

임계 다위상 분해기법이 적용된 SAP 알고리즘을 위한 최적 가변 스텝사이즈

허경용¹ · 최훈^{2*}

Optimal Variable Step Size for Simplified SAP Algorithm with Critical Polyphase Decomposition

Gyeongyong Heo¹ · Hun Choi^{2*}

¹Associate Professor, Department of Computer Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

^{2*}Professor, Department of Electronic Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

요 약

다위상 분해 기법 기반의 부밴드 구조에서 단순화한 부밴드 인접투사 알고리즘(Simplified SAP; SSAP)을 위한 최적 가변 스텝사이즈 조정 방법을 제안한다. 제안한 방법은 부밴드 적응필터의 계수 갱신 시점에서 평균자승편차(MSD)를 최소화하도록 유도된 최적값을 제시한다. 유색 입력 신호를 사용하는 SSAP 알고리즘에서 제안한 최적 스텝사이즈의 적용은 빠른 수렴속도와 작은 정상상태오차를 보장한다. AR(2) 신호와 실제 음성을 입력 신호로 사용하여 수행한 컴퓨터 모의실험의 결과는 제안한 최적 스텝사이즈의 유효성을 입증한다. 또한 모의실험 결과는 기존 여러 적응 알고리즘과 비교하여 제안한 알고리즘이 더 빠른 수렴속도와 양호한 정상상태오차를 가지고 있음을 보인다.

ABSTRACT

We propose an optimal variable step size adjustment method for the simplified subband affine projection algorithm (Simplified SAP; SSAP) in a subband structure based on a polyphase decomposition technique. The proposed method provides an optimal step size derived to minimize the mean square deviation(MSD) at the time of updating the coefficients of the subband adaptive filter. Application of the proposed optimal step size in the SSAP algorithm using colored input signals ensures fast convergence speed and small steady-state error. The results of computer simulations performed using AR(2) signals and real voices as input signals prove the validity of the proposed optimal step size for the SSAP algorithm. Also, the simulation results show that the proposed algorithm has a faster convergence rate and good steady-state error compared to the existing other adaptive algorithms.

키워드 : 적응 필터, 인접투사 알고리즘, 가변 스텝사이즈, 부밴드 구조

Keywords : Adaptive filtering, Affine projection algorithm, Variable step size, Subband structure

Received 6 August 2021, Revised 3 September 2021, Accepted 13 September 2021

* Corresponding Author Hun Choi(E-mail:hchoi@deu.ac.kr, Tel:+82-51-890-1673)

Professor, Department of Electronic Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2021.25.11.1545>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

© This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서론

지난 수십년 동안 적응 필터링 알고리즘은 시스템 식별, 채널 등화, 반향 제거, 능동 잡음제거 등의 많은 응용 분야에서 사용되었다[1]. 적응 알고리즘 중 LMS(least mean square) 및 NLMS(normalized LMS)는 통계적 경사(stochastic gradient)형 알고리즘을 대표하며 구조적 단순함과 안정성으로 가장 널리 사용된다. 그러나 이들 알고리즘은 적응 필터의 길이가 길거나 입력신호가 음성신호와 같이 상관도가 높은 유색신호(colored signals)일 때 수렴속도(convergence rate)가 느려지는 단점이 있다 [2]. 유색 입력신호 환경에서 적응 알고리즘의 느린 수렴성능을 개선하기 위한 시도로 AP 알고리즘은 입력신호가 생성하는 인접 부평면(affine subspace)으로의 투사(projection)를 통해 사전 백색화(pre-whitening)함으로써 입력신호 전력에 따른 경사잡음증폭의 영향과 입력신호 상관도에 의한 영향을 줄일 수 있어 적응 필터의 수렴성능을 개선할 수 있다[3]. 또 다른 접근 방법으로 적응 필터를 부밴드 구조로 구현하는 부밴드 적응 필터링(subband adaptive filtering; SAF) 기법이 발표되었다 [4,5]. SAF에서는 입력신호를 M개의 부밴드 신호로 분해함으로써 각 부밴드 입력신호의 고유치 분포를 감소시킬 수 있으므로 적응 알고리즘의 수렴속도를 개선할 수 있다. [4]의 부밴드 적응 필터링 구조에서 다위상 분해(polyphase decomposition)와 노블아이덴티티(noble identity)를 적용을 통해 긴 길이의 적응 필터를 각 부밴드별로 작은 길이의 부필터로 분해함으로써 수렴속도 개선과 더불어 하드웨어 효율을 높일 수 있음을 보였다. 근래에 적응 알고리즘의 수렴 성능 개선과 하드웨어 구현의 효율을 높이기 위해 AP 알고리즘과 부밴드 구조의 장점을 결합한 부밴드 AP(Subband AP; SAP) 알고리즘이 발표되었다[6,7]. [6]에서는 부밴드 구조에서 SAP 알고리즘의 투사차원에 해당하는 다위상 분해를 통해 단순화된 부밴드 인접투사 알고리즘(Simplified SAP; SSAP)을 제안하였으며, AP 알고리즘의 최대 단점인 역행렬 연산을 피할 수 있음을 보였다.

