

고차 큐물런트를 이용한 FIR 시스템의 회귀 추정 알고리즘

A Recursive Estimation Algorithm for FIR System Using Higher Order Cumulants

김형일*, 양태원*, 전범기*, 성평모**

(Hyoung-ill Kim*, Tae-won Yang*, Bum-ki Jeon*, Koeng-mo Sung**)

요약

본 논문에서는 3차와 4차의 큐물런트를 이용하여 FIR 시스템의 파라미터 추정을 위한 회귀 추정 알고리즘을 제안한다. 제안한 FIR 파라미터 회귀 추정 알고리즘에서 3차와 4차의 큐물런트 관계식으로 부터 Overdetermined Recursive Instrumental Variable(ORIV) 형태의 회귀 추정 알고리즘으로 변환할 수 있도록 출력신호로 구성된 행렬식을 얻어낸 후, 이를 전개하여 회귀 추정 알고리즘을 개발한다. 제안한 회귀 추정 알고리즘은 기존의 비회귀 알고리즘의 확장으로 적은 데이터로 수립이 가능하며, 시변 시스템의 추정에도 용이하다. 또한 3차와 4차의 순수 고차 큐물런트로 구성됨에 따라 기존의 2차의 자기상관함수를 이용한 회귀 추정 알고리즘에 비해 가산 가우시안 잡음에 의한 추정 오차를 줄일 수 있는 장점이 있다.

ABSTRACT

In this paper, a recursive estimation algorithm for FIR systems is proposed using the 3rd and 4th order cumulants. To obtain the Overdetermined Recursive Instrumental Variable(ORIV) method type algorithm, we transform the 3'th and 4'th order cumulant relationship to a certain matrix form which is consist of only output data. From the matrix form, we induce the proposed algorithm procedure following the ORIV method. The proposed algorithm provides improved estimation accuracy with smaller data and can be applied to a time varying system as well. In addition, it reduces the estimation error due to the additive Gaussian noise compared to conventional 2'rd order based algorithms since it only uses higher than 2'rd order cumulant. Simulation results are presented to compare the performance with other HOS-based algorithms.

I. 서론

최근 고차 큐물런트를 이용한 AR, MA, ARMA 시스템 인지 알고리즘에 관한 연구가 활발히 진행중이며, 그 중에서도 MA와 ARMA 시스템의 nonminimum 위상을 갖는 선형 시스템의 적용, 또한 회귀 알고리즘이 많은 관심을 받고 있다. 고차 큐물런트를 이용한 적용, 회귀 알고리즘의 적용 분야로는 추정을 포함하여 통신 채널의 보정 기법, wavelet의 추정등이 있다. 이러한 경우는 대부분 nonminimum 시스템의 추정을 전제로 하는 것으로, 기존의 2차 상관함수를 이용한 추정 알고리즘은 시스템의 크기 정보만 인지할 뿐, 시스템의 위상 정보는 인지할 수 없다. 이에 반해, 고차 큐물런트는 시스템의 크기 정보는 물론 위상 정보도 추정할 수 있는 장점을 가지고 있다. 따라

서 고차 큐물런트를 이용한 알고리즘은 대부분 입력신호가 비가우시안 확률 분포를 가지며 시스템의 위상이 nonminimum인 경우에 사용되며, 특히 입력신호가 알려지지 않은 환경에서 사용한다. 고차 큐물런트를 이용한 방법으로는 Giannakis와 Mendel의 GM방정식[1]을 통한 MA 파라미터의 추정 방법이 대표적이며 또한 이 식을 변형한 형태의 알고리즘들도 제안되어 있다[2]. 다른 방법으로, 회귀 또는 적용 알고리즘은 LMS 알고리즘형식을 취하는 방법[3]이 있으며, 또한 Overdetermined Recursive Instrumental Variable(ORIV)[4] 형태의 회귀 추정 알고리즘이 발표되었다[5].

