



몬테 카를로 기반 CMG 시스템 모델 인식 방법 - Dual-RLS -

Monte Carlo Based CMG System Identification Method - Dual Recursive Least Squares -

저자
(Authors) 이상덕, 정슬
Sang-Deok Lee, Seul Jung

출처
(Source) [정보 및 제어 논문집](#), 2017.4, 69-70 (2 pages)
[INFORMATION AND CONTROL SYMPOSIUM](#), 2017.4, 69-70 (2 pages)

발행처
(Publisher) [대한전기학회](#)
The Korean Institute of Electrical Engineers

URL <http://www.dbpia.co.kr/Article/NODE07161445>

APA Style 이상덕, 정슬 (2017). 몬테 카를로 기반 CMG 시스템 모델 인식 방법 - Dual-RLS -. 정보 및 제어 논문집, 69-70.

이용정보
(Accessed) 충남대학교
168.***.117.203
2018/05/04 16:37 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

몬테 카를로 기반 CMG 시스템 모델 인식 방법: Dual-RLS

이 상 덕, 정 슬*

Monte Carlo Based CMG System Identification Method: Dual Recursive Least Squares

Sang-Deok Lee, Seul Jung*
Intelligent Systems and Emotional Engineering Laboratory
Department of Mechatronics Engineering, Chungnam National University

Abstract - 재귀최소자승법(Recursive Least Square, RLS)은 잘 알려진 시간 영역 시스템 인식 기법 가운데 하나이다. 주파수 영역에서의 인식 기법과 다르게 입력-출력 데이터를 이용하여 모델의 변수들을 추정한다. 주어진 입력-출력 데이터의 주파수 특성은 특정한 주파수에 대한 특성을 나타내므로 보다 일반화된 시스템 모델 인식을 위해서는 랜덤 데이터에 기반한 모델 인식, 즉 몬테카를로 방법이 필요하다. RLS의 성능은 모델에 대한 빠른 수렴과 높은 정확도를 요구함과 동시에 모델의 안정성과 넓은 주파수 응답 대역을 요구하게 된다. 넓은 주파수 응답 대역을 위해서는 주파수 대역 내에 있는 다양한 주파수 신호들에 대한 모델의 인식 성능이 반드시 보장되어야만 한다. 본 논문에서는 랜덤 데이터에 기반하여 시스템의 모델과 역 모델을 인식하는 몬테카를로 방법을 제안한다. 안정한 모델과 역 모델을 동시에 인식하는 Dual RLS 방법을 제안한다. 두 개의 RLS에 의해 모델과 역 모델을 인식하는 방법을 제안하고 인식된 시스템 모델과 역 모델의 정확도를 실험으로 검증한다.

Abstract-Recursive Least Square(RLS), random data, Monte Carlo simulation, system identification

1. 서 론

시스템 인식(System Identification)의 목적은 임의 시스템을 제어하기 위한 한 방법으로 역동역학 기반의 제어를 수행하기 위함이다[1]. 주파수 영역 혹은 시간 영역에서, 시스템에 가해진 입력과 출력의 상관관계를 해석하는 과정이다. 시스템은 주파수에 따라 그 반응하는 성격이 각 각 다르기 때문에 임펄스에 의한 응답을 분석하는 것은 전통적인 시스템 인식 방법으로 꾸준히 활용되어지고 있다. 하지만 주파수 영역에서의 인식 방법은 실시간 적용 측면에서는 단점을 갖게 된다. 주파수 해석을 위한 FFT 과정이 필요하게 되고 모든 주파수 성분에 대해 해당 과정을 수행해야 하며 IFFT를 통해 시간 영역에서의 시스템 모델로 다시 변경하는 복잡한 절차가 필요하기 때문이다. 최근 연구에서 실시간성이 향상된 주파수 영역의 시스템 인식 방법이 제안되고 있으나 시간 영역에서의 시스템 인식 방법에 비해서는 아직 실시간 적용성이 부족하다고 볼 수 있다.

한편 시간 영역에서의 시스템 인식은 입력과 출력 데이터에 기반하고 있다. 입력과 출력 데이터의 상호 관계를 체계적으로 분석할 경우 적은 연산량으로도 시스템에 대한 인식이 가능하게 되기 때문이다. 하지만 시간 영역 시스템 인식 과정에서 입력-출력 데이터의 성격은 시스템의 성격과 직결된다는 점에 주목해야만 한다. 예를 들어 10Hz의 단일 주파수 신호에 대한 시스템 인식이 수행되었을 경우 해당 모델은 10Hz에 대한 시스템 모델이 된다. 그러한 모델이 임의 시스템에 대한 진정한 모델이라고 하기는 힘들다. 그러므로 다양한 주파수 성분이 포함된 랜덤 데이터에 기반한 몬테카를로 방법의 시스템 인식이 필요하다.

