

실시간 공칭 모델 추정 외란관측기에 관한 실험 연구: 재귀최소자승법

An Experimental Study on Realtime Estimation of a Nominal Model for a Disturbance Observer: Recursive Least Squares Approach

이 상 덕, 정 슬*
(Sang-Deok Lee¹ and Seul Jung^{1,*})

¹ISEE, Department of Mechatronics Engineering, Chungnam National University

Abstract: In this paper, a novel RLS-based DOB (Recursive Least Squares Disturbance Observer) scheme is proposed to improve the performance of DOB for nominal model identification. A nominal model can be generally assumed to be a second order system in the form of a proper transfer function of an ARMA (Autoregressive Moving Average) model. The RLS algorithm for the model identification is proposed in association with DOB. Experimental studies of the balancing control of a one-wheel robot are conducted to demonstrate the feasibility of the proposed method. The performances between the conventional DOB scheme and the proposed scheme are compared.

Keywords: autoregressive moving average, disturbance observer, model identification, one-wheel robot, recursive least square

I. 서론

외란과 불확실성 또는 이 둘의 복합적인 영향은 시스템 제어를 방해하고 안정성을 저해하는 원인으로 작용한다. 대부분의 동적시스템들은 이러한 영향으로부터 자유롭지 못하기 때문에 강인한 제어를 달성할 수 있는 방법들이 끊임 없이 제안되어 왔다[1-3].

외란 혹은 불확실성을 직접적으로 측정할 수 있다면 피드포워드(Feedforward)를 통해 쉽게 보상이 가능할 수가 있다. 하지만 직접 측정이 어렵거나 고가의 측정 센서가 필요한 시스템 또는 센서 장착이 쉽지 않은 시스템에 대해서는 외란관측기(DOB: Disturbance Observer)와 같은 간접적인 보상 방법이 활용될 수가 있다[4-6]. 외란관측기에서는 물리적 시스템에 대한 공칭모델을 활용하여 시스템 출력에 포함된 외란 성분을 추정하는 것을 기본 개념으로 하고 있다. 그러므로 공칭모델의 정확성에 따라 외란의 제거 성능이 결정된다.

동적 시스템으로부터 공칭 모델을 얻기 위해서는 시스템 식별(System Identification)이 필요하다. 시스템 식별은 화이트박스, 블랙박스, 그리고 회색박스 방법이 있다. 뉴턴 법칙과 같은 기본 이론으로부터 동역학 식을 유도한 다음 유도된 식 내부의 파라미터 값을 추정하는 방법이 화이트박스

방법에 해당하고 기본적 모델에 관한 정보 없이 입력과 출력 데이터만을 사용하여 모델을 식별하는 방법이 블랙박스 방법에 해당하고 이 두 방법이 혼용된 방법이 회색박스이다. 자연계의 대부분 시스템은 매우 복잡한 동적 모델을 갖고 있으므로 화이트박스 방법에 의한 시스템의 모델링은 높은 부정확성을 갖게 된다. 그러므로 시스템 식별 알고리즘의 대부분은 블랙박스 방법에 기반하고 있다.

시스템 식별의 다양한 알고리즘이 소개되었다[7]. 시스템 식별은 통계적 방법, 시간 열 분석 방법, 통계적 학습, 기계 학습, 데이터 마이닝, 인공지능망 등의 방법들이 제안되었다. 이러한 알고리즘은 입력-출력 데이터를 이용하거나 출력 데이터만을 이용하기도 한다. 또한 입력-출력 데이터와 과거의 출력 데이터를 함께 사용하기도 한다. 신호 처리 관점에서 볼 때, 시스템 인식 알고리즘을 통해 인식된 시스템은 필터의 형태를 갖게 된다. 이 때 많은 과거의 데이터를 활용할수록 필터의 안정성은 향상되어지지만 그 정확성은 떨어지게 된다.