고차 큐물런트를 이용한 추정 알고리즘중 대표적인 GM 방정식을 이용한 알고리즘과 유사한 형태의 알고리즘들은 고차 큐물런트와 2차의 자기상관함수와의 관계식으로 부터 비롯된 것으로 순수하게 고차 큐물런트만을 이용한 것은 아니다. 따라서 위상 정보의 추정을 통한 nonminimum 시스템의 추정에는 적합하나 가우시안 잡음에 의하여 출력이 오염될 경우에는 잡음에 의한 바이어스 성

*서울대학교 전자공학과 박사과정

**서울대학교 전기공학부 교수

접수일자: 1997년 1월 30일

분으로 추정 오차를 피할 수 없는 단점이 있다. 즉, 2차 자기상관함수를 추정할 때 잡음에 의해 정확한 추정값을 얻지 못하고 잡음 성분의 바이어스 값이 더해진 추정값을 얻게 된다. 이러한 단점을 보완하려면 먼저 가산 가우시안 잡음에 영향이 없는 고차 큐물런트로 관계식을 수립하고, 이를 바탕으로 추정 알고리즘을 구성하는 것이 한 방법이 될 수 있다. 최근에는 이러한 방법으로 3차와 4차의 큐물런트를 이용한 비회귀 추정 알고리즘이 제안되었다[6]. 이 알고리즘은 3차와 4차의 큐물런트의 관계를 수립하고, 이 관계를 통하여 고차 큐물런트만을 이용한 비회귀 추정 알고리즘을 구성한 것이다. 이 방법은 위에서 언급한 바와 같이, 알려지지 않은 가산 가우시안 잡음에 영향을 받지 않고 정확한 추정을 행할 수 있는 장점이 있지만 고차 큐물런트만으로 구성되어 있어서 일관성 있고 신뢰성 있는 출력 신호의 큐물런트 값을 얻어내기 위해서는 2차의 자기상관함수에 비해 많은 데이터가 필요로 하는 단점이 있다.

본 논문에서는 이미 제안된 3차와 4차의 큐물런트의 관계를 이용한 비회귀 추정 알고리즘에서 확장한 FIR 시스템의 파라미터 추정을 위한 회귀 추정 알고리즘을 제안한다. 이러한 회귀 알고리즘은 특히 고차 큐물런트의 통계학적 특성상 일관성 있고 신뢰성 있는 추정을 위해 많은 데이터를 요구하는 단점을 시간축상의 갱신을 통해 비교적 줄일 수 있으며, 제안한 회귀 알고리즘 또한 고차의 큐물런트를 가지고 추정을 수행하기 때문에 가산 가우시안 잡음에 영향을 받지 않는 성질을 갖고 있다. 또한 제안한 회귀 알고리즘은 시불변 시스템의 추정은 물론 시변 시스템의 추정에도 효과적으로 사용할 수 있다. 제안한 알고리즘은 ORIV 방법에 따라 먼저 3차와 4차의 큐물런트 관계식을 시간축상의 행렬식으로 변형하여 전개해 나갔다.

본 논문의 구성은 먼저 다음 절에서 이 논문에서 사용될 가정과 기존 큐물런트간의 관계식에 대하여 기술하고, 3절에서는 앞에서 언급한 고차 큐물런트간의 관계식으로부터 적절한 시간축상의 행렬식을 구하여 제안한 알고리즘을 유도한다. 마지막으로 4절에서 모의실험을 통한 알고리즘의 성능을 평가한다.

II. 가정 및 큐물런트 관계식

q차의 MA 시스템의 관측 신호 $y(t)$ 를 다음식과 같이 정의하면,

$$y(t) = x(t) + w(t) = \sum_{i=0}^q h(i;t)v(t-i) + w(t) \quad (1)$$

여기서, $x(t)$ 는 시스템 출력 신호이며 $h(i;t)$ 는 추정하고자 하는 시스템의 임펄스 응답으로 안정하고 선형 시불변, 혹은 선형 시변 시스템이다. 또한 입력 신호 $v(t)$ 는 비대칭 확률 밀도 함수를 갖는 i.i.d.인 백가우시안 신호이

며, $E\{v(t)\} = 0, \gamma_{3,v} = E\{v^3(t)\} \neq 0, \gamma_{4,v} = E\{v^4(t)\} - 3E\{v^2(t)\}^2 \neq 0$ 인 통계적 성질을 갖는다고 가정한다. 시스템 출력 신호에 더해지는 가산 가우시안 잡음 $w(t)$ 는 입력 신호 $v(t)$ 와는 무관하며, 백색 또는 유색 잡음으로 가정한다.

