

계산량 감소를 위한 적응 알고리즘 및 수렴특성 분석

정희원 이 행 우*, 전 만 영**

An Analysis of its Convergence Characteristics and the Adaptive Algorithm for Reducing the Computational Quantities

Haeng-Woo Lee*, Man-Young Jeon** *Regular Members*

요 약

본 논문은 적응 필터에서 소요되는 계산량을 감소시키기 위해 새롭게 제안하는 적응 알고리즘에 대하여 논하고 있다. 새로운 적응 알고리즘은 필터의 계수를 조정함에 있어서 정규화 입력신호의 크기 대신 입력신호의 부호만을 사용하는 것인데, 이렇게 함으로써 많은 계산량을 차지하는 승산과 제산 연산이 필요없게 된다. 제안한 알고리즘의 수렴특성을 분석하기 위하여 수렴조건 및 수렴속도 등을 수학적으로 유도하였다. 또한 본 알고리즘을 반향제거기에 적용하여 시뮬레이션을 수행하였고, 다른 알고리즘을 적용한 경우의 수렴성능과 비교하였다. 시뮬레이션 결과, 본 알고리즘을 적용한 반향제거기는 NLMS 알고리즘을 적용한 반향제거기와 거의 동일한 수렴성능을 나타내는 것으로 확인되었다.

ABSTRACT

This paper describes a new adaptive algorithm which can reduce the required computation quantities in the adaptive filter. The proposed adaptive algorithm uses only the signs of the normalized input signal rather than the input signals when coefficients of the filter are adapted. By doing so, there is no need for the multiplications and divisions which are mostly responsible for the computation quantities. To analyze the convergence characteristics of the proposed algorithm, the condition and speed of the convergence are derived mathematically. Also, we simulate an echo canceller adopting this algorithm and compare the performances of convergence for this algorithm with the ones for the other algorithm. As the results of simulations, it is proved that the echo canceller adopting this algorithm shows almost the same performances of convergence as the echo canceller adopting the SLA algorithm.

Key words : Adaptive algorithm, Convergence characteristic

1. 서 론

1959년 스탠포드대학교의 Widrow와 Hoff에 의

해 개발된 LMS(Least Mean Square) 알고리즘은 최대경사법(steepest descent)을 이용한 적응 알고리즘이다. 이 알고리즘은 원래 패턴인식분야에 응용하기 위하여 개발되었으나 70년대 이후 FIR(Finite Impulse Response) 필터를 사용한 적응 잡음제거기 등 여러 응용분야가 발표되면서 적응 시스템의 적

*남서울대학교 전자정보통신공학부(hwlee@nsu.ac.kr), **동양대학교 정보통신공학부(myjeon@phenix.dyu.ac.kr)

논문번호 : #030396-0915, 접수일자 : 2003년 9월 15일

응 알고리즘으로서 매우 널리 사용되고 있다.[1] LMS 알고리즘은 비교적 간단하고 안정된 수렴특성을 갖고 있다. 그러나 이 알고리즘을 구현하기 위한 구조나 성능을 개선하기 위하여 다양한 시도가 있었다. 수렴속도를 향상시키기 위한 방법이라든가[2] 하드웨어 복잡도를 감소시키는 방법 등이 많이 발표되었다.

음향반향제거기와 같이 반향신호의 임펄스 응답이 긴 경우(100ms 이상) 많은 연산량을 필요로 한다. 실제로 이러한 음향반향제거기를 구현하기 위해서는 1000-tap 이상의 계수가 요구되어 수행해야 할 연산량이 크게 증가한다. 연산량을 감소시키기 위한 방법으로서 Sign 알고리즘을 들 수 있는데[3] 이 방법은 계수 적응시 입력신호와 오차신호 대신 그 부호들만을 사용하는 것이다. 따라서 오차신호와 입력신호에 대한 승산연산의 필요성은 없어지게 된다. 그러나 이 알고리즘은 입력신호 및 오차신호의 부호만을 사용하기 때문에 수렴속도가 느린 단점을 갖고 있다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 연산량을 크게 줄일 수 있는 새로운 적응 알고리즘을 제안하고자 한다. 이 알고리즘은 필요로 하는 연산량이 Sign 알고리즘과 동일하면서도 수렴속도는 거의 SIA(Stochastic Iteration Algorithm) 알고리즘과 동일한 수준으로 빠르다. 제안한 알고리즘의 수렴특성을 분석하기 위하여 수학적인 방법과 적응 반향제거기에 대한 시뮬레이션 방법을 사용하였다. 시뮬레이션은 다른 적응 알고리즘에 대해서도 수행함으로써 본 알고리즘과 성능을 비교하고자 하였다.

