

성긴임펄스 응답 시스템을 위한 부밴드 IPNLMS 적응필터

논문
60-2-30

Subband IPNLMS Adaptive Filter for Sparse Impulse Response Systems

손 상 옥* · 최 훈** · 배 현 덕†
(Sang-Wook Sohn · Hun Choi · Hyeon-Deok Bae)

Abstract - In adaptive filtering, the sparseness of impulse response and input signal characteristics are very important factors of its performance. This paper presents a subband improved proportionate normalized least square (SIPNLMS) algorithm which combines IPNLMS for impulse response sparseness and subband filtering for prewhitening the input signal. As drawing and combining the advantage of conventional approaches, the proposed algorithm, for impulse responses exhibiting high sparseness, achieve improved convergence speed and tracking ability. Simulation results, using colored signal(AR(4)) and speech input signals, show improved performance compared to fullband structure of existing methods.

Key Words : Sparse impulse response, Subband IPNLMS, Adaptive filter

1. 서 론

적응 필터링이 필요한 통신, 음향, 지진 등과 같은 실제 분야에서 시스템의 임펄스 응답은 많은 경우 성긴(sparse) 특성을 보인다. 성긴특성을 가지는 임펄스 응답은 일부분의 계수만 값을 가지며 나머지 대부분의 계수는 영에 가까운 값을 가진다[1][2]. 시스템 식별(system identification), 반향 제거(echo cancellation), 등화(equalization) 등과 같은 적응 신호처리 분야에서 NLMS(normalized least mean square) 알고리즘이 널리 사용되어 왔으나, 시스템의 임펄스 응답이 성긴 경우는 수렴속도가 늦어지는 단점을 보이는 것으로 알려져 있다. 임펄스 응답의 성긴 특성을 고려한 적응 필터 알고리즘으로는 추정된 필터 계수의 크기에 비례하여 각 필터 계수에 독립적으로 스텝사이즈(step size)를 적용하는 PNLMS(proportionate NLMS)가 있다. PNLMS는 성긴 임펄스 응답에 대해 적응 초기에는 매우 빠른 수렴속도를 보이나 이 후에는 수렴속도가 늦어져 전체적인 수렴성은 NLMS와 유사하거나 늦어지는 경우도 있는 것으로 알려져 있다. 그리고 PNLMS는 임펄스 응답이 분산(dispersive) 특성을 가지는 경우는 수렴 속도가 늦어지는 단점이 있다 [3][4]. 이 단점을 보완하기 위해 스텝사이즈의 비례정도를 조정하는 IPNLMS(improved PNLMS)가 제안되었으며, 성긴정도를 제어하는 알고리즘도 발표되었다[5]. 이상과 같은

임펄스 응답의 성긴특성에 따라 적용되는 알고리즘은 모두 LMS기반 알고리즘으로 볼 수 있다. 이 알고리즘들은 통계 경사(stochastic gradient) 기반 알고리즘으로 수렴속도와 추적 성능이 입력신호 자기상관행렬(autocorrelation)의 고유치(eigen value) 분포와 밀접한 관계가 있다. 자기상관행렬 고유치 분포와 같은 입력신호 특성과 무관하게 적응 알고리즘의 성능을 보장하기 위해 부밴드(subband) 적응 필터링이 유용하다[6][7]. 부밴드 적응 필터링에서는 입력신호를 필터뱅크로 전 처리하여 부밴드로 분해함으로써 각 부밴드 신호의 자기상관행렬 고유치 분포를 줄일 수 있다. 고유치 분포가 줄어든 신호에 적응 필터링을 적용하면 수렴속도와 추적 성능에서 향상된 결과를 얻을 수 있다[6][8][9]. 그리고 다 위상 분해(polyphase decomposition) 기법을 적용하면 각 부밴드에서의 부 적응필터(sub adaptive filter)의 성긴성이 증대되어 수렴성의 향상이 가능하다.

본 논문에서는 IPNLMS의 수렴성과 추적성 향상을 위해 부밴드 기법을 적용하는 부밴드 IPNLMS(SIPNLMS : subband IPNLMS) 알고리즘을 제안하고자 한다. 제안하는 알고리즘에서는 다위상 분해와 노블 아이덴티티(noble identity)를 적용한 필터뱅크를 설계하여 사용함으로써 계산량의 추가 없이 IPNLMS의 성능 향상이 가능하다. SIPNLMS 알고리즘 유도를 위해 정의된 비용함수로부터 계수 갱신식을 유도한다. 제안하는 SIPNLMS 알고리즘의 타당성 검증을 위해 AR(4)(4th order auto regressive) 시스템으로 부터 유색화(colored)된 신호를 입력으로 사용하여 시스템 식별 모델에서 수렴속도 성능과 반향경로 변경에 따른 알고리즘의 추적 성능을 평가한다. 이 성능평가 결과를 토대로 실제음성신호를 사용하여 반향제거에 적용하여 수렴성능을 평가한다.

* 정 회 원 : 충북대학교 전기공학과 박사과정
** 준 회 원 : 동의대학교 전자공학과 교수
† 교신저자, 정회원 : 충북대학교 전기공학과 교수
E-mail : hdbae@cbnu.ac.kr
접수일자 : 2010년 10월 20일
최종완료 : 2011년 1월 4일

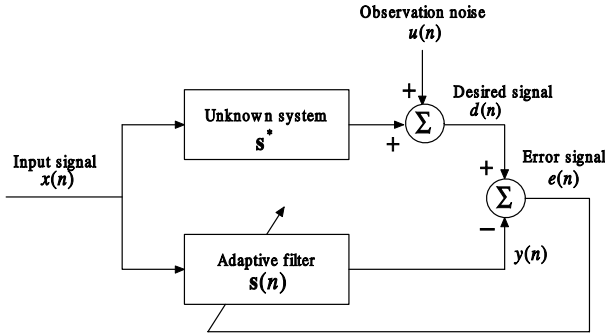


그림 1 적응 시스템 식별 모델
Fig. 1 Adaptive system identification model

2. IPNLMS

그림 1과 같은 적응 시스템 식별 모델에서 NLMS 알고리즘을 사용할 경우 비용함수는 식 (1)과 같고 계수 갱신식은 식 (2)로 정의된다.