위와 같은 가정하에 큐물런트와 자기상관함수와의 관계는 다음과 같다.

$$c_{2,y}(n) + \sum_{i=1}^q h^2(i;t)c_{2,y}(n-i) = \epsilon_{2,3} \left[c_{3,y}(n) + \sum_{i=1}^q h(i;t)c_{3,y}(n-i) \right] \quad (2)$$

여기서 $-q \leq n \leq 2q$ 이며, $\epsilon_{2,3} = \gamma_{2,v}/\gamma_{3,v}$ 이고, $c_{1,y}(n)$ 은 신호 $y(t)$ 에 대해 n 의 레그를 갖는 l 차 대각 큐물런트 값으로, 위의 경우 2차와 3차의 경우는 $c_{2,y}(n) = E\{y(t)y(t+n)\}, c_{3,y}(n) = E\{y(t)y(t+n)y(t+n)\}$ 로 흔히 정의되며, 식 (2)는 GM 방정식[1]이라 불린다. GM 방정식은 non-minimum 위상을 갖는 시스템의 추정에 많이 쓰이지만 잡음이 섞인 관측 신호의 경우, 2차의 자기상관함수 $c_{2,y}(n)$ 을 이용하므로 파라미터의 추정치는 잡음에 의한 추정 오차를 포함하게 되어 정확한 추정이 어려워진다. 이러한 단점 즉, 잡음에 의해 오염된 관측 신호의 2차 자기상관함수로 인한 오차를 줄이기 위해 3차와 4차의 큐물런트로만 이루어진 관계식이 다음과 같이 유도되었다[6].

$$c_{3,y}(n) + \sum_{i=1}^q h^3(i;t)c_{3,y}(n-i) = \epsilon_{3,4} \left[c_{4,y}(n) + \sum_{i=1}^q h^2(i;t)c_{4,y}(n-i) \right] \quad (3)$$

여기서 $-q \leq n \leq 2q, \epsilon_{3,4} = \gamma_{3,v}/\gamma_{4,v}, c_{4,y}(n) = E\{y(t)y(t+n)^3\} - 3E\{y(t)y(t+n)\}E\{y(t+n)^2\}$ 이다. 식 (3)을 살펴보면 관측신호의 2차 자기상관함수를 포함하지 않고 3차와 4차의 큐물런트로만 구성되어 있기 때문에 기존의 큐물런트를 이용한 추정 기법의 장점인 nonminimum 시스템의 추정뿐 아니라 가산 가우시안 잡음이 출력 신호에 포함되는 경우라도 큐물런트의 성질 즉, 가우시안 확률 밀도 함수를 갖는 신호의 3차 이상의 큐물런트는 0이라는 성질 때문에 잡음에 의한 추정 오차를 줄일 수 있게 된다. 따라서 GM 방정식에 비해 잡음 환경하에서 비교적 정확한 추정을 기할 수 있다.

식 (3)의 해는 시불변인 경우 다음 식과 같이 최소자승 오차 방법에 의해 구해진다.

$$\theta = (C^T C)^{-1} C^T b \quad (4)$$

$$\theta = [\epsilon_{3,4} \quad \epsilon_{3,4}h^2(1) \quad \Lambda \quad \epsilon_{3,4}h^2(q) \quad -h^3(1) \quad \Lambda \quad -h^3(q)]^T$$

$$b = [c_{3,y}(-q) \quad \Lambda \quad c_{3,y}(q) \quad 0 \quad \Lambda \quad 0]^T$$

$$C = \begin{bmatrix} c_{4,y}(-q) & 0 & 0 & \Lambda & 0 \\ c_{4,y}(-q+1) & 0 & c_{3,y}(-q) & 0 & \\ M & 0 & c_{4,y}(-q) & 0 & 0 \\ c_{4,y}(q) & c_{4,y}(-q+1) & c_{3,y}(q) & c_{3,y}(-q) \\ M & 0 & M & 0 & M \\ 0 & c_{4,y}(q) & 0 & c_{3,y}(q) \end{bmatrix}$$