이러한 다양한 적응 필터링 알고리즘에서 적응 필터 계수를 갱신에 사용되는 스텝사이즈(step size)의 선택은 수렴속도와 정상상태오차 사이의 절충 문제에 해당한다. 큰 값의 스텝사이즈를 선택하면 빠른 수렴속도를 갖게 되지만 정상상태오차(steadystate errors)가 증가하

게 된다. 반면 작은 값의 스텝사이즈의 선택은 수렴 속도가 느려지지만 정상상태오차가 줄어들게 된다. 이러한 수렴속도와 정상상태오차 사이의 절충 문제를 극복하기 위해 수렴 정도에 따라 스텝사이즈를 조정하는 다양한 방법이 제안되었다[8-10].

최근 부밴드 구조에서 적응 필터의 평균자승편차(mean square deviation; MSD)를 최소화하는 최적의 스텝사이즈 조정 방법이 제안되었다[11,12]. 이들 알고리즘에서는 적응 필터의 계수 갱신 시점에서 MSD를 최소화하는 최적의 스텝사이즈를 사용함으로써 빠른 수렴속도와 정상상태오차를 줄일 수 있었다.

본 논문에서는 SAP 알고리즘의 효과적인 구현이 가능한 SSAP 알고리즘[6]을 위한 스텝사이즈 조정 방법을 제안한다. 제안한 방법에서는 다위상 분해된 적응 부필터의 MSD를 최소화하는 최적의 스텝사이즈를 수식적으로 유도하고, 실제 구현을 위해 매 적응 부필터의 계수를 갱신할 때 반복적 계산 방법을 통해 최적 스텝사이즈를 구하는 방법을 제시한다. AR(2) 입력신호와 실제 음성을 이용한 컴퓨터 모의실험을 통해 유도한 최적 스텝사이즈의 유효성을 확인하고 제안하는 방법의 우수한 수렴성능을 확인한다.

II. Simplified SAP 알고리즘

그림 1은 직교 분해 필터(Orthogonal Analysis Filter; OAF)를 사용하는 M-부밴드 구조의 적응시스템 식별 모델[4]이다. 여기에서 부밴드 인접투사(Subband Affine Projection) 알고리즘은 다음과 같다[6,7].

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu \mathbf{X}(k) [\mathbf{X}^T(k) \mathbf{X}(k)]^{-1} \boldsymbol{\epsilon}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{X}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{00}(k) & \mathbf{X}_{10}(k) & \cdots & \mathbf{X}_{(M-1)0}(k) \\ \mathbf{X}_{01}(k) & \mathbf{X}_{11}(k) & \cdots & \mathbf{X}_{(M-1)1}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{X}_{0(M-1)}(k) & \mathbf{X}_{1(M-1)}(k) & \cdots & \mathbf{X}_{(M-1)(M-1)}(k) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}(k) = [\boldsymbol{\epsilon}_0^T(k), \boldsymbol{\epsilon}_1^T(k), \dots, \boldsymbol{\epsilon}_{M-1}^T(k)]^T \quad (3)$$

여기서 M은 부밴드 수, P는 투사 차원이다.