$$J(n) = \|s(n+1) - s(n)\|^2 + \lambda [d(n) - x^T(n)s(n+1)] \quad (1)$$

$$s(n+1) = s(n) + \mu \frac{x(n)e(n)}{x^T(n)x(n) + \delta_{NLMS}} \quad (2)$$

식 (2)의 NLMS에서는 모든 계수에 동일한 스텝 사이즈(μ)가 사용된다. 임펄스 응답이 성긴 PNLMS 알고리즘이 유용하며, PNLMS는 각 계수에 대하여 결정된 적응 스텝사이즈가 차등하게 적용되며 이는 대각행렬 G로 나타낼 수 있다. 식(3)는 PNLMS에서 정의되는 계수 갱신식이다[1].

$$s(n+1) = s(n) + \mu \frac{G(n)x(n)e(n)}{x^T(n)G(n)x(n) + \delta_{PNLMS}} \quad (3)$$

G에 의하여 여러 계수들 중 큰 계수에 가중치를 크게 주어 성긴 환경에서 수렴속도를 증가하게 한다. 그렇지만 임펄스 응답이 성긴 특성이 아닐 경우 PNLMS는 NLMS보다 성능이 저하된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 PNLMS의 대각행렬 G를 개선한 IPNLMS가 제안되었다[2]. IPNLMS는 성긴 환경에서는 PNLMS와 NLMS에 비하여 빠른 수렴 속도를 보이며 성긴 환경이 아닌 임펄스 응답이 분산 특성을 보일 경우 NLMS와 유사한 수렴 속도를 보인다. 식 (4)~(6)에 IPNLMS의 계수 갱신식과 대각행렬 K식을 나타내었다.

$$s(n+1) = s(n) + \mu \frac{K(n)x(n)e(n)}{x^T(n)K(n)x(n) + \delta_{PNLMS}} \quad (4)$$

$$K(n) = \text{diag}\{g_0(n), \dots, g_{L-1}(n)\} \quad (5)$$

$$g_l(n) = \frac{1-\alpha}{2L} + (1+\alpha) \frac{|s_l(n)|}{2 \|s(n)\|_1} \quad (6)$$

여기서 $\alpha(-1 \leq \alpha < 1)$ 는 상수, δ_{IPNLMS} 는 조정파라미터이며 L은 적응필터 길이이다. IPNLMS는 식 (6)의 α 에 의해 성능이 결정된다. $\alpha = -1$ 인 경우 NLMS와 같아지며 1에 근접할수록 PNLMS와 유사해진다. 주로 $\alpha = -0.5$, 0에서 가장 좋은 성능이 나타나는 것으로 알려져 있다[2].

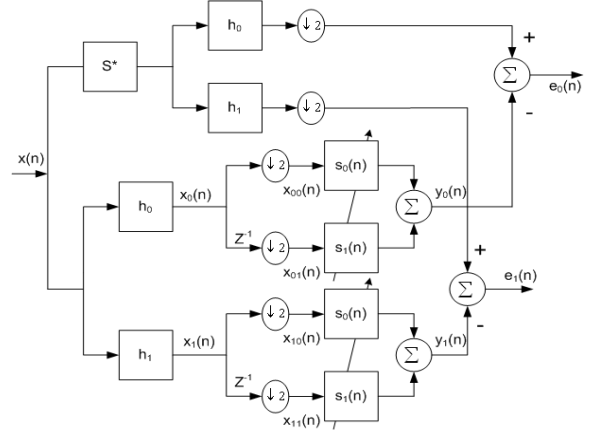


그림 2 부밴드 (M=2) 적응필터 시스템 식별 모델
Fig. 2 System identification model of the subband adaptive filter for the two-band case(M=2)

3. 부밴드 IPNLMS

그림 1의 시스템 식별 모델에서 필터뱅크와 적응필터에 다위상 성분과 노블 아이덴티티 기법을 적용하면 그림 2와 같은 부밴드 적응필터(부밴드 수 $M=2$) 구조를 얻을 수 있다[8][9]. 이 구조에서 h_0 와 h_1 은 분해필터이며 x_0 와 x_1 은 입력신호의 부밴드 성분이며 $x_{ij}(i, j=0,1)$ 의 부밴드 다위상 성분으로 분해된다. $s_i(i=0,1)$ 는 부 적응필터(sub adaptive) s 의 다위상(polyphase) 성분으로 $s(z) = s_0(z^2) + z^{-1}s_1(z^2)$ 와 같이 표현된다. 이 구조에 IPNLMS를 적용하여 부밴드 IPNLMS 알고리즘을 유도하기 위한 비용함수의 최적화 조건을 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} &\text{minimize} \quad \|s_i(n+1) - s_i(n)\|^2 K_i^{-1} \\ &\text{subject to} \quad d_j(n) = \sum_{i=0}^1 X_j^T(n) s_i(n+1), \quad j=0,1 \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 K_i^{-1} 는 각 계수벡터의 스텝사이즈를 조절하는 대각행렬이다. 식 (7)로부터 SIPNLMS 알고리즘을 유도하기 위한 비용함수를 라그랑주 승수(Lagrange multiplier)를 이용 식 (8)과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} J(n) = &\|s_0(n+1) - s_0(n)\|^2 K_0^{-1} + \|s_1(n+1) - s_1(n)\|^2 K_1^{-1} \\ &+ [d_0(n) - x_{00}^T(n)s_0(n+1) - x_{01}^T(n)s_1(n+1)]^T \lambda_0 \\ &+ [d_1(n) - x_{10}^T(n)s_0(n+1) - x_{11}^T(n)s_1(n+1)]^T \lambda_1 \end{aligned} \quad (8)$$

