

부밴드 블록 공액 경사 알고리즘을 이용한 음향잡음 제거

An Acoustic Noise Cancellation Using Subband Block Conjugate Gradient Algorithm

김 대 성*, 배 현 덕*
(Dae Sung Kim*, Hyun Deok Bae*)

*충북대학교 공과대학 전자공학과

(접수일자: 2000년 9월 20일; 수정일자: 2001년 1월 29일; 채택일자: 2001년 2월 14일)

본 논문에서는 부밴드 적응 필터 구조에서 음향 신호에 부가된 잡음을 제거하기 위한 새로운 비용함수와 블록 공액 경사 알고리즘을 제안하였다. 제안한 비용함수를 위하여 부밴드로 나뉘는 신호를 블록으로 구성한 후 각 대역에서의 신호를 하나의 블록으로 조합하였다. 이러한 과정을 통해 제시된 비용함수는 부밴드 적응 필터 구조에서 적응 필터에 대한 2차 형식을 가짐으로서 제안한 알고리즘의 수렴성이 보장되었다. 또한 제안한 비용함수를 최소화하는 알고리즘으로 사용한 부밴드 블록 공액 경사 알고리즘은 전대역 블록 공액 경사 알고리즘에 비해 잡음제거 성능이 뛰어난 것을 컴퓨터 모의 실험으로 확인하였다.

핵심용어: 잡음제거, 블록 적응 알고리즘, 부밴드 블록 공액 경사 알고리즘, 2차형식 비용함수

투고분야: 음향 신호처리 분야 (1.4)

In this paper, we present a new cost function for subband block adaptive algorithm and block conjugate gradient algorithm for noise cancellation of acoustic signal. For the cost function, we process the subband signals with data blocks for each subbands and recombine it a whole data block. After these process, the cost function has a quadratic form in adaptive filter coefficients, it guarantees the convergence of the suggested block conjugate gradient algorithm. And the block conjugate gradient algorithm which minimizes the suggested cost function has better performance than the case of full-band block conjugate gradient algorithm, the computer simulation results of noise cancellation show the efficiency of the suggested algorithm.

Keywords: Noise cancellation, Block adaptive algorithm, Subband conjugate gradient algorithm, Quadratic cost function

Ask subject classification: Acoustic signal processing (1.4)

1. 서론

적응 알고리즘은 반복적으로 주어진 비용함수에 대한 최적 해를 찾아가는 기법으로, 동화 (equalization), 예측

(prediction), 시스템식별 (system identification), 잡음제거 (noise cancellation) 등 여러 분야에 널리 사용되며 다양한 알고리즘이 적용된다[1]. 특히 LMS (Least Mean Square) 알고리즘[2]은 간단함에 비해 좋은 성능으로 널리 사용되지만 입력 신호의 상관 (correlation) 행렬의 고유치 분포가 클수록 수렴속도가 저하되며 음향신호와 같은 비정상적 (non-stationary) 신호에 대해서 성능이 저하되는 단점이 있고 그러한 문제점의 보완을 위해 RLS

책임저자: 김대성 (dskim@engine.chungbuk.ac.kr)
361-763 충북 청주시 흥덕구 개신동 산 48번지
충북대학교 공과대학 전자공학과
(전화: 043-261-2474; 팩스: 043-271-2473)

(Recursive Least Square) 알고리즘[1]이나 공액 경사 (conjugate gradient) 알고리즘[3] 혹은 Quasi-Newton 알고리즘[3]이 사용된다. 또한 위에서 언급한 LMS 알고리즘의 단점을 개선하고, 적응 알고리즘들의 수렴속도 향상을 위해 최근 웨이브렛 변환[4]을 이용한 부밴드 적응 알고리즘이 활발히 연구되고 있다[5,6]. 이것은 웨이브렛 변환을 전처리 과정으로 이용하여 LMS형 알고리즘의 수렴 속도를 향상시키려는 것이며, 신호를 부밴드로 나누어 처리함으로써 각각의 부밴드에서의 오차를 줄여 적응 알고리즘의 수렴 속도를 향상시키려는 것이다.