본 논문에서는 시간 영역에서 시스템 인식 방법을 이용한다. 외란관측기 설계를 위해 획득된 모델은 실제 적용과정에서 Q필터와 그 역 공칭 모델이 콘볼루션되어 적용되어 지므로 획득한 공칭 모델의 형태는 Q필터 설계를 고려하여 FIR 필터 혹은 IIR 필터로 가정하여 사용할 수 있기 때문이다. 시간영역에서의 시스템은 AR (Auto-Regressive) 모델, MA (Moving Average) 모델, 그리고 ARMA (Autoregressive Moving Average) 모델로 인식될 수가 있다[8,9]. 외란관측기 설계를 위한 공칭 모델의 추정은 모델 자체의 파라미터를 블랙박스 시스템에서 실시간 추정해야 하는 문제를 갖고 있다. 이 점에서 시스템 인식의 성능이 확보된 이후에 모델 기반의 칼만필터(Kalman Filter)와 같은 보다 향상된 추

* Corresponding Author

Manuscript received April 1, 2016 / revised June 14, 2016 / accepted June 24, 2016

이상덕, 정 슬: 충남대학교 메카트로닉스공학과

(sdcon.lee@cnu.ac.kr/jungs@cnu.ac.kr)

※ 이 논문은 2016 제 31회 제어로봇시스템학회 학술대회에 초안이 발표되었음[14].

※ 본 논문은 2015년 한국연구재단 기초연구의 지원을 받아 수행되었으며 이에 감사드립니다(NRF-2014R1A2A1A11049503).

정 방법이 적용되어질 수가 있다.

본 논문에서는 동적 시스템에 대한 실시간 모델의 형태로 2차 시스템을 사용한다. 또한 적정 전달 함수(Proper Transfer Function)를 갖고 있다고 간주한다. 적정 전달 함수를 갖는 형태로 고려된 동적 시스템은 ARMA 모델로 표현할 수가 있게 된다. 그러므로 제시하는 동적 시스템은 신호처리 관점에서 IIR (Infinite Impulse Response) 필터가 된다. 이 때 시스템의 식별 과정은 실시간으로 변하는 IIR 필터의 계수를 찾는 문제로 정의할 수가 있다. 필터의 계수를 찾기 위해 재귀최소자승법을 제안한다. 재귀최소자승법은 알고 있는 두 데이터의 관계를 나타내는 다항식에 대한 해를 근사적으로 찾아가는데 있어 해와 실제 해의 오차의 제곱의 합이 최소가 되는 해를 재귀적 방법으로 구하는 방법이다[10-12].

본 논문에서는 먼저 전형적인 외란관측기의 구조를 설명한 후 재귀최소자승법을 사용하는 방법을 제안한다. 재귀최소자승법에 기반한 외란관측기를 제안하고 다음으로 실험을 통해 전형적인 외란관측기와 제안한 방법을 비교한다. 비교 방법은 한 바퀴 로봇의 균형제어 성능 비교를 통해 수행된다. 로봇 바디의 톨과 감벌의 틸트 각 성능 비교를 통해 제안한 방법의 유효함과 실현 가능성을 확인한다.

II. 전형적인 외란관측기

전형적인 외란관측기의 구조는 그림 1과 같다. 그림에서 u 는 제어 명령, v 는 제어 입력, d 는 외란, $H(s)$ 는 실제 물리적 시스템, y 는 시스템 출력, ϵ 은 센서 잡음, $Q(s)$ 는 필터, $H_n(s)$ 는 공칭모델, \hat{d} 은 추정된 외란이다.

3개의 입력 u , d , 그리고 ϵ 에 대한 시스템 출력의 전달함수는 다음과 같다.

$$H_{uy}(s) = \frac{H(s)}{1 - Q(s) + Q(s)H_n^{-1}(s)H(s)} \quad (1)$$

$$H_{dy}(s) = \frac{H(s)[1 - Q(s)]}{1 - Q(s) + Q(s)H_n^{-1}(s)H(s)} \quad (2)$$

$$H_{\epsilon y}(s) = \frac{Q(s)H_n^{-1}(s)H(s)}{1 - Q(s) + Q(s)H_n^{-1}(s)H(s)} \quad (3)$$

시스템 출력은 (4)와 같다.

$$y(s) = H_{uy}(s)u(s) + H_{dy}(s)d(s) + H_{\epsilon y}(s)\epsilon(s) \quad (4)$$

표 1은 물리적인 시스템과 공칭 모델이 일치한다는 전제 하에서 전달함수 특성을 정리한 내용이다. 표 1에서 보면 Q필터의 크기가 1인 주파수 범위까지에서 외란은 완벽히 제거되고 1-Q필터의 크기가 1인 주파수 범위까지에서 센서 잡음이 완벽히 소거됨을 알 수가 있다.

표 1과 같이 외란관측기는 물리적 시스템과 공칭모델의 정확성이 전제가 되었을 때 Q필터의 대역폭 설계를 통해서 외란 억제와 센서 잡음 내성의 상보관계를 설계하는 것을 기본 개념으로 하고 있다. 그러므로 외란관측기의 설계에서는 Q필터 설계와 더불어 정확한 공칭모델 획득이 요구된다.

