

논문 2009-46SP-1-14

# 가변 적응상수와 파이프라인 변환을 이용한 부밴드 인접투사 적응필터

(Subband Affine Projection Adaptive Filter using Variable Step Size  
and Pipeline Transform)

최 훈\*, 하 홍 곤\*\*, 배 현 덕\*\*\*

(Hun Choi, Hong-Gon Ha, and Hyeon-Deok Bae)

## 요 약

본 논문에서는 가변 스텝사이즈를 사용하는 SAP 적응필터의 구현을 위한 파이프라인 구조를 적용한 새로운 알고리즘을 제안한다. 제안 기법에서는 SAP 적응필터를 부밴드로 충분히 분해함으로써 단순화된 SAP 적응필터를 유도할 수 있으며, 적응 부필터들의 계수들을 역행렬 연산 없이 간단한 식으로 갱신할 수 있다. 단순화된 SAP 적응 필터의 수렴속도와 정상상태오차는 가변스텝사이즈를 사용함으로써 개선한다. 실제 구현을 위해 단순화된 SAP 적응필터는 파이프라인 기법을 사용하여 변환된다.

## Abstract

In this paper, we suggest a new technique which employ the pipelined architecture for the implementation of the SAP adaptive filter using variable step size. According as SAP adaptive filter is sufficiently decomposed, a simplified SAP adaptive filter can be derived, and the weights of adaptive sub-filters can be updated by a simple formular without a matrix inversion. The convergence speed and the steady state error of the simplified SAP adaptive filter are improved by using variable step size. For practical implementation, the simplified SAP adaptive sub-filters are transformed by the pipeline technique.

**Keywords :** subband filtering, affine projection, adaptive filter, variable step size, pipelining

## I. 서 론

디지털신호처리(Digital Signal Processing : DSP)에서 특히 이동통신과 같은 빠른 처리속도가 필요한 알고리즘 개발에서 엔지니어들은 좋은 성능과 구현의 유연

성(flexibility)이라는 두 가지 중요한 부분을 동시에 고려해야 한다. 보통 이들 두 가지 요구사항 사이에는 불일치(mismatch)가 존재하여 알고리즘 개발과 개발된 알고리즘의 최종 구현까지 긴 기간이 필요하게 된다. 그러므로 하드웨어 효율과 구현에서의 유연성에 기반한 DSP 알고리즘 개발과 설계에 관심이 집중되고 있다. 많은 적응 알고리즘 중 인접투사 (Affine Projection : AP) 알고리즘은 빠른 수렴속도와 비교적 작은 계산량으로 인해 많은 연구가 진행되어 왔다<sup>[1~4]</sup>. AP 알고리즘은 P차원 데이터에 의해 생성 (span)되는 부공간(subspace)에서의 투사를 통해 입력신호의 상관도를 사전 백색화 함으로서 적응필터의 수렴속도를 향상시킨다

\* 평생회원, 동의대학교 전자공학과, IT융합부품연구소  
(Dept. of Electronic Eng., Dong-Eui University,  
Convergence of IT Devices Institute)

\*\* 정회원, 동의대학교 전자공학과  
(Dept. of Electronic Eng., Dong-Eui University)

\*\*\* 평생회원, 충북대학교 전기공학과  
(Dept. of Electrical Eng., Chungbuk Nat'l.  
University)

접수일자: 2008년7월17일, 수정완료일: 2008년10월10일

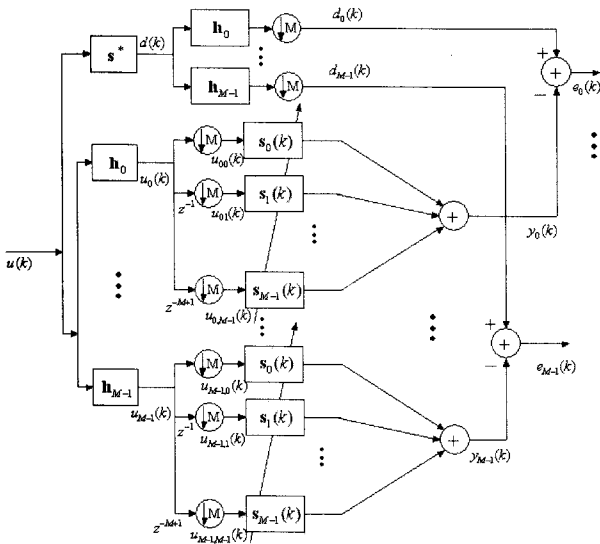


그림 1. M-부밴드 적응 시스템 식별 블록도  
 Fig. 1. The block diagram of the M-Subband adaptive system identification.