논문의 내용은 II절에서 새로운 적응 알고리즘을 제안하였고, III절에서는 제안한 알고리즘의 수렴특성을 수학적으로 분석하였으며, IV절에서는 반향제거기에 본 알고리즘을 적용하여 시뮬레이션한 결과에 대하여 기술하였고, 마지막으로 V절에서 결론을 도출하였다.

II. 제안한 적응 알고리즘

미지의 시스템을 적응적으로 추정하기 위하여 그림 1과 같은 적응필터 구조를 생각해 보자. 미지의 시스템 c_e 는 길이 N 의 유한한 시불변 임펄스 응답을 갖는다고 가정한다. 여기서 알고리즘 유도의 편의상 몇가지 벡터 표현을 도입하기로 한다.

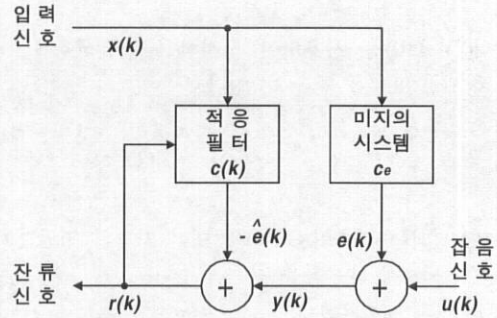


그림 1. 적응필터의 구조
Fig. 1. Structure of adaptive filter

· 입력신호 :

$$x(k) = [x(k), x(k-1), \dots, x(k-N+1)]^T \quad (1)$$

· 미지의 시스템의 계수 :

$$c_e = [c_e(0), c_e(1), \dots, c_e(N-1)]^T \quad (2)$$

· 적응필터의 계수 :

$$c(k) = [c_0(k), c_1(k), \dots, c_{N-1}(k)]^T \quad (3)$$

여기서 윗첨자 T 는 전치 행렬을 나타낸다. 또한 우리는 일반적으로 받아들여지는 몇가지 조건을 가정하고자 한다.

i) 이 시스템에 대한 입력신호 $x(k)$ 와 잡음신호 $u(k)$ 는 평균값이 영이고 넓은 의미에서 정적인 신호라고 가정한다.

$$E\{x(k)\} = E\{u(k)\} = 0 \quad (4)$$

ii) 또한 입력신호 $x(k)$ 와 잡음신호 $u(k)$ 는 백색의 랜덤신호라고 가정한다.

$$E\{x(k)x(k+n)\} = \sigma_x^2 \delta(k) \quad (5)$$

$$E\{u(k)u(k+n)\} = \sigma_u^2 \delta(k) \quad (6)$$

미지의 시스템 출력 $e(k)$ 와 그것의 추정신호인 적응필터의 출력 $\hat{e}(k)$ 및 잔류신호 $r(k)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$e(k) = x^T(k) \cdot c_e \quad (7)$$

$$y(k) = e(k) + u(k) \quad (8)$$

$$\hat{e}(k) = x^T(k) \cdot c(k) \quad (9)$$

$$r(k) = y(k) - \hat{e}(k) \quad (10)$$

식(7)~(10)을 사용하여 정리하면 잔류신호에 대한 상세한 표현을 얻을 수 있다.

