

GS-FAP 알고리즘 적용한 2차 볼테라 시스템의 능동 소음 제거

Utilization of a Gauss-Seidel Fast Affine Projection Algorithm for Active Noise Control of a 2nd-order Volterra system with a noisy secondary path

서재범*, 김경재**, 남상원***

Jae-Beom Seo, Kyoung-Jae Kim and Sang-Won Nam

Abstract - In this paper, a Gauss-Seidel fast affine projection (GS-FAP) algorithm developed for the linear active noise control (ANC) is further utilized for nonlinear ANC of a 2nd-order Volterra systems with a nonlinear primary path and a noisy secondary path. The simulation results, obtained by applying adaptive Volterra filtering, show that the proposed approach yields more stable and faster nonlinear ANC, compared with the conventional methods for the nonlinear ANC in case of noisy plant models.

Key Words : Volterra filtering, Adaptive filtering, Gauss-Seidel fast affine projection(GS-FAP), Active noise control (ANC).

1. 서론

적용 필터 알고리즘을 이용한 능동 소음 제거 기법은 수동 소음 제거 기법과 비교하여 경제적이며, 협대역이나 광대역의 소음을 제거하는데 유용한 특징이 있다[1-3]. 그동안, 기존의 least mean square (LMS)와 recursive least square (RLS) 기반 선형 적응 필터링 방법들이 제안되어 왔다. 그러나, 실제 능동 소음 제거 상황에서는 소음이 primary path를 지나면서 비선형성을 갖게 되어 선형 적응 필터 기법으로는 소음을 제거하는데 한계가 있다. 이를 극복하기 위해 볼테라 필터링과 선형 적응 필터 알고리즘을 이용하여 비선형성을 고려한 방법이 제안되었다[6,7]. 최근에는 Gauss-Seidel method를 이용하여 fast affine projection (FAP) 알고리즘의 안정성과 연산량을 개선한 Gauss-Seidel fast affine projection (GS-FAP) 알고리즘을 이용한 선형 능동 소음 제거방법도 제안되었다[5]. 특히, GS-FAP 알고리즘은 secondary path가 잘못 추정되는 경우나 잡음이 섞이는 경우에도 동일한 noise 제거 성능을 유지하여 기존의 알고리즘과 비교했을 때 뛰어난 성능을 확인할 수 있다[5].

본 논문에서는 선형 능동 소음 제거방법으로 제안된 GS-FAP 알고리즘을 볼테라 필터링에 확장 적용하여 비선형 능동소음을 제거하는 기법을 제안한다. 2절에서는 GS-FAP 알고리즘과 볼테라 필터링을 이용한 비선형 능

동 소음 제거방법을 설명하며 3절에서는 제안된 방법과 기존의 방법들을 비교한 모의실험 결과를 보이고, 끝으로 4절에서는 결론을 맺는다.

2. 비선형 능동소음제거를 위한 GS-FAP 기반 2차 볼테라 필터링

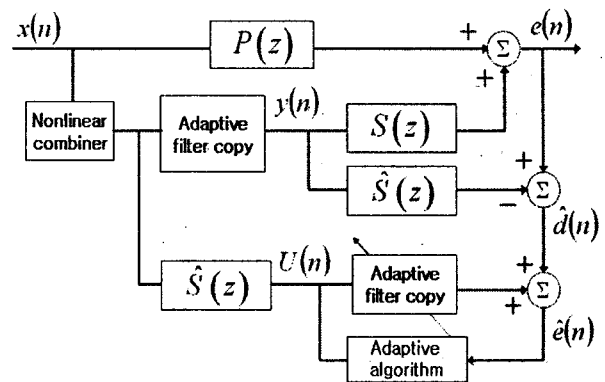


그림 1. 비선형 능동 소음 제거기

그림 1은 비선형 능동소음제거를 위한 블록 다이어그램을 나타낸다. $x(n)$ 은 입력 신호, $P(z)$ 는 primary path의 전달특성, $y(n)$ 은 적응 필터의 출력으로 다음과 같이 표현될 수 있다[5]-[12].