[5]. 그러나 AP알고리즘에서는 적응필터의 계수갱신을 위해 역행렬 연산이 요구되므로 많은 계산량이 발생하며 이는 실제 하드웨어 구현관점에서는 단점이 된다. 또한 입력신호의 상관도가 매우 높거나 긴 길이의 적응필터가 요구되는 응용에서는 AP 적응필터의 수렴성능은 저하된다. 최근 AP 알고리즘의 역행렬 연산 문제를 해결하기 위해 새로운 부밴드 AP (Subband AP : SAP) 알고리즘이 제안되었다<sup>[4]</sup>. SAP 알고리즘은 다위상 분해(polyphase decomposition)와 노블 아이덴티티(noble identity) 기법을 적용한 최대로 슈아진 적응 부필터(maximal decimated adaptive sub-filters)를 사용하는 부밴드 구조<sup>[6]</sup>에 기반을 두고 있다. AP알고리즘을 포함하는 경사형 적응 알고리즘에서는 수렴성능 향상을 위해 가변스텝사이즈(variable step size)의 사용이 가능하다<sup>[7~8]</sup>. 즉 적응필터의 적응 초기에 큰 스텝사이즈를 사용하여 빠르게 적응시키고 적응필터가 수렴함에 따라 점점 작은 스텝사이즈를 사용하여 정상상태오차를 줄일 수 있다<sup>[7]</sup>. 그러나 이처럼 적응필터의 수렴상태에 따라 스텝사이즈를 조정하여 적응필터의 수렴성능을 향상시키는 가변 스텝사이즈 기법은 적응필터의 계수를 갱신할 때 벡터(vector)형태의 입력을 사용하는 LMS(Least Mean Square)형 적응필터에는 적합하지만 행렬형태의 입력을 사용하는 AP 적응필터에 직접 적용하기에는 어려움이 있다.

본 논문에서는 가변 스텝사이즈를 사용하여 SAP 알고리즘의 수렴속도를 향상시키고 이를 구현하기 위해

파이프라이닝 기법을 적용한 새로운 알고리즘을 제안한다. 제안한 방법에서 [4]의 SAP 알고리즘은 충분히 분해함에 따라 NLMS(Normalized LMS) 알고리즘 형태로 단순화되며 가변 스텝사이즈 기법을 적용함으로써 SAP 적응필터의 수렴속도를 향상시킬 수 있다. 또한 이러한 단순화된 SAP 알고리즘을 파이프라인 변환함으로써 간단한 하드웨어 구현이 가능하도록 한다.

## II. Simplified SAP

그림 1은 다위상 분해와 노블아이덴티티(noble identity)를 적용한 부밴드 적응 시스템 식별 모델을 나타내고 있다<sup>[6]</sup>. 그림 1에서 입력신호와 원하는 신호

(desired signal)는  $u(k) = \sum_{l=1}^P a_l u(k-l) + f(k)$ 와

$d(k) = s^* T u(k) + r(k)$ 로 각각 표현할 수 있다.  $s^*$ 는 미지 시스템(unknown system)이고  $r(k)$ 는 측정잡음으로서 평균이 0이고 분산이  $\sigma_r^2$ 인 랜덤신호이다. 입력신호  $u(k)$ 는 P차 AR (autoregressive) 프로세서이고  $f(k)$ 는 분산이  $\sigma_f^2$ 인 백색 프로세스(white process)이다. 직교분해필터  $h_0 \dots h_{M-1}$ 를 사용하면 입력신호  $u(k)$ 와 원하는 신호  $d(k)$ 는 각각  $u_m(k) = h_m^T u(k)$ 와  $d_m(k) = h_m^T d(k)$ (여기서  $u(k) = [u(k) u(k-1) \dots u(k-P+1)]^T$ ,  $d(k) = [d(k) d(k-1) \dots d(k-P+1)]^T$ )로 정의되는 새로운 부밴드 신호들로 분해된다. 그림 1에서 ( $\downarrow M$ )는 M 샘플률(sample rate)에 의한 데시메이션을 의미한다. 데시메이션된 신호  $u_{mn}(k) = u_k(Mk-n)$ 는 부밴드 신호  $u_m(k)$ 의 다위상 성분들이다. 부밴드 입력들의 다위상 성분 벡터는  $u_{mn}(k) = [u_{mn}(k) u_{mn}(k-1) \dots u_{mn}(k-P+1)]^T$ 로 표현될 수 있다. 아래첨자인 mn는 부밴드 분해된 다위상 인덱스(index)이고  $P_s$ 는 부밴드 분해된 AR 프로세서의 차수이며 동시에 각 부밴드에서 투사의 차수이다. 적응 부필터  $s_m(k)$ 는 각 부밴드에서 원하는 신호  $d_m(k)$ 를 추정하게 된다. M-부밴드 구조에서 적응필터는 다음과 같이 다위상 성분의 항들로 표현될 수 있다.