여기서 θ 는 $(2q+1)$ 벡터이며, b 는 $(3q+1)$ 벡터, 그리고 C 는 $(3q+1) \times (2q+1)$ 행렬이다.

III. FIR 파라미터 추정을 위한 회귀 추정 알고리즘

식 (4)의 벡터 b 와 행렬 C 대신 아래와 같이 출력 신호로 구성된 다른 행렬과 벡터를 정의하면,

$$C_1^T = Z_1^T [Y_{3,t} | Y_{2,t}], \quad b_1^T = Z_1^T y_{2,t} \quad (5)$$

$$y_{2,t} = [0 \ \Lambda \ 0 \ y^2(0) \ \Lambda \ y^2(t-q)]^T, \quad Z_1 = \begin{bmatrix} y(0) & 0 \\ M & 0 \\ M & y(0) \\ M & M \\ y(t) & \Lambda \ y(t-3q) \end{bmatrix}$$

$$Y_{2,t} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ M & 0 \\ 0 & 0 \\ y^2(0) & 0 & M \\ & 0 & 0 \\ M & y^2(0) \\ & M \\ y^2(t-q-1) & \Lambda \ y^2(t-2q) \end{bmatrix}$$

$$Y_{3,t} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ M & 0 \\ 0 & 0 \\ y^2(0) & 0 & M \\ & 0 & 0 \\ M & y^3(0) \\ & M \\ y^3(t-q) & \Lambda \ y^3(t-2q) \end{bmatrix} - 3c_{2,y}(0) \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ M & 0 \\ 0 & 0 \\ y(0) & 0 & M \\ & 0 & 0 \\ M & y(0) \\ & M \\ y(t-q) & \Lambda \ y(t-2q) \end{bmatrix}$$

C_1^T 와 b_1^T 는 각각 C , b 의 추정치 값이며, Z_1 은 $(t+1) \times (3q+1)$ 인 크기를 갖는 instrumental variable(IV) 행렬이며, $Y_{2,t}$ 은 $(t+1) \times q$, $Y_{3,t}$ 은 $(t+1) \times (q+1)$ 이며 $y_{2,t}$ 은 $(t+1) \times 1$ 인 크기를 갖는 행렬들이다. 행렬간의 관계를 살펴 보면 $Z_1^T Y_{3,t}$ 은 3차의 큐플런트값, 즉 식 (4)의 C 행렬의 오른쪽 $c_{3,y}(n)$ 값을 시간적으로 구하게 해주며, 마찬가지로 $Z_1^T Y_{2,t}$ 을 통해 C 행렬의 왼쪽편 4차 큐플런트값을 얻을 수 있다. 따라서 이러한 행렬을 통한 최소승 오차에 의한

해는 다음과 같이 된다.

$$\theta^3 = (Y_1^T Z_1 Z_1^T Y_1)^{-1} Y_1^T Z_1 Z_1^T y_{2,t} \quad (6)$$

여기서 $Y_1 = [Y_{2,t} | Y_{3,t}]$ 이다.

