

가변 스텝사이즈를 이용한 부밴드 인접투사 알고리즘

Subband Affine Projection Algorithm Using Variable Step Size

최 훈*, 배 현 덕**

(Hun Choi*, Hyeon-Deok Bae**)

*한국표준과학연구원, **충북대학교 전기전자컴퓨터공학부

(접수일자: 2006년 11월 1일, 수정일자: 2007년 1월 5일 채택일자: 2007년 1월 24일)

입력신호의 상관도가 높은 신호처리 응용에서 부밴드 인접투사 (Subband Affine Projection: SAP) 알고리즘과 스텝사이즈 조정은 LMS형 (Least Mean Square-type) 알고리즘이 갖는 느린 수렴속도와 큰 정상상태오차를 개선할 수 있는 좋은 해결책이다. 본 논문은 가변 스텝사이즈를 사용하는 부밴드 인접투사 알고리즘을 제안한다. 제안한 방법은 부밴드 구조의 인접투사 알고리즘과 스텝사이즈 조정을 결합함으로써 적은 계산량으로 빠른 수렴속도와 작은 정상상태오차를 얻을 수 있다. 높은 상관도를 갖는 입력신호에 대한 실험을 통해 제안한 방법이 기존 방법에 비해 우수함을 보인다.

핵심용어: 적응 필터, 부밴드 필터링, 인접투사 알고리즘, 가변 스텝사이즈

투고분야: 음향 신호처리 분야 (1.2)

In signal processing applications with highly correlated input signals, subband affine projection algorithm and step size controlling is a good solution for improving the slow convergence rate and large computational complexity of LMS-type algorithms. This paper proposes a subband affine projection algorithm using a variable step size. The proposed method achieves fast convergence rate and small steady-state error with a small computational complexity by combining the SAP and step size controlling in a subband structure. Experimental results on highly correlated input signal show that the proposed method is superior to the conventional methods.

Key words: Adaptive filter, Subband filtering, Affine projection algorithm, Variable step size

ASK subject classification: Acoustic Signal Processing (1.2)

I. 서론

인접투사 (Affine Projection: AP) 알고리즘은 NLMS (Normalized Least Mean Square)의 일반형이며 음성과 같이 상관도가 큰 입력신호에 대해 LMS형 알고리즘이 갖는 느린 수렴속도 문제를 해결할 수 있다는 사실은 잘 알려져 있다 [1, 2]. AP 알고리즘의 수렴속도는 높은 투사차원을 사용함으로써 개선될 수 있다. 그러나 AP 적응필터의 계수 갱신을 위해서 데이터 행렬의 역행렬 연산을 필요로 하며 이러한 행렬은 투사차원에 의존하는 크기를 가지므로 투사차원의 증가는 많은 계산량을 발생시킨다. 또한 높은 투사차원은 AP 적응필터의 정상상태 오차를 증가시킨다 [3, 4]. 따라서 낮은 투사차원을 사용하여 AP 알고리즘의 수렴속도, 계산량, 그리고 정상상

태오차 성능을 개선할 수 있는 방법이 필요하다. Pradhan은 [5]에서 다위상 분해, 노블 아이덴티티, 그리고 임계 데시메이션을 사용하여 전밴드 구조와 동가 (equivalent)인 새로운 부밴드 구조를 제안하였다. Pradhan의 부밴드 구조는 에일리어싱 문제와 추가 계산량 없이 LMS형 알고리즘의 수렴성능을 개선할 수 있다. [6]는 주파수 영역해석을 통해 [5]의 부밴드 구조가 안정적이며 낮은 정상상태오차를 가질 수 있음을 보였다. 이 부밴드 구조에서는 다위상 분해와 노블 아이덴티티의 적용은 각각의 부밴드에서 전밴드 적응필터에 비해 작은 길이의 적응 부필터 (subband adaptive subfilter)를 사용을 가능하게 한다. 또한 신호를 부밴드 분해함으로써 입력신호의 동적 스펙트럼 영역 (dynamic spectral range)은 줄어들어 입력신호의 상관행렬 (corroration matrix)의 고유치 분포 (eigenvalue disparity)가 1에 가깝게 되어 적응필터의 수렴속도는 개선된다. 그러나 Pradhan의 부밴드 구조에서 AP 알고리즘의 사용은 서