본 논문에서는 음향 신호에 부가된 잡음을 제거하기 위해 부밴드 블록 공액 경사 알고리즘을 제안한다. 잡음제거는 통신이나 음향 신호처리등 음향에 부가된 잡음을 제어하는데 활용될 수 있으며, 본 연구에서 사용한 공액 경사 알고리즘은 비 정제적 신호에 대해서 성능 저하를 보이는 LMS 알고리즘보다 우수한 성능을 기대할 수 있다.

본 논문에서 사용한 부밴드 적응 필터는 최근에 발표된 구조로서, 신호를 부밴드로 나눌 때 발생하는 에일리어징 (aliasing)을 제거 할 수 있으며 이 구조를 적응 필터에 적용했을 경우 전밴드의 경우와 비슷한 연산량을 갖는 특징이 있는 것으로 보고되었다[7]. 그러나 [7]에서 제안된 비용함수는 적응 필터 계수에 대해 2차 형식이 아니라 단점을 가지고 있다. 그래서 본 연구에서는 [7]에서 제안된 부밴드 적응 필터 구조에서 신호를 블록으로 처리함으로써 적응 필터 계수에 대해 2차형식 (quadratic form)인 비용함수를 제시하였으며 이를 최소화하는 알고리즘으로 공액 경사 알고리즘을 사용하였다. 따라서 제안한 알고리즘의 수렴성은 간단히 입증되며 제안한 알고리즘의 타당성과 잡음제거 성능을 컴퓨터 모의 실험을 통해 확인하였다.

본 논문의 구성으로는, 2장에서 부밴드 적응 필터를 이용한 잡음제거 모델에 대해 살펴보고, 3장에서 본 논문에서 제안한 비용함수와 블록 공액 경사 알고리즘에 대해 알아보았다. 그리고 4장에서 컴퓨터 모의 실험을 통한 제안한 알고리즘의 잡음제거 성능을 평가하고 5장에서 결론을 맺었다. 본 논문에서 소문자 볼드체는 벡터이며 대문자 볼드체는 행렬을 의미한다.

II. 부밴드 잡음제거 모델

본 논문에서는 그림 1과 같은 잡음 제거 모델을 고려한다. 그림 1에서 $x[n]$ 은 본래 신호와 잡음이 섞인 입력

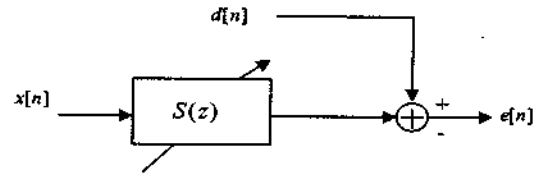


그림 1. 잡음제거 모델
Fig. 1. The noise cancellation model.

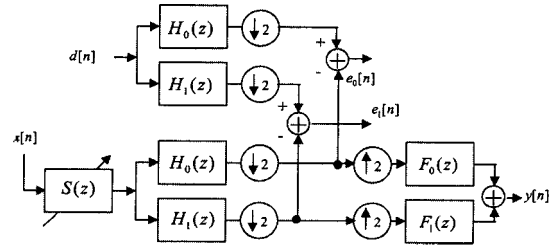


그림 2. 그림 1을 부밴드로 분할한 구조
Fig. 2. The subband structure.

신호이며 $d[n]$ 은 기준 신호이고 $S(z)$ 은 적응 필터 $s[n]$ 의 z변환이다. 이렇게 주어진 구조를 부밴드로 분할하여 처리하기 위하여 입력 신호 $x[n]$ 을 필터뱅크[8]를 이용하여 분할한 후 z변환 영역에서 표현하면 그림 2와 같이 된다.