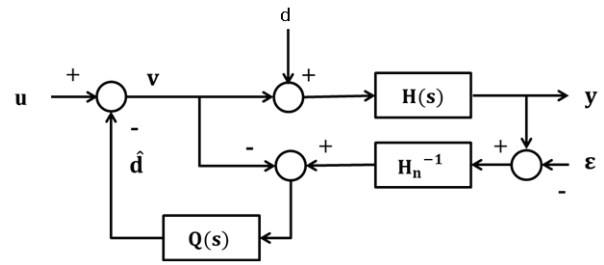


그림 1. 전형적인 외란관측기 구조.

Fig. 1. Structure of conventional DOB.

표 1. 전형적인 외란관측기 특성.

Table 1. Characteristics of conventional DOB.

	$Q(j\omega) \approx 1$	$1 - Q(j\omega) \approx 1$
$H_{uy}(s)$	$H(s)$	$H(s)$
$H_{dy}(s)$	0	$H(s)$
$H_{\epsilon y}(s)$	1	0
$y(s)$	$H_n(s)u(s) + \epsilon(s)$	$H_n(s)[u(s) + d]$

III. 재귀최소자승법

재귀최소자승법은 최소자승법(LSM: Least Square Method)을 재귀적으로 수행하는 개념에 해당하며 최소자승법과 동일한 개념을 갖고 있다. 임의 시스템의 입력과 출력의 데이터를 알고 있다면 두 데이터의 상관관계는 수학적 관계로 나타낼 수가 있게 되며 그 관계는 시스템에 해당한다고 볼 수가 있다.

임의 제어시스템의 입력 데이터 벡터를 $\mathbf{u}(n)$, 시스템의 출력 데이터를 $y(n)$, 그리고 두 데이터 간의 관계를 나타내는 변수 벡터를 $\Psi(n)$ 라고 하면 그 관계를 다음과 같이 표현할 수가 있다.

$$y(n) = \mathbf{u}^T(n)\Psi(n) \quad (5)$$

$$\Psi(n) = [\psi_1 \psi_2 \dots \psi_n]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{u}(n) = [u_1 u_2 \dots u_n]^T \quad (7)$$

변수 $\Psi(n)$ 추정을 통해서 얻게 되는 출력 데이터는 추정 에러가 포함된 (8)과 같은 식으로 쓸 수가 있다. $\hat{e}(n)$ 은 추정 에러이다.

$$y(n) = \mathbf{u}^T(n)\hat{\Psi}(n) + \hat{e}(n) \quad (8)$$

$$\hat{e}(n) = y(n) - \mathbf{u}^T(n)\hat{\Psi}(n) = \mathbf{u}^T(n)[\Psi(n) - \hat{\Psi}(n)] \quad (9)$$

RLS 알고리즘은 비용함수 (10)을 최소화하는 변수를 찾는 개념이고 이를 위해 미분을 계산한다.

$$J = \sum_{n=0}^N \hat{e}^2(n) \quad (10)$$

$$\frac{\partial}{\partial \hat{\Psi}} J = 0 \quad (11)$$

(11)의 최적 해를 구하면 (12)와 같이 쓸 수가 있다.

$$\hat{\psi}(n) = [\mathbf{u}(n)\mathbf{u}^T(n)]^{-1}[\mathbf{u}(n)y(n)] \quad (12)$$

측정 잡음을 무시한 공분산 행렬을 (13)과 같다.

$$\mathbf{P}(n) = [\mathbf{u}(n)\mathbf{u}^T(n)]^{-1} \quad (13)$$

Matrix Inversion Lemma에 의해, 공분산과 추정 변수를 다시 쓰면 (14), (15)와 같다.

$$\mathbf{P}(n+1) = \mathbf{P}(n) \left[\mathbf{I} - \frac{\mathbf{u}(n+1)\mathbf{u}^T(n+1)\mathbf{P}(n)}{1 + \mathbf{u}^T(n+1)\mathbf{P}(n)\mathbf{u}(n+1)} \right] \quad (14)$$

$$\hat{\psi}(n+1) = \hat{\psi}(n) + \mathbf{P}(n+1)\mathbf{u}(n+1) [\mathbf{y}(n+1) - \mathbf{u}^T(n+1)\hat{\psi}(n)] \quad (15)$$

그러므로 변수 추정은 이전 추정 변수를 이용하여 재귀적으로 추정이 가능한 (15)와 같은 형태를 갖게 된다. 이 식은 망각 인자(Forgetting Factor)를 이용해 확장될 수가 있다.