$$S(z) = S_0(z^M) + z^{-1} S_1(z^M) + \dots + z^{-i} S_i(z^M) \quad (1)$$

그리고 위의 적응필터 계수갱신식은 다음과 같이 주

어진다<sup>[8]</sup>.

$$\mathbf{S}(k+1) = \mathbf{S}(k) + \mu \mathbf{X}(k) \Phi^{-1}(k) \mathbf{E}(k) \quad (2)$$

여기서

$$\mathbf{S}(k) = [s_0^T(k) \ s_1^T(k) \ \dots \ s_{M-1}^T(k)]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{X}(k) = \begin{bmatrix} U_{00}(k) & U_{10}(k) & \dots & U_{(M-1)0}(k) \\ U_{01}(k) & U_{11}(k) & \dots & U_{(M-1)1}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ U_{0(M-1)}(k) & U_{1(M-1)}(k) & \dots & U_{(M-1)(M-1)}(k) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$U_{mn}(k) = [u_{mn}(k) \ u_{mn}(k-1) \ \dots \ u_{mn}(k-P_s)] \quad (5)$$

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} A_0(k) & 0 & \dots & 0 \\ 0(k) & A_1(k) & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & A_{(M-1)}(k) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$A_m(k) = \sum_{n=0}^{M-1} U_{mn}^T(k) U_{mn}(k) \quad (7)$$

$$\mathbf{E}(k) = \begin{bmatrix} e_0(k) \\ e_1(k) \\ \vdots \\ e_{M-1}(k) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$e_m(k) = d_m(k) - \sum_{n=0}^{M-1} U_{mn}^T(k) s_n(k) \quad (9)$$

전밴드 (full band) AP에서 AR( $P$ ) 입력신호의 상관도 제거를 위해  $P$ 의 투사차원을 사용할 때 SAP에서는 더 낮은 차수의 투사차원으로도 상관도 제거가 가능하다. 즉,  $P_s < P$ 이다. 이는 입력신호가 부밴드 분해에 의해 사전 백색화(pre-whitenig)되어 부밴드 입력의 스펙트럼 동적 영역 (spectral dynamic range)이 감소되기 때문이다. 그리고 부밴드 적응필터의 길이는 다위상 분해와 노블 아이덴티티에 의해  $N_s = N/M$ 로 감소한다. AP 적응필터의 수렴속도를 좌우하는 투사차원은 입력 상관도뿐만 아니라 적응필터 길이에 의존한다. 전밴드 구조에서는 긴 길이의 적응필터를 위해 높은 투사차원이 요구되는 반면 제안한 부밴드 구조에서는 적응필터의 길이가 감소하므로 낮은 차수의 투사차원으로도 충분하다. 그러므로 SAP 알고리즘은  $P$ 차원 전밴드 AP를  $P$  부밴드로 분해함으로써 간단한 형태로 만들 수 있다. 부밴드 분해함에 따라 짧아진 적응 부필터를 위한 투사차원은  $P_s \approx P/M$ 이 된다. 결과적으로 전밴드 AP 알고리즘의 입력 데이터 행렬의 크기가  $N \times P$ 일 때, 부밴드 수가  $M$ 인 SAP 알고리즘의 데이터 행렬의

크기는  $N_s \times P_s = N/M \times P/M$ 과 같이 될 수 있다. 따라서  $P$ 차원 전밴드 AP 알고리즘을 투사차원과 같은 수의 부밴드( $M=P$ )로 분해할 경우, SAP 알고리즘의 데이터 행렬의 크기는  $N/M \times P/M|_{M=P} = N/P \times 1$ 이 된다. 이럴 경우 데이터 행렬은 데이터 벡터가 되므로 각 부밴드에서의 계수갱신에 역행렬 연산이 요구되지 않는다. 그러므로 각 부밴드에서의 계수 갱신식은 NLMS의 경우와 유사한 형태를 가진다.

