

스테레오 음향 반향 제거를 위한 근사화된 고속 Affine Projection 알고리즘

정양원, 이지하, 박선준, 박영철*, 윤대희
연세대학교 전자공학과, *연세대학교 신호처리 연구센터

Approximated Fast Affine Projection Algorithm for Stereo Acoustic Echo Cancellation

Yang Won Jung, Ji Ha Lee, Seon Joon Park, Young Cheol Park*, Dae Hee Youn
Dept. of Electronic Eng, Yonsei Univ, *Center for Signal Processing Research, Yonsei Univ.

요 약

스테레오 음향 반향 제거기는 입력 신호로 사용되는 두 채널 간의 강한 상관관계로 인하여 수렴특성이 악화되는 문제점을 갖는다. 따라서 수렴속도를 향상시키기 위해 RLS 또는 Affine Projection(AP) 알고리즘 같은 Least Square (LS)계열의 적응 알고리즘을 사용하는 것이 필요하다. 그러나, 이러한 알고리즘은 LMS 알고리즘과 같은 통계적 미분 계열 알고리즘에 비하여 과도한 계산량을 요구하므로 고속 알고리즘에 대한 연구가 진행되어왔다.

본 논문에서는 스테레오 환경에서 Gram-Schmidt(GS) 직교화를 이용하여 LMS 알고리즘 수준의 계산량을 갖는 근사화된 AP 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 AP 알고리즘의 후행오차 성질을 이용하여 GS 직교화 구조로 구성되며, 계산량 감소를 위해 샘플단위의 재귀적 GS 직교화를 사용하였다. 또한 GS 직교화를 스테레오 채널에 적용함으로써 적은 계산량으로 AP 알고리즘과 대등한 수렴 성능을 갖는다.

어왔다. 적응 반향 제거 기법은 지속적으로 반향 경로의 총격파 응답을 추정함으로써 추정된 반향 신호를 합성한 후 반향 신호로부터 차감하는 방법이다[1].

현장감 있는 원거리 회의를 위해서는 최소한 2개의 오디오 채널을 사용하는 스테레오 시스템이 필요하다. 이 경우 2개의 스피커와 2개의 마이크론의 조합으로부터 모두 4개의 음향 반향 경로가 발생하므로, 모두 4개의 적응 필터가 필요하게 된다. 그러므로 단일 채널 시스템에 비해 반향 제거를 위해 증가된 계산량을 갖는 문제점이 있으며, 또한 각 채널의 입력 신호들간의 높은 상호상관(cross-correlation)에 의해 적응 필터의 수렴성이 악화되는 등의 문제점이 발생한다[2].

본 논문은 2장에서 스테레오 환경에서 음향 반향제거에서의 문제점에 대해 논의하고, 3장에서는 빠른 수렴속도를 갖는 Affine Projection (AP) 알고리즘과 근사화된 고속 AP 알고리즘에 대하여 설명을 한다. 고속 AP 알고리즘의 스테레오 채널에 대한 적용을 4장에서 다루고, 5장에서는 모의 실험 결과를 고찰하고 6장에서 결론을 맺는다.

1. 서론

정보화 사회의 발전과 더불어 빠르게 진행되는 통신 수단과 발전은 기존의 유선 통신 개념으로부터 무선 통신의 개념으로, 또한 편리한 통화 환경을 위해 핸드프리(hand-free) 방식으로 발전해 나가고 있다. 또한 멀티미디어 통신 기술 발달과 함께 현장감 있는 음향 전송에 대한 요구가 증가함에 따라 단일 채널이 아닌 다채널 오디오 신호의 전달에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다.