IV. RLS-DOB

1. ARMA 모델

동적 시스템을 2차 시스템으로 표현할 경우 연속 시간 영역과 이산 시간 영역에서의 전달함수 형태는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$H(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{p_0s^2 + p_1s + p_2}{q_0s^2 + q_1s + q_2} \quad (16)$$

$$H(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{a_0 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2}}{1 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2}} \quad (17)$$

(16)에서 분자의 차수와 분모의 차수가 같은 시스템을 적정 시스템(Proper system)이라 한다. 이산 영역에서의 전달함수 형태는 2차 IIR 필터의 형태를 갖고 있다. 입력 출력 데이터의 상관관계는 2차 IIR 필터로 표현할 수 있게 된다. 시간영역에서 보면 (17)은 (18)과 같이 쓸 수가 있다.

$$y(n) = a_0u(n) + a_1u(n-1) + a_2u(n-2) - b_1y(n-1) - b_2y(n-2) \quad (18)$$

만약 (17)의 분모항이 상수로 표현된다면 입력과 출력 데이터의 상관관계는 FIR 필터 형태를 갖게 됨을 알 수가 있다. 이 경우 현재 출력값은 입력 데이터의 평균필터 형태를 갖게 되기 때문에 이를 MA (Moving Average) 시스템이라고 한다. 하지만, 동적인 시스템에 대한 모델링을 위해서는 고차 텀을 갖는 FIR 필터가 필요하게 되므로 이로 인한 시간 지연의 문제가 발생하게 된다.

만약 (17)의 분자항이 상수로 표현되었을 경우 이러한 시스템은 AR (Autoregressive) 시스템이라 한다. 본 논문에서는 MR 과 AR의 주파수 영역에서 서로 곱하여진 형태의 전달함수를 갖는 ARMA (Autoregressive Moving Average) 시스템을 동적인 시스템의 모델로 가정한다.

그러므로 시간적으로 시스템의 변수가 변화하는 동적 시스템에서 그 시스템의 정확한 모델을 구하기 위해서는 실시간으로 (18)에 있는 각 변수들을 구하는 문제를 해결해야

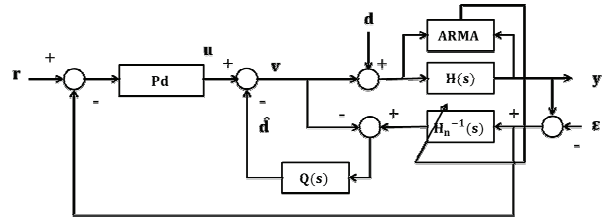


그림 2. 제안하는 RLS-DOB.

Fig. 2. Proposed RLS-DOB.

만 한다. 이 문제는 앞서 제시한 재귀최소자승법을 이용하여 해결할 수가 있다.

2. RLS-DOB

외란관측기 측면에서 보면 재귀최소자승법을 이용하여 시스템 모델의 변수들을 실시간으로 구하는 것을 통해서 시스템의 공칭모델을 정할 수가 있게 된다.

즉, 시스템의 동적인 환경이 시간에 따라 변하게 될 때 각 샘플링 간격 마다의 공칭 모델을 구하여 외란관측기에 업데이트 하게 되면 정확한 시스템의 모델을 찾을 수 있게 된다. 그러므로 제안하는 RLS-DOB는 그림 2와 같다.

그림 2에서 ARMA 블록은 RLS 기반으로 (16)에 있는 변수를 찾는 블록에 해당한다. 이는 쌍변환법(Bilinear Transform)에 의해 시간 영역에서의 각 변수 값들을 찾는 과정으로 변환할 수가 있게 된다. Q필터 설계는 (19)와 (20)을 사용 한다[2].

$$Q_{mn} = \frac{1 + \sum_{r=1}^n C_{mr}(\tau_s)^r}{1 + \sum_{r=1}^m C_{mr}(\tau_s)^r} \quad (19)$$

$$C_{mr} = \frac{m!}{r!(m-r)!} \quad (20)$$

$$Q_{20}(s) = \frac{1}{(\tau_s)^2 + 2(\tau_s) + 1} \quad (21)$$

(21)에서 시정수 τ 로 0.2를 사용한 다음 0.01초의 샘플링 시간으로 디지털화 했을 경우 (22)와 같은 전달함수를 얻게 된다.