$$r(k) = \mathbf{x}^T(k) \cdot \mathbf{c}_e + u(k) - \mathbf{x}^T(k) \cdot \mathbf{c}(k) = \mathbf{x}^T(k) \cdot (\mathbf{c}_e - \mathbf{c}(k)) + u(k) \quad (11)$$

적응필터는 잔류신호 $r(k)$ 에 대한 자승의 평균값이 최소가 되도록 계수들을 적응해 간다.

$$p(k) = E\{r^2(k)\} \quad (12)$$

앞에서 가정한 조건을 사용하여 필터의 계수들에 대한 $p(k)$ 의 경도를 구하면 다음 식과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{grad} p(k) &= \mathbf{grad} E\{r^2(k)\} \\ &= \mathbf{grad} E\{[\mathbf{x}^T(k) \cdot (\mathbf{c}_e - \mathbf{c}(k)) + u(k)]^2\} \\ &= -2 E\{r(k) \mathbf{x}(k)\} \end{aligned} \quad (13)$$

Steepest-descent 개념을 적용하면 필터 계수에 대한 적응 알고리즘은 다음과 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{c}(k+1) &= \mathbf{c}(k) - \mu \mathbf{grad} p(k) \\ &= \mathbf{c}(k) + 2\mu E\{r(k) \mathbf{x}(k)\} \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 μ 는 $0 < \mu < 1$ 범위의 크기를 갖는 스텝 상수이다. 식 (14)는 적응 시스템에 있어서 일정한 스텝크기를 갖고 계수를 적응해가는 LMS 알고리즘이다. 그런데 실제 하드웨어 구현상의 복잡성 때문에 위 식에서 우변의 둘째 항은 다음과 같이 근사화하여 사용한다.

$$\mathbf{c}(k+1) = \mathbf{c}(k) + 2\mu r(k) \mathbf{x}(k) \quad (15)$$

이 식을 SIA(Stochastic Iteration Algorithm)라 한다.[3] 이 적응 알고리즘은 입력신호의 크기에 따라 적응 스텝이 변하는 단점이 있기 때문에, 이를 해결하기 위하여 평균값으로 입력신호를 정규화(normalization)하여 사용한다.

$$\mathbf{c}(k+1) = \mathbf{c}(k) + 2\mu r(k) \frac{\mathbf{x}(k)}{x_m} \quad (16)$$

이것이 일반적으로 사용되는 NLMS 알고리즘이다. 그러나 이 알고리즘을 사용할 경우 필터의 탭수를 N 이라 하면 모두 $2N$ 회의 승산과 N 회의 제산 연산이 필요하게 되는 바, 탭수가 커지게 되면 구현이 어려울 정도로 계산량이 증가하게 된다. 따라서 (16)식의 우변에서 정규화된 입력신호 벡터 대신,

입력신호의 부호벡터 $S(k)$ 를 사용하게 되면 승산 및 제산 연산이 모두 불필요하게 된다.

$$\mathbf{c}(k+1) = \mathbf{c}(k) + 2\mu r(k) S(k) \quad (17)$$

여기서 $S(k)$ 는 N 개의 입력신호에 대한 부호(Sign) 벡터이다.

$$S(k) = [\text{sign}(x(k)), \text{sign}(x(k-1)), \dots, \text{sign}(x(k-N+1))]^T \quad (18)$$

이 알고리즘을 다른 적응 알고리즘들과 구별하기 위하여 ISA(Input-signal Sign Algorithm)이라 칭하고자 한다. 계수 적응시에 식(16)에서는 입력신호의 사이클 당 N 회 요구되는 잔류신호와 정규화 입력신호의 승산 및 입력신호 정규화를 위한 N 회의 제산 연산이 요구된다. 그러나 제안된 식(17)을 사용하면 잔류신호에 대해 부호만을 고려해주면 되므로 계산량을 획기적으로 감소시킬 수 있다. 따라서 ISA 알고리즘에서는 반향추정신호를 생성하는데 소요되는 N 회의 승산 연산만을 필요로 한다. 다음 그림에서 제안한 알고리즘의 구조를 도식적으로 보여주고 있다.