이러한 형식의 해는 잘 알려져 있는 ORIV 방법에 의해 구할 수 있다. 먼저 ORIV 방법을 이용하여 식을 유도하고자 다음과 같이 쓰며,

$$P_t = (Y_t^T Z_t Z_t^T Y_t)^{-1}, \quad S_t = Y_t^T Z_t, \quad L_t = Z_t^T y_{2,t} \quad (7)$$

식 (7)의 회귀 갱신은 다음과 같이 이루어진다.

$$S_{t+1} = \lambda S_t + y_{t+1} z_{t+1}^T, \quad L_{t+1} = \lambda L_t + z_{t+1} y_{t+1}^2 \quad (8)$$

여기서 λ 는 망각 요인으로 시변 시스템의 추정치 1보다 적은 값을 가지며 시불변 시스템의 추정치에는 1 값을 가진다. y_{t+1} 와 z_{t+1} 은 각각 Y_{t+1} 와 Z_{t+1} 의 $t+1$ 번째의 열 벡터이다. 또한 행렬 P_{t+1} 의 역행렬의 갱신식은

$$P_{t+1}^{-1} = Y_{t+1}^T Z_{t+1} Z_{t+1}^T Y_{t+1} + \lambda^2 P_t^{-1} + \phi_{t+1} A_{t+1}^T \phi_{t+1} \quad (9)$$

여기서 $\phi_{t+1} = [Y_t^T Z_t z_{t+1} y_{t+1}]$, $A_{t+1} = \frac{1}{\lambda^2} \begin{bmatrix} -z_{t+1}^T z_{t+1} & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ 이다.

결국 식 (6)의 해는 다음과 같이 기술할 수 있다.

$$\theta_{t+1}^3 = P_{t+1} S_{t+1} L_{t+1} = \lambda^2 P_{t+1} P_t^{-1} \theta_t^3 + P_{t+1} (\lambda y_{t+1} z_{t+1}^T L_t + \lambda w_{t+1} + y_{t+1}^2(t+1) + y_{t+1} z_{t+1}^T z_{t+1} y_{t+1}^2(t+1)) \quad (10)$$

식 (10)에서 $w_{t+1} = Y_t^T Z_t z_{t+1}$ 이며, $P_{t+1} P_t^{-1}$ 부분은 식 (9)에서의 P_{t+1}^{-1} 을 역행렬을 취하여 전개할 수 있다. 따라서 식 (10)은 다음과 같이 정리된다.

$$\theta_{t+1}^3 = \theta_t^3 + P_{t+1} \{ \lambda y_{t+1} (z_{t+1}^T L_t - w_{t+1}^T \theta_t^3) + (y_{t+1}^T z_{t+1}^T z_{t+1} + \lambda w_{t+1}) (y_{t+1}^2(t+1) - y_{t+1}^T \theta_t^3) \} \quad (11)$$

식 (7), (8), (9), (10)과 (11)은 기존의 ORIV 알고리즘의 유도 과정을 따른 것이다. 식 (11)을 좀더 간략한 형태의 갱신식으로 기술하면,

$$\theta_{t+1}^3 = \theta_t^3 + P_{t+1} \phi_{t+1} A_{t+1}^{-1} (V_{t+1} - \phi_{t+1}^T \theta_t^3) \quad (12)$$

여기서 $V_{t+1} = \begin{bmatrix} z_{t+1}^T V_t \\ y^2(t+1) \end{bmatrix}$ 이다.

ORIV 방법에 의거해서 유도한 갱신식을 바탕으로, 제안한 회귀 알고리즘을 표 1에 제시하였다.

4차 큐플런트를 구하는 과정에서 0의 레그를 갖는 자기상관함수의 값이 필요한데, 이 값은 다음과 같은 시간

표 1. 제안한 회귀 알고리즘의 구성

초기값

$$S_n = \mu [I_{2q,1} | 0] \quad (2q+1) \times (3q+1), \quad P_0 = \sigma^{-2} I_{2q,1}$$

$$L_0 = \theta \quad (3q+1) \times 1, \quad \bar{\theta}_0 = \theta \quad (2q+1) \times 1$$