적응필터 $\mathbf{w}(k)$ 는 M개의 다위상 성분으로 분해된 N_s ($N_s = N/M$) 길이를 갖는 적응 부필터 $\mathbf{w}_i(k)$ 에 의해

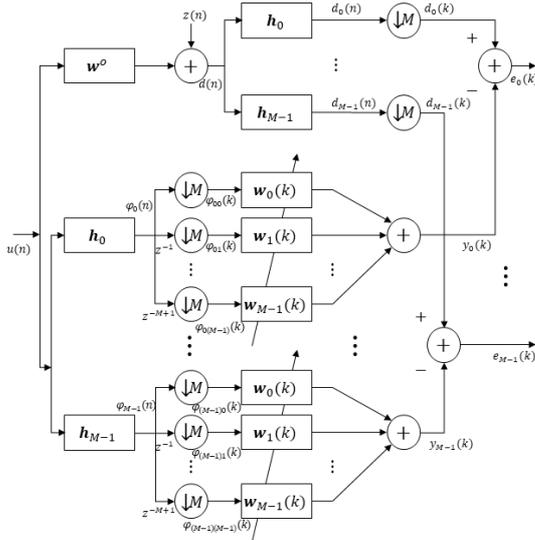


Fig. 1 Adaptive system identification model in subband structure[4]

$\mathbf{w}(k) = [\mathbf{w}_0^T(k) \ \mathbf{w}_1^T(k), \dots, \mathbf{w}_{M-1}^T(k)]^T$ 와 같이 표현된다. 입력데이터 행렬 $\mathbf{X}(k)$ 는 부밴드 분해된 입력신호의 다위상 성분인 $\mathbf{X}_{ij}(k) = [\phi_{ij}(k), \phi_{ij}(k-1), \dots, \phi_{ij}(k-P_s+1)]$ 로 구성($P_s = P/M$)되는 $N_s M \times P_s M$ 행렬이며, $\phi_{ij}(k)$ 는 $N_s \times 1$ 벡터로서 $\phi_{ij}(k) = [\phi_{ij}(k), \phi_{ij}(k-1), \dots, \phi_{ij}(k-N_s+1)]^T$ 이다. 그리고 $\boldsymbol{\epsilon}_i(k) = [e_i(k), e_i(k-1), \dots, e_i(k-P_s+1)]^T$ 이다.

최대 다위상 분해($M=P$)되었을 때, 투사차원이 $P_s = 1$ 이므로 $MN_s \times MP_s$ 크기의 $\mathbf{X}(k)$ 는 $MN_s \times M$ 크기의 $\boldsymbol{\Phi}_s(k)$ 가 되며, 식 (1)의 SAP 알고리즘은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{w}_s(k+1) = \mathbf{w}_s(k) + \mu \boldsymbol{\Phi}_s(k) [\boldsymbol{\Phi}_s^T(k) \boldsymbol{\Phi}_s(k)]^{-1} \boldsymbol{\epsilon}_s(k) \quad (4)$$

$$\boldsymbol{\Phi}_s(k) = \begin{bmatrix} \phi_{00}(k) & \phi_{10}(k) & \dots & \phi_{(M-1)0}(k) \\ \phi_{01}(k) & \phi_{11}(k) & \dots & \phi_{(M-1)1}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{0(M-1)}(k) & \phi_{1(M-1)}(k) & \dots & \phi_{(M-1)(M-1)}(k) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_s(k) = [e_0(k), e_1(k), \dots, e_{M-1}(k)]^T \quad (6)$$