그러나 핸드프리 방식과 같은 통화 환경에서는 스피커에서 출력되는 신호가 통화가자 위치한 실내공간을 거쳐 다시 마이크로폰으로 입력되는 현상, 즉 음향 반향이 발생하게 되어 통화에 지장을 주게 된다. 이러한 음향 반향을 제거하기 위해서 적응 필터를 사용하는 적응 반향 제거 기법이 널리 사용되

2. 스테레오 음향 반향 제거

스테레오 음향 반향 제거 시스템의 경우에는 각 채널이 대칭으로 구성되어 있으므로, 하나의 마이크로폰으로 입력되는 반향 성분들에 대해서 고려한 후 이를 두 채널로 확장하여 적용할 수 있다[2]. 전송실에 위치한 원단화가자(far-end talker)의 음성 신호는 그림 1. 에서와 같이 화자와 두 마이크로폰 사이의 반향경로 $g_1(n)$ 과 $g_2(n)$ 를 거쳐 각각의 마이크로폰으로 입력된다. 수신실의 두 스피커로 전송되는 신호 $x_1(n)$, $x_2(n)$ 은 각각 두 스피커로부터 하나의 마이크로폰까지의 반향경로 $h_1(n)$ 과 $h_2(n)$ 를 통과하여 마이크로폰 반향 입력신호 $y(n)$ 을 만들어낸다. 따라서 한 채널에 대해서 반향경로 $h_1(n)$ 과 $h_2(n)$ 를 추정하는 적응필터

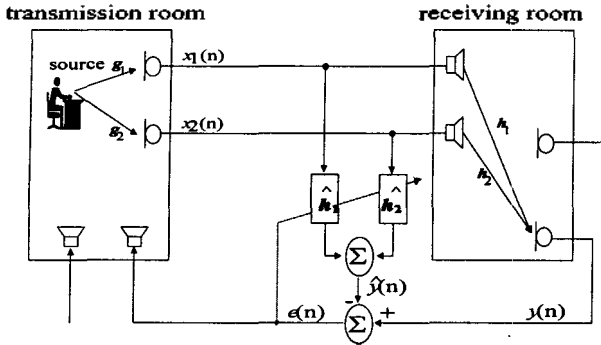


그림 1. 스테레오 음향 반향 제거기의 구조

$\hat{h}_1(n)$ 과 $\hat{h}_2(n)$ 를 만들어 음향 반향을 제거할 수 있다. 그러나, 적응 필터의 입력으로 사용되는 두 채널 신호간에는 강한 상관 관계가 존재하기 때문에 단일 채널에서는 발생하지 않는 여러 가지 문제들이 발생하게 된다. 우선, 적응 필터의 최적해가 유일하게 존재하지 않는다. 또한, 전송실의 반향 경로의 변화를 수신실의 반향 경로가 변화한 것으로 오인하여 반향 제거기의 성능을 저하시킬 수 있다. 이 밖에도 적응 필터가 매우 느리게 수렴 하는 문제를 들 수 있는데, 이것은 두 채널의 입력 신호간의 강한 상관 관계로 인하여 입력 신호의 자기 상관 행렬의 고유치 분포율이 매우 증가하게 되기 때문이다[2][3].

이러한 스테레오 음향 반향 제거기의 문제들을 해결하기 위해서 크게 두 채널 입력 신호간의 상호 상관 관계를 저하시키기 위한 전처리 단을 구성하는 방법과 빠른 수렴 속도를 갖는 적응 필터를 사용하는 방법이 제안되고 있다[2][3][4]. 전처리 단을 이용하여 각 채널의 입력 신호간의 상호 상관 관계를 저하시키기 위한 방법으로는 부가 백색 잡음을 각 채널의 입력에 더해주는 방식이나 각 채널 입력을 비선형 함수에 통과시키는 방식이 좋은 성능을 보이는 것으로 알려져 있다. 빠른 수렴 속도를 갖는 적응 알고리즘으로는 입력 신호의 고유치 분포율에 크게 영향을 받지 않는 Least Square(LS) 계열의 AP 알고리즘이 있다. AP 알고리즘은 고속 Recursive LS 알고리즘에 비해서는 계산량이 적지만 Normalized LMS 알고리즘보다 월등히 많은 계산량이 요구되므로 고속 AP 알고리즘에 대한 연구가 진행되고 있다[5]. 본 논문에서는 [6]에서 제안한 후행오차 성질을 이용한 고속 AP 알고리즘을 스테레오 환경에 적합하도록 응용한 구조를 제안하였다.