그림 2에서 $H_0(z)$ 과 $H_1(z)$ 은 분해필터 (analysis filter)이며 $F_0(z)$ 과 $F_1(z)$ 은 합성 필터 (synthesis filter)이다. 이 구조를 폴리페이즈 표현 (polyphase representation)과 노블 아이덴티티 (noble identity)[8]를 이용하여 재구성하면 그림 3과 같은 구조를 얻을 수 있다[7]. 그림 3에서 $S(z)$ 은 폴리페이즈 표현에 의해 다음의 관계가 있다.

$$S(z) = S_0(z) + z^{-1} S_1(z). \quad (1)$$

여기서 $S_0(z)$ 과 $S_1(z)$ 은 각각 L 차이며 이에 대한

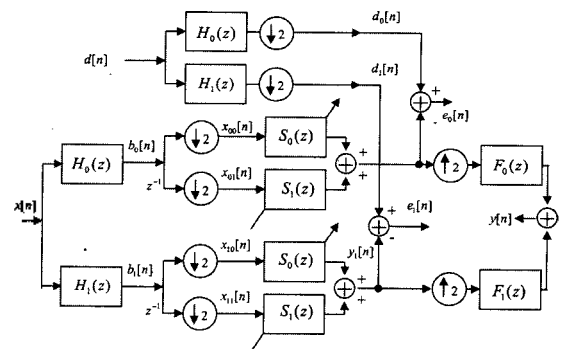


그림 3. 그림 2에 대한 등가 적응 필터링 구조
Fig. 3. The equivalent adaptive filter structure.

시간 영역 표현은 $s_{0k}[n]$ 과 $s_{1k}[n]$ 이다. 기존에 발표된 연구에서는 오차 $e_0[n]$ 과 $e_1[n]$ 을 이용하여 다음과 같은 비용함수를 사용하였다[7].

$$J[n] = E(\alpha_0 e_0^2[n] + \alpha_1 e_1^2[n]) \quad (2)$$

여기서 n 은 시간 지수(index)이고 E 는 기대값(expectation) 연산자이며 α_0 와 α_1 은 그림 3에서 $b_0[n]$ 과 $b_1[n]$ 의 파워의 역수이다.

식 (2)와 같은 비용함수를 최소화하기 위해서 [7]에서 다음과 같은 LMS형 알고리즘이 제안되었다[7].

$$s_{0k}[n+1] = s_{0k}[n] + 2\mu[\alpha_0 e_0[n]x_{00}[n-k] + \alpha_1 e_1[n]x_{10}[n-k]]. \quad (3)$$

$$s_{1k}[n+1] = s_{1k}[n] + 2\mu[\alpha_0 e_0[n]x_{01}[n-k] + \alpha_1 e_1[n]x_{11}[n-k]]. \quad (4)$$

여기서 $k=0, 1, \dots, (L/2)-1$ 이고 μ 는 스텝 사이즈(step size)이다. 그러나 (2)와 같은 비용함수는 적응 필터 계수 s_{0k} 와 s_{1k} 에 대한 2차 형식이 아니라서 취약점을 가진다. 그러므로 그와 같은 비용함수에 적응 알고리즘을 적용할 경우 부가적으로 알고리즘의 수렴성을 확인해야하는 절차가 필요하게 된다.

III. 제안한 비용함수와 블록 공액 경사 알고리즘

3.1. 제안한 비용함수

본 논문에서는 적응 필터 $S(z)$ 의 차수를 $2L$ 이라 가정한다. 따라서 $S_0(z)$ 과 $S_1(z)$ 은 각각 L 차이다.