식 (8)의 비용함수는 계수벡터에 대하여 2차 함수이기 때문에 $J(n)$ 를 계수벡터 $s_0(n+1)$ 과 $s_1(n+1)$ 에 대하여 최소화하기 위해 편미분하고 그 결과를 0으로 하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial J(n)}{\partial s_0(n+1)} = K_0^{-1} [2s_0(n+1) - 2s_0(n)] - x_{00}\lambda_0 - x_{01}\lambda_1 = 0 \quad (9)$$

$$\frac{\partial J(n)}{\partial s_1(n+1)} = K_1^{-1} [2s_1(n+1) - 2s_1(n)] - x_{01}\lambda_0 - x_{11}\lambda_1 = 0 \quad (10)$$

식 (9)와 (10)에서 라그랑주 승수 λ_0 와 λ_1 을 구하기 위하여 식 (7)의 조건을 이용하여 각 대역의 출력 신호는 다음과 같이 표현한다.

$$y_0(n) = x_{00}^T s_0(n+1) + x_{01}^T s_1(n+1) \quad (11)$$

$$y_1(n) = x_{10}^T s_0(n+1) + x_{11}^T s_1(n+1) \quad (12)$$

그리고 각 대역의 오차신호는 다음과 같다.

$$e_0(n) = d_0(n) - [x_{00}^T s_0(n) + x_{01}^T s_1(n)] \quad (13)$$

$$e_1(n) = d_1(n) - [x_{10}^T s_0(n) + x_{11}^T s_1(n)] \quad (14)$$

식 (9)와 (10)의 결과를 식 (11)과 (12)에 대입한 후 이를 이용하여 식 (13)과 (14)를 정리하면 오차 신호는 다음과 같이 정리된다.

$$e_0(n) = \frac{1}{2} [x_{00}^T K_0 x_{00} + x_{01}^T K_1 x_{01}] \lambda_0 + \frac{1}{2} [x_{00}^T K_0 x_{10} + x_{01}^T K_1 x_{11}] \lambda_1 \quad (15)$$

$$e_1(n) = \frac{1}{2} [x_{10}^T K_0 x_{00} + x_{11}^T K_1 x_{01}] \lambda_0 + \frac{1}{2} [x_{10}^T K_0 x_{10} + x_{11}^T K_1 x_{11}] \lambda_1 \quad (16)$$

여기서 자기상관 항을 $x_{00}^T K_0 x_{00} + x_{01}^T K_1 x_{01} = U_0$ 와 $x_{10}^T K_0 x_{10} + x_{11}^T K_1 x_{11} = U_1$ 로 두고, 상호상관 항을, $x_{00}^T K_0 x_{10} + x_{01}^T K_1 x_{11} = V_0$ 로 둔다. V_0 의 간단한 해석을 위하여 입력신호가 평탄한 스펙트럼을 갖는 백색신호(white signal)로 가정하면 $E\{U_i\} = \sigma_i$, $E\{V_0\} = 0$ 의 값을 가진다. 여기서 σ_i 는 부밴드 신호 $H^T X_i$ 의 전력 값이다. 만약 입력신호가 유색신호(colored signal)인 경우 $E\{V_0\} \neq 0$ 의 값을 가진다. 그렇지만 분해필터의 차단특성이 나쁘지 않다면 $E\{V_0\} \ll E\{U_i\}$ 의 관계가 만족하게 된다. 즉 상호상관인 V_0 는 자기상관인 U_i 보다 매우 작은 값을 가짐으로 $V_0 \approx 0$ 으로 근사화가 가능하다[6]. 이로부터 라그랑주 승수는 다음과 같다.

$$\lambda_0 = \frac{2e_0}{x_{00}^T K_0 x_{00} + x_{01}^T K_1 x_{01}} \quad (17)$$

$$\lambda_1 = \frac{2e_1}{x_{10}^T K_0 x_{10} + x_{11}^T K_1 x_{11}} \quad (18)$$

식 (9)와 (10)에 식(17)과 (18)를 적용하여 SIPNLMS의 계수 갱신식을 식 (19)와 (20)과 같이 구할 수 있다.

$$s_0(n+1) = s_0(n) + \mu K_0 [A_0^{-1} e_0(n) x_{00}(n) + A_1^{-1} e_1(n) x_{10}(n)] \quad (19)$$

$$s_1(n+1) = s_1(n) + \mu K_1 [A_0^{-1} e_0(n) x_{01}(n) + A_1^{-1} e_1(n) x_{11}(n)] \quad (20)$$

여기서 A_0 , A_1 와 대각행렬 K 는 다음과 같다.

$$A_0 = x_{00}^T(n) K_0 x_{00}(n) + x_{01}^T(n) K_1 x_{01}(n) \quad (21)$$

$$A_1 = x_{10}^T(n) K_0 x_{10}(n) + x_{11}^T(n) K_1 x_{11}(n) \quad (22)$$

$$K_i(n) = \text{diag}\{g_{i0}(n), \dots, g_{iL-1}(n)\} \quad (23)$$

$$g_{il}(n) = \frac{1-\alpha}{2L/M} + (1+\alpha) \frac{|s_{il}(n)|}{2 \|s_i(n)\|_1} \quad (24)$$