책임저자: 배 현 덕 (hdbae@chungbuk.ac.kr)
361-763 충북 청주시 흥덕구 개신동 12번지 충북대학교
전기전자컴퓨터공학부
(전화: 043-261-2474; 팩스: 043-263-2419)

로 다른 부밴드 적응필터 출력간의 교차항의 발생으로 적응필터 계수 갱신식 유도에 어려움이 있다. [7, 8]에서 교차항이 제거된 부밴드 AP (Subband AP: SAP) 알고리즘이 소개되었으며 부밴드 분해 수가 증가함에 따라 적응 부필터 길이와 SAP 알고리즘의 투사차수가 감소할 수 있을 보였다. [8]의 SAP는 기존의 전밴드 AP에 비해 적은 계산량으로 수렴속도를 개선할 수 있다.

LMS형 알고리즘과 AP 알고리즘의 수렴속도와 정상상태오차는 스텝사이즈 (step size)의 크기에 의존하며 스텝사이즈의 크기를 조정함으로써 빠른 수렴속도와 작은 정상상태오차를 얻을 수 있다. 지난 수 십년 동안 LMS형 알고리즘의 스텝사이즈 조정을 위한 다양한 방법과 그 해석이 이루어졌다 [9, 10]. 최근엔 적응필터가 최적상태 (optimal state)로 접근한 정도를 기준으로 AP 알고리즘의 스텝사이즈를 조정하는 방법이 발표되었다 [11].

본 논문에서는 SAP와 가변 스텝사이즈 (variable step size)를 부밴드 인접투사 (VS-SAP) 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘에서는 계수오차벡터를 이용한 가변 스텝사이즈를 유도하여 SAP에서 스텝사이즈 조정이 가능하게 함으로써 빠른 수렴속도와 함께 작은 정상상태오차를 얻을 수 있다. 제안한 VS-SAP 알고리즘은 임계 데사메이션, 다위상 분해, 그리고 노블 아이덴티티를 적용함으로써 계산량이 감소한다. 제안한 VS-SAP의 수렴성능과 계산량은 가변 스텝사이즈를 사용하는 전밴드 AP에 비해 우수하다.

II. 부밴드 인접투사 알고리즘

그림 1은 일반적인 적응 시스템 식별 모델에 다위상 분해와 노블 아이덴티티를 적용하여 재구성한 M-부밴드 적응 시스템 식별 모델이다 [5]. $h_i(n)$ 은 분해필터이며, $x_{ij}(n)$ 은 입력신호의 부밴드 성분이다. 그리고 $(\downarrow M)$ 는 속음과정 울이 M임을 의미한다. 적응필터의 다위상 성분 $S(z) = s_0(z^M) + z^{-1}s_1(z^M) + \dots + z^{M-1}s_{M-1}(z^M)$ 와 같이 표현 될 수 있다 [13]. M-부밴드 구조에서 전 밴드 적응필터의 다위상 성분인 적응 부필터의 계수는 다음과 같은 SAP 알고리즘에 의해 갱신된다 [8].

$$S(n+1) = S(n) + \mu A(n) \Phi^{-1}(n) E(n) \quad (1)$$

$$\text{여기서 } S(n) = [s_0^T(n) \ s_1^T(n) \ \dots \ s_{M-1}^T(n)]^T \quad (2)$$

$$A(n) = \begin{bmatrix} X_{00}(n) & X_{10}(n) & \dots & X_{(M-1)0}(n) \\ X_{01}(n) & X_{11}(n) & \dots & X_{(M-1)1}(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{0(M-1)}(n) & X_{1(M-1)}(n) & \dots & X_{(M-1)(M-1)}(n) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$A(n)$ is $MN \times MP_s$,