신호를 블록 형태로 처리하기 위해, 그림 3에서 입력 $x_{00}[n]$, $x_{01}[n]$, $x_{10}[n]$, $x_{11}[n]$ 을 각각 다음과 같은 형태의 $L \times L$ 행렬(블록)을 구성한다.

$$X_{00}[n] = \begin{bmatrix} x_{00}[n] & x_{00}[n-1] & \dots & x_{00}[n-L+1] \\ x_{00}[n+1] & x_{00}[n] & \dots & x_{00}[n-L+2] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{00}[n+L-1] & x_{00}[n+L-2] & \dots & x_{00}[n] \end{bmatrix} \quad (5)$$

이와 같은 방법으로 $x_{01}[n]$, $x_{10}[n]$, $x_{11}[n]$ 에 대한 $L \times L$ 행렬 $X_{01}[n]$, $X_{10}[n]$, $X_{11}[n]$ 을 구성할 수 있

고 이것들을

$$X[n] = \begin{bmatrix} X_{00}[n] & X_{01}[n] \\ X_{10}[n] & X_{11}[n] \end{bmatrix} \quad (6)$$

과 같은 $2L \times 2L$ 행렬 $X[n]$ 로 구성할 수 있다. 또 그림 3에서의 $y_0[n]$ 과 $y_1[n]$ 은 다음과 같다.

$$y_0[n] = [y_0[n], y_0[n+1], \dots, y_0[n+L-1]]^T. \quad (7)$$

$$y_1[n] = [y_1[n], y_1[n+1], \dots, y_1[n+L-1]]^T. \quad (8)$$

그러면 $d_0[n]$, $d_1[n]$, $e_0[n]$ 와 $e_1[n]$ 도 위와 같이 형태의 벡터로 표현할 수 있고 그림 3에서의 $S_0(z)$ 과 $S_1(z)$ 을 시간 영역에서 벡터로 표현하면 다음과 같다.

$$s_0[n] = [s_0[n], s_0[n+1], \dots, s_0[n+L-1]]^T. \quad (9)$$

$$s_1[n] = [s_1[n], s_1[n+1], \dots, s_1[n+L-1]]^T. \quad (10)$$

그리고 식 (6)부터 식 (10)까지를 이용하면 그림 3에서의 필터링 관계는 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} X_{00}[n] & X_{01}[n] \\ X_{10}[n] & X_{11}[n] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_0[n] \\ s_1[n] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_0[n] \\ y_1[n] \end{bmatrix}. \quad (11)$$

여기서 식 (11)을 편의를 위해 다음과 같이 간단히 표현한다.

$$X_n s_n = y_n. \quad (12)$$

여기서 n 은 시간 지수이며 적응 필터에서의 오차는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$e_n = d_n - y_n. \quad (13)$$

여기서 Clark 등이 제안한 비용함수[9]

$$\psi_n \equiv \frac{1}{2L} E[e_n^T e_n] \quad (14)$$

에 대한 순시 값을 이용하면 식 (14)는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \hat{\Psi}(s_n) = & \frac{1}{2L} ([d_n^T d_n] - 2[d_n^T X_n] s_n \\ & + s_n^T [X_n^T X_n] s_n) \end{aligned} \quad (15)$$

식 (15)로 주어지는 비용함수는 식 (2)와는 달리 s_n 에 대한 2차형식이고 α_1 과 α_2 를 계산하지 않는 특징이 있다. 그러므로 비용함수가 보다 간결하며 이를 최소화하는 적응 알고리즘들의 수렴 특성도 간단히 유도할 수 있다.

3.2. 블록 공액 경사 알고리즘

식 (15)과 같이 주어진 비용함수를 최소화하는 해를 찾기 위한 경사형 알고리즘은 n 번째 데이터 블록에서 적응 필터 계수를 다음처럼 갱신한다.

$$s_{k+1} = s_k + \alpha_k d_k \quad (16)$$

여기서 k 는 n 번째 데이터 블록 내에서의 k 번째 반복을 의미하며 α_k 는 스텝 사이즈이고 d_k 는 방향(direction) 벡터이다. 그런데 공액 경사 방법의 방향 벡터는 다음처럼 주어진다[3].

$$d_k = -\nabla \hat{\Psi}(s_k) + \beta_{k-1} d_{k-1}. \quad (17)$$

여기서 $\nabla \hat{\Psi}(s_k)$ 는 식 (15)의 경사이다. 식 (16)으로부터 잔여(residual) 벡터를 다음처럼 정의한다.