$$Q_{20}(z) = \frac{0.0012z + 0.0012}{z^2 - 1.9z + 0.9} \quad (22)$$

V. 실험 연구

1. 실제 시스템 적용

실험 검증을 위해서 그림 3에서와 같이 실험 장치를 설정하였다. 실험에 사용된 한 바퀴 로봇은 자이로 토크를 이용하여 롤 밸런싱을 수행하는 시스템이다. 자이로 토크는 로봇 내부에 장착된 제어모멘트(CMG: Control Moment Gyro)에 의해 생성되며 이 과정에서 CMG에 있는 김벌의 틸트 각도가 제어가 가능한 범위 내에서 함께 제어되어야 하는 문제를 갖고 있다. 그러므로 하나의 자이로 구동기를 이용하여 바디의 롤 각과 김벌의 틸트 각을 동시 제어가 가능해야만 한다[13,14].

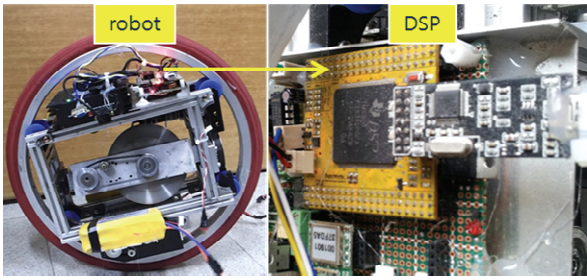


그림 3. 실험 환경.

Fig. 3. Experimental setup.

표 2. DSP 구현.

Table 2. DSP implementation.

	Contents
step 1	Initialize
step 2	5×1 gain update.
step 3	5×5 covariance update.
step 4	5×1 parameter estimation.
step 5	$H^{-1}(z)$ transfer function update.
step 6	$Q(z)$ filtering of control input.
step 7	$Q(z)H^{-1}(z)$ filtering of system output.
step 8	Compensation.

표 3. 변수 초기값.

Table 3. Initial values of variables.

	Initial Values
gain	0
covariance	10000
forgetting factor	0.99

실험을 위해 한 바퀴 로봇에 장착되어 있는 DSP에 제안한 알고리즘을 표 2와 같이 실제 적용한다. 먼저 변수 초기화를 실행한다. 이 과정에서 게인, 공분산, 그리고 망각 인자(Forgetting Factor)의 초기값을 설정하게 된다. (14)는 망각 인자 λ 가 포함된 식으로 확장이 된다. 여기서 λ 가 1에 가까울수록 이전 데이터들이 비슷한 가중치로 고려됨을 의미하고 0에 가까울수록 최근 데이터의 가중치를 높이는 역할을 하게 된다. λ 로 확장된 식은 (23), (24)와 같이 쓸 수가 있다.

실험에 사용된 변수의 초기값은 위 표 3과 같다.

다음 단계에서는 게인값을 업데이트를 한다. 게인값 업데이트 수식은 다음과 같다.

$$\mathbf{G}(n+1) = \frac{\frac{1}{\lambda}(\mathbf{P}(n)\mathbf{u}(n))}{1 + \frac{1}{\lambda}(\mathbf{u}^T(n)\mathbf{P}(n)\mathbf{u}(n))} \quad (23)$$

다음 단계에서는 공분산 업데이트를 한다.

$$\mathbf{P}(n+1) = \frac{1}{\lambda} [\mathbf{P}(n) - \mathbf{G}(n)\mathbf{u}^T(n)\mathbf{P}(n)] \quad (24)$$

다음 단계에서는 변수들을 추정한다. 변수 추정 식은

(15)를 따른다. 추정된 변수들로부터 외란관측기의 역 공칭 모델(Inverse of Nominal Model)을 구할 수가 있다. 구해진 역 공칭 모델은 그림 2에 있는 역 공칭모델 값으로 실시간 업데이트 된다. 표 2에서 제어 입력에 대해 (22)를 통한 필터링 단계를 거치게 되고 역 공칭모델과 (22)가 결합된 필터를 사용해서 시스템 출력값을 필터링 한 다음 제어 입력 필터링 결과와 제어 출력 필터링 결과 값을 뺀다. 이 값이 추정된 외란값을 나타낸다.

