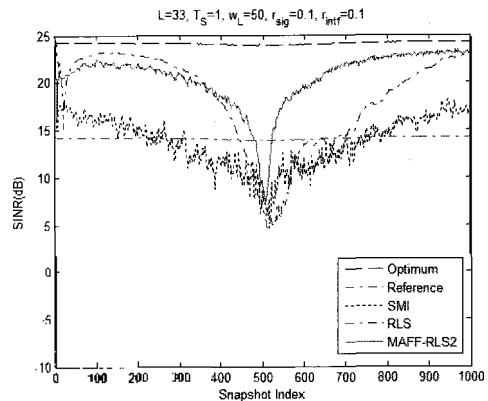


그림 4. 백색 잡음을 이용한 실험의 SINR
Fig. 4. SINR result of experiment using white noise signals.

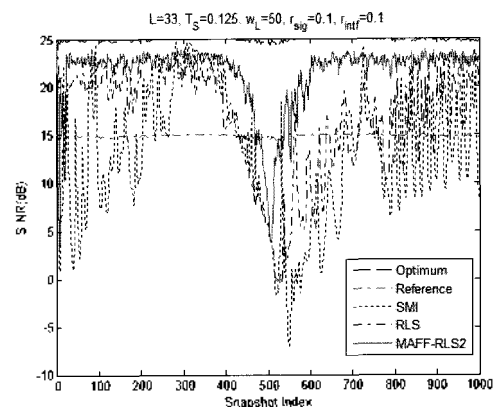


그림 5. 음성 신호를 이용한 실험의 SINR
Fig. 5. SINR result of experiment using speech signals.

GSC에 적용하였다. 또한 제안한 MAFF-RLS Broad band GSC를 이용하여 모의실험을 진행하였다. 실험 결과 빠르게 변화하는 신호 환경(fast-time-varying system)에서 제안하는 알고리즘이 가장 뛰어난 성능을 보임을 확인할 수 있었다.

참고 문헌

1. R. Schreiber, "Implementation of adaptive array algorithms," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 32, no. 5, pp. 1038-1045, 1986.
2. D. G. Manolakis, V. K. Ingle, and S. M. Kogon, *Statistical and Adaptive Signal Processing, International Editions*, McGraw-Hill, New York, 2000.
3. O. L. Frost, III, "An algorithm for linearly constrained adaptive array processing", *Proc. IEEE*, vol. 60, no. 8, pp. 926-935, 1972.
4. 송성욱, "Self-Tuning Adaptive Algorithm and Applications", 박사학위논문, 서울대학교, 2003.

저자 약력

•이 석 진 (Seokjin Lee)



2006년 8월: 서울대학교 공과대학 전기·컴퓨터공학부 (공학사)
 2008년 8월: 서울대학교 공과대학 전기·컴퓨터공학부 (공학석사)
 2009년 9월~ 현재: 서울대학교 공과대학 전기·컴퓨터공학부 박사과정

•임 준 석 (Jun-Seok Lim)



1986년 2월: 서울대학교 전자공학과 (공학사)
 1988년 2월: 서울대학교 전자공학과 (공학석사)
 1988년 3월~ 1993년 4월: 국방과학연구소
 1996년 8월: 서울대학교 전자공학과 (공학박사)
 1996년 7월~1998년 2월: LG 종합연구소
 1998년 3월~ 현재: 세종대학교 전자공학과 교수
 ※관심분야: 레이더/소니 신호처리, 통계 신호처리, 수중음향학

•성 경 모 (Koeng-Mo Sung)



1965년 ~ 1971년: 서울대학교 전자공학과
 1971년 ~ 1973년: 독일 아헨공대 Vordiplom
 1973년 ~ 1977년: 독일 아헨공대 전자통신공학 Dipl.-Ing.
 1977년 ~ 1982년: 독일 아헨공대 음향공학 Dr.-Ing.
 1977년 ~ 1983년: 독일 아헨공대 음향공학연구소 연구원
 1983년 ~ 현재: 서울대학교 공과대학 전기·컴퓨터공학부 교수