3. 고속 Affine Projection 알고리즘

AP 알고리즘의 입력 신호 행렬은 다음과 같이 구성된다.

$$X(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-P+1)] \quad (1)$$

여기서 $x(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L+1)]^T$ 인 $(L \times 1)$ 입력 신호 벡터이다. 마찬가지로 선행 오차신호 $e(n)$ 으로 $(P \times 1)$ 오차신호 벡터 $e(n) = [e(n) \ e(n-1) \ \dots \ e(n-P+1)]^T$ 을 구성하면, 단일 채널에서의 AP 알고리즘은 후행오차를 0으로 만들어 다음과 같은 선형 방정식을 얻을 수 있다.

$$X(n)^T \Delta h(n) = e(n) \quad (2)$$

여기서, $\Delta h(n) = h(n+1) - h(n)$ 이다. 최종적으로 선형 방정식 (2)의 해로 얻어지는 AP 알고리즘은 다음과 같다.

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + X(n)(X(n)^T X(n))^{-1} e(n) \quad (3)$$

AP 알고리즘이 고속 RLS 에 비해 적은 계산량을 갖지만 식 (3) 에서와 같이 역행렬 연산이 필요하므로 NLMS 에 비해 과중한 계산량을 갖는다. 그러므로 역행렬 연산이 필요없는 고속 알고리즘이 필요하다.

먼저, AP 알고리즘의 후행 오차 성질로부터 선행 오차 $e(k)$ 의 과거값들은 모두 0이 되어 다음과 같이 얻어진다.

$$e(n) = [e(n) \ 0 \ \dots \ 0]^T \quad (4)$$

입력 신호 행렬 $X(n)$ 은 다음과 같이 GS 직교화 변환행렬 $T(n)$ 에 의해 행렬 $Z(n)$ 으로 변환될 수 있다.

$$Z(n) = X(n)T(n) \quad (5)$$

여기서 $Z(n) = [z_1(n) \ z_2(n) \ \dots \ z_p(n)]$ 은 변환된 입력신호 행렬, $z_i(n)$ 는 $(L \times 1)$ 의 벡터이다. $Z(n)$ 을 구성하는 각각의 열벡터 $z_i(n)$ 는 $z_i(n)^T z_j(n) = 0, i \neq j$ 를 만족함으로써 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$Z(n)^T Z(n) = \text{diag}[z_1(n)^T z_1(n) \ z_2(n)^T z_2(n) \ \dots \ z_p(n)^T z_p(n)] \quad (6)$$

또한 변환행렬 $T(n)$ 는 ULT(Unit Lower Triangular) 행렬이고 행렬식(determinant)가 1 이므로 항상 역행렬이 존재하고, 따라서 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$X(n) = Z(n)T(n)^{-1} \quad (7)$$

따라서 식(5), (7)의 관계를 이용하면 계수 갱신식 (3)의 갱신항은 다음과 같이 변환된다.

$$X(n)(X(n)^T X(n))^{-1} e(n) = Z(n)[Z(n)^T Z(n)]^{-1} T(n)^T e(n) \quad (8)$$

그런데 위 식에서 $Z(n)^T Z(n)$ 행렬은 식(6)과 같이 표현되는

대각행렬이고, 변환 행렬 $\mathbf{T}(n)$ 는 ULT 이므로 $\mathbf{T}(n)^T$ 는 UUT(Unit Upper Triangular) 이 된다. 오차 벡터 $\mathbf{e}(n)$ 는 식 (4) 와 같이 표현되므로 $\mathbf{T}(n)^T \mathbf{e}(n) = \mathbf{e}(n)$ 으로부터 계수 갱신 식 (3)의 갱신항은 다음과 같이 간단하게 표현된다.