입력신호가 OAF에 의해 충분히 분해되었다고 가정하면, 서로 다른 부밴드 필터에 의해 분해된 입력 신호

벡터 $\phi_{ij}(k)$ 와 $\phi_{mn}(k)$ 는 $i \neq m$ 에 대해 확률적으로 직교(stochastically orthogonal)인 백색 가우시안 랜덤 프로세스(white Gaussian random process)로 평균과 분산은 각각 0와 δ^{2ij} 이다. 이때 다위상 분해된 부밴드 입력신호의 분산은 $\sigma_{ij}^2 = \sigma_{ik}^2 \approx \sigma_i^2$ 이다. 식 (4)에서 $[\boldsymbol{\Phi}_s^T(k) \boldsymbol{\Phi}_s(k)]$ 의 기댓값을 고려해보면 다음과 같이 $E\{\boldsymbol{\Phi}_s^T(k) \boldsymbol{\Phi}_s(k)\} = \text{tr}\{E\{\boldsymbol{\Phi}_s(k) \boldsymbol{\Phi}_s^T(k)\}\} = \text{tr}(\mathbf{R}_{\boldsymbol{\Phi}_s})$ 이다. 이때 상관행렬 $\mathbf{R}_{\boldsymbol{\Phi}_s} = E\{\boldsymbol{\Phi}_s(k) \boldsymbol{\Phi}_s^T(k)\}$ 는 주대각 성분(diagonal elements)을 제외한 나머지 성분들은 모두 0으로 근사화되므로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{R}_{\boldsymbol{\Phi}_s}(k) \approx \begin{bmatrix} r_0(k) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & r_1 & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & r_{(M-1)} \end{bmatrix} \quad (7)$$

여기서 $r_i(k) = \sum_{j=0}^{M-1} \text{tr}\{E\{\phi_{ij}(k) \phi_{ij}^T(k)\}\}$ 이다.

따라서 식 (4)는 역행렬 연산이 요구되지 않는 근사화 버전인 SSAP 알고리즘으로 표현할 수 있다[6].

$$\mathbf{w}_s(k+1) = \mathbf{w}_s(k) + \mu \boldsymbol{\Phi}_s(k) \boldsymbol{\Lambda}_s^{-1}(k) \boldsymbol{\epsilon}_s(k) \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\Lambda}_s(k) = \begin{bmatrix} g_0(k) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & g_1(k) & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & g_{M-1}(k) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_s(k) = [e_0(k), e_1(k), \dots, e_{M-1}(k)]^T = \boldsymbol{\Phi}_s^T(k) \mathbf{w}^o(k) + \mathbf{z}_s(k) - \boldsymbol{\Phi}_s^T(k) \mathbf{w}_s(k) \quad (10)$$

여기서 $g_i(k) = \sum_{j=0}^{M-1} \phi_{ij}^T(k) \phi_{ij}(k)$ 이며, $\mathbf{w}^o = [\mathbf{w}_0^o \ \mathbf{w}_1^o, \dots, \mathbf{w}_{M-1}^o]^T$ 로서 그림 1의 M -부밴드 구조에서 미지 시스템(unknown system)의 계수 벡터인 \mathbf{w}^o 의 다위상 성분 표현이다. 그리고 $\mathbf{z}_s(k)$ 는 평균이 0이며 분산이 σ_z^2 인 관측 잡음(observation noise)의 부밴드 분해 성분들로 구성되는 $M \times 1$ 벡터로서 $\mathbf{z}_s(k) = [z_0(k), z_1(k), \dots, z_{M-1}(k)]^T$ 이다.

III. SSAP를 위한 최적 가변 스텝사이즈

식 (8)로부터 계수오차벡터 $\mathbf{v}_s(k) = \mathbf{w}_s^o - \mathbf{w}_s(k)$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{v}_s(k+1) = (\mathbf{I}_N - \mu \mathbf{A}(k)) \mathbf{v}_s(k) - \mu \boldsymbol{\Phi}_s(k) \boldsymbol{\Lambda}_s^{-1}(k) \mathbf{z}_s(k) \quad (11)$$

여기서 \mathbf{I}_N 는 $N \times N$ 크기의 항등 행렬(Identity matrix)이며, $\mathbf{A}_s(k) = \boldsymbol{\Phi}_s(k) \boldsymbol{\Lambda}_s^{-1}(k) \boldsymbol{\Phi}_s^T(k)$ 는 $N \times N$ 크기의 헤르미션 행렬(Hermitian matrix)이다.