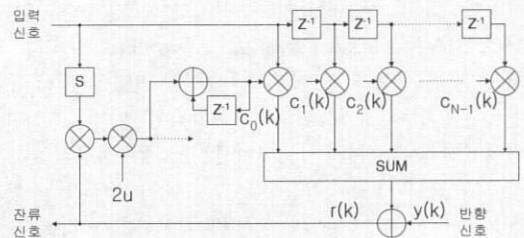


그림 2. 제안한 알고리즘의 구조
Fig. 2. Structure of the proposed algorithm

III. 제안한 알고리즘의 수렴특성 분석

본 절에서는 앞에서 제안한 ISA 알고리즘의 수렴 특성을 수학적으로 분석해 보고자 한다. 먼저 분석이 가능하도록 하기 위하여 다음과 같은 가정을 해둔다.[4]

- i) 입력신호 벡터 $\mathbf{x}(k)$ 와 오차 벡터 $\mathbf{d}(k)$ 는 통계적으로 불 대 상호 독립적이다.
- ii) 또한 오차신호 $err(k)$ 는 입력신호 $x(k)$ 와 잡음신호 $u(k)$ 에 대해 상호 독립적이다.

여기서 계수의 오차 벡터 및 오차신호는 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{d}(k) = \mathbf{c}_e - \mathbf{c}(k) \quad (19)$$

$$err(k) = \mathbf{d}^T(k) \cdot \mathbf{x}(k) \quad (20)$$

반향신호의 추정값이 제거된 후의 잔류신호는

$$\begin{aligned} r(k) &= \mathbf{d}^T(k) \cdot \mathbf{x}(k) + u(k) \\ &= err(k) + u(k) \end{aligned} \quad (21)$$

그리고 입력신호 및 오차신호의 분산은 다음과 같다.

$$E\{\|\mathbf{x}(k)\|^2\} = N\sigma_x^2 \quad (22)$$

$$\sigma_e^2(k) = E\{err^2(k)\} = \sigma_x^2 E\{\|\mathbf{d}(k)\|^2\} \quad (23)$$

따라서 식(16)과 (19)로부터 오차 벡터는

$$\begin{aligned} \mathbf{d}(k+1) &= \mathbf{c}_e - \mathbf{c}(k+1) \\ &= \mathbf{d}(k) - 2\mu r(k) \mathbf{S}(k) \end{aligned} \quad (24)$$

입력신호의 Sign 벡터의 경우 $\|\mathbf{S}(k)\|^2 = N$ 이므로

$$\begin{aligned} \|\mathbf{d}(k+1)\|^2 &= \|\mathbf{d}(k)\|^2 - 4\mu r(k) \\ &\quad \|\mathbf{S}^T(k) \cdot \mathbf{d}(k)\| + 4N\mu^2 r^2(k) \end{aligned} \quad (25)$$

양변에 $\|\mathbf{x}(k)\|^2$ 를 곱하고 정리하면

$$\begin{aligned} \|\mathbf{d}(k+1)\|^2 \|\mathbf{x}(k)\|^2 &= \|\mathbf{d}(k)\|^2 \|\mathbf{x}(k)\|^2 - \\ &\quad \frac{4N\mu r(k) err(k) \|\mathbf{x}(k)\|}{+ 4N\mu^2 r^2(k) \|\mathbf{x}(k)\|^2} \end{aligned} \quad (26)$$

양변에 평균값을 취하고 가정조건을 적용하면

$$\begin{aligned} E\{\|\mathbf{d}(k+1)\|^2\} E\{\|\mathbf{x}(k)\|^2\} &= \\ &E\{\|\mathbf{d}(k)\|^2\} E\{\|\mathbf{x}(k)\|^2\} \\ &- 4N\mu [E\{err^2(k)\} + E\{err(k)E\{u(k)\}E\{x(k)\}] \\ &+ 4N\mu^2 [E\{err^2(k)\} + E\{err(k)E\{u(k)\} + E\{u^2(k)\}] E\{\|\mathbf{x}(k)\|^2\} \end{aligned} \quad (27)$$