2. 실험

실험을 통한 검증은 다음과 같다. 먼저 그림 1에서 제시한 전형적인 외란관측기를 기반으로 한 성능을 확인한다. 다음으로 본 논문에서 제안하는 그림 2의 구조를 갖는 외란관측기 기반 제어에 의한 성능을 확인한다. 끝으로 두 개의 성능을 비교한다. 그림 1 방법 실험과 그림 2 방법 실험의 가장 큰 차이점은 그림 1 방법을 위해서는 공칭 모델이 사전에 설계되어야 한다는 점이다. 반면 그림 2 방법에서는 실시간으로 공칭 모델을 추정하는 알고리즘이 적용된다. 두 실험에 대한 비교 평가는 제어 목적으로 제시했던 바와 같이 김벌의 틸트 각과 로봇의 롤 각의 제어 성능 비교를 통해 이루어진다.

그림 1에서 제시된 전형적인 외란관측기를 기반으로 하는 제어를 수행한 실험 결과는 다음과 같다. 그림 4는 롤 각의 성능을 나타내고 있고 그림 5는 틸트 각의 성능을 나타낸다. 그림 5에서 전형적인 외란관측기를 기반으로 하는 제어에 있어 롤 각은 대략 1.5도 범위 내에서 유지되고 틸트 각은 대략 30도 범위 안에서 유지되고 있음을 보여준

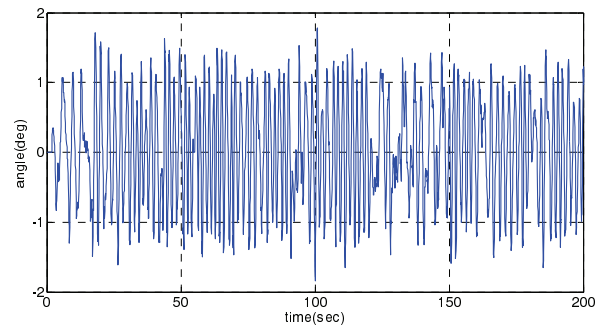


그림 4. 전형적인 DOB에서 롤 각.

Fig. 4. Roll angle in the conventional DOB.

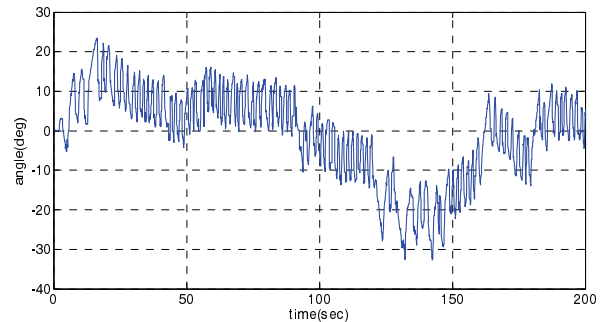


그림 5. 전형적인 DOB에서 틸트 각.

Fig. 5. Tilt angle in the conventional DOB.

표 4. 전형적인 DOB 실험 결과.

Table 4. Experimental result on conventional DOB.

	Roll angle	Tilt angle
Mean	0.0216	-0.8339
Covariance	0.6046	129.16

다. 또한 종래 PD제어기보다 향상된 성능은[15]를 통해 확인되었다.

위 실험 결과를 정리한 데이터는 표 4와 같다. 200초 동안 총 2000개의 데이터를 취득한 결과이다. 샘플링 간격은 0.1초 이다.

다음 실험으로는 그림 2에서 제안한 RLS-DOB의 성능을 검증한다. 실험 결과는 다음 그림 6,7에 나타나 있다. 롤 각을 보면 1도 안에서 유지되는 것을 볼 수 있다. 그림 4와 비교하면 더 작은 것을 볼 수 있다. 틸팅 각도의 경우도 10도 안에서 유지됨을 볼 수 있다. 그림 5와 비교하면 작게 유지되고 있다.

그림 6,7의 실험 결과는 표 5와 같이 정리된다.

평균값에서는 전형적인 DOB의 결과가 미소하게 좋은 결과를 나타내고 있지만 분산 값을 비교해보면 RLS-DOB의 성능이 월등히 좋다는 것을 확인할 수가 있다. RLS-DOB는 분산에 있어 롤 각은 대략 6.7배 향상되었고 틸트 각은 대략 11.4배 성능이 향상되었음을 알 수가 있다.

제안된 방법에 의해서 추정된 변수는 그림 8과 같고 200초일 때의 변수의 값은 표 6과 같고 그 때의 추정되는 시스템의 역 공칭 모델의 전달함수는 (25)와 같다.