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{h}(n) &= \left[\frac{\mathbf{z}_1(n)}{\mathbf{z}_1(n)^T \mathbf{z}_1(n)} \frac{\mathbf{z}_2(n)}{\mathbf{z}_2(n)^T \mathbf{z}_2(n)} \dots \frac{\mathbf{z}_p(n)}{\mathbf{z}_p(n)^T \mathbf{z}_p(n)} \right] \begin{bmatrix} \mathbf{e}(n) \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \\ &= \frac{\mathbf{z}_1(n)}{\mathbf{z}_1(n)^T \mathbf{z}_1(n)} \mathbf{e}(n) \end{aligned} \quad (9)$$

식 (9)의 결과를 (3)에 대입하고, 알고리즘 잡음에 대한 완화 요인(relaxation factor)으로서 수렴상수 μ 를 도입하면, AP 알고리즘의 계수 갱신식은 최종적으로 다음과 같이 일반화 된다. [6].

$$\hat{\mathbf{h}}(n+1) = \hat{\mathbf{h}}(n) + \mu \frac{\mathbf{z}_1(n)}{\mathbf{z}_1(n)^T \mathbf{z}_1(n)} \mathbf{e}(n) \quad (10)$$

식 (10)과 같이 AP 알고리즘은 벡터 단위의 P-1 차 GS 직교화를 통하여 얻은 최종 출력 벡터 $\mathbf{z}_1(n)$ 만으로 계수 적용식이 구성된다..

AP 알고리즘을 벡터 단위의 GS 직교화를 이용하여 구현할 경우 직교화 출력벡터 $\mathbf{z}_1(n)$ 를 구하기 위해 P-1 단계를 거치는 동안 매 단계에서의 직교화 출력벡터 $\mathbf{z}_i(n)$ 들을 모두 계산해야 한다. 따라서 직교화 출력벡터 $\mathbf{z}_1(n)$ 를 구하기 위해서는 총 $(P-1)^2 L + (P-1)L$ 번의 연산이 필요하게 되므로 역행렬 연산이 없더라도 투영 차수 P 가 증가함에 따라 계산량이 $P^2 L$ 에 비례하여 증가하게 된다.

여기서 입력 신호의 통계적 특성이 $2L+P$ 샘플 구간동안 변하지 않는다고 가정하면 직교화 출력벡터를 만들어내는 변환 행렬 \mathbf{T} 의 각 열 원소 값이 L 샘플 구간동안 동일한 값을 유지하게 된다. 이로부터 $\mathbf{z}_1(n)$ 을 매 샘플마다 벡터 연산을 통해 구하는 대신 P 개의 신호를 입력으로 하는 샘플 단위의 GS 직교화를 통하여 한 샘플 오차를 구한 뒤 지연 소자를 이용하여 지연시킴으로써 $\mathbf{z}_1(n)$ 을 근사적으로 구할 수 있게 된다. 본 논문에서는 GS 직교 필터의 계수를 샘플 단위의 입력 신호로부터 구하기 위해서 Recursive Modified GS(RMGS) 알고리즘을 시간-재귀적으로 이용하였다[7]. RMGS 알고리즘을 이용하면 $(P-1)^2 + 6(P-1)$ 번의 연산만으로 최종 오차 벡터 $\mathbf{z}_1(n)$ 을 구하는 계산량을 감소시킬 수 있다.

4. 고속 Affine Projection 알고리즘을 이용한 스테레오 음향 반향 제거

고속 AP 알고리즘을 스테레오 환경의 음향 반향 제거기에 적용하기 위해서 좌측 입력신호 행렬과 우측 입력신호 행렬은 다음과 같이 구성된다.

$$\mathbf{X}_L(n) = [\mathbf{x}_L(n) \mathbf{x}_L(n-1) \dots \mathbf{x}_L(n-P+1)] \quad (11a)$$

$$\mathbf{X}_R(n) = [\mathbf{x}_R(n) \mathbf{x}_R(n-1) \dots \mathbf{x}_R(n-P+1)] \quad (11b)$$

여기서 $\mathbf{x}_L(n) = [x_L(n) x_L(n-1) \dots x_L(n-L+1)]^T$ 은 좌측 입력신호 벡터, $\mathbf{x}_R(n) = [x_R(n) x_R(n-1) \dots x_R(n-L+1)]^T$ 은 우측 입력신호 벡터이다. 스테레오 입력신호 $\mathbf{X}_L(n)$, $\mathbf{X}_R(n)$ 을 결합하여 적응 필터의 입력 행렬 $\mathbf{X}(n)$ 를 다음과 같이 구성한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(n) &= \begin{bmatrix} \mathbf{X}_L(n) \\ \mathbf{X}_R(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_L(n) \mathbf{x}_L(n-1) \dots \mathbf{x}_L(n-P+1) \\ \mathbf{x}_R(n) \mathbf{x}_R(n-1) \dots \mathbf{x}_R(n-P+1) \end{bmatrix} \\ &= [\mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n-1) \dots \mathbf{x}(n-P+1)] \end{aligned} \quad (12)$$