$$X_{ij}(n) = [x_{ij}(n) \ x_{ij}(n-1) \ \dots \ x_{ij}(n-P_s+1)], \quad (4)$$

$$x_{ij}(n) = [x_{ij}(n) \ x_{ij}(n-1) \ \dots \ x_{ij}(n-N_s+1)]^T, \quad (5)$$

for $i, j = 0$ or 1

$$\Phi(n) = A^T(n)A(n) \approx \begin{bmatrix} G_0(n) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & G_1(n) & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & G_{M-1}(n) \end{bmatrix}, \quad \Phi(n) \text{ is } MP_s \times MP_s, \quad (6)$$

$$E(n) = \begin{bmatrix} e_0(n) \\ \vdots \\ e_{M-1}(n) \end{bmatrix}, \quad E(n) \text{ is } MP_s \times 1 \text{ vector} \quad (7)$$

여기서 $e_i(n)$ 은 부밴드 분해된 원하는 신호와 입력신호의 차로써 $e_i(n) = d_i(n) - y_i(n)$ 이다.

식 (1)에서 μ 는 스텝사이즈이고 식 (4)와 식 (5)에서 N_s 와 P_s 는 각 부밴드에서 적응 부필터의 길이와 투사차원이다. 부밴드 적응필터 구조에서 각 부밴드의 적응필터 길이 N_s 와 투사차원 P_s 를 전밴드 적응 필터의 길이 N , 투사차원 P 와 비교하였을 때 $N_s = N/M$ 이고 $P_s = P/M$ 의 관계를 갖는다 [7, 8]. 식 (6)에서 $A^T(n)A(n)$ 에 통계적 평균 (expectation)을 취했을 때, 비대각 (off-diagonal) 성분들은 샘플 상호상관 (sample cross-correlation)들의 합으로 구성되므로 샘플 자기상관 (sample auto-correlation)들로 구성되는 대각 (diagonal)

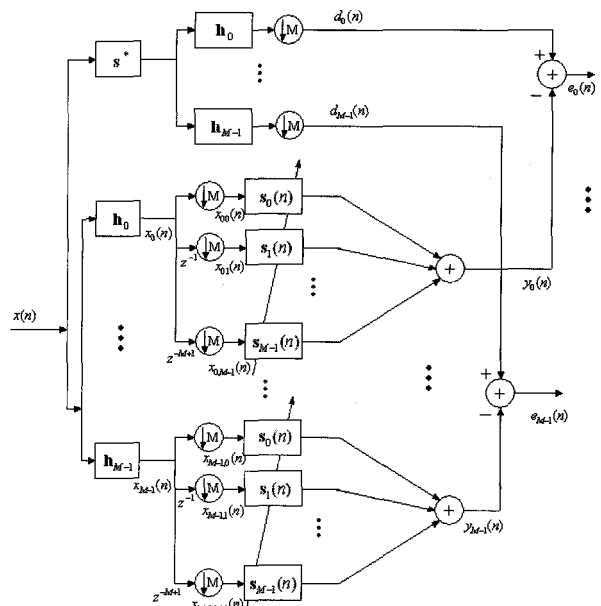


그림 1. M-부밴드 적응필터 시스템 식별 모델
Fig. 1. System identification model for subband adaptive filter for the M band case.

성분에 비해 매우 작은 값을 가지므로 식 (6)과 같은 근사가 가능하다 [12].

$$\begin{aligned} &= E\{[\tilde{S}^T(n)A(n) + z^T(n)]\Phi^{-1}(n)[A^T(n)\tilde{S}(n) + z(n)]\} \\ &= E\{\tilde{S}^T(n)A(n)\Phi^{-1}(n)A^T(n)\tilde{S}(n)\} \\ &= E\{\|\tilde{S}^T(n)\|_E^2\} + \sigma_z^2 \text{Tr}\{E\{\Phi^{-1}(n)\}\} \end{aligned} \quad (12)$$