최근 연구에서 시스템의 모델과 그 역 모델의 안정성을 보장하는 이차 시스템 모델링 방법이 개발되었다[2]. 그 방법을 이용하여 신규로 제작된 제어모멘트자이로(CMG)의 감벌 시스템에 대한 모델링을 수행해 본 결과 랜덤 신호에 대해서도 모델링의 성능이 확보될 수 있음을 확인하였다. 하지만 인식된 모델로부터 역 모델을 추정할 경우 정확도가 저하되는 문제점이 발생한다는 것을 알게 되었다. 이러한 문제점은 확정적신호(deterministic signal)를 이용한 시스템 인식 과정에서는 발생되지 않은 문제였다. 따라서 해당 문제를 해결하기 위한 수단으로 dual-RLS를 사용하는 방법을 제안한다. Dual-RLS 방법에서는 모델 인식에 사용된 입력과 출력 데이터를 역 모델 인식과정에서 또 다른 RLS를 사용하여 각 각 출력과 입력 데이터로 사용하는 간단한 방법이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 RLS에 의한 시스템 인식 과정과 최근 개발한 안정성이 보장된 RLS 방법을 간단히 소개한다. 다음으로 랜덤 데이터에 기반할 경우 모델의 인식 성능과 역 모델 인식의 문제점을 제시한다. 다음으로 이를 해결하는 방법을 제안한다. 다음으로 실험을 통해 제안한 방법의 유효성을 제시한다.

2. 본 론

2.1 RLS 기반 시스템 인식

임의의 이차 선형 시스템을 가정한다.

$$\tau(t) = I\ddot{\theta}(t) + B\dot{\theta}(t) + K\theta(t) \quad (1)$$

여기서 $\tau(t)$ 는 토크이고 I 는 관성 파라미터이고 B 는 댐핑 파라미터이고 K 는 스프링 파라미터이고 $\theta(t)$ 는 각도 이다.

주파수 영역에서 (1)은 (2)와 같이 쓸 수 있다.

$$T(s) = s^2I\Theta(s) + sB\Theta(s) + K\Theta(s) \quad (2)$$

전달함수는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\frac{\Theta(s)}{T(s)} = \frac{1}{s^2I + sB + K} \quad (3)$$

(3)은 이산 주파수 영역에서 2차 IIR-필터 형태로 표현할 수 있으며 이산 시간 영역에서 다음과 같이 쓸 수가 있다.

$$\theta(n) = a_1\tau(n) + a_2\tau(n-1) + a_3\tau(n-2) - a_4\theta(n-1) - a_5\theta(n-2) \quad (4)$$

(4)는 다음과 같은 관계로 정리할 수가 있다.

$$\begin{aligned} \theta(n) &= \psi^T[n]\phi[n] \\ \psi[n] &= (\tau[n] \ \tau[n-1] \ \tau[n-2] \ \theta[n-1] \ \theta[n-2])^T \\ \phi[n] &= (a_1[n] \ a_2[n-1] \ a_3[n] \ -a_4[n] \ -a_5[n])^T \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 $\psi^T[n]$ 은 입력 벡터이고 $\phi[n]$ 은 파라미터 벡터이다. 재귀최소자승법에 의해 추정된 파라미터 벡터를 $\hat{\phi}[n]$ 라고 하고 추정 오차를 $\hat{e}[n]$ 이라고 할 때 (5)는 다음과 같이 쓸 수가 있다.

$$\theta(n) = \psi^T[n]\hat{\phi}[n] + \hat{e}[n] \quad (6)$$

$$\hat{\theta}(n) = \psi^T[n]\hat{\phi}[n] \quad (7)$$

여기서 $\hat{\theta}(n)$ 은 $\theta(n)$ 에 대한 추정 모델이다.

RLS는 추정 오차에 대한 비용함수를 기반으로 한다. 비용함수는 다음과 같다.

$$J = \sum_{n=0}^N e^2[n] \quad (8)$$

비용함수 (8)을 최소화 하는 방법이 RLS 알고리즘에 해당한다. RLS는 다음과 같이 주요한 세 개의 파라미터를 업데이트하도록 구성된다.

$$\mathbf{G}[n] = \frac{\frac{1}{\lambda} \mathbf{G}[n-1] \psi[n]}{1 + \frac{1}{\lambda} \psi^T[n] \mathbf{G}[n-1] \psi[n]} \quad (9)$$

$$\mathbf{C}[n] = \frac{1}{\lambda} (\mathbf{C}[n-1] - \mathbf{G}[n] \psi^T[n] \mathbf{C}[n-1]) \quad (10)$$

$$\hat{\theta}[n] = \hat{\theta}[n-1] + \mathbf{G}[n] (\theta[n] - \psi^T[n] \hat{\theta}[n-1]) \quad (11)$$

여기서 (9)는 게인 업데이트 식이고 (10)은 공분산 업데이트 식이고 (11)은 파라미터 업데이트 식이다. 이러한 간단한 구조는 실시간 시스템에 쉽게 적용될 수 있는 장점을 지니게 된다.