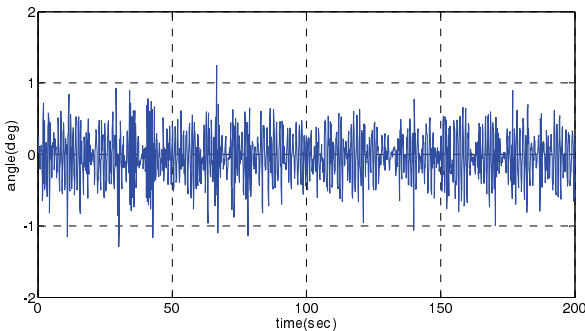


그림 6. RLS-DOB에서 롤 각.

Fig. 6. Roll angle in the RLS-DOB.

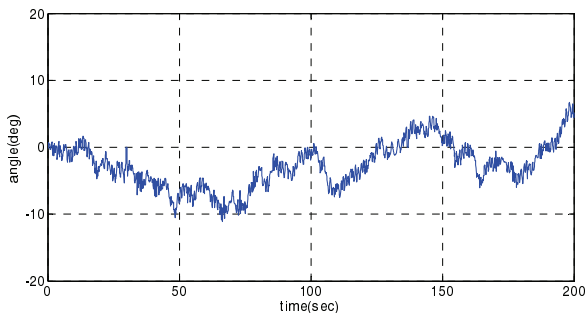


그림 7. RLS-DOB에서 틸트 각.

Fig. 7. Tilt angle in the RLS-DOB.

표 5. RLS-DOB 실험 결과.

Table 5. Experimental result on conventional DOB.

	Roll angle	Tilt angle
Mean	-0.025	-2.7088
Covariance	0.0941	11.2629

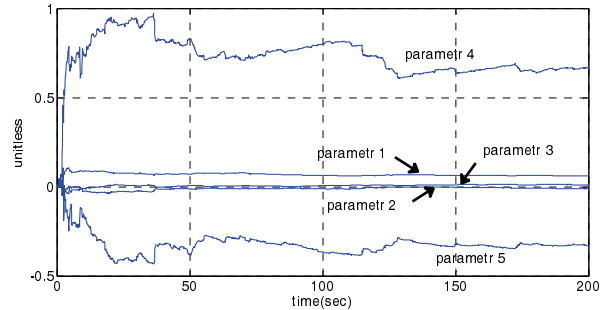


그림 8. 추정된 변수.

Fig. 8. Estimated parameters.

표 6. 200초 후에 추정된 변수 값.

Table 6. Estimated parameters at 200 seconds later.

	Roll angle
a_0	0.06
a_1	0.01
a_2	0.012
b_1	0.67
b_2	-0.33

$$H_n^{-1}(z) = \frac{1 + 0.67z^{-1} - 0.33z^{-2}}{0.06 + 0.01z^{-1} + 0.012z^{-2}} \quad (25)$$

제시된 역 공칭 모델 (25)는 시간에 따라 그 전달함수의 형태가 각 각 바뀌게 됨을 알 수가 있다. 이 때 역 공칭 모델의 안정성은 폴이 단위 원 내에 있을 경우에 보장이 된다. 역 공칭 모델의 안정성 판별은 삼각형 안정성 방법으로 수행이 될 수가 있다.

다음과 같은 다항식을 가정했을 때 두 개의 계수 A_1 , A_2 의 값이 삼각형 내부에 존재할 경우 안정한 시스템이라고 판별할 수가 있다.

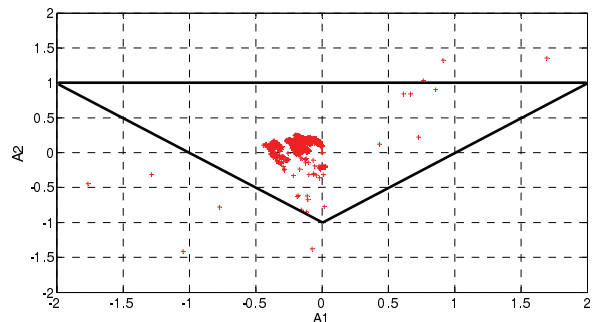


그림 9. 역 공칭모델 안정성.