III. SAP를 위한 스텝사이즈 조정방법

SAP에서 스텝사이즈를 조정하기 위해 최적 계수벡터 S^* 와 적응필터 계수벡터 $S(n)$ 와의 차이 $\tilde{S}(n) = S^* - S(n)$ 로 정의되는 계수오차벡터를 사용하여 식 (1)을 이용, 계수벡터오차의 평균자승편차 (mean square deviation: MSD)를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} &E\{\|\tilde{S}(n+1)\|^2\} - E\{\|\tilde{S}(n)\|^2\} \\ &= \mu^2 E\{E^T(n)\Phi^{-1}(n)E(n)\} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} &- 2\mu E\{E^T(n)\Phi^{-1}(n)A^T(n)\tilde{S}(n)\} \\ &= -\Delta(\mu) \\ \Delta(\mu) &= -\mu^2 E\{E^T(n)\Phi^{-1}(n)E(n)\} \\ &+ 2\mu E\{E^T(n)\Phi^{-1}(n)A^T(n)\tilde{S}(n)\} \end{aligned} \quad (9)$$

식 (9)는 2차 형식의 오목함수 (concave function)이기 때문에 $\Delta(\mu)$ 가 최대가 되도록 하는 μ 를 선택함으로써 MSD를 최소화 할 수 있다. 이러한 결과로부터 시간 n 에서의 최적 스텝사이즈는 식 (9)의 경사 (gradient)를 0으로 함으로써 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\mu^* = \frac{E\{E^T(n)\Phi^{-1}(n)A^T(n)\tilde{S}(n)\}}{E\{E^T(n)\Phi^{-1}(n)E(n)\}} \quad (10)$$

식 (1)에서 측정잡음을 포함하고 있는 오차벡터는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} E(n) &= A^T(n)S^* - A^T(n)S(n) + z(n) \\ &= A^T(n)\tilde{S}(n) + z(n) \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 $z(n)$ 은 분산 σ_z^2 를 갖는 백색 가우시안 (Gaussian) 측정잡음이다. 입력 데이터 행렬 $A(n)$ 이 통계적으로 $z(n)$ 와 독립이고 과거 잡음에 대해 $\tilde{S}(n)$ 의 의존성 (dependency)를 무시할 수 있다고 가정하면 $E\{E^T(n)\Phi^{-1}(n)E(n)\}$ 는 다음과 같이 다시 표현할 수 있다 [11].

$$E\{E^T(n)\Phi^{-1}(n)E(n)\}$$

식 (12)를 이용하여 식 (10)의 최적 스텝사이즈는 다음과 같이 근사화 된다 [11].

$$\mu^*(n) = \frac{E\{\|\tilde{S}(n)\|_E^2\}}{E\{\|\tilde{S}(n)\|_E^2\} + \sigma_z^2 \text{Tr}\{E\{\Phi^{-1}(n)\}\}} \quad (13)$$

여기서

$$E\{\|\tilde{S}(n)\|_E^2\} = E\{\tilde{S}^T(n)A(n)\Phi^{-1}(n)A^T(n)\tilde{S}(n)\} \quad (14)$$

$A(n)\Phi^{-1}(n)A^T(n)$ 이 입력 데이터 행렬이 생성 (span)하는 차역공간 (range space) $R\{A\}$ 로의 투사행렬임을 고려하여 $p(n) \equiv A(n)\Phi^{-1}(n)A^T(n)\tilde{S}(n)$ 로 정의하면 다음 식이 만족된다.

$$\|p(n)\|^2 = \tilde{S}^T(n)A(n)\Phi^{-1}(n)A^T(n)A(n)\Phi^{-1}(n)A^T(n)\tilde{S}(n) \quad (15)$$

식 (6)을 이용하면 식 (15)는 다음과 같이 표현된다.

$$E\{\|p(n)\|^2\} \approx E\{\tilde{S}^T(n)A(n)\Phi^{-1}(n)A^T(n)\tilde{S}(n)\} \quad (16)$$

기대치 (expectation) 대신에 시간 평균치 (time average)로 추정된 $\hat{p}(n)$ 을 사용하여 식 (13)의 최적 스텝사이즈를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\mu^*(n) = \frac{\|\hat{p}(n)\|^2}{\|\hat{p}(n)\|^2 + \sigma_z^2 \text{Tr}\{E\{\Phi^{-1}(n)\}\}} \quad (17)$$

여기서 $\hat{p}(n) = \alpha\hat{p}(n-1) + (1-\alpha)A(n)\Phi^{-1}(n)E(n)$ 로 추정되며, α 는 완화인자 (smoothing factor)로서 $0 \leq \alpha < 1$ 이다 [11].