$$y[n] = \mathbf{h}_v^T[n] \mathbf{x}_v[n] - \mathbf{r}_v^T[n] \bar{\eta}[n-1] \quad (1)$$

저자 소개

* 서재범: 漢陽大學 電子컴퓨터通信學科 博士課程

** 김경재: 漢陽大學 電子컴퓨터通信學科 博士課程

*** 남상원: 漢陽大學 電子컴퓨터通信學科 教授·工博

$$\mathbf{x}_v[n] = [x[n], \dots, x[n-L+1], x^2[n], x[n]x[n-1], \dots, x[n]x[n-L+1], x^2[n-1], x[n-1]x[n-L+1], x[n-2]x[n-2], \dots, x^2[n-L+1]]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{h}_v[n] = [h_1[0], \dots, h_1[L-1], h_2[0,0], h_2[0,1], \dots, h_2[0,L-1], h_2[1,1], h_2[1,L-1], h_2[2,2], \dots, h_2[L-1,L-1]]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{R}_v[n] = \mathbf{X}_v^T[n] \mathbf{X}_v[n] + \delta \mathbf{I} \quad (4)$$

$$\mathbf{X}_v[n] = [x_v[n], x_v[n-1], \dots, x_v[n-N+1]] \quad (5)$$

$x_v[n]$ 은 nonlinear combiner를 통해 확장된 볼테라 입력 신호, $h_v[n]$ 은 볼테라 커널 계수이며, $r_v[n]$ 은 입력 correlation matrix $\mathbf{R}_v[n]$ 의 첫 번째 column의 하위 N-1 개의 벡터이다. $\bar{\eta}$ 는 (12)에서의 η 벡터의 상위 N-1 개의 원소로 $r_v^T[n] \bar{\eta}[n-1]$ 는 GS-FAP 알고리즘의 auxiliary 값을 나타내며, N은 affine projection order이다[5,10,11,12].

$$\hat{d}[n] = e[n] - \hat{s}^T y[n] \quad (6)$$

$e[n]$ 은 error signal로 적응필터의 출력신호 $y[n]$ 이 Secondary path를 지나 소음을 제거한 후 남은 잔여 신호이다. (6)에서 \hat{s} 은 $\hat{S}(z)$ 을 나타내며 secondary path $S(z)$ 을 추정한 것이다. 여기서, $\hat{d}[n]$ 은 primary path를 통과한 신호 $d[n]$ 을 추정한 신호이다[4,5].

$$\mathbf{U}_v[n] = [u_v[n], u_v[n-1], \dots, u_v[n-N+1]] \quad (7)$$

$$\bar{\mathbf{R}}_v[n] = \mathbf{U}_v^T[n] \mathbf{U}_v[n] + \delta \mathbf{I} \quad (8)$$

$u_v[n]$ 은 $\hat{S}(z)$ 을 지난 볼테라 입력 벡터이다. $\bar{\mathbf{R}}_v[n]$ 은 $\mathbf{U}_v[n]$ 의 autocorrelation matrix를 나타낸다.

$$\hat{e}[n] = \hat{d}[n] + \mathbf{w}^T \mathbf{u}_v[n] - \bar{\mathbf{r}}^T[n] \eta[n] \quad (9)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}[n] = \mathbf{P}[n] \hat{e}[n] \quad (10)$$

특히, $\boldsymbol{\varepsilon}[n]$ 은 error 신호의 decorrelation vector로 적응 필터를 update 하는데 사용되어진다. 이때 $\mathbf{P}[n]$ 은 선형 예측 계수 벡터로 $\bar{\mathbf{R}}_v \mathbf{P}[n] = \mathbf{b}$ 을 이용해 구한다. \mathbf{b} 는 첫 번째 원소만 1이고 나머지는 0인 벡터이고, 다음과 같이 Gauss-Seidel method를 이용해 $\mathbf{P}[n]$ 을 얻을 수 있다.

