



재귀최소자승법을 이용한 역 모델 인식에서 변수의 영향 분석

Analysis of Parameter Effect in Inverse Model Identification by Recursive Least Square Method

저자 (Authors)	이상덕, 정슬
출처 (Source)	제어로봇시스템학회 국내학술대회 논문집 , 2017.5, 178-179 (2 pages)
발행처 (Publisher)	제어로봇시스템학회 Institute of Control, Robotics and Systems
URL	http://www.dbpia.co.kr/Article/NODE07186146
APA Style	이상덕, 정슬 (2017). 재귀최소자승법을 이용한 역 모델 인식에서 변수의 영향 분석. 제어로봇시스템학회 국내학술대회 논문집, 178-179.
이용정보 (Accessed)	충남대학교 168.***.117.203 2018/05/04 16:04 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독 계약을 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.

재귀최소자승법을 이용한 역 모델 인식에서 변수의 영향 분석

Analysis of Parameter Effect in Inverse Model Identification by Recursive Least Square Method

○이 상 덕¹, 정 슬^{2*}

¹⁾ 충남대학교 메카트로닉스공학과 (TEL: 042-821-7232, E-mail: sdcon.lee@cnu.ac.kr)

²⁾ 충남대학교 메카트로닉스공학과 (TEL: 042-821-6876, E-mail: jungsl@cnu.ac.kr)

Abstract The RLS method has been used for the real-time system identification. The performance of the minimum phase model identification technique by RLS and all pass filtering is dependent upon the initial values of parameters. Therefore, in this paper, the effects of initial parameter settings of the forgetting factor and the covariance matrices are discussed. The performance effect of the covariance and forgetting factor is analyzed by an experimental study.

Keywords Covariance matrices, forgetting factor, recursive least square, initial values

1. 서 론

재귀최소자승법(Recursive Least Square)은 실시간 변수 인식 기법으로 널리 활용되고 있다. 입력-출력 데이터를 기반으로 하고 있다는 점과 IIR-필터 형태를 이용하여 시스템의 모델을 추정할 수 있다는 점에서 장점을 갖는다.

RLS 방법에서 중요한 변수인 망각인자는 모델 추종 특성과 안정성 사이의 trade-off 관계를 조절할 수가 있다 [1]. 하지만 RLS는 망각인자 뿐만 아니라 공분산행렬에 의해서도 그 특성이 가변하는 구조이다. 이전의 많은 연구가 망각인자에 집중되어 있는데 비해 공분산의 초기값의 영향에 관한 연구 결과는 상대적으로 매우 드물게 나타난다. 하지만 실시간 모델인식의 경우 공분산행렬의 초기값 또한 중요하게 동작하며 이에 대한 분석이 필요하다.

따라서 본 논문에서는 모델과 역 모델의 안정성이 보장되는 재귀최소자승법 기반 시스템 인식 기법을 기반으로 망각인자와 공분산행렬이 역 모델 인식에 미치는 영향을 실험을 통해 분석하고 검증한다.

2 재귀최소자승법의 구조

선형 이차시스템의 전달함수는 이산영역에서 (1)과 같이 표현되고 RLS 추정 알고리즘은 (2), (3), 그리고 (4)와 같다.

$$\frac{\Theta(z)}{T(z)} = \frac{a_1 + a_2 z^{-1} + a_3 z^{-2}}{1 + a_4 z^{-1} + a_5 z^{-2}} \quad (1)$$

주파수영역에서, $\Theta(z)$ 는 출력데이터, $T(z)$ 는 입력데

이터, a_N 은 파라미터에 해당한다.

$$\mathbf{G}(n) = \frac{\frac{1}{\lambda} \mathbf{Q}(n-1) \boldsymbol{\psi}[n]}{1 + \frac{1}{\lambda} \boldsymbol{\psi}^T[n] \mathbf{Q}(n-1) \boldsymbol{\psi}[n]} \quad (2)$$

$$\mathbf{Q}(n) = \frac{1}{\lambda} (\mathbf{Q}(n-1) - \mathbf{G}(n) \boldsymbol{\psi}^T[n] \mathbf{Q}(n-1)) \quad (3)$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}[n] = \hat{\boldsymbol{\theta}}[n-1] + \mathbf{G}(n) (\boldsymbol{\theta}[n] - \boldsymbol{\psi}^T[n] \hat{\boldsymbol{\theta}}[n-1]) \quad (4)$$

(2), (3)에서 λ 는 망각인자이고 $\mathbf{Q}(n)$ 는 공분산 행렬이다. (4)에서 보면 이 두 값에 의해 최종 변수가 결정됨을 알 수가 있다.

(1)은 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(n) = a_1 \tau(n) + a_2 \tau(n-1) + a_3 \tau(n-2) - a_4 \theta(n-1) - a_5 \theta(n-2) \quad (5)$$

또한 역 모델은 다음과 같다.

$$\hat{\tau}(n) = \frac{a_2 \hat{\tau}(n-1) + a_3 \hat{\tau}(n-2) - \theta(n) - a_4 \theta(n-1) - a_5 \theta(n-2)}{a_1} \quad (6)$$

(1)에서 분모와 분자 다항식의 근들이 모두 z-domain에서 단위 원 안에 존재할 때 최소위상시스템이 되며 (6)은 안정하게 된다.

3 변수 영향 분석

3.1 실험환경

그림 1은 자이로 구동기의 실험환경을 보여준다. 순모델과 역 모델의 안정성이 보장된 RLS 방법과 전

3.2 망각인자 영향 분석

모델의 수렴 속도와 공분산은 다음 표1과 같다.

망각인자	0.95	0.99	0.995	0.999
Time	1.5	7	15	20
Cov.	0.8264	0.0971	0.0430	0.0201

3.3 공분산 영향 분석

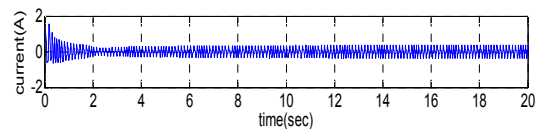
$$C = \{(K, 0, 0, 0, 0), (0, K, 0, 0, 0), (0, 0, K, 0, 0), (0, 0, 0, K, 0), (0, 0, 0, 0, K)\} \quad (7)$$


그림 3. 공분산 값에 따른 역 모델 오차

A scatter plot showing the relationship between 'task' (x-axis, 1 to 10) and 'index' (y-axis, 0 to 0.08). The data points are red dots. The values fluctuate, with a notable peak at task 10 and a low at task 5.

task	index
1	0.050
2	0.030
3	0.020
4	0.020
5	0.015
6	0.018
7	0.030
8	0.038
9	0.048
10	0.075

그림 4. 공분산 행렬 영향 분석 결과

4. 결 론

ACKNOWLEDGEMENT

참고문헌

- 179