$P=2$ 일 때  $M=2$  부밴드 분해를 통해 SAP 알고리즘을 위한 투사차원은  $P_s = 1$ 이 되며 식 (2)로부터 각각의 적응 부필터는 다음과 같이 간단한 형태로 쓸 수 있다.

$$s_0(k+1) = s_0(k) + \mu \left[ \frac{u_{00}(k)e_0(k)}{\sigma_{u_0}^2(k)} + \frac{u_{10}(k)e_1(k)}{\sigma_{u_1}^2(k)} \right] \quad (10)$$

$$s_1(k+1) = s_1(k) + \mu \left[ \frac{u_{01}(k)e_0(k)}{\sigma_{u_0}^2(k)} + \frac{u_{11}(k)e_1(k)}{\sigma_{u_1}^2(k)} \right] \quad (11)$$

여기서  $\sigma_{u_m}^2(k)$ 는 각 부밴드에서 입력신호의 분산이다. 이와 같이 간단화된 SAP를 SSAP (Simplified SAP)라 한다.

### III. Simplified SAP using Variable Step Size

여기에 SAP에서 스텝사이즈를 조정하기 위해서 [8]의 결과를 수정하여 사용한다. 식 (2)의 계수갱신식으로부터  $\tilde{\mathbf{S}}(k) = \mathbf{S}^* - \mathbf{S}(k)$ 로 정의되는 계수오차벡터에 대한 MSD (Mean Squared Deviation)을 살펴보면 MSD는 다음을 만족한다.

$$\begin{aligned} E\{\|\tilde{\mathbf{S}}(k+1)\|^2\} &= E\{\|\tilde{\mathbf{S}}(k)\|^2\} \\ &= \mu^2 E\{\mathbf{E}^T(k) \Phi^{-1}(k) \mathbf{E}(k)\} \\ &\quad - 2\mu E\{\mathbf{E}^T(k) \Phi^{-1}(k) \mathbf{U}^T(k) \tilde{\mathbf{S}}(k)\} \\ &\equiv -\Delta(\mu) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \Delta(\mu) &= -\mu^2 E\{\mathbf{E}^T(k) \Phi^{-1}(k) \mathbf{E}(k)\} \\ &\quad + 2\mu E\{\mathbf{E}^T(k) \Phi^{-1}(k) \mathbf{U}^T(k) \tilde{\mathbf{S}}(k)\} \end{aligned} \quad (13)$$

식 (13)은 2차형식의  $\mu$ 에 대한 함수이므로 MSD는  $\mu$ 의 최대값에서 최소가 된다. 이 결과로부터 인덱스 (index)  $n$ 에서 최적의 스텝사이즈는 다음과 같이 주어진다.

$$\mu^* = \frac{E\{\mathbf{E}^T(k) \Phi^{-1}(k) \mathbf{U}^T(k) \tilde{\mathbf{S}}(k)\}}{E\{\mathbf{E}^T(k) \Phi^{-1}(k) \mathbf{E}(k)\}} \quad (14)$$

식 (2)에서 측정잡음(measurement noise)이 포함된 오차벡터를 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{E}(k) &= \mathbf{U}^T(k)\mathbf{S}^* - \mathbf{U}^T(k)\mathbf{S}(n) + \mathbf{z}(k) \\ &= \mathbf{U}^T(k)\tilde{\mathbf{S}}(n) + \mathbf{z}(k) \end{aligned} \quad (15)$$

여기서  $\mathbf{z}(k)$ 는 분산이  $\sigma_z^2$ 인 백색 가우시안 (white Gaussian) 측정잡음이다. 입력 데이터 행렬  $\mathbf{U}(k)$ 은  $\mathbf{z}(k)$ 와 통계적으로 독립이라 가정하고 과거 잡음에 대한  $\tilde{\mathbf{S}}(k)$ 의 의존성을 무시한다면  $E\{\mathbf{E}^T(k)\Phi^{-1}(k)\mathbf{E}(k)\}$ 는 [8]의 결과를 사용하여 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{E}^T(k)\Phi^{-1}(k)\mathbf{E}(k)\} &= E\{\tilde{\mathbf{S}}^T(k)\mathbf{U}(k) + \mathbf{z}^T(k)\}\Phi^{-1}(k)[\mathbf{U}^T(k)\tilde{\mathbf{S}}(k) + \mathbf{z}(k)] \\ &= E\{\|\tilde{\mathbf{S}}^T(k)\|_{\Sigma}^2\} + \sigma_z^2 Tr\{E\{\Phi^{-1}(k)\}\} \end{aligned} \quad (16)$$