식 (17)을 사용하여 식 (1)로부터 가변 스텝사이즈를 사용하는 부밴드 인접투사 알고리즘 (VS-SAP)을 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$S(n+1) = S(n) + \mu(n)A(n)\Phi^{-1}(n)E(n) \quad (18)$$

$$\mu(n) = \mu_{\max} \frac{\|\hat{p}(n)\|^2}{\|\hat{p}(n)\|^2 + C} \quad (19)$$

표 1. 계산량 비교

Table 1. Comparison of the computational complexity.

Algorithms	Multiplications/ iterations	Multiplications / iterations for $N=1024, L=64, P=8$
Fullband AP	$P^3/2 + 3NP^2 + NP + N$	54,304
Fullband VS-AP	$P^3/2 + 3NP^2 + (N+3)P + N + 1$	54,317
The proposed VS-SAP	$P^3/(2M^2) + NP^2(M+1)/M^2 + NP(P+M+1)/M^2 + 3(F/M) + 2ML + 1$	$\approx 4,100$
The proposed VS-SAP ($P_s=1$)	$3N + P(2L+5) + 1$	3,605

여기서 C 는 입력신호와 잡음신호의 전력비인 $\sigma_s^2 \mathcal{R}\{E\{\Phi^{-1}(n)\}\}$ 와 관련 있는 양의 정수이며 $(MP_s/N)/SNR$ 로 근사될 수 있다 [11]. 그리고 $\mu(n)$ 은 0와 μ_{max} 사이의 값을 갖으며 제안한 알고리즘의 안정성을 보장하기 위한 스텝사이즈의 크기는 다음과 같은 영역에 있어야 한다 [10, 11].

$$0 < \mu(n) \leq \mu_{max} < 2 \quad (20)$$

제안한 VS-SAP는 식 (17) ~ 식 (19)로 표현되며 적응 필터의 계수 갱신 및 최적 스텝사이즈를 찾는 데 필요한 계산량을 표 1에 나타내었다. 계수 갱신과 스텝사이즈 가변 시 요구되는 역행렬 연산은 standard LU 분해 ($O^3/2$ multiplications [14], 여기서 O 는 정방행렬의 크기이다.)를 사용하여 수행하였다. VS-SAP의 적응 필터 계수 갱신과 최적 스텝사이즈를 찾기 위한 계산량은 적응 필터에 다위상 분해와 노블 아이덴티티를 적용함으로써 전밴드 방법에 비해 감소된다. 알고리즘에 사용되는 각 파라미터가 $N=1024, L=64, M=4, P=8$ 라 가정할 때, 제안한 방법의 계산량은 전밴드 VS-AP 알고리즘에 비해 약 92% 감소하게 된다. 일반적으로 AP 알고리즘은 필터길이 가 긴 음향반향제거나 능동잡음제거 등에 응용되므로 가정한 파라미터 값은 타당하다고 볼 수 있다.

IV. 실험 및 결과고찰

제안한 VS-SAP 알고리즘의 수렴속도와 정상상태오차 성능을 평가하기 위하여 그림 1의 시스템 식별 모델 환경에서 컴퓨터 시뮬레이션을 행하였다. 부밴드 분해를 위해 분해필터로 코사인 변조 필터 (cosine modulated filter banks) [12]를 사용하였고 차단대역과 통과대역의