2.2 RLS 인식 안정성

RLS에 의한 모델 인식은 역 모델 인식의 안정성을 보장하지 못하는 문제점을 갖고 있다. 역 모델의 안정성을 위해서는 인식된 모델의 모든 영점과 극점들이 z -domain의 단위 원 내에 위치해야만 한다. 이러한 시스템 모델을 최소위상(Minimum Phase, MP) 모델이라 한다. 그러므로 RLS 방법이 MP 모델 성능을 보장하도록 하는 것은 역 모델 인식 과정에서 필수적이라 할 수가 있다. 이를 위해 최근 개발한 RLS-APF(All-Pass-Filtering) 알고리즘을 사용할 수가 있다[2].

개발된 알고리즘은 (12)와 같은 NMP(Non-minimum Phase) 모델로 인식된 RLS 모델을 (13)과 같은 MP 모델로 변환할 수가 있다. 이 때 그림 1과 같이 주파수 영역에서의 크기는 변화가 없고 위상 조건만이 변하게 된다.

$$H(z) = \frac{1 + 2z^{-1} + 4z^{-2}}{1 + \frac{5}{6}z^{-1} + \frac{1}{6}z^{-2}} \quad (12)$$

$$H(z) = \frac{4 + 2z^{-1} + 1z^{-2}}{1 + \frac{5}{6}z^{-1} + \frac{1}{6}z^{-2}} \quad (13)$$

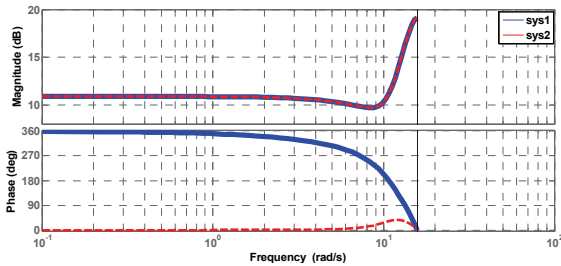


그림 1. Bode diagram for (12) and (13)

2.3 랜덤 데이터에 의한 역 모델 추정의 문제점

개발된 RLS-APF 알고리즘은 항상 안정한 모델과 역 모델을 제공하게 된다. 하지만 랜덤 입력에 대한 시스템 인식 과정에서 모델의 정확도는 보장이 되었지만 역 모델의 정확도가 저하되는 문제가 발견되었다. 실험 환경은 그림 2와 같고 실험에서 측정된 랜덤 입력-출력 데이터는 그림 3과 같다.

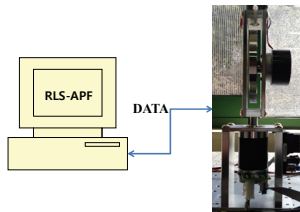
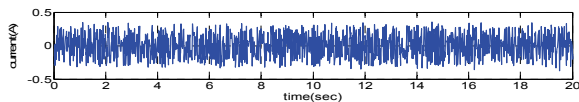
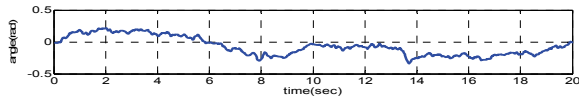


그림 2. 실험 환경

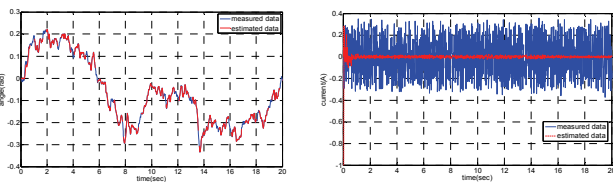


(a) 입력 데이터



(b) 출력 데이터

그림 3. 입력-출력 데이터



(a) 모델

(b) 역 모델

그림 4. 모델 인식 성능

모델 인식 성능은 그림 4와 같다. 모델 인식 성능에 비해서 역 모델에 대한 인식 성능이 저하되는 문제점이 발생한다.