여기서  $E\{\|\tilde{\mathbf{S}}^T(k)\|_{\Sigma}^2\} = E\{\tilde{\mathbf{S}}^T(k)\mathbf{U}(k)\Phi^{-1}(k)\mathbf{U}^T(k)\tilde{\mathbf{S}}(k)\}$ . 식 (16)으로부터 식 (14)는 다음과 같이 근사된다.

$$\mu^*(k) = \frac{E\{\|\tilde{\mathbf{S}}(k)\|_{\Sigma}^2\}}{E\{\|\tilde{\mathbf{S}}(k)\|_{\Sigma}^2\} + \sigma_z^2 Tr\{E\{\Phi^{-1}(k)\}\}} \quad (17)$$

$\mathbf{p}(k) \equiv \mathbf{U}(k)\Phi^{-1}(k)\mathbf{U}^T(k)\tilde{\mathbf{S}}^T(k)$ 라 하면,

$$\|\mathbf{p}(k)\|^2 = \mathbf{S}^T(k)\mathbf{U}(k)\Phi^{-1}(k)\mathbf{U}^T(k)\mathbf{U}(k)\Phi^{-1}(k)\mathbf{U}^T(k)\tilde{\mathbf{S}}(k) \quad (18)$$

식 (6)으로부터

$$E\{\|\mathbf{p}(k)\|^2\} \approx E\{\mathbf{S}^T(k)\mathbf{U}(k)\Phi^{-1}(k)\mathbf{U}^T(k)\tilde{\mathbf{S}}(k)\} \quad (19)$$

기대값(expectation) 대신에 시간평균으로 추정된  $\|\hat{\mathbf{p}}(k)\|^2$ 를 사용하면 식 (17)은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mu^*(k) = \frac{\|\hat{\mathbf{p}}(k)\|^2}{\|\hat{\mathbf{p}}(k)\|^2 + \sigma_z^2 Tr\{E\{\Phi^{-1}(k)\}\}} \quad (20)$$

여기서  $\hat{\mathbf{p}}(k) = \alpha\hat{\mathbf{p}}(k-1) + (1-\alpha)\mathbf{U}(k)\Phi^{-1}(k)\mathbf{E}(k)$ .

식 (2)와 식 (20)을 조합하여 가변 스텝사이즈를 사용하는 SAP 알고리즘을 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{S}(k+1) = \mathbf{S}(k) + \mu(k)\mathbf{X}(k)\Phi^{-1}(k)\mathbf{E}(k) \quad (21)$$

$$\mu(k) = \mu_{\max} \frac{\|\hat{\mathbf{p}}(k)\|^2}{\|\hat{\mathbf{p}}(k)\|^2 + C} \quad (22)$$

여기서  $\mu_{\max}$ 는 적응필터가 적응 초기단계에서 가장 빠른 수렴속도를 갖도록 하는 스텝사이즈의 가장 큰 값이다.  $C$ 는  $\sigma_z^2 Tr\{E\{\Phi^{-1}(k)\}\}$ 와 관련된 양의 상수로서

$(MP_s)/SNR$ (SNR : Signal Noise Ratio)로 근사될 수 있다<sup>[8]</sup>.

#### IV. Pipelined VSSAP

앞의 절에서 유도된 식 (21)과 식 (22)의 가변 스텝사이즈 SSAP는 식 (10), 식(11)과 같이 간단한 형태로 볼 수 있다. 가변스텝사이즈 SSAP의 계수갱신은 1차 반복식 형태이므로 파이프라이닝(pipelining)에 의해 쉽게 실현될 수 있다. 식 (21)에  $K$ -단 look-ahead<sup>[9~10]</sup>를 적용하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{S}(k+1) &= \mathbf{S}(k-K+1) \\ &+ \mu(k) \sum_{i=0}^{K-1} \mathbf{U}(k-K+i+1)\Phi^{-1}(k-K+i+1) \\ &\cdot \mathbf{E}(k-K+i+1) \end{aligned} \quad (23)$$

식 (23)에서 파이프라인 변환된 SSAP는 식 (21)의 SSAP가 갖는 입출력 특성을 그대로 유지한다. 그러나 하드웨어 구현을 위한 관점에서 식 (23)은 하드웨어 비용이 증가하는 문제가 있다. 이를 해결하기 위해 [11]의