각 신호에 대한 분산을 이용하여 정리하면

$$\begin{aligned} \sigma_e^2(k+1) &= \sigma_e^2(k)[1 - 4\mu\sigma_x(k)[1 - N\mu\sigma_x(k)] \\ &\quad + 4N\mu^2\sigma_x^2(k)\sigma_x^2(k) \end{aligned} \quad (28)$$

수렴특성을 나타내는 지표로서 오차신호의 분산과 잡음신호의 분산의 비(ENR)를 정의한다.[5]

$$R^2(k) = \frac{\sigma_e^2(k)}{\sigma_x^2(k)} \quad (29)$$

식(28)의 양변을 $\sigma_x^2(k)$ 로 나누면

$$\begin{aligned} R^2(k+1) &= R^2(k)[1 - 4\mu\sigma_x(k)[1 - N\mu\sigma_x(k)] \\ &\quad + 4N\mu^2\sigma_x^2(k)] \\ &= R^2(k)\rho + 4N\mu^2\sigma_x^2(k) \end{aligned} \quad (30)$$

여기서 $\rho = 1 - 4\mu\sigma_x(k)[1 - N\mu\sigma_x(k)]$ (31)

반복횟수 k 에서의 표현을 구하면

$$R^2(k) = R^2(0)\rho^k + 4N\mu^2\sigma_x^2(k) \frac{1-\rho^k}{1-\rho} \quad (32)$$

위 식으로부터 알고리즘의 수렴조건은 $|\rho| < 1$ 이어야 하므로

$$0 < \mu < \frac{1}{N\sigma_x(k)} \quad (33)$$

또한 수렴 후 최종 ENR은

$$R^2(\infty) = \frac{N\mu\sigma_x(k)}{1 - N\mu\sigma_x(k)} \quad (34)$$

식(34)를 이용하여 식(31)과 (32)를 다시 표현할 수 있다.

$$\rho = 1 - \frac{4}{N} \frac{R^2(\infty)}{(1 + R^2(\infty))^2} \quad (35)$$

$$R^2(k) = [R^2(0) - R^2(\infty)]\rho^k + R^2(\infty) \quad (36)$$

식(36)을 사용하여 반복횟수에 따른 수렴특성곡선을 얻을 수 있다. 그림 3은 분산의 비 $\sigma_e^2(k)/\sigma_x^2(k)$ 을 변수로 하여 구한 수렴특성을 보여주고 있다. 곡선 (1)은 분산의 비가 2.0인 경우이고 (2)는 1.0, (3)은 0.5인 경우이다. 이 곡선으로부터 입력신호의 분산값이 클수록 수렴속도가 증가한다는 것을 알 수가 있다.

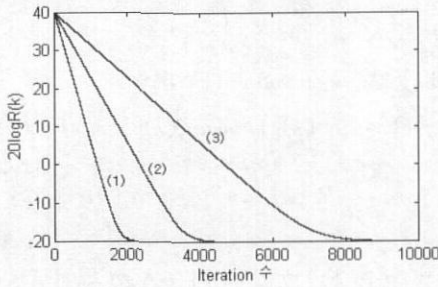


그림 3. 제안한 알고리즘의 수렴곡선
Fig. 3. Convergence curve of the proposed algorithm

식(35) 및 (36)으로부터 반복횟수에 대한 표현을 구할 수 있다. $R^2(\infty) \ll 1$ 이므로

$$k = \frac{\log\left(\frac{R^2(k) - R^2(\infty)}{R^2(0) - R^2(\infty)}\right)}{\log\left(1 - \frac{4}{N} R^2(\infty)\right)} \quad (37)$$

위 식을 이용하여 임의의 ENR을 얻기 위하여 요구되는 반복횟수를 곡선으로 도시하면 그림 4와 같다. 여기에는 초기 ENR값이 변수로 주어진다.