For $t = 0, 1, 2, \dots$

$$z_{t,t} = [y(t+1) \Lambda \quad y(t-3q+1)]^T$$

$$\begin{cases} c_{2,y,t+1}(0) = (t \cdot c_{2,y,t}(0) + y^2(t+1)) / (t+1) \\ c_{2,y,t+1}(0) = \alpha \cdot c_{2,y,t}(0) + (1+\alpha)y^2(t+1) \end{cases}$$

$$x_{t,t} = [y^3(t-q+1) \Lambda \quad y^3(t-2q+1) \Lambda \quad y(t-q) \Lambda \quad y(t-2q+1)]^T$$

$$x_{t,t} = x_{t,t} - 3c_{2,y,t+1}(0)[y(t-q+1) \Lambda \quad y(t-2q+1) | 0 \Lambda \ 0]^T$$

$$w_{t,t} = S_t z_{t,t}, \quad S_{t,t} = \lambda S_t + x_{t,t} z_{t,t}^T$$

$$Q_{t,t} = [w_{t,t} \quad x_{t,t}], \quad A_{t,t} = \begin{bmatrix} -z_{t,t}^T z_{t,t} & \lambda \\ \lambda & 0 \end{bmatrix}$$

$$K_{t,t} = P_t Q_{t,t} (A_{t,t} + Q_{t,t}^T P_t Q_{t,t})^{-1}$$

$$P_{t,t} = \lambda^{-2} [P_t - K_{t,t} Q_{t,t} P_t]$$

$$V_{t,t} = [z_{t,t}^T L_t \quad y^2(t-q+1)]^T, \quad L_{t,t} = \lambda L_t + z_{t,t} y^2(t-q+1)$$

$$\bar{\theta}_{t,t} = \bar{\theta}_t + K_{t,t} (V_{t,t} - Q_{t,t}^T \bar{\theta}_{t,t})$$

상의 갱신식을 이용하여 구할 수 있다.

$$c_{2,y,t+1}(0) = (t \cdot c_{2,y,t}(0) + y^2(t+1)) / (t+1) \quad (13.1)$$

또는,

$$c_{2,y,t+1}(0) = \alpha \cdot c_{2,y,t}(0) + (1+\alpha)y^2(t+1) \quad (13.2)$$

식 (13.1)는 시분변 정상 신호에 대해 적합하며, 식 (13.2)은 시변 시스템의 파라미터 추정시 많이 사용된다.

IV. 실험 결과

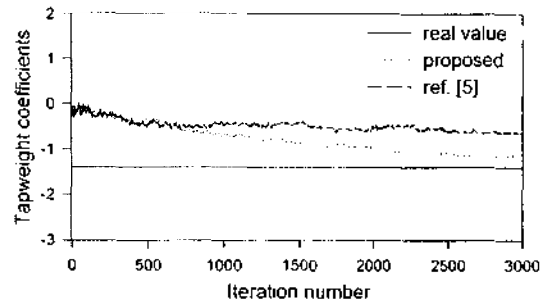
제안한 회귀 추정 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 컴퓨터 모의 실험을 행하였다. 실험 결과는 3000 샘플의 출력 신호를 가지고 100회의 Monte Carlo 실험을 통해 구한 추정치의 평균과 분산이다. 비교 대상은 참고문헌 [6]의 비회귀 알고리즘과 2차와 3차의 큐블런트를 이용한 회귀 알고리즘[5]으로 정하여 성능을 비교하였다. 실험에서 사용한 입력은 지수 확률 밀도 함수의 분포를 갖으며 신호간

에 무관한 성질을 지니는 불규칙 신호를 발생하여 얻었으며 입력신호의 평균은 0, 분산은 1, $\gamma_{3,0} = 2$, 그리고 $\gamma_{4,0} = 6$ 이다. 실험에서 사용한 가산 가우시안 잡음, $w(t)$ 은 유색 가우시안 잡음으로써 먼저 백색 가우시안 잡음을 발생한 후, 이를 [1, 0.5-0.125]의 계수를 갖는 MA 필터를 통과하여 발생하였다.