여기서, 확장된 입력 신호 벡터 $\mathbf{x}(n)$ 은 다음과 같이 구성됨을 알 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(n) &= [\mathbf{x}_L(n) \mathbf{x}_R(n)]^T \\ &= [x_L(n) \dots x_L(n-P+1) x_R(n) \dots x_R(n-P+1)]^T \end{aligned} \quad (13)$$

스테레오 환경에서의 AP 알고리즘은 확장된 입력 행렬 $\mathbf{X}(n)$ 를 이용하여 단일 채널의 경우와 동일하게 식 (3)의 관계로 계수가 갱신된다. 그리고 벡터 단위의 GS 직교화 변환식 (5)의 입력 벡터는 식 (13)과 같은 두 채널의 입력이 결합된 형태가 된다. 이러한 벡터 단위 GS 직교화 변환을 샘플단위 직교화 RMGS 에 적용하기 위해서는 먼저 \mathbf{x}_1 과 \mathbf{x}_2 를 결합한 신호를 RMGS 의 입력으로 사용하여 GS 직교화 계수를 구해야 한다. 구해진 RMGS 의 직교화 계수를 이용하여 각각의 채널에 대해 독립적으로 샘플단위의 직교화를 수행하고, 얻어진 직교화 출력 신호를 지연소자를 통해 지연시키면, 최종적으로 직교화 벡터는 다음과 같이 얻어진다.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_1(n) &= [\mathbf{z}_{L1}(n) \mathbf{z}_{R1}(n)]^T \\ &= [z_{L1}(n) \dots z_{L1}(n-P+1) z_{R1}(n) \dots z_{R1}(n-P+1)]^T \end{aligned} \quad (14)$$

식 (10), (14) 로부터 스테레오 환경에서의 근사화된 고속 AP 알고리즘의 계수 갱신식은 최종적으로 다음과 같이 구성할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{h}}(n+1) = \hat{\mathbf{h}}(n) + \mu \frac{\mathbf{z}_1(n)}{\mathbf{z}_1(n)^T \mathbf{z}_1(n)} \mathbf{e}(n) \quad (15)$$

5. 모의 실험 및 고찰

제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 스테레오 환경에서 음향 반향을 제거하는 실험을 수행하였다. 백색 잡음을 10차 AR 필터를 통과시킨 8KHz 표본화율을 갖는 음성 대역 유색 잡음을 입력신호로 이용하였고, 전송실과 수신실의 반향 경로로는 각각 $4m \times 3m$ 의 방에서 256 탭으로 실측한 충격 응답을 사용하였다.

NLMS 알고리즘, AP 알고리즘과 제안된 고속 스테레오 음향 반향 제거기의 성능을 비교하였으며, AP 알고리즘과 제안된 방법은 4차의 투영차수에서 실험하였다. 또한 스테레오 음향 반향 제거에서 중요한 역할을 차지하는 송신실의 반향 경로 변화에 대한 영향을 살펴보기 위해 송신실의 반향 경로를 3초 지점에서 다른 반향 경로로 변화를 주었다.

음향 반향 제거의 성능을 ERLE(Echo Return Loss Enhancement) 측면에서 평가하였으며, 스테레오 환경에서 적응 필터가 실제 반향 경로로 수립하는 정확도를 평가하기 위하여 적응필터의 misalignment를 평가하였다. 그림 3은 각각의 알고리즘에 대한 ERLE 곡선이고, 그림 4는 적응필터의 misalignment 곡선이다. 그림 2 으로부터 제안된 방법은 AP 알고리즘과 대등한 반향 제거 성능을 가지며, NLMS 알고리즘에 비해 대략 5dB 가량의 성능 향상을 보임을 알 수 있다. 또한 제안된 방법의 계산량은 4차의 투영차수에 대해서 NLMS에 비하여 81번의 추가 연산만을 필요로 하며, 반향 경로가 길어질수록 추가 연산이 차지하는 비중이 줄어들게 된다. 따라서 제안한 방법으로 스테레오 음향 반향 제거를 수행할 경우 NLMS와 비슷한 계산량으로 AP 알고리즘과 대등한 성능을 갖는다.