2.4 Dual-RLS

역 모델 인식의 정확도 문제를 해결하기 위해서 Dual-RLS 방법을 제안한다. 두 개의 RLS를 이용해서 하나의 RLS는 시스템의 모델을 인식하고 나머지 하나의 RLS는 역 모델을 인식하는 방법이다. 제안하는 시스템 인식 방법은 그림 5와 같다.

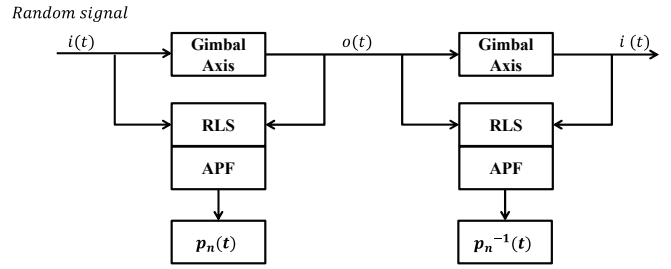


그림 5. 제안하는 방법

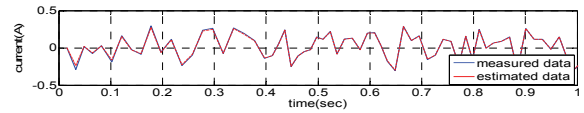
그림 5에서 첫 번째 RLS는 입력-출력 데이터에 의한 시스템 모델 추정을 수행하고 두 번째 RLS는 출력-입력 데이터에 의한 시스템 역 모델 추정을 한다. 그러므로 모델과 역 모델의 추정은 (14)와 (15)에 따른다.

$$\hat{\theta}(n) = \hat{a}_1\tau(n) + \hat{a}_2\tau(n-1) + \hat{a}_3\tau(n-2) - \hat{a}_4\theta(n-1) - \hat{a}_5\theta(n-2) \quad (14)$$

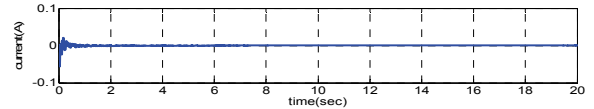
$$\hat{\tau}(n) = \hat{a}_1\theta(n) + \hat{a}_2\theta(n-1) + \hat{a}_3\theta(n-2) - \hat{a}_4\tau(n-1) - \hat{a}_5\tau(n-2) \quad (15)$$

2.5 실험 검증

제안된 방법에 대해 그림 6은 역 모델 인식 성능을 나타낸다. 모델 추종이 잘 이루어지고 오차가 빠르게 수렴된다는 것을 알 수가 있다. 랜덤 입력 신호의 주파수에 대한 역 모델의 추종 성능을 주파수 영역에서 분석하게 되면 그림 7과 같이 거의 일치하는 성능을 확인할 수가 있다. 정확도가 높다는 것이다.



(a) 역 모델 추종 성능



(b) 역 모델 추종 에러

그림 6. 역 모델 성능

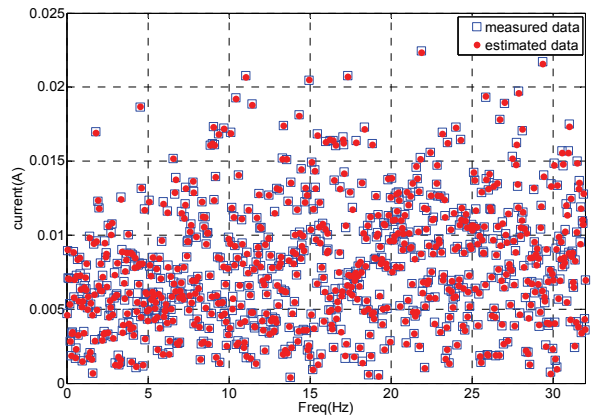


그림 7. 주파수 분석

3. 결론

몬테카를로 방법을 통하여 제귀최소자승법에 기반한 모델과 역 모델의 안정하고 정확한 인식 방법을 제안하였다. 안정성은 RLS-APF 알고리즘에 의해 항상 보장이 되고 역 모델의 정확성은 Dual-RLS 방법을 사용하여 검증되었다. 향후 인식된 모델을 통해 제어의 성능을 높이는 검증을 할 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

본 연구는 연구재단의 지원(2016R1A2B2012031)에 의해 수행되었으며 이에 감사를 드립니다.

[참고 문헌]

- [1] L. Ljung, "Perspectives on system identification", Annual Reviews in Control, vol. 34, no. 1, pp. 1-12, 2010.
- [2] S. D. Lee and S. Jung, "An identification technique for non-minimum phase systems by a recursive least square method", Proceedings of the SICE Annual Conference 2016, pp. 624-626, 2016.