$i = 0, 1, l = 0, \dots, L/M, L = \text{적용필터 길이}, M = \text{밴드수이다.}$

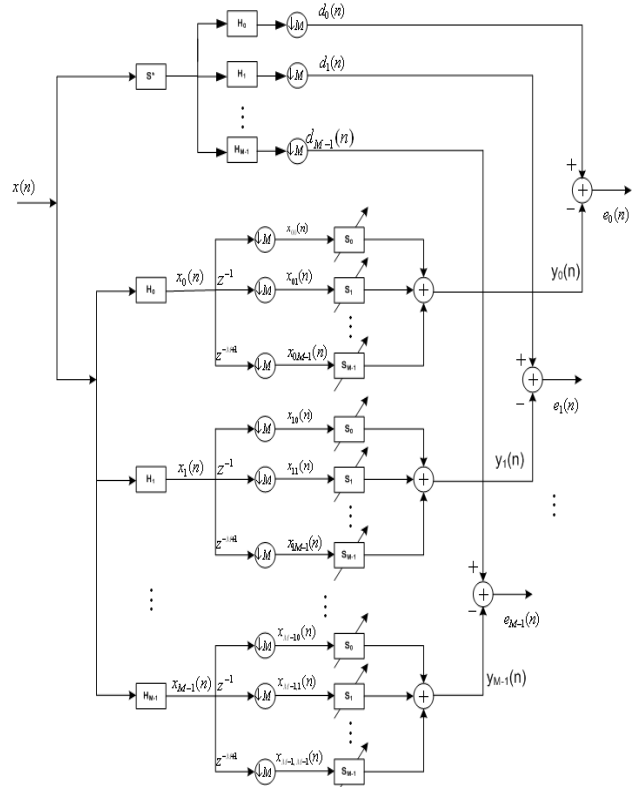


그림 3 M-부밴드 적응필터 시스템 식별 모델
Fig. 3 System identification model of subband adaptive filter for the M band case

그림 2의 M=2 부밴드 구조는 그림 3과 같이 임의의 M-부밴드 구조로 확장할 수 있다. M-부밴드 구조의 IPNLMS를 유도하기 위하여 식(7)을 확장하여 식 (25)의 비용함수로 정의한다.

$$J(n) = \sum_{i=0}^{M-1} \left(\|s_i(n+1) - \hat{s}_i(n)\|_{K_i^{-1}}^2 + [d_i(n) - \sum_{j=0}^{M-1} x_{ji}^T s_j(n+1)]^T \lambda_i \right) \quad (25)$$

M밴드 SIPNLMS 계수 갱신식은 식 (19)와 (20)의 유도과정과 유사하므로 일반적인(M밴드) SIPNLMS의 계수 갱신식은

$$s_i(n+1) = s_i(n) + \mu K_i \left[A_0^{-1} e_0(n) x_{0i}(n) + A_1^{-1} e_1(n) x_{1i}(n) \right. \\ \left. + A_2^{-1} e_2(n) x_{2i}(n) + \dots + A_{M-1}^{-1} e_{M-1}(n) x_{M-1i}(n) \right]$$

$i = 0, 1, 2, M-1$ 으로 이를 행렬 형식으로 표현하면 식 (26)과 같다.

$$s_i(n+1) = s_i(n) + \mu K_i [AEX_i] \quad (26)$$

여기서 $X_i = [x_{0i}(n), x_{1i}(n), \dots, x_{M-1i}(n)]^T$,

$$AE = \begin{bmatrix} A_0^{-1}e_0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & A_1^{-1}e_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & A_{M-1}^{-1}e_{M-1} \end{bmatrix}, \quad i=0,1,\dots,M-1 \text{이다.}$$

4. 실험 결과

제안한 부밴드 IPNLMS 알고리즘의 성능평가를 위하여 반향제거를 위한 시스템 식별과 실제 반향제거를 수행한다. 분해 합성 필터는 완전 복원이 가능하도록 설계된 차수 11의 IIR 필터뱅크를 사용한다.

실험 1) 시스템 식별 모델

실험에 사용된 반향환경은 임펄스 응답이 성긴 특성을 갖는 계수 길이 $N=1024$ 를 사용하였고 그림 4와 5에 성긴 특성의 임펄스 응답과 주파수 응답을 나타내었다. 성긴 정도(sparseness)는 식(27)로 구할 수 있으며 각각 0.6880과 0.9217이다[1].

$$\zeta(s^*) = \frac{N}{N - \sqrt{N}} \left(1 - \frac{\|s^*\|_1}{\sqrt{N} \|s^*\|_2} \right) \quad (27)$$

신호원으로 백색 Gaussian 신호를 $x_i = p_4 x_i(n-4) + p_3 x_i(n-3) + p_2 x_i(n-2) + p_1 x_i(n-1) + u(n)$ ($i=1,2,3,4$)의 모델을 통과시켜 생성된 AR(4) 신호를 사용한다. 적응 필터의 길이는 반향환경과 동일한 $L=1024$ 를 사용하며 관측 잡음(observation noise)으로 원하는 신호에 $SNR=35dB$ 인 백색 잡음을 부과한다. 실험에 사용된 스텝사이즈는 0.3을 사용하였고 10번의 반복 실험에 대한 앙상블 평균(ensemble average)으로 나타내었다. 성능비교를 위해 사용된 알고리즘으로는 PNLMS와 부밴드 수(M)를 달리한 NLMS($M=1,2,4$)와 IPNLMS($M=1,2,4$)를 사용하였다.