MSD는 $E\{\mathbf{v}_s^T(k) \mathbf{v}_s(k)\} = \text{tr}(\mathbf{K}(k))$ 와 같이 정의되며, 이때 $\mathbf{K}(k) = E\{\mathbf{v}_s(k) \mathbf{v}_s^T(k)\}$ 이다. 적응필터 계수 $\mathbf{v}_s(k)$ 와 관측잡음 $\mathbf{z}_s(k)$ 사이의 상관도를 무시할 수 있다면 $\mathbf{K}(k+1)$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다[11].

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{F}(k) \mathbf{K}(k) \mathbf{F}^T(k) + \mu^2 E\{\boldsymbol{\Phi}_s(k) \boldsymbol{\Lambda}_s^{-1}(k) \mathbf{z}_s(k) \mathbf{z}_s^T(k) \boldsymbol{\Lambda}_s^{-1}(k) \boldsymbol{\Phi}_s^T(k)\} \quad (12)$$

여기서 $\mathbf{F}(k) = \mathbf{I}_N - \mu \mathbf{A}_s(k)$ 이다.

식 (12)의 우변 두 번째 항에서 관측잡음 $\mathbf{z}_s(k)$ 는 부밴드 입력신호 $\boldsymbol{\Phi}_s(k)$ 와 상관성이 없다(uncorrelated)면 $\text{tr}\{E\{\mathbf{z}_s(k) \mathbf{z}_s^T(k)\}\} = \sigma_z^2$ 이며, $\boldsymbol{\Lambda}_s^{-1}(k)$ 와 $\boldsymbol{\Phi}_s(k)$ 사이의 상관성을 부밴드 수 M 이 증가할수록 무시할 수 있으므로 다음과 같이 표현할 수 있다[7].

$$E\{\boldsymbol{\Phi}_s(k) \boldsymbol{\Lambda}_s^{-1}(k) \mathbf{z}_s(k) \mathbf{z}_s^T(k) \boldsymbol{\Lambda}_s^{-1}(k) \boldsymbol{\Phi}_s^T(k)\} \approx \sigma_z^2 E\{\boldsymbol{\Phi}_s(k) E\{\boldsymbol{\Lambda}_s^{-1}(k) \boldsymbol{\Lambda}_s^{-1}(k)\} \boldsymbol{\Phi}_s^T(k)\} \quad (13)$$

위의 결과와 식 (12)의 양변에 대각합(trace)을 취함으로써 MSD를 다음을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{tr}(\mathbf{K}(k+1)) &= \text{tr}(\mathbf{F}^T(k) \mathbf{F}(k) \mathbf{K}(k)) \\ &\quad + \mu^2 \sigma_z^2 \sum_{i=0}^{M-1} \frac{1}{\sum_{j=0}^{M-1} \|\boldsymbol{\Phi}_{ij}(k)\|^2} \\ &= \text{tr}(\mathbf{F}^T(k) \mathbf{F}(k) \mathbf{K}(k)) \\ &\quad + \mu^2 \sigma_z^2 \sum_{i=0}^{M-1} \frac{1}{\|\boldsymbol{\Phi}_i(k)\|^2} \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 $\boldsymbol{\Phi}_i(k) = [\phi_{i0}^T(k), \phi_{i1}^T(k), \dots, \phi_{iM-1}^T(k)]^T$.

식 (14)의 우변 첫 번째 항인 $\text{tr}(\mathbf{F}^T(k) \mathbf{F}(k) \mathbf{K}(k))$ 는

다음과 같은 경계(boundary)를 갖는다[13].