비가 거의 유사하도록 밴드 수가 증가할수록 긴 길이의 분해필터를 사용한다. 그림 1의 미지 시스템은 임의로 선택된 길이 32인 FIR 필터이고 입력으로 $SNR=30dB$ 인 $K=1, 4$ 차 AR (Auto-regressive processor)를 사용하였는데 각 AR 프로세서의 계수는 $AR(1) = [1 \ 0.9]$, $AR(4) = [1 \ 0.999 \ 0.99 \ 0.995 \ 0.9]$ 이다. VS-AP와 VS-SAP에서 스텝사이즈의 최대값은 1을 사용하였고, 고정 스텝사이즈를 사용하는 전밴드 AP의 경우 $\mu=0.1$ 을 사용하였다. 각각의 실험 결과는 100회 이상의 독립된 입력에 대한 앙상블 평균 (ensemble average)이다. 그림 2는 동일한 투사차원을 갖는 전밴드 AP, 전밴드 VS-AP, 그리고 $M=2$ VS-SAP의 시스템 계수오차 (system misalignment) 성능을 나타낸다. 각 알고리즘에서 투사차원은 $P=P_s=4$ 를 사용하였다. 스텝사이즈 조절을 위해 사용되는 파라미터로 VS-AP와 VS-SAP를 위해 $\alpha=0.99, C=1.0 \times 10^{-4}$ 를 선택하였다. 그림 2 a)는 AR (1) 입력, 그림 2 b)는 AR (4) 입력신호에 대한 결과로서 제안한 VS-SAP의 수렴속도 및 정상상태오차 성능이 기존 방법에 비해 우수함을 알 수 있다.

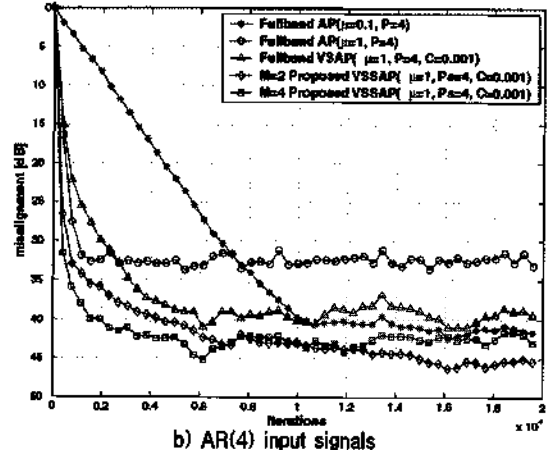
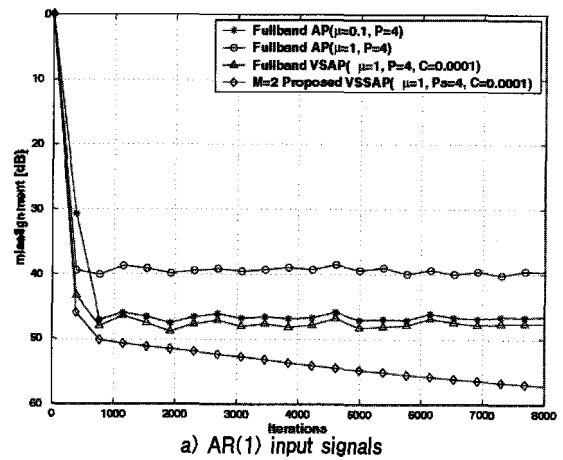


그림 2. 같은 투사차원에 대해 추정된 시스템의 계수오차
Fig. 2. Misalignments of the systems estimated by each algorithm with the same projection order.

그림 3은 밴드 수 M 과 부밴드 투사차원 P_s 에 따른 수렴속도와 정상상태오차 성능을 비교한 결과이다. VS-AP와 VS-SAP의 스텝사이즈 조정을 위해 파라미터는 $\alpha=0.99$, $C=1.0 \times 10^{-4}$ 를 선택하였다. 제안한 VS-SAP에서 부밴드 수가 증가함에 따라 부밴드 투사차원 P_s 는 P/M 로 감소한다. 전밴드 AP와 VS-AP의 투사차원은 $P=4$ 이고, 제안한 VS-SAP의 투사차원은 $M=2, 4$ 에 대해 각각 $P_s=2, 1$ 이다. 그림 3 a)는 AR (1) 입력 그리고 그림 3 (b)는 AR (4) 입력에 대한 결과로서 가변 스텝사이즈를 사용하는 VS-SAP 알고리즘과 VS-AP 알고리즘은 고정 스텝사이즈를 사용하는 AP 알고리즘에 비해 우수한 수렴속도를 보인다. 그림 2와 그림 3의 결과에서 입력신호의 상관도가 클 때 제안한 방법의 수렴성능 개선효과가 보다 잘 나타남을 알 수 있다. 그림 2 (b)에서 제안한 방법은 VS-AP와 동일한 투사차원을 가지므로 수렴속도가 개선되지만 계산량 또한 증가하게 된다. 그러나 그림 3 (b)에서 제안한 방법은 VS-AP에 비해 작은