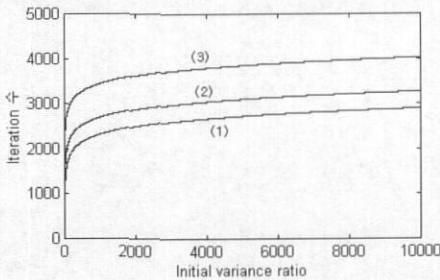


그림 4. 요구되는 반복 횟수
Fig. 4. Required iteration number

이 그림에서 곡선 (1)은 $10\log R^2(k) = -20\text{dB}$ 인 경우이고 (2)는 -30dB , (3)은 -40dB 인 경우로서 달성하고자 하는 ENR이 작을수록 반복횟수는 더 많이 요구된다는 사실을 알 수 있다.

또한 다음과 같은 방법으로 수렴속도를 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \lambda(R(k)) &= -10 \log\left(\frac{R^2(k+1)}{R^2(k)}\right) \quad (38) \\ &= -10 \log\left(\rho + \frac{4N\mu^2\sigma_x^2(k)}{R^2(k)}\right) \end{aligned}$$

식(34), (35)로부터 수렴속도를 다시 표현하면

$$\lambda(R(k)) = -10 \log\left(1 - \frac{4}{N} \frac{R^2(\infty)}{(1 + R^2(\infty))^2} \left[1 - \frac{R^2(\infty)}{R^2(k)}\right]\right) \quad (39)$$

$R^2(\infty) \ll 1$ 이고 $R^2(k)$ 가 큰 경우에는 다음과 같이 근사화된다.

$$\lambda(R(k)) \approx -10 \log\left(1 - \frac{4}{N} R^2(\infty)\right) \quad (40)$$

그림 5에서는 식(39)를 사용하여 ENR에 따른 수렴속도곡선을 3가지 탭수에 대하여 보여주고 있다. 곡선 (1)은 $N=10$ 인 경우이고 (2)는 30, (3)은 100인 경우로서 탭수가 커지면 수렴속도는 감소함을 알 수 있다. 또한 ENR이 큰 적응초기에는 수렴속도가 거의 일정하다가 수렴에 근접하게 되면 수렴속도가 급격하게 떨어지는 사실도 관찰할 수 있다.

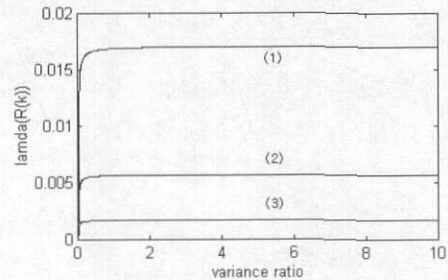


그림 5. 수렴 속도
Fig. 5. Convergence rate

IV. 시뮬레이션 및 결과

본 논문에서 제안한 ISA 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 반향제거기에 이 알고리즘을 적용한 경우의 수렴특성을 관찰하였다. 반향제거기 시스템의 동작을 표현하는 프로그램은 C-언어를 사용하여 기술하였다. 시뮬레이션에 사용된 반향제거기는 100-tap FIR 구조이며, 스텝 크기는 $\mu=0.03$ 으로 설정하였다. 알고리즘의 성능은 반복된 심볼수에 대한 ERLE (Echo Return Loss Enhancement) 곡선

으로 표현되며 ERLE는 다음 식으로 정의된다.

$$ERLE(k) = 10 \log_{10} \frac{E\{y^2(k)\}}{E\{r^2(k)\}} [dB] \quad (41)$$

여러 알고리즘에 대한 수렴특성곡선을 그림 6에 도시하였다. 다른 적응 알고리즘과의 수렴특성을 비교하기 위하여 SIA 및 SA(Sign Algorithm) 알고리즘에 대한 수렴곡선도 함께 도시하였다. 이 그림에서 곡선 (1)은 SIA 알고리즘을 사용한 경우이고 곡선 (2)는 ISA 알고리즘, 곡선 (3)은 SA 알고리즘을 사용한 경우이다. 그림으로부터 ISA 알고리즘의 수렴특성은 SIA 알고리즘의 수렴특성과 거의 동일한 수렴속도를 얻는 반면, SA 알고리즘은 ISA 알고리즘에 비해 수렴속도가 크게 떨어지는 것을 알 수 있다.