$$p_{v(i)}[n] = \frac{1}{r_{ii}[n]} \left(b_i - \sum_{j<i} \bar{r}_{ij}[n] p_{v(j)}[n] - \sum_{j>i} \bar{r}_{ij}[n] p_{v(j)}[n] \right) \quad (11)$$

$$\eta[n] = \mu \boldsymbol{\varepsilon}[n] + [0 \ \bar{\eta}[n-1]]^T \quad (12)$$

$$\mathbf{h}_v[n+1] = \mathbf{h}_v[n] - \mathbf{u}[n-N+1] \eta_{N-1}^T[n] \quad (13)$$

(11)에서 $p_{v(i)}$ 는 $p_v[n]$ 의 i 번째 원소, \bar{r}_{ij} 는 $\bar{\mathbf{R}}_v[n]$ matrix의 i row, j column의 원소이다. 특히, (13)의 η_{M-1}^T 은 η 의 마지막 원소를 나타낸다.

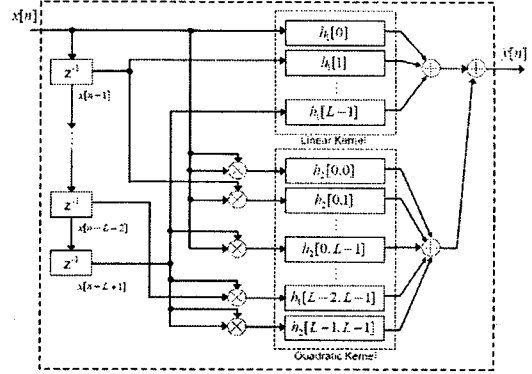


그림 2. Volterra kernel block diagram

3. 실험 결과

본 모의 실험에서는 제안한 방법의 비선형 능동소음 제거 성능 평가를 위해 다음과 같이 primary path를 2차 비선형으로 모델링하였다.

$$d[n] = f[n] + 0.08 \times f^2[n] \quad (14)$$

$$f[n] = \mathbf{a}^T \mathbf{x}[n] \quad (15)$$

(15)에서 \mathbf{a} 는 primary path의 임펄스 응답으로 $f(n)$ 은 primary path를 통과한 입력신호를 나타낸다. 정량적인 성능 평가를 위해 다음의 normalized mean square error (NMSE)를 사용하였으며 수렴 결과는 그림 3과 그림 4에 나타내었다.

$$\text{NMSE} = 10 \log_{10} \frac{E\{e^2[n]\}}{\sigma_d^2} \quad (16)$$

그림 3은 secondary path가 정확하게 추정된 경우로 RLS가 가장 빠른 수렴 성능을 나타내며, 본 논문에서 제안한 방법의 수렴 성능이 두 번째임을 알 수 있다. 그림 4는 secondary path가 잘못 추정된 경우로 secondary path에 SNR이 10dB 인 noise를 추가하여 실험하였다. 제안한 방법은 이전과 동일한 성능을 유지하나 RLS의 경우 수렴 성능이 급격히 저하됨을 확인할 수 있다. 이는 RLS의 경우 update시 입력 correlation matrix의 inverse를 직접 이용해 filter를 update하게 되는데 secondary path가 잘못 추정되거나 noise가 섞이게 되면 correlation matrix가 ill-condition이 되어 발산할 위험이 있어 이를 방지하기 위해 RLS의 step size를 조절하게 되어 수렴 성능이 저하된다[5].