투사차원 ($P_s < P$)을 사용함에도 불구하고 부밴드 분해에 의한 신호의 백색화 (whitening)효과로 성능 저하는 없으며 VS-AP보다 적은 계산량을 필요로 한다. 따라서 제안한 방법은 기존 방법에 비해 효율적임을 알 수 있다. 또한, 그림 3에서 $M=4$, $P_s=1$ 인 경우 각 부밴드에서 적응필터의 계수 갱신식은 NLMS 알고리즘과 유사한 형태를 갖는다. 즉, 충분한 부밴드 분해 ($M \geq P_s$)를 하게 되면 VS-SAP과 NLMS의 계수 갱신식은 유사한 형태가 된다. 따라서 제안한 VS-SAP는 부밴드 수를 늘림에 따라 감소하는 입력데이터 행렬과 오차벡터의 크기로 계수 갱신 및 스텝사이즈 조정을 위한 계산량은 현저하게 감소하므로 다른 알고리즘에 비해 효율적이다.

V. 결 론

가변 스텝사이즈를 사용하는 부밴드 인접투사 알고리즘을 제안하였다. 제안한 VS-SAP 알고리즘은 기존 방법들과 비교할 때 수렴속도와 정상상태 오차면에서 좋은 성능을 보인다. 부밴드 분해 수가 증가함에 따라 적응필터 차수와 투사차원은 감소하므로 투사차원 만큼 부밴드 분해를 할 경우 VS-SAP는 NLMS와 비교할 만큼 단순한 형태가 된다. 또한 낮은 샘플링 율 (sampling rate)의 사용으로 프로세싱 (processing) 비용을 절감할 수 있다. 그러므로 제안한 방법은 입력의 상관도가 매우 높은 적응 신호처리 응용에서 알고리즘 성능 및 구현 측면에서 매우 좋은 해결책이 될 수 있다. 시뮬레이션 결과에서 제안한 방법의 이론적 결과와 개선된 성능을 확인하였다.

감사의 글

이 논문은 2005년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비지원에 의하여 연구되었음.

참 고 문 헌

1. A. Sayed, *Fundamental of Adaptive Filtering*, (John Wiley & Sons, 2003)
2. K. Ozeki and T. Umeda, "An Adaptive Filtering Algorithm using an Orthogonal Projection to an Affine Subspace and Its

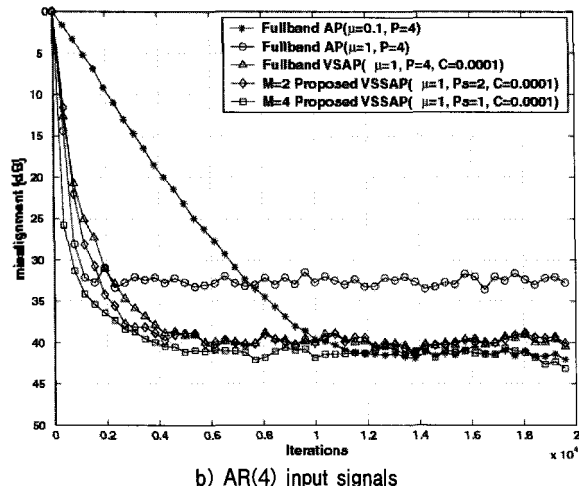
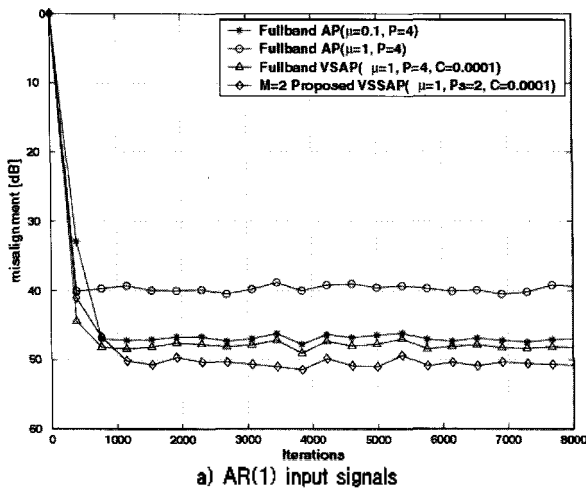