$$r_{k+1} = d_n - X_n s_{k+1}. \quad (18)$$

그리고 식 (16)을 식 (18)에 대입하면

$$r_{k+1} = d_n - X_n s_{k+1} = r_k - \alpha_k X_n d_k \quad (19)$$

과 같고, n 번째 블록에서 k 번째 적응 후, $\hat{\Psi}(s_{k+1})$ 의 음방향 경사벡터를 g_{k+1} 로 정의하면 다음과 같다.

$$g_{k+1} = -\nabla \hat{\Psi}(s_{k+1}) = \frac{1}{L} X_n^T r_{k+1}. \quad (20)$$

그런데 d_k 는 s_{k+1} 에서 $\hat{\Psi}(s_{k+1})$ 의 등고선(contour)과 접점선(tangent)이므로 s_{k+1} 은 d_k 방향에서 (15)식을 최소화한다. 즉

$$d_k^T g_{k+1} = 0 \quad (21)$$

이다. 식 (19)와 식 (20) 그리고 식 (21)을 조합하면 스텝사

이즈를 다음처럼 얻는다.

$$\alpha_k = L \frac{d_k^T g_k}{d_k^T X_n^T X_n d_k}. \quad (22)$$

그리고 식 (17)을 $k+1$ 에서 다시 쓰면 다음과 같다.

$$d_{k+1} = g_{k+1} + \beta_k d_k. \quad (23)$$

여기서 β_k 는 d_{k+1} 이 d_k 와 다음관계가 성립하도록 구한다.

$$d_k^T X_n^T X_n d_{k+1} = 0. \quad (24)$$

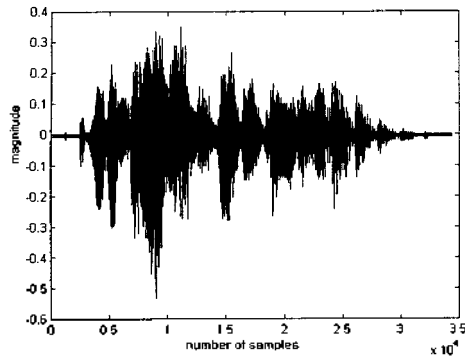
여기서 식 (23)과 식 (24)를 조합하면

$$\beta_k = -\frac{d_k^T X_n^T X_n g_{k+1}}{d_k^T X_n^T X_n d_k}. \quad (25)$$

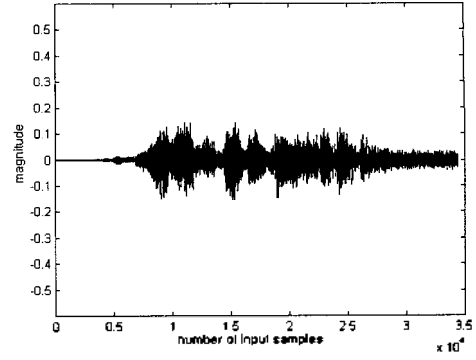
을 얻게 되어 알고리즘이 완성된다. 이 알고리즘을 정리하면 표 1과 같다.

표 1. 블록 공액 경사 알고리즘
Table 1. Block conjugate gradient algorithm.

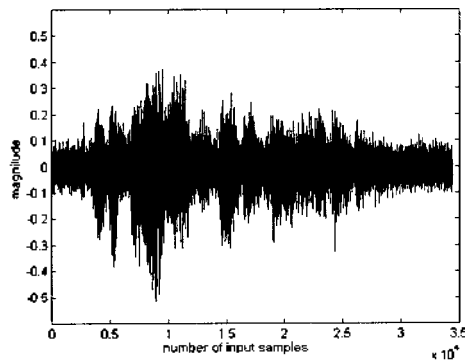
n 번째 데이터 블록에서
단계 1 : s_0 를 초기화하고 다음을 연산 $r_0 = d_n - X_n s_0$ $d_0 = g_0 = \frac{1}{L} X_n^T r_0$
단계 2 : $k=0, 1, \dots, 2L-1$ 1) 다음을 연산 $s_{k+1} = s_k + \alpha_k d_k, \quad \alpha_k = L \frac{d_k^T g_k}{d_k^T X_n^T X_n d_k}$ 2) $k \neq 2L-1$ 일 때 다음을 연산 $r_{k+1} = r_k - \alpha_k X_n d_k$ $g_{k+1} = \frac{1}{L} X_n^T r_{k+1}$ $d_{k+1} = g_{k+1} + \beta_k d_k,$ $\beta_k = -\frac{d_k^T X_n^T X_n g_{k+1}}{d_k^T X_n^T X_n d_k}$
만약 $g_{k+1}^T g_{k+1} < \epsilon$ 이면 단계 3으로 아니면 반복
단계 3 : s_k 를 갱신하고 다음 데이터 블록으로