그림 6은 그림 4의 반향경로의 계수조정오차 비교를 나타내었다. NLMS, PNLMS, IPNLMS만 비교해 볼 경우 반향경로가 성긴 특성에서 IPNLMS가 나머지 두 알고리즘보다 빠른 수렴성능을 보임을 확인 할 수 있다. 그리고 NLMS와 IPNLMS는 부밴드 수가 같을 경우($M=2, 4$) IPNLMS의 수렴성능이 NLMS보다 빠르며, IPNLMS에서 부밴드 수가 증가 할수록 수렴속도는 향상된다. 그림 7은 그림 4의 반향 경로에서 그림 5의 반향경로로 변경된 경우 각 알고리즘의 추적성능을 평가하였다. 그 결과 역시 그림 6의 결과와 유사하게 IPNLMS 기반 알고리즘들 중 부밴드 수가 증가 할수록 수렴속도가 증가하여 $M=4$ 인 4B-IPNLMS의 추적성능과 수렴속도가 가장 빠름을 알 수 있다. 이는 필터뱅크에 의하여 신호가 사전 백색화 되어 입력신호의 자기상관 행렬의 고유지 분포가 줄어들었기 때문이다. 또한 그림 2와 3의 구조에서 다위상 분해기법을 적용하였기 때문에 각 부밴드

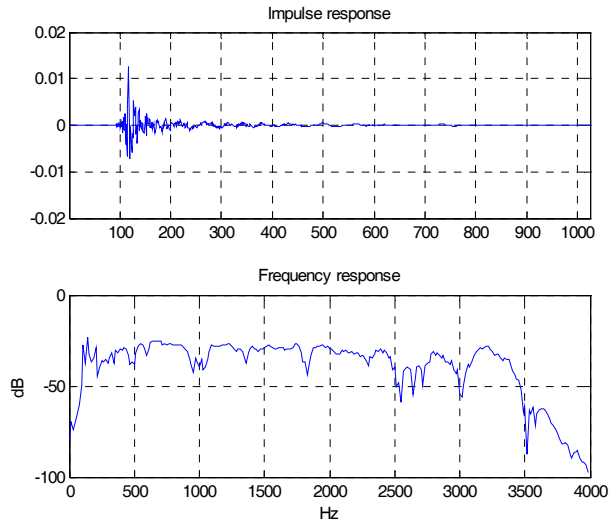


그림 4 반향경로 I 임펄스 응답 및 주파수 응답 ($\zeta=0.6880$)
Fig. 4 Impulse response and frequency response of echo path I ($\zeta=0.6880$)

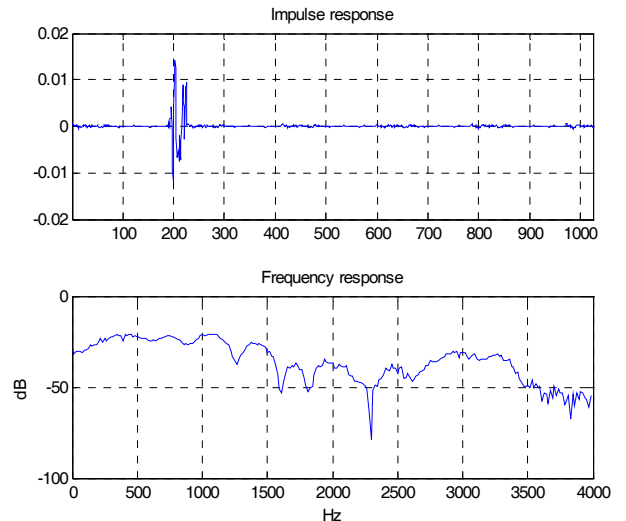


그림 5 반향경로 II 임펄스 응답 및 주파수 응답($\zeta=0.9217$)
Fig. 5 Impulse response and frequency response of echo path II ($\zeta=0.9217$)

에서 부적응필터의 성긴성이 증대되어 부밴드 수가 증가 할수록 수렴 성능이 향상된다.

그림 8은 반향경로가 분산 특성인($\zeta=0.2146$) 경우의 계수 조정오차를 비교하였다. 반향경로의 길이는 $N=256$, 적응 필터의 길이는 반향환경과 동일한 $L=256$ 를 사용하였고 나머지 조건은 앞서의 실험과 동일하다. 결과로부터 반향경로가 분산 특성인 경우 PNLMS 성능은 NLMS와 IPNLMS보다 저하되며 NLMS와 IPNLMS기반의 알고리즘은 M의 값이 같은 부밴드에서 거의 유사한 성능을 보임을 알 수 있다.

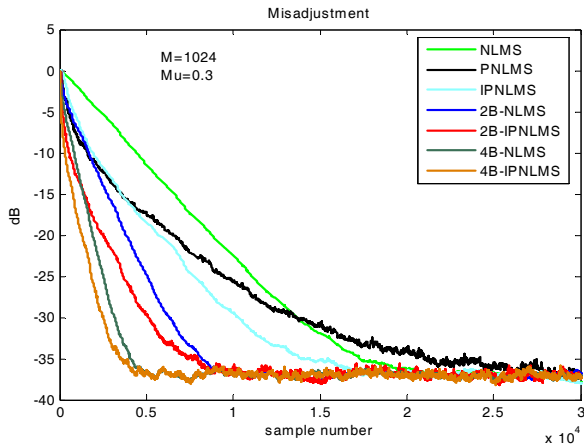


그림 6 반향경로 I의 계수 조정오차 비교
Fig. 6 Misalignment of echo path I

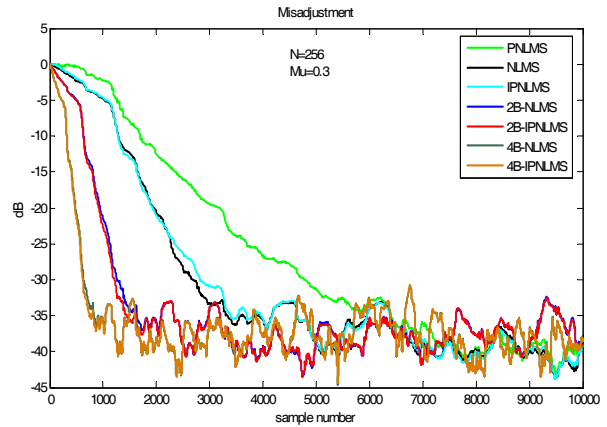


그림 8 반향경로가 분산인 경우의 각 알고리즘에 대한 계수 조정오차 비교
Fig. 8 Comparison of misalignment of dispersive echo path with each algorithm