그림 3. 감소한 부밴드 투사차원을 사용하는 VS-SAP의 시스템의 계수오차
Fig. 3. Misalignments of the VS-SAP with the reduced subband projection order.

Properties," *Electron. Comm. Jap.*, 67-A (5) 19-27, 1984.

3. S. G. Sankaran and A. A. Beex, "Convergence behavior of the affine projection algorithm," *IEEE Trans. Signal Proc.*, 48 (4), 1086-1097, Apr. 2000.
4. H. C. Shin and A. H. Sayed, "Mean-square performance of a family of affine projection algorithms," *IEEE Trans. Signal Proc.*, 52 (1), 90-102, Jan. 2004.
5. S. S. Pradhan and V. U. Reddy, "A new approach to subband adaptive filtering," *IEEE Trans. Signal Proc.*, 45 (3), 655-664, Mar. 1999.
6. S. Miyagi and H. Sakai, "Convergence analysis of alias-free subband adaptive filters based on a frequency domain technique," *IEEE Trans. Signal Proc.*, 52 (1), 79-89, Jan. 2004.
7. 최훈, 배현덕, "부밴드 인접투사 알고리즘," *한국음향학회지*, 23 (3), 221-227, 2004년
8. Hun Choi, Sung-Hwan Han, and Hyeon-Deok Bae, "Subband adaptive filtering with maximal decimation using an affine projection algorithm," *IEICE Tran. on Comm.*, 89-B (5) 1-9, May 2006.
9. R. H. Kwong and E. W. Johnstone, "A variable step size LMS algorithm," *IEEE Trans. Signal Proc.*, 40 (7), 1633-1642, Jul. 1992.
10. T. Aboulnasr and K. Mayyas, "A robust variable step-size LMS-type algorithm: Analysis and simulation," *IEEE Trans. Signal Proc.*, 45 (3), 631-639, Mar. 1997.
11. H. C. Shin and A. H. Sayed, "Variable step-size NLMS and affine projection algorithm," *IEEE Signal Proc. Lett.*, 11 (2), 132-135, Feb. 2004.
12. T. K. Moon and W. C. Stirling, *Mathematical methods and algorithms*, (Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 2000)
13. P. P. Vaidyanathan, *Multirate Systems and Filter Banks*, (Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1993)
14. M. Bouchard, "Multichannel affine and fast affine projection algorithms for active noise control and acoustic equalization systems," *IEEE Trans. Speech and Audio Proc.*, 11 (1), 54-60, Jan. 2003.

저자 약력

• 최 훈 (Hun Choi)



1996년 8월: 충북대학교 전자공학과 공학사.
 1995년 11월~1998년 3월: LG 반도체 제품개발실.
 2001년 2월: 충북대학교 전자공학과 석사.
 2006년 8월: 충북대학교 전자공학과 박사.
 2006년 9월~현재: 한국표준과학연구원 Post-Doc.
 ※ 주관심분야: 적응신호처리, 다중신호처리, 통신신호처리

• 배 현 덕 (Hyeon-Deok Bae)



1977년 2월: 한양대학교 전자공학과 공학사.
 1980년 2월: 서울대학교 전자공학과 석사.
 1992년 2월: 서울대학교 전자공학과 박사.
 1994년~1995년: 미국 시리큐스 대학 전기전자공학과 방문교수.
 1987년 3월~현재: 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수.
 ※ 주관심분야: 적응신호처리, 다중신호처리, 웨이블릿 변환의 신호처리 응용