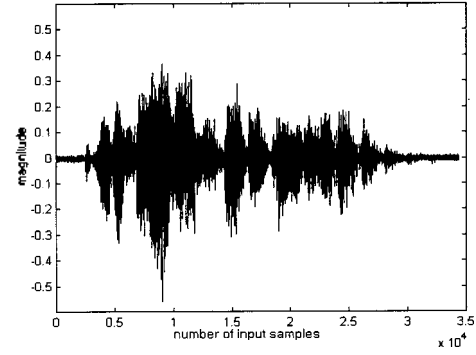
a) 기준신호



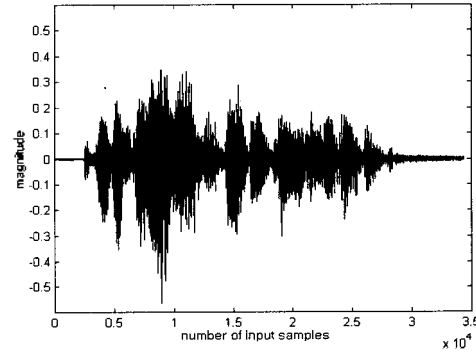
a) 블록 LMS 알고리즘



b) 잡음이 부가된 신호



b) 블록 공액 경사 알고리즘



c) 부밴드 블록 공액 경사 알고리즘

그림 4. 기준 신호와 잡음이 부가된 신호
Fig. 4. Reference signals and noise-added signals.

IV. 컴퓨터 모의실험

본 장에서는 제안한 알고리즘의 잡음제거 성능을 평가하기 위한 컴퓨터 모의실험을 수행하였다. 모든 적응 필터는 8차이며 기준신호 $d[n]$ 은 그림 4의 a)와 같다. 이 신호는 '안녕하세요 김대성입니다'를 초당 11025개 샘플링한 신호이다. 그리고 잡음이 부가된 입력 신호 $x[n]$ 은 기준신호와 잡음을 더해서 사용하였다.

$$x[n] = d[n] + w[n]. \quad (26)$$

여기서 $w[n]$ 은 평균 (mean)이 0 인 화이트 가우시안 잡음으로 -5dB이다. $x[n]$ 은 그림 4의 b)와 같다. 그리고 부밴드에서 사용된 분해 및 합성 필터들은 다베쉬(Daubechies)의 16차 필터[4]를 사용하였다.

제안한 알고리즘의 성능 평가를 위해 본 연구에서는 블록 LMS 알고리즘($\mu=0.01$)과 블록 공액 경사 알고리즘 그리고 제안한 부밴드 블록 공액 경사 알고리즘의 성능을 비교하였다. 그림 5는 각 알고리즘을 적용했을 경우의 출력 신호들이다.

그림 5. 제안한 알고리즘의 성능 평가
Fig. 5. Performance evaluation of the suggested algorithm.

그림 5에서 볼 수 있듯이 제안한 알고리즘은 블록 LMS 알고리즘보다 우수한 특성을 나타내며 전대역 블록 공액 경사 알고리즘보다 성능이 개선됨을 알 수 있는데 이것은 각 알고리즘들을 적용했을 경우의 제공오차를 고찰한 그림 6을 통해 확인할 수 있다.