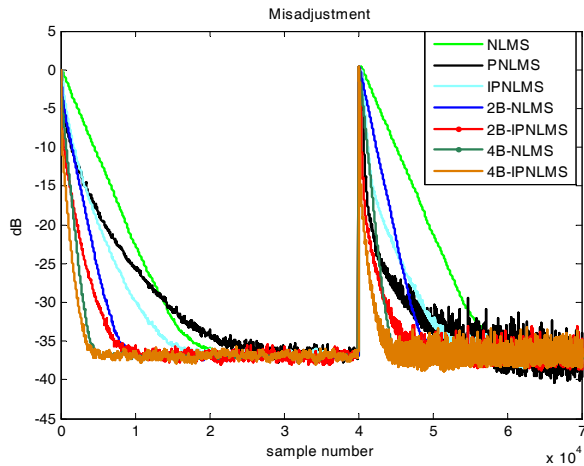


그림 7 반향경로가 변경되었을 경우(반향경로 I -> 반향경로 II) 계수 조정오차 비교
Fig. 7 Misalignment during impulse response change(echo path I -> echo path II)

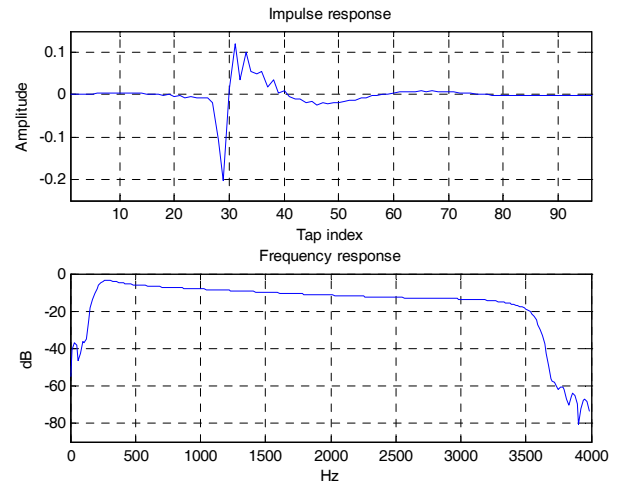


그림 9 실제 반향 경로의 임펄스, 주파수 응답 ($\zeta=0.6407$)
Fig. 9 Impulse response, frequency response of echo path ($\zeta=0.6407$)

실험 2) 반향제거 결과

실험 1의 시스템 식별 모델 결과를 바탕으로 유선 전화 환경에서 발생하는 반향제거 실험을 수행한다. 그림 9에 계수 길이 N=96의 임펄스 응답과 주파수 응답을 나타내었고 반향경로의 성긴 정도는 0.6407이다. 실험에 사용된 입력 신호는 백색 Gaussian 신호를 이용하여 음성과 유사한 성질을 갖도록 만든 그림 10의 신호를 사용하였다. 적응 필터의 길이는 반향환경과 동일한 L=96을 사용하였고 스텝사이즈는 0.3을 사용하였다. 그림 10에 실험용 Far-end 신호와 반향 신호를 나타내었고 이로부터 반향신호의 제거 결과를 그림 11과 12에 나타내었다. 그림 11은 NLMS와 IPNLMS 알고리즘에서 부밴드 수를 달리한 반향제거 결과이다. 그리고 그림 12는 M=4인 NLMS와 IPNLMS의 반향제거 성능을 비교한 결과로 IPNLMS의 성능이 NLMS보다 좋음을 확인할 수 있다. 결과로부터 각 기법에서 부밴드의 수가 증가 할수록 입력신호의 자기상관 행렬의 고유치 분포가 줄어들어 반향제거 성능이 향상된다.

표 1은 그림 10의 신호를 입력으로 사용하는 ERLE (echo-return-loss-enhancement)를 나타내었다. ERLE는 식 (28)을 이용한다.

$$ERLE = 10 \times \log_{10}(\text{norm}(\text{echo})^2) - 10 \times \log_{10}(\text{norm}(\text{error})^2) \quad (28)$$

가로축 dB는 Far-end의 크기로 일반 상태를 0db로 두었을 경우 크기를 달리하여 안정 상태(steady state)에서 반향경로를 통해 되돌아오는 반향제거 개선정도를 나타낸 표이다. 안정 상태 영역은 오차신호 마지막 6400샘플을 사용하였다. ERLE의 값이 클수록 반향이 효과적으로 제거되었다는 의미로 Far-end 신호의 크기가 -25dB의 경우 NLMS 46.87dB, IPNLMS 52.22dB, 2B-NLMS 64.75dB, 2B-IPNLMS 66.82dB, 4B-NLMS 77.05dB, 4B-IPNLMS 80.60dB로 측정