$$\begin{aligned} \text{tr}(\mathbf{F}^T(k) \mathbf{F}(k) \mathbf{K}(k)) &= \text{tr}(\mathbf{K}(k) + (-2\mu + \mu^2) \mathbf{A}_s(k) \mathbf{K}(k)) \\ &\leq \text{tr}(\mathbf{K}(k)) + (-2\mu + \mu^2) \lambda_{\min}(\mathbf{K}(k)) \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 $\lambda_{\min}(\mathbf{K}(k))$ 는 $\mathbf{K}(k)$ 의 최소 고유값으로서 $\lambda_{\min}(\mathbf{K}(k))$ 는 $\text{tr}(\mathbf{K}(k))/N$ 보다 작기 때문에 양의 상수 $\beta \geq 1$ 를 사용하여 $\lambda_{\min}(\mathbf{K}(k)) \approx \text{tr}(\mathbf{K}(k))/\beta N$ 와 같이 근사화된다. 따라서 식 (15)로부터 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\text{tr}(\mathbf{K}(k+1)) \leq \text{tr}(\mathbf{K}(k)) + \left\{ (-2\mu + \mu^2) \frac{\text{tr}(\mathbf{K}(k))}{\beta N} + \mu^2 \sigma_z^2 \sum_{i=0}^{M-1} \frac{1}{\|\boldsymbol{\Phi}_i(k)\|^2} \right\} \quad (16)$$

μ 에 대한 $\text{tr}(\mathbf{K}(k+1))$ 의 상한값(upper bound value)을 최소화함으로써, 적응 필터 갱신시점 k 에서 다음과 같이 최적의 스텝사이즈를 찾을 수 있다.

$$\mu^o(k) = \frac{\text{tr}(\mathbf{K}(k))/\beta N}{\text{tr}(\mathbf{K}(k))/\beta N + \sigma_z^2 \sum_{i=0}^{M-1} \frac{1}{\|\boldsymbol{\Phi}_i(k)\|^2}} \quad (17)$$

IV. 컴퓨터 모의실험

제안한 알고리즘의 성능을 확인하기 위해서 그림 1의 시스템 식별 모델을 고려한 컴퓨터 모의실험을 수행한다. 미지시스템은 방(room)에서 측정된 반향 경로를 길이 $N=1024$ 로 잘라서 사용하였다. 부밴드 분해에 사용한 OAF는 Pseudo-QMF 필터뱅크[6]로서 원형필터(prototype filter)를 설계하여 주파수영역에서 여현 변조(cosine modulation)에 의한 이동 특성을 이용하여 설계하여 사용하였다. 분해 및 합성 필터의 길이는 $M=4, 8$ 에 대해 각각 $L=64, 128$ 이다. 입력신호는 $G(z) = 1/(1 - 0.1z^{-1} - 0.8z^{-2})$ 의 전달함수를 갖는 IIR 필터에 평균이 0인 백색 가우시안 잡음을 통과시켜 얻는 AR(2) 프로세서와 실제 음성신호를 사용하였다.

Table. 1 Parameters used in each algorithm

NLMS	AP	SSAP	proposed
$\mu_{\text{NLMS}} = 0.05$	$\mu_{\text{AP}} = 1.0 \& 0.1,$ $P_{\text{AP}} = 2$	$\mu_{\text{SSAP}} = 0.02,$ $M = 8$	$M = 8, \beta = 1,$ $\text{tr}(\mathbf{K}(0)) = 100$

컴퓨터 모의실험에서 사용한 AR(2) 입력신호는 특정 부밴드에서 에너지 분포가 높은 협대역(narrow band) 유색신호이다. 관측 잡음(observation noise)으로 원하는 신호(desired signals) $d(n)$ 에 $SNR = 30 [dB]$ 인 백색 잡음을 부가하였다.

그림 2는 AR(2) 입력에 대해 NLMS, AP, SSAP와 제안한 알고리즘의 수렴속도와 정상상태오차 성능을 비교하기 위해 $10\log_{10}(E\{v_s^T(k)v_s(k)\}/\|w_s\|^2)$ 로 정의되는 정규화 평균자승편차(normalized MSD; NMSD)를 확인한 결과이다. 실험결과는 독립적인 입력신호에 대해 50회 이상의 반복 실험에 대한 앙상블 평균(ensemble average)이다. NLMS, AP, SSAP($M=8$) 알고리즘에서 사용한 파라미터는 표 1에 제시하였다. NMSD 결과에서 제안한 방법은 큰 스텝사이즈($\mu_{AP} = 1.0$)와 $P_{AP} = 2$ 의 투자차원을 갖는 AP 알고리즘과 비슷한 빠른 수렴속도와 다른 알고리즘에 비해 낮은 정상상태오차를 갖는 것을 확인할 수 있다.