6. 결론

본 논문에서는 스테레오 환경에서 Gram-Schmidt 직교화를 이용하여 LMS 알고리즘 수준의 계산량을 갖는 근사화된 AP 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 NLMS에 비하여 $3((P-1)^2 + 6(P-1))$ 의 추가 연산만으로 AP 알고리즘의 성능을 유지할 수 있음을 실험적으로 입증하였다.

7. 참고문헌

[1] M. M. Sondhi, D. A. Berkley, "Silencing Echoes on the Telephone Network," *Proc. of the IEEE*, Vol. 68, No. 8, pp. 948-964, Aug., 1980

[2] M. M. Sondhi, D. R. Morgan and J. L. Hall, "Stereophonic acoustic echo cancellation - an overview of the fundamental problem," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 2, No. 8, pp. 148-151, Aug., 1995

[3] J. Benesty, F. Amand, A. Gilloire and Y. Grenier, "Adaptive filtering algorithms for stereophonic acoustic echo cancelation," *Proc. of Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 3099-3102, 1995

[4] J. Benesty, D. R. Morgan, M. M. Sondhi, "A Better Understanding and an Improved Solution to the Specific

Problems of Stereophonic Acoustic Echo Cancellation," *IEEE Trans. on Speech and Audio Processing*, Vol. 6, No. 2, pp. 156-165, Mar., 1998F. Amand, A.

[5] S. L. Gay and S. Tavathia, "The fast projection algorithm," *Proc. of Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 3023-3026, 1995.

[6] 김은숙, 박영철, 윤대회, "Gram-Schmidt 직교화를 이용한 affine projection 알고리즘의 근사적 구현", 한국통신학회 추계합동학술대회, pp.1658-1661, 1998.

[7] F. Ling, D. Manolakis and J. G. Proakis, "A recursive modified Gram-Schmidt algorithm for least-squares estimation", *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-34, No.4, pp.829-836, Aug. 1986.

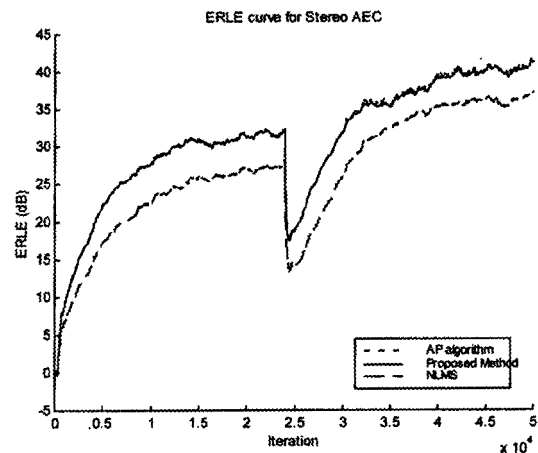


그림 2. 알고리즘 간의 ERLE 비교

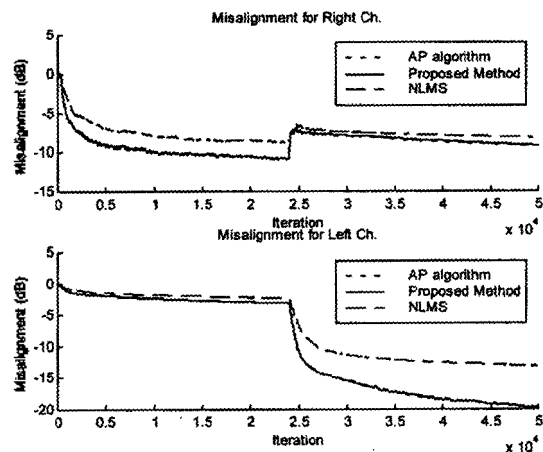


그림 3. 알고리즘 간의 Misalignment 비교