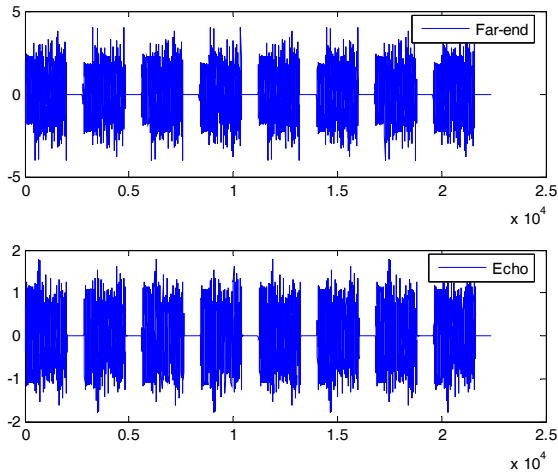


그림 10 실험용 Far-end 신호와 반향 신호
Fig. 10 Far-end signal and echo

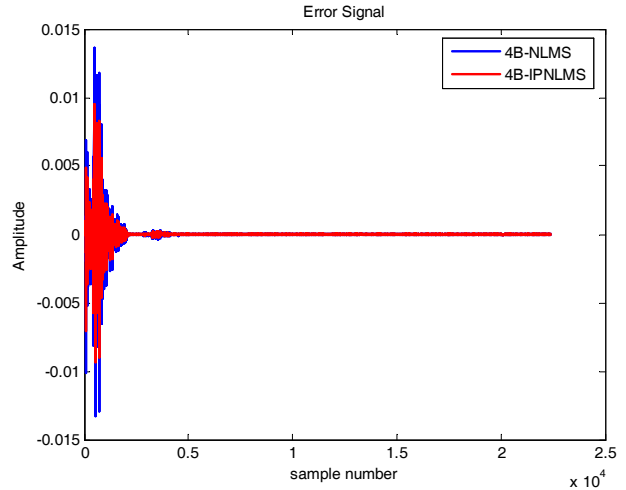


그림 12 실험용 Far-end 신호의 M=4, NLMS와 IPNLMS 반향제거 결과 비교
Fig. 12 Echo cancellation comparison of M=4, NLMS and IPNLMS

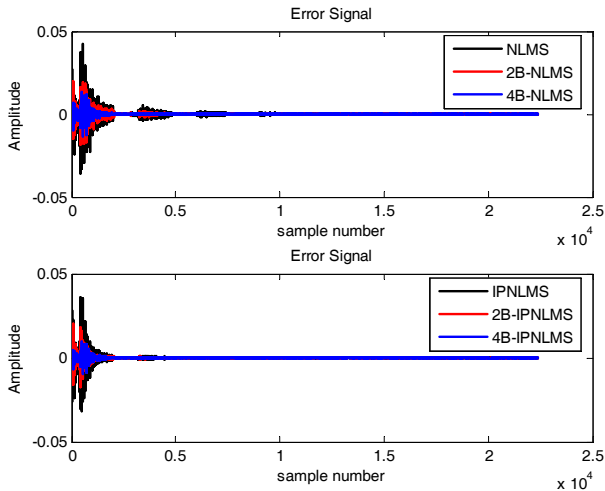


그림 11 실험용 Far-end 신호의 반향제거 결과 (상-NLMS 알고리즘(M=1,2,4), 하-IPNLMS 알고리즘(M=1,2,4))
Fig. 11 Echo cancellation result of far-end signal (top-NLMS algorithm(M=1,2,3), bottom-IPNLMS algorithm (M=1,2,3))

되어 제안된 부밴드 IPNLMS기법에서 부밴드 수가 증가 할수록 반향이 잘 제거됨을 의미한다.

이상의 실험 결과로부터 4kHz의 샘플링 율을 갖는 그림 13의 음성신호를 사용하여 앞의 실험과 동일한 환경에서 반향제거 실험을 수행하였다. 그림 13은 실제 음성과 반향신호를, 그림 14는 실제 음성의 반향제거 결과이다. 실제 음성의 반향제거 결과 역시 그림 11과 그림 12의 결과와 유사하게 IPNLMS기반의 알고리즘이 M의 값에 따라 반향제거 성능이 우수함을 알 수 있다. 실험결과로부터 IPNLMS가 성긴특성의 반향경로에서 반향제거에 효과적이며 M의 값이 증가 할수록 입력신호의 자기상관 행렬의 고유지 분포가 줄어들며, 부적응필터의 성긴성이 증대되어 반향제거 성능이 향

표 1 부밴드 수에 따른 각 알고리즘의 ERLE 비교
Table 1 Comparison of each algorithms ERLE with different number of subband

Far-end dB	-25	-20	-15	-10	-5	0
NLMS	46.87	46.87	46.87	46.87	46.87	46.87
IPNLMS	52.22	52.23	52.23	52.23	52.23	52.24
2B-NLMS	64.75	64.76	64.76	64.85	64.84	64.87
2B-IPNLMS	66.82	66.82	66.82	66.82	66.82	66.83
4B-NLMS	77.05	77.50	77.50	77.50	77.50	77.50
4B-IPNLMS	80.60	80.60	80.60	80.60	80.60	80.60

상됨을 알 수 있다. 이상의 실험으로부터 제안된 부밴드 IPNLMS 알고리즘이 성긴특성의 환경에서 NLMS 기반의 알고리즘보다 효과적이다.

5. 결 론

본 논문에서는 성긴 특성을 갖는 시스템의 임펄스 응답에 유용한 IPNLMS 알고리즘에 부밴드 기법을 적용한 부밴드 IPNLMS 알고리즘을 제안하였고 비용함수로부터 계수 갱신식을 유도하였다. IPNLMS는 각 계수의 스텝사이즈를 달리하는 대각행렬만으로 NLMS보다 수렴속도가 증가하는 장점이 있으며, 제안된 부밴드 구조는 입력신호의 상관도가 감소하기 때문에 이는 적응필터의 길이를 줄일 수 있게 되며 수렴속도의 증가로 이어진다. 또한 다위상 분해기법을