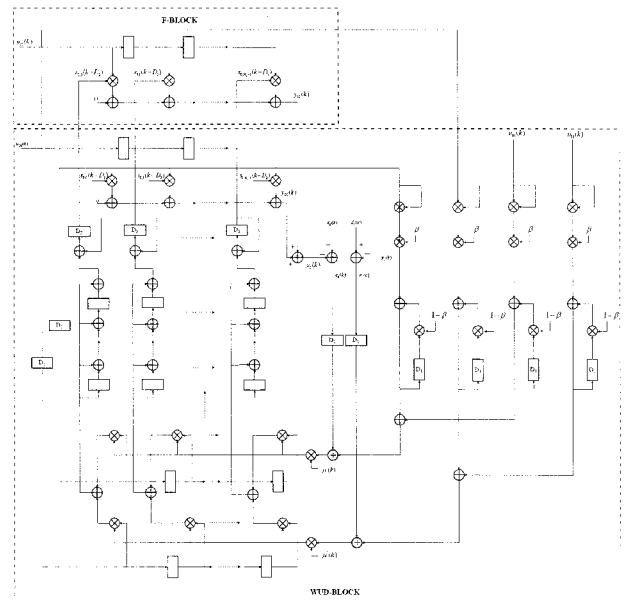


그림 2. 2-부밴드 적응 시스템 식별 모델에서 제안한 가변 스텝사이즈를 이용하는 파이프라인 변환된 SSAP 적응 부필터 계수  $s_0(k)$ 의 갱신을 위한 D2-단 파이프라인 구조

Fig. 2. The D2-stage pipelined structure for updating coefficients of the proposed Pipelined SSAP using variable step size in the two-subband adaptive system identification model ( $P_s = 1, M = 2$ ).

relaxed look-ahead 방법을 적용하면 식 (23)은 다음과 같이 다시 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathcal{S}(k+1) &= \mathcal{S}(k-D_2+1) \\ &+ \mu'(n) \sum_{i=0}^{LA-1} \mathbf{U}(k-D_1+i+1) \Phi^{-1}(k-D_1+i+1) \\ &\cdot \mathbf{E}(k-D_1+i+1) \end{aligned} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{E}(k) &= \mathbf{D}(k) - \mathbf{U}^T(k) \mathcal{S}(k) \\ &= \mathbf{D}(k) - \mathbf{U}^T(k) [\mathcal{S}(k-D_2) \\ &+ \mu'(k) \sum_{i=0}^{L-1} \mathbf{U}^T(k-D_1+i) \Phi^{-1}(k) \mathbf{E}(k-D_1+i)] \\ &\cong \mathbf{D}(k) - \mathbf{U}^T(k) \mathcal{S}(k-D_1+1) \end{aligned} \quad (25)$$

여기서  $LA \ll K$ ,  $\mu'(k) = \frac{\mu(k)}{LA}$  이고  $D_1$ 과  $D_2$ 는 각각 relaxation look-ahead 기법에서 사용되는 지연 파라미터이다.

식 (24)의 결과로부터  $M=2$ 이고  $P=2$ 인 식 (10)과 식(11)은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} s_0(k+1) &= s_0(k-D_2+1) \\ &+ \mu'(n) \sum_{i=0}^{LA-1} \left( \frac{u_{00}(k-D_1+i+1)e_0(k-D_1+i+1)}{\sigma_{u_0}^2(k)} \right) \\ &+ \mu'(n) \sum_{i=0}^{LA-1} \left( \frac{u_{10}(k-D_1+i+1)e_1(k-D_1+i+1)}{\sigma_{u_1}^2(k)} \right) \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} s_1(k+1) &= s_1(k-D_2+1) \\ &+ \mu'(n) \sum_{i=0}^{LA-1} \left( \frac{u_{01}(k-D_1+i+1)e_0(k-D_1+i+1)}{\sigma_{u_0}^2(k)} \right) \\ &+ \mu'(n) \sum_{i=0}^{LA-1} \left( \frac{u_{11}(k-D_1+i+1)e_1(k-D_1+i+1)}{\sigma_{u_1}^2(k)} \right) \end{aligned} \quad (27)$$

가변스텝사이즈 SSAP에 파이프라이닝 기법을 도입한 식(26)과 식(27)을 PIPVSSAP(Piplined Variable step-size SSAP)이라 부른다. 부밴드 입력신호의 전력인  $\sigma_{u_i}^2(k)$ 는 하드웨어 증가를 줄이기 위해 다음과 같이 반복적으로 구한 추정입력 전력으로 대체한다.

$$\sigma_{u_i}^2(k) = (1-\beta)\sigma_{u_i}^2(k+D_1+i+1) + \beta u_i^2(k+D_1+i+1) \quad (28)$$

여기서  $0 < \beta < 1$ 인 상수. 이와 같은 파이프라이닝과정을 거친 식(26), 식(27)과 같은 계수 갱신을 위한 PIPVSSAP 파이프라인 구조는 그림.2와 같다.