그림 6의 a), c) 그리고 e)는 각각 블록 LMS 알고리즘, 블록 공액 경사 알고리즘 그리고 부밴드 블록 공액 경사 알고리즘을 적용했을 경우의 제공 오차이다. 그리고 b), d), f) 그림은 제공 오차를 데시벨로 표현한 것이다. 이 그림에서 볼 수 있듯이 제안한 부밴드 블록 공액 경사 알고리즘은 블록 LMS 알고리즘보다 우수한 성능을 보이며 블

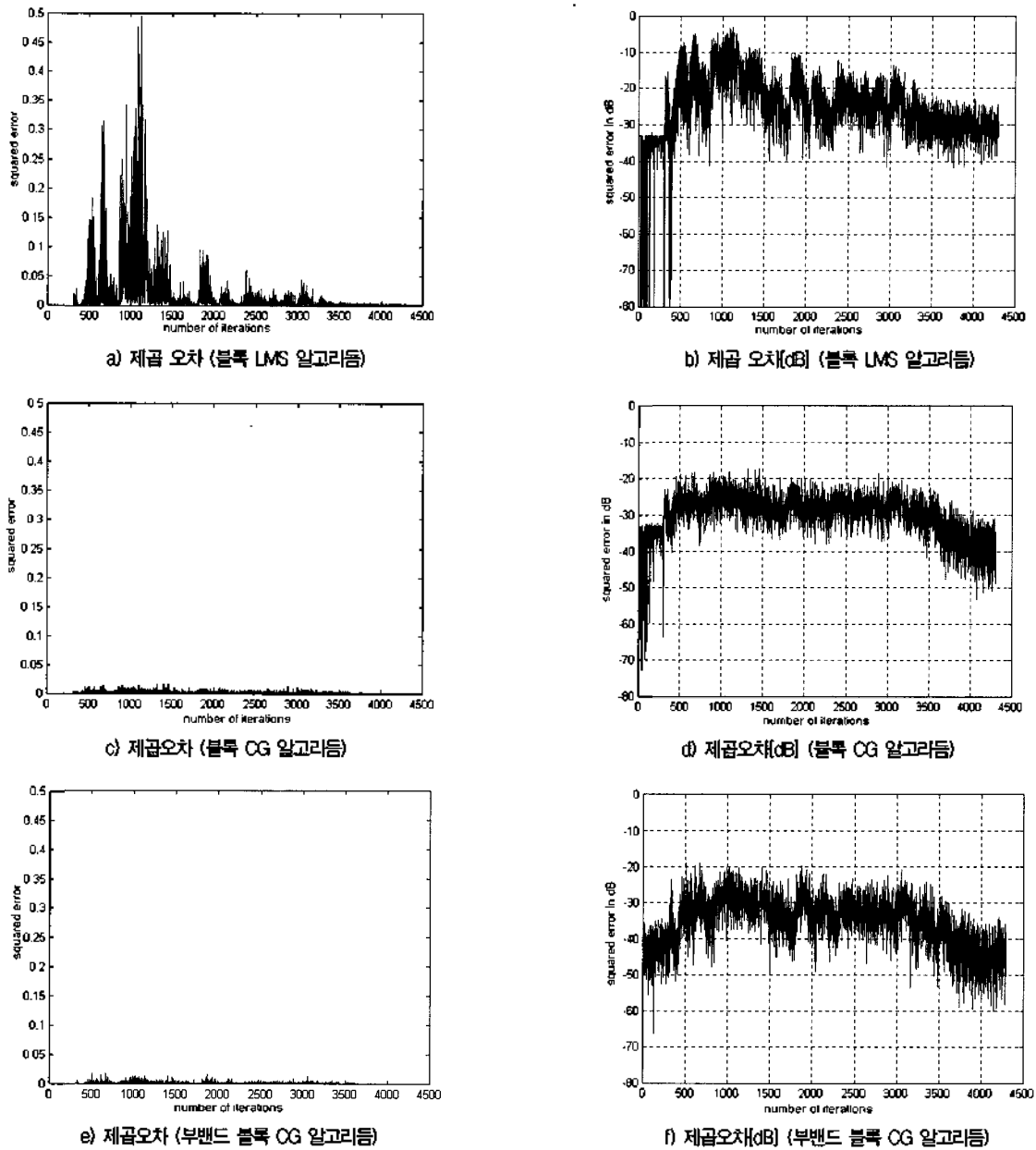


그림 6. 제안한 알고리즘의 성능 평가
 Fig. 6. Performance evaluation of the suggested algorithm.