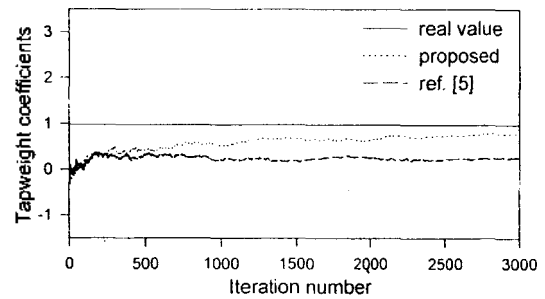
실험에 사용된 nonminimum 시스템은 아래 식과 같다.

$$y(t) = x(t) + w(t) = u(t) - 1.4u(t-1) + 0.98u(t-2) + w(t) \quad (14)$$

표 2의 결과를 살펴보면, 제안한 알고리즘은 기존의 회귀 알고리즘에 비해 비교적 정확한 추정을 실행하는 것을 알 수 있다. 이는 제안한 알고리즘이 잡음에 의한 영향을 고차 큐블런트의 특성을 통해 효율적으로 줄이고 있다는 것을 반영하며 그림 1에서도 도시한 바와 같다. 그림 1을 살펴 보면, 확연하게 잡음에 의한 영향의 정도를 비교할



(a) $b(1)$ 파라미터의 추정치 궤적 ($b(1) = -1.4$)



(b) $b(2)$ 파라미터의 추정치 궤적 ($b(2) = 0.98$)

그림 1. 추정된 파라미터의 평균값의 궤적(5dB)

표 2. 인지 알고리즘의 성능 평가(실제 파라미터 $b(1) = -1.4$, $b(2) = 0.98$, 데이터 길이 = 3000)

	SNR	5dB(white)		10dB(white)		∞dB(white)		5dB(colored)		10dB(colored)		∞dB(colored)	
		Parm.	$b(1)$	$b(2)$	$b(1)$	$b(2)$	$b(1)$	$b(2)$	$b(1)$	$b(2)$	$b(1)$	$b(2)$	$b(1)$
제안한 알고리즘	평균	-1.2377	0.7279	-1.4046	0.9609	-1.4292	1.0015	-1.1470	0.7833	-1.4046	0.9563	-1.4404	0.9790
	분산	0.3532	0.4514	0.2881	0.2535	0.1469	0.1335	0.5036	0.3339	0.1587	0.1588	0.1773	0.1423
회귀 알고리즘 [6]	평균	-1.1874	0.6893	-1.3975	0.9496	-1.4131	0.9937	-0.6427	0.2620	-1.3527	0.9195	-1.4038	0.9780
	분산	0.4260	0.2565	0.0877	0.0910	0.0617	0.0717	0.8453	0.3912	0.0906	0.1085	0.0537	0.0570
비회귀 알고리즘 [5]	평균	-0.9643	0.8574	-1.1238	0.9557	-1.2203	0.9859	-0.9006	0.7901	-1.1237	0.9359	-1.2184	0.9821
	분산	0.0392	0.0558	0.0551	0.0390	0.0726	0.0386	0.0385	0.0549	0.0558	0.0472	0.0677	0.0234

수 있다. 하지만 비교적 4차 큐뮬런트가 3차 큐뮬런트의 추정에 비해 보다 많은 데이터를 요구하므로 수렴 속도 면에서는 뒤지는 면을 보이고 있다. 한편, 같은 식으로 유도된 비회귀 알고리즘에 비해 정확한 추정을 하는데, 그 이유는 적은 데이터분 가지고 추정을 하는 경우, 고차 큐뮬런트의 내재적인 특성상으로 인한 큐뮬런트의 추정이 정확하게 이루어 지지 않는데 기인한다. 하지만 제안한 회귀 알고리즘은 시간적으로 계속 큐뮬런트값을 갱신하므로 보다 정확하고 빨리 큐뮬런트 값을 얻어 낼 수 있기 때문에 정확한 파라미터 추정을 수행할 수 있다.