## V. 실험

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해서 음향반향제거 시나리오에서 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 미지 시스템은 16 탭( $N=16$ )을 갖는 이동평균시스템(moving average system)으로 모델링하여 사용하였다. 실험에서 신호의 부밴드 분해를 위해 여현변조필터뱅크(cosine modulated filter bank; CMFB)를 사용하였다. 입력신호의 효과적인 부밴드 분해를 위해 분해필터의 길이는 부밴드 수  $M$ 이 증가함에 따라 길게 사용하였다.  $M=2$

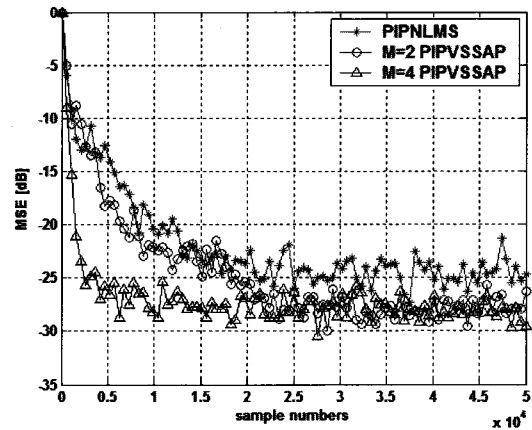


그림 3. 가변 스텝사이즈를 사용하는 제안한 Pipelined SSAP와 Pipelined NLMS의 MSE

Fig. 3. MSE curves of the proposed Pipelined SSAP with variable step-size (PIPVSSAP) and Pipelined NLMS (PIPNLMS) [input :  $AR(4)$  with  $SNR=30dB$ ,  $N=16$ ,  $D_1=8$ ,  $D_2=4$ ,  $LA=2$ ,  $C_{M=2}=1 \times 10^{-7}$ ,  $C_{M=4}=1 \times 10^{-4}$ ].

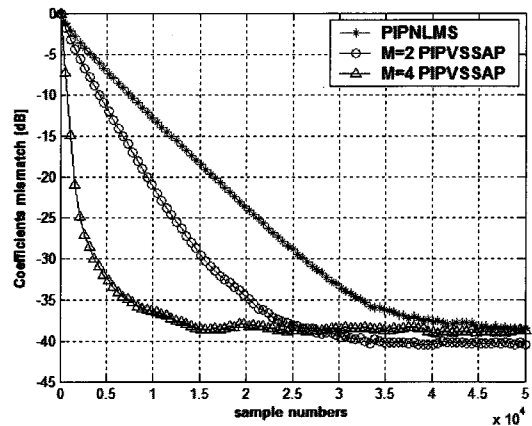


그림 4. 제안한 PIPVSSAP와 PIPNLMS에 의해 추정된 시스템의 계수조정오차

Fig. 4. Coefficients mismatch of estimated system by the proposed PIPVSSAP and PIPNLMS.

와 4에 대해 CMFB 원형필터(prototype filter)의 길이는  $N=32$ 과 64이다. 입력신호는 AR(4) 프로세서로 계수는  $a = [1 \ 0.999 \ 0.99 \ 0.995 \ 0.9]^T$ 를 사용하였다. 모델링 잡음신호  $f(k)$ 는 평균이 0이고 분산이 1인 백색 가우시안 랜덤 프로세서이다. 추정잡음  $r(k)$ 를 원하는 신호  $d(k)$ 에  $SNR=30dB$ 가 되도록 부가하였다. 그림 3과 그림 4는 각각 AR(4) 입력에 대해 제안한 방법과 파이프라인 변환된 NLMS의 MSE (Mean Square Error)과 계수조정오차(system misalignment)를 비교한 결과이다. 제안한 방법에서 스텝사이즈 조절에 사용되는 파라미터  $C$ 는 각각  $M=2, 4$ 에 대해  $C=1.0 \times 10^{-7}$ ,  $C=1.0 \times 10^{-4}$ 를 사용하였다. 결과로부터 제안한 방법의 성능은 수렴속도 뿐만 아니라 정상상태오차에서도 우수한 성능을 보인다.