참 고 문 헌

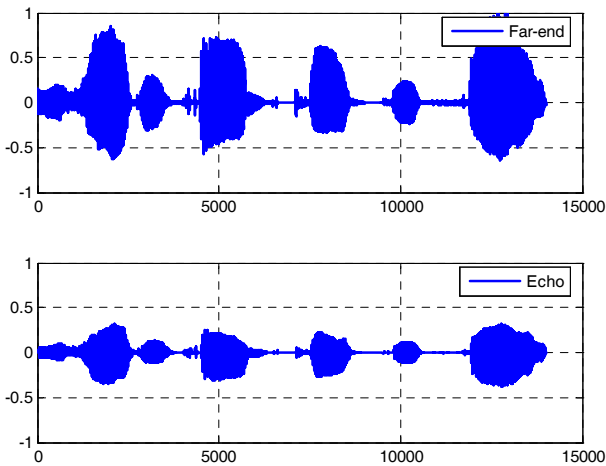


그림 13 실제 음성, 반향 신호
 Fig. 13 Resl speech signal and echo

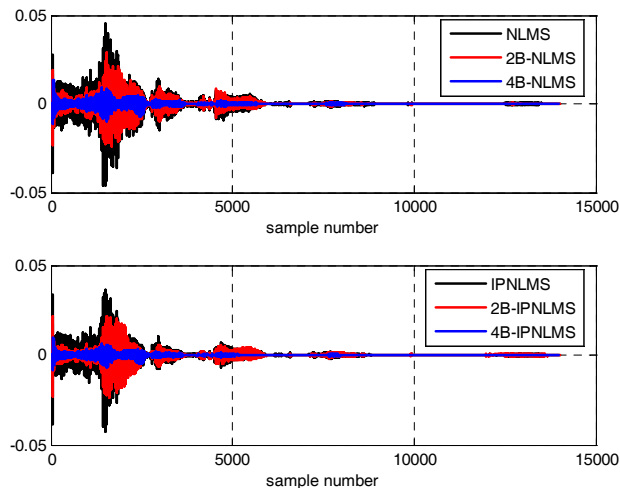


그림 14 각 기법별 실제음성의 반향제거 결과 (상-NLMS 알고리즘(M=1,2,4), 하-IPNLMS 알고리즘 (M=1,2,4))
 Fig. 14 Echo cancellation comparison of each algorithm (top-NLMS algorithm(M=1,2,3), bottom-IPNLMS algorithm (M=1,2,3))

적용하여 부밴드의 수가 증가 할수록 부적응필터의 성긴성이 증대되어 수렴속도의 향상을 보였다. 두 기법의 장점을 이용한 제안된 알고리즘의 성능평가를 위하여 AR(4)신호를 입력으로 반향제거를 위한 시스템 식별과 실제 음성신호를 입력으로 반향제거를 실행하였다. 실험결과 IPNLMS기법이 NLMS보다 성긴 특성의 환경에서 우수한 성능을 보이며 부밴드 수가 증가 할수록 수렴성능이 개선됨을 보였다.

감사의 글

이 논문은 2009년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비 지원에 의하여 연구되었음

- [1] Yiteng Huang, Jacob Benesty, and Jingdong Chen, *Acoustic MIMO Signal Processing*, Springer, 2006.
- [2] Donald L. Duttweiler, "Proportionate Normalized Least-Mean-Squares Adaptation in Echo Cancelers," *IEEE Trans.*, vol. 8, no. 5, pp. 508-518, Sep, 2000.
- [3] Jacob Benesty and Steve L. Gay, "An Improved PNLMs Algorithm," *Proc. IEEE ICASSP*, vol. 2, pp. 1881-1884, May, 2002.
- [4] Brady N. M. Laska, Rafik A. Goubran, and Miodrag Bolic, "Improved Proportionate Subband NLMS for Acoustic Echo Cancellation in Changing Environment," *IEEE Letter*, vol. 15, pp. 337-340, May, 2008.
- [5] P. Loganathan, Andy W. H. Khong, and Patrick A. Naylor, "A class of Sparseness-Controlled Algorithm for Echo Cancellation," *IEEE Trans. on Audio, Speech, and Language Processing* vol. 17, No. 8, pp.159-1601, Nov. 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, Article ID 75621, doi: 10.1155/2007/75621, 2007.
- [7] A. Gilloire and M. Vetterli, "Adaptive filtering in subbands with critical sampling: analysis, experiments, and application to acoustic echo cancellation," *IEEE Trans, on Signal Proc.*, vol. 40, pp. 1862-1875, Aug. 1992.
- [8] 손상욱, 임영빈, 최훈, 배현덕, "부밴드 IPNLMS 적응필터," *제22회 신호처리합동학술대회 논문집*, vol. 22, no. 1, pp. 197-200, Sep. 2009.
- [9] 손상욱, 임영빈, 최훈, 배현덕, "FIR MIMO 시스템을 위한 부밴드 적응 블라인드 등화 알고리즘," *전기학회 논문집*, 제 59권, 제 2호, pp. 476-483, Feb. 2010.

저 자 소 개



손 상 욱 (孫 尙 郁)

2004년 충북대학교 전자공학과 졸업
 2006년 동 대학원 전자공학과 졸업(석사)
 2006년 ~현재 동 대학원 전기공학과 박사과정. 관심분야 : 적응신호처리, Blind 신호처리, FPGA, 전력품질
 Tel : 043-261-2474
 Fax : 043-263-2419
 E-mail : sohn6523@cbnu.ac.kr



최 훈 (崔 薰)

1996년 충북대학교 전자공학과 졸업
1996년~1998년 LG 반도체 제품개발실.
2001년 충북대학교 전자공학과 석사.
2006년 동 대학원 전자공학과 박사.
2006년~2008년 한국표준과학연구원
Post-Doc.
2008년~현재 동의 대학교 교수.
Tel : 051-890-1673
E-mail : hchoi@deu.ac.kr



배 현 덕 (裴 鉉 惠)

1977년 한양대학교 전자공학과 졸업
1980년 서울대학교 전자공학과 석사.
1992년 2월 동 대학원 전자공학과 박사.
1994년~1995년 : 미국 시라큐스 대학
전기전자컴퓨터공학과 방문교수.
1987년 3월~현재 충북대학교
전자정보대학 전기공학과 교수.
Tel : 043-261-2474
Fax : 043-263-2419
E-mail : hdbae@cbnu.ac.kr