록 공역 경사 알고리즘의 경우보다는 2~3[dB] 향상된 결과를 나타내었다.

V. 결론

본 논문에서는 음향 신호에 부가된 잡음 제거를 위한 부밴드 적응 필터 구조에서, 블록 알고리즘을 위한 새로운 비용함수를 제안하였다. 또한 제안한 비용함수를 최소화 하는 알고리즘으로 블록 공역 경사 알고리즘을 제안하였

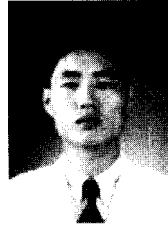
다. 본 논문에서 제시된 비용함수는 적응 필터에 대한 2차 형식을 가짐으로서 그 수렴성이 보장되며 알고리즘 해석이 용이하다는 장점을 갖는다. 또한 제안한 비용함수와 적응 알고리즘은 다른 적응 알고리즘 응용 분야에도 이용될 수 있을 것으로 생각된다. 컴퓨터 모의 실험 결과 제안한 알고리즘의 잡음 제거 성능은 블록 LMS 알고리즘이나 블록 공역 경사 알고리즘보다 우수함을 보였다. 향후 연구 과제로서 부밴드의 수가 늘어날 경우 생성되는 거대 행렬의 연산량을 감소시키는 기법에 대한 연구가 진행될 수 있으리라 사료된다.

참고 문헌

1. S. Haykin, *Adaptive Filter theory*, 2nd Ed. Upper Saddle River, N.J Prentice-Hall, 1996.
2. B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1985.
3. D. G. Luenberger, *Linear and Nonlinear Programming*, 2nd Ed. Reading, MA, Addison-Wesley, 1984.
4. I. Daubechies, *Ten Lectures on Wavelets*, SIAM, 1992.
5. A. Gilloire and M. Vittelli, "Adaptive filtering in subbands with critical sampling: Analysis, experiments and application to acoustic echo cancellation," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 40, pp. 1862-1875, Aug., 1992.
6. S. Hosur and A. H. Tewik, "Wavelet transform domain adaptive FIR filtering," *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 45, No. 3, pp. 617-630, March, 1997.
7. S. S. Pradhan and V. U. Reddy, "A new approach to subband adaptive filtering", *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 47, NO. 3, pp. 655-664, Mar., 1999.
8. P. P. Vaidyanathan, *Multirate Systems and Filter Banks*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1993.
9. G. A. Clark, S. R. Parker and S. K. Mitra, "Block implementation of adaptive digital filters," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, Vol. ASSP-29, No. 3, pp. 744-752, June, 1981.

저자 약력

● 김 대 성 (Dae Sung Kim)



1994년 2월 충북대학교 전자공학과 학사
 1997년 2월 동 대학 대학원 전자공학과 석사
 1999년 2월 동 대학 대학원 전자공학과 박사과정수로
 ※ 주관심분야: 적응신호처리, 다중신호처리

● 배 현 덕 (Hyeon Deok Bae)



1977년 2월 한양대학교 전자공학과 학사
 1980년 2월 서울대학교 대학원 전자공학과 석사
 1992년 2월 서울대학교 대학원 전자공학과 박사
 1994년~1995년 미국 시라큐스대학 전기전자공학과
 방문교수
 1987년 3월~현재 충북대학교 전자공학과 교수
 ※ 주관심분야: 적응신호처리, 다중신호처리