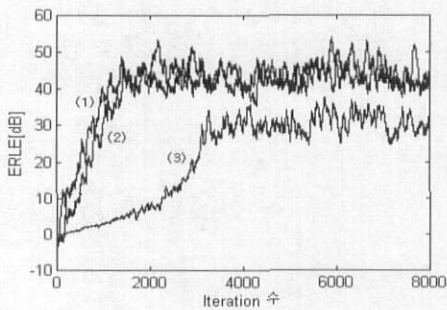


그림 6. 다른 알고리즘과의 수렴특성 비교
Fig. 6. Comparison of convergence characteristics with other algorithms

V. 결론

본 논문에서는 적응필터의 연산량을 감소시키기 위한 새로운 적응 알고리즘으로서 ISA 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 계수의 적응시 정규화된 입력신호의 크기 대신 입력신호의 부호만을 사용하므로서 입력신호 사이클마다 요구되는 N회 승산과 제산 연산이 필요하지 않도록 하였다. ISA 알고리즘에 대한 수렴의 안정성을 검증하기 위하여 수렴 특성을 수학적으로 분석하였고, 또한 반향제거기에 이 알고리즘을 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 시험 결과 본 알고리즘은 SIA 알고리즘을 적용한 경우와 거의 동일한 수렴 성능을 보여 주었다. 따라서 본 알고리즘을 많은 연산량이 요구되는

큰 탭의 반향제거기 회로 등에 응용하면 효과적인 결과를 얻을 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] B. Widrow, J. R. Glover, J. M. McCool, J. Kaunitz, C. S. Williams, R. H. Hearn, J. R. Zeidler, E. Dong, and R. C. Goodlin, "Adaptive noise cancelling : Principles and applications", Proc. IEEE, vol.63, pp.1692-1716, Dec. 1975.
- [2] Richard W. Harris, Douglas M. Chabries, and F. Avery Bishop, "A Variable step adaptive filter algorithm", IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. ASSP-34, No.2, pp.309-316, Apr. 1986.
- [3] Niek A. M. Verhoeckx, Harry C. van den Elzen, Fred A. M. Sniijders, and Piet J. van Gerwen, "Digital echo cancellation for baseband data transmission", IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. ASSP-27, No.6, pp.768-781, Jun. 1981.
- [4] Niek A. M. Verhoeckx, Theo A. C. M. Claasen, "Some considerations on the design of adaptive digital filters equipped with the sign algorithm", IEEE Trans. on Comm. vol. COM-32, No.3, pp.258-266, Mar. 1984.
- [5] Theo A. C. M. Claasen, Wolfgang F. G. Mecklenbrauker, "Comparison of the convergence of two algorithms for adaptive FIR digital filters", IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. ASSP-29, No.3, pp.670-678, Jun. 1981.

이 행 우(Haeng-Woo Lee)

정회원



1985년 2월 : 광운대학교

전자공학과 학사

1987년 2월 : 서강대학교

전자공학과 석사

2001년 2월 : 전북대학교

전자공학과 박사

1987년 2월~1998년 3월 :

ETRI 선임연구원

2001년 3월~현재 : 남서울대학교 조교수

<관심분야> VLSI 설계, 디지털 통신, UWB

전 만 영(Man-Young Jeon)

정회원



1987년 2월 : 경북대학교

전자공학과 학사

1995년 2월 : 경북대학교

전자공학과 석사

2000년 2월 : 포항공과대학교

전자공학과 박사

1987년 2월~1997년 3월 :

ETRI 선임연구원

2000년 6월~2001년 8월 : 삼성종합기술원 수석연구원

2001년 9월~현재 : 동양대학교 전임강사

<관심분야> RF IC 설계, ASIC 설계, ATM