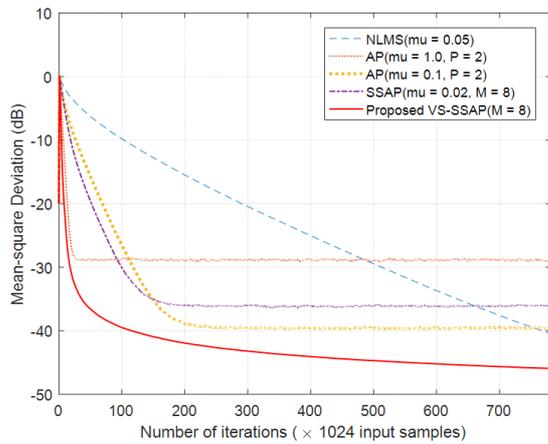


Fig. 2 NMSD learning curves of NLMS, AP[3], SSAP[6] and the proposed VS-SSAP algorithm for AR(2) input signal

그림 3은 제안한 VS-SSAP의 가변 스텝사이즈의 변화를 보이고 있다. 적응필터가 수렴됨에 따라 스텝사이즈가 점차 감소하므로 그림 2의 결과와 같이 제안한 VS-SSAP 알고리즘은 낮은 정상상태오차를 갖게 된다.

그림 4는 실제 음성신호를 입력으로 사용했을 때 각 알고리즘의 NMSD를 비교한 결과이다. 입력으로 사용한 실제 음성신호는 그림 2에서 사용한 AR(2) 입력에 비해 상관도가 높으며, 신호의 전력변화가 크다. 결과에

서 제안한 VS-SSAPP 알고리즘은 실제 음성입력에 대해 다른 알고리즘에 비해 우수한 수렴성능을 보이고 있다.

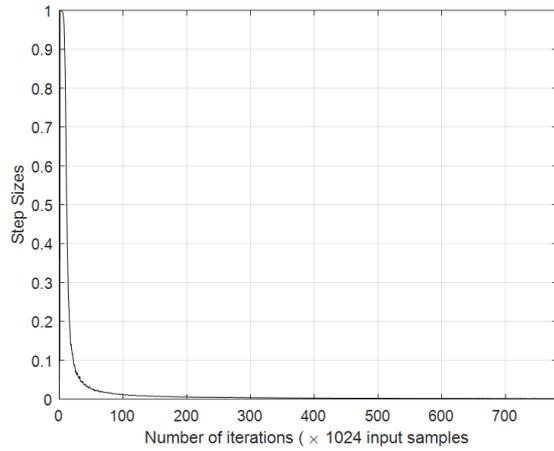


Fig. 3 Change of step size in the proposed VS-SSAP algorithm for AR(2) input signal

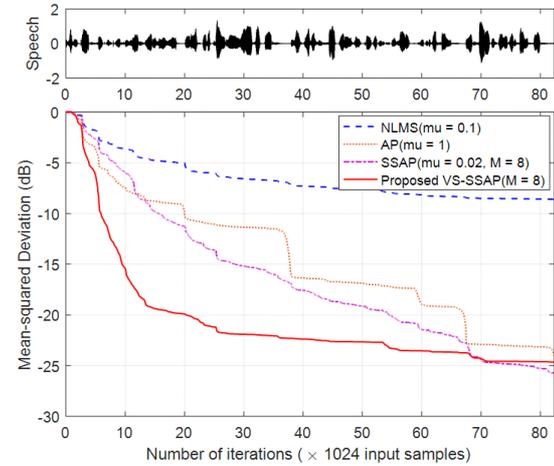


Fig. 4 NMSD learning curves of NLMS, AP[3], SSAP[6] and the proposed VS-SSAP algorithm for real speech excitation