시변 시스템의 추정시 성능을 평가하기 위하여 다음과 같이 시스템을 구성하였다.

$$y(t) = \begin{cases} v(t) - 0.8v(t-1) + w(t) & \text{for } 1 \leq t \leq 2500 \\ v(t) - 1.25v(t-1) + w(t) & \text{for } 2500 \leq t \leq 3000 \end{cases} \quad (15)$$

그림 2에 도시한 바와 같이 시변 시스템의 경우에도 가산 가우시안 잡음의 영향을 받지 않으며, 약간의 지연 시간을 가지며 변한 시스템의 계수를 추정하고 있는 것을 볼 수 있다.

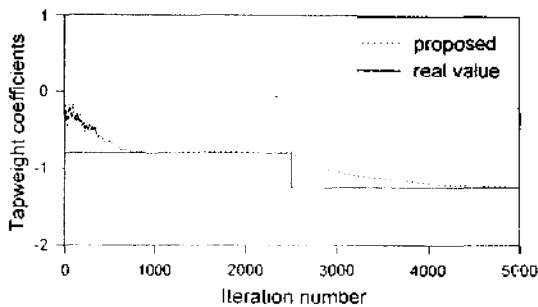


그림 2. 시변 시스템의 추정시 제안한 알고리즘의 추정값의 평균궤적

V. 결 론

이 논문에서는 출력 신호의 고차 큐뮬런트 값만을 가지고서 FIR 시스템을 추정하는 회귀 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 고차 큐뮬런트의 관계식을 출력으로 구성된 행렬식으로 구성한 후에 이를 ORIV 방법에 맞도록 식을 재구성하여 구하였다. 따라서 제안한 알고리즘은 고차 큐뮬런트가 가산 가우시안 잡음에 영향을 받지 않는 성질을 이용하므로, 낮은 신호대잡음비를 갖는 환경에서도 정확한 추정을 수행할 수 있었고, 또한 비회귀 알고리즘에 비해 적은 데이터를 이용하더라도 비교적 빨리 수렴하는 특성을 보이고 있으며, 시변 시스템의 추정시에도 약간의 시간 지연을 가진 후 일관된 추정을 수행함을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

1. G.B. Giannakis and J.M. Mendel, "Identification of nonminimum phase systems using higher order statistics," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 37, pp. 360-377, Mar., 1989.
2. J.K. Tugnait, "Approaches to FIR system identification with noisy data using higher order statistics," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 38, pp. 1307-1317, July, 1990.
3. D. Hatzinakos and C.L. Nikios, "Adaptive filtering based on polycepstra," in *Proc. ICASSP 89*, pp. 1175-1178, 1989.
4. B. Friedlander, "The Overdetermined Recursive Instrumental Variable Method," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. AC-29, pp. 353-356, April, 1984.
5. B. Friedlander and B. Porat, "Adaptive HR Algorithms Based on Higher-Order Statistics," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 37, pp. 485-495, April, 1989.
6. Y.J. Na, K.S. Kim, I. Song, and T. Kim, "Identification of Nonminimum Phase FIR System Using the Third-and Fourth-Order Cumulants," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 43, pp. 2018-2022, Aug., 1995.

▲김 형 일(Hyoung-ill Kim) 1969년 11월 11일
1991년 2월: 한국과학기술대학 전기 및 전자공학과 졸업 (공학사)

1993년 2월: 서울대학교 전자공학과 졸업(공학석사)
1993년 3월~현재: 서울대학교 전자공학과 박사과정
※주관심분야: 신호처리, 추정기법, HOS

▲양 태 원(Tae-won Yang) 1966년 2월 27일
1989년 2월: 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1991년 2월: 서울대학교 전자공학과 졸업(공학석사)

1991년 3월~현재: 서울대학교 전자공학과 박사과정

※주관심분야: 음성 코딩, 개선 및 신호처리

▲전 범 기(Bum-ki Jeon) 1969년 12월 1일
1992년 2월: 연세대학교 전기공학과 졸업(공학사)

1995년 2월: 서울대학교 전자공학과 졸업(공학석사)

1995년 3월~현재: 서울대학교 전자공학과 박사과정

※주관심분야: 음성 인식 및 신호처리

▲성 광 모(Koeng-mo Sung)

현재: 서울대학교 전기공학부 교수

제12권 5호 참조