## VI. 결 론

본 논문에서는 부밴드 인접투사 알고리즘의 구현을 위해 파이프라인 변환과 가변 스텝사이즈 기법이 적용된 새로운 부밴드 인접투사 알고리즘을 제안한다. 제안한 파이프라인 PIPVSSAP 알고리즘은 적응필터의 수렴정도에 따라 스텝사이즈를 가변함으로써 빠른 수렴속도와 작은 정상상태오차를 갖는다. 또한 파이프라인 변환된 제안방법은 하드웨어 구현이 간단해지는 장점이 있다. 결과로부터 제안한 방법은 높은 상관도의 입력신호를 사용하는 적응 신호처리 응용분야에 적합함을 알 수 있다.

## 참 고 문 헌

[1] K. Ozeki and T. Umeda, "An adaptive filtering algorithm using an orthogonal projection to an affine subspace and its properties," *Electron. Comm. Jpn.*, vol. 67-A, no. 5, pp. 19-27, 1984.

[2] S. G. Sakaran and A. A. Beex, "Convergence behavior of the affine projection algorithm," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 48, no. 4, pp. 1086-1097, April 2000.

[3] S. Makino, K. Strauss, S. Shimauchi, Y. Haneda, and A. Nakagawa, "Subband stereo echo canceller using the projection algorithm with convergence to the true echo path," *IEEE Proc. ICASSP 1997*, vol. 1, pp. 299-302, Apr. 1997.

[4] H. Choi, S. W. Han, and H. D. Bae, "Subband

adaptive filtering with maximal decimation using an affine projection algorithm," *IEICE Trans. Comm.*, vol. E89-B, no. 5, pp. 1447-1485, May 2006.

[5] S. J. M. Almeida, J. C. M. Bermudez, N. J. Bershad, and M. H. Costa, "A statistical analysis of the affine projection algorithm for unity step size and autoregressive inputs," *IEEE Trans. Circuits and Systems-I*, vol. 52, no. 7, pp. 1394-1405, Jul. 2005.

[6] S. S. Pradhan and V. U. Reddy, "A new approach to subband adaptive filtering," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 45, no. 3, pp. 655-664, Mar. 1999.

[7] R. H. Kwong and E. W. Johnstone, "A variable step size LMS algorithm," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 40, no. 7, pp. 1633-1642, Jul. 1992.

[8] H. C. Shin and A. H. Sayed, "Variable step-size NLMS and affine projection algorithm," *IEEE Signal Proc. Lett.*, vol. 11, no. 2, pp. 132-135, Feb. 2004.

[9] K. K. Parhi and D. G. Messerschmitt, "Concurrent architecture for two dimensional recursive digital filtering," *IEEE Trans. Circuits and Systems*, vol. 36, pp. 813-829, June 1989.

[10] K. K. Parhi, "Algorithm transform for concurrent processors," *IEEE Proc.*, vol. 77, pp. 1879-1895, Dec. 1989.

[11] N. R. Shanbhag and K. K. Parhi, "Relaxed look-ahead pipelined LMS adaptive filters and their application to ADPCM coder," *IEEE Trans. Circuits and Systems-II*, vol. 40, pp. 753-766, Dec. 1993.

저 자 소 개



최 훈(평생회원)  
 1996년 충북대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 1995년~1998년 LG반도체  
 2001년 충북대학교 전자공학과  
 석사 졸업.  
 2006년 충북대학교 전자공학과  
 박사 졸업.

2008년~현재 동의대학교 전자공학과 전임강사  
 <주관심분야 : 적응신호처리, 멀티레이트 신호처  
 리, 음향 신호처리, 신호처리 알고리즘 실현>



배 현 덕(평생회원)  
 1977년 한양대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 1980년 서울대학교 전자공학과  
 석사 졸업.  
 1992년 서울대학교 전자공학과  
 박사 졸업.

1987년 3월~현재 충북대학교 전기전자컴퓨터  
 공학부 교수  
 <주관심분야 : 적응신호처리, 멀티레이트 신호처  
 리, 음향 신호처리, 신호처리 알고리즘 실현>



하 흥 곤(정회원)  
 1972년 동아대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 1977년 동아대학교 전자공학과  
 석사 졸업.  
 1984년 중앙대학교 전기공학과  
 박사 졸업.

1985년~현재 동의대학교 전자공학과 교수  
 <주관심분야 : 제어이론, 지능형 및 비선형제어>