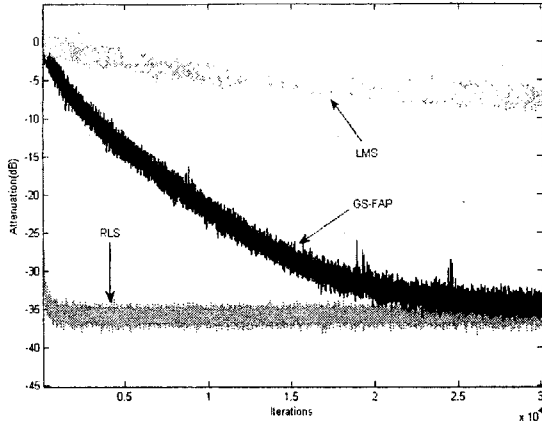


그림 3. Secondary path를 정확하게 추정된 경우

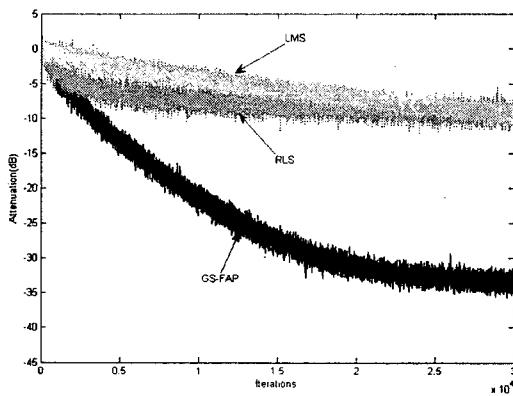


그림 4. Secondary path가 잘못 추정된 경우

4. 결론

본 논문에서는 선형 능동 소음 제거 방법에서 사용되어 온 GS-FAP 알고리즘을 볼테라 필터링에 확장 적용하여 비선형 능동소음 제거 기법을 제안하였다. 특히 secondary path가 잘못 추정되었거나 noise가 있는 경우 기존의 RLS 알고리즘은 수렴성능이 감소하는 반면 적용된 GS-FAP 기반 비선형 능동 소음 제거 알고리즘은 동일한 성능을 유지함을 실험을 통해 확인할 수 있었다.

Acknowledgment

This study was supported by a grant of the Korea Health 21 R & D Project, Ministry of Health & Welfare, Republic of Korea (02-PJ3-PG6-EV08-0001).

참고 문헌

[1] S.M. Kuo and D.R Morgan, *Active Noise Control*

System-Algorithms and DSP Implementations, New York: Wiley, 1996.

- [2] S.M. Kuo and D.R Morgan, "Active noise control: a tutorial review," *Proc. IEEE*, vol. 87, pp. 934-972, Jun. 1999.
- [3] S.J. Elliott and P.A. Nelson, "Active noise control," *IEEE Signal Processing Mag.*, vol. 10, pp. 12-35, Oct. 1993.
- [4] S.C. Douglas and J.K. Soh, "Delay compensation methods for stochastic gradient adaptive filters," *Proc. 8th IEEE DSP Workshop*, Bryce Canyon, UT, paper 108, Aug. 1998.
- [5] M. Bouchard and F. Albu, "The Gauss-Seidel fast affine projection algorithm for multichannel active noise control and sound reproduction systems," *International journal of adaptive control and signal processing*, vol.19 no.2/3, pp. 107-123, 2005.
- [6] M. Schetzen, *The Volterra and Wiener Theories of Nonlinear Systems*, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1980.
- [7] V.J. Mathews and G.L. Sicuranza, *Polynomial Signal Processing*, John Wiley & Sons, Inc., 2000.
- [8] L. Tan and J. Jing, "Adaptive Volterra filters for active control of nonlinear noise processes," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 49, no. 8, pp. 1667-1676, Aug. 2001.
- [9] A. Carini and G.L Sicuranza, "Filtered-X affine projection algorithms for active noise control using Volterra filters," *EURASIP Journals on Applied Signal Processing*, pp. 1841-1848, Dec. 2004.
- [10] S.L. Gay and S. Tavathia, "The Fast Affine Projection Algorithm," *Proc. of ICASSP 1995*, vol.5, Detroit, MI, U.S.A., pp. 3023-3026, 1995.
- [11] S.C. Douglas, "The fast affine projection algorithm for active noise control," *29th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, pp. 1245, 1995.
- [12] F. Albu, J. Kadlec, N. Coleman, and A. Fagen, "The Gauss-Seidel fast affine projection algorithm," *Proc. of SIPS 2002*, San Diego, CA, U.S.A., pp. 109-114, 2002