V. 결론

SSAP 적응 필터를 위한 스텝사이즈 조정 방법을 제안한다. 제안한 가변 스텝사이즈는 SSAP 적응 필터의 계수 갱신 시점에서 MSD를 최소화 하도록 유도된 최적 스텝사이즈이다. 제안하는 최적 가변 스텝사이즈를 사

용하는 SSAP 적응 필터는 상관도가 높은 유색입력 신호에 강점을 보이는 SAP 알고리즘에 비해 빠른 수렴속도와 낮은 정상상태오차 성능을 보장한다. 컴퓨터 모의 실험 결과로부터 제안한 최적 가변 스텝사이즈의 유효성과 우수한 수렴성능을 확인하였다.

References

- [1] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 4th Ed., NJ:Prentice-Hall, 2002.
- [2] L. Shi, H. Zhao, X. Zeng, and Y. Yu, "Variable step-size widely linear complex-valued NLMS algorithm and its performance analysis," *Signal Processing*, vol. 165, pp. 1-6, Jun. 2019.
- [3] K. Ozeki, "Affine Projection Algorithm. In: Theory of Affine Projection Algorithms for Adaptive Filtering," *Mathematics for Industry*, Tokyo: Springer, vol. 22, 2016.
- [4] S. S. Pradhan and V. U. Reddy, "A new approach to subband adaptive filtering," *IEEE Transaction. on Signal Processing*, vol. 45, no. 3, pp. 655-664, Mar. 1999.
- [5] K. A. Lee, W. S. Gan, and S. M. Kuo, *Subband Adaptive Filtering: Theory and Implementation*, Hoboken, NJ: Wiley, 2009.
- [6] H. Choi and H. D. Bae, "Subband Affine Projection Algorithm for Acoustic Echo Cancellation System," *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2007, pp. 1-11, Dec. 2006.
- [7] H. Choi and H. D. Bae, "Convergence Behavior Analysis of The Maximally Polyphase Decomposed SAP Adaptive Filter," *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, vol. 49, no. 6, pp. 163-174, Jun. 2009.
- [8] P. Wen and J. Zhang, "A novel variable step-size normalized subband adaptive filter based on mixed error cost function," *Signal Processing*, vol. 138, pp. 48-52, Sep. 2017.
- [9] N. J. Bershad and J. C. M. Bermudez, "A switched variable step size NLMS adaptive filter," *Digital Signal Processing*, vol. 101, Jun. 2020.
- [10] L. Shi, H. Zhao, and Y. Zakharov, "Generalized variable step size continuous mixed p-norm adaptive filtering algorithm," *IEEE Transaction on Circuits and Systems II Express Briefs*, vol. 66, no. 6, pp. 1078-1082, Jun. 2019.
- [11] T. Park, M. Lee, and P. Park, "Scheduled-Stepsize Subband Adaptive Filter algorithm with Implemental Consideration," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 199025-199033, Oct. 2020.
- [12] L. Shi and H. Zhao, "A Normalized Subband Adaptive Filter with Combined Regularization Parameter," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 52, no. 24, pp. 158-162, Dec. 2019.
- [13] J. Lasserre, "A trace inequality for matrix product," *IEEE Transaction on Automatic Control*, vol. 40, no. 8, pp. 1500-1501, Aug. 1995.



허경용(Gyeongyong Heo)

1994년 연세대학교 전자공학과 공학사
 1996년 연세대학교 전자공학과 공학석사
 2009년 University of Florida 컴퓨터공학과 공학박사
 2012년 ~ 현재 동의대학교 전자공학과 부교수
 ※관심분야: 인공지능, 패턴인식, IoT 시스템



최훈(Hun Choi)

1996년 충북대학교 전자공학과 공학사
 2001년 충북대학교 전자공학과 공학석사
 2006년 충북대학교 전자공학과 공학박사
 2006년 ~ 2008년 한국표준과학연구원 Post Doc.
 2008년 ~ 현재 동의대학교 전자공학과 교수
 ※관심분야: 적응신호처리, 계측신호처리, 디지털신호처리 응용