Fig. 9. Stability on inverse of nominal model.

$$G(z) = 1 + A_1z^{-1} + A_2z^{-2} \quad (26)$$

(25)의 경우 A_1 은 $\frac{0.01}{0.06}$ 가 되고 A_2 는 $\frac{0.012}{0.06}$ 가 됨을 알 수가 있다. 이러한 방법으로 제시된 2000개의 데이터에 대한 안정성을 판별한 결과는 그림 9와 같다.

VI. 결론

본 논문에서는 재귀최소자승법을 이용해서 추정된 시스템 모델을 이용한 새로운 외란관측기 기반 제어 방법을 제안하였다. 외란관측기는 그 구조와 메커니즘에 있어 모델의 정확성이 성능과 직결되는 특징을 보였다. 동적으로 변하는 시스템의 역 공칭 모델을 얻기 위한 방법으로 재귀최소자승법을 이용하여 입출력 데이터를 이용한 모델의 변수를 추정하는 방법을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 실제 시스템의 DSP에 탑재되었고 실험을 통해 성능을 확인하였다. 실험 결과 전형적인 외란관측기에 비해 성능이 크게 개선됨을 확인할 수가 있었다.

REFERENCES

[1] E. Sariyildiz and K. Ohnishi, "On the explicit robust force control via disturbance observer," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 3, pp. 1581-1589, 2015.

[2] K. Kong and M. Tomizuka, "Nominal model manipulation for enhancement of stability robustness for disturbance observer-based systems," *International Journal of Control, Automation, and Systems*, vol. 11, no. 1, pp. 12-20, 2013.

[3] M. Ruderman and M. Iwasaki, "Observer of nonlinear friction dynamics for motion control," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 9, pp. 5941-5949, 2015.

[4] X. Chen, S. Komada, and T. Fukuda, "Design of a nonlinear disturbance observer," *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, vol. 47, no. 2, pp. 429-437, 2000.

[5] D. Xing, J. Su, Y. Liu, and J. Zhong, "Robust approach for humanoid joint control based on a disturbance observer," *IET Control Theory Application*, vol. 5, no. 14, pp. 1630-1636, 2011.

[6] M. Ruderman and M. Iwasaki, "Observer of nonlinear friction dynamics for motion control," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 9, pp. 5941-5949, 2015.

[7] L. Ljung, "Perspectives on system identification," *Annual Reviews in Control*, vol. 34, no. 1, pp. 1-12, 2010.

[8] D. Q. Wang, "Least squares-based recursive and iterative estimation for output error moving average systems using data filtering," *IET Control Theory & Applications*, vol. 5, no. 14, pp. 1648-1657, 2011.

[9] D. Wang and F. Ding, "Input-output data filtering based recursive least squares identification for CARARMA

systems," *Digital Signal Processing*, vol. 20, no. 4, pp. 991-999, 2010.

[10] S. Sagara and K. Wada, "On-line modified least-squares parameter estimation of linear discrete dynamic systems," *International Journal of Control*, vol. 25, no. 3, pp. 329-343, 2007.

[11] F. Ding, "Combined state and least squares parameter estimation algorithms for dynamic systems," *Applied Mathematical Modelling*, vol. 38, no. 1, pp. 403-412, 2014.

[12] F. Ding, X. Wang, Q. Chen, and Y. Xiao, "Recursive least squares parameter estimation for a class of output nonlinear systems based on the model decomposition," *Circuits, Systems, and Signal Processing*, vol. 21, no. 11, pp. 1-16, 2015.

[13] S. D. Lee and S. Jung, "Analysis of relationship between body and gimbal motion through experiment of a single-wheel robot based on an inverse gyroscopic effect," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 21, no. 11, pp. 1064-1069, 2015.

[14] S. D. Lee and S. Jung, "Parameter estimation of a single-wheel robot by a recursive least square method for a disturbance observer," *Proc. of 2016 31th ICROS Annual Conference (in Korean)*, Seoul, Korea, pp. 235-236, 2016.

[15] S. D. Lee and S. Jung, "Experimental study and design of a disturbance observer for steering stabilization of a one-wheeled balancing robot," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 22, no. 5, pp. 1-8, 2016.



이 상 덕

1998년 전북대학교 전자공학과 졸업. 1998년~2000년 LG정밀 근무. 2003년 전북대학교 전자공학과 석사. 2003년~2014년 삼성중공업 연구원. 현재 충남대학교 메카트로닉스공학과 박사 과정.



정 슬

1988년 미국 웨인 주립대 전기 및 컴퓨터공학과 졸업. 1991년 미국 캘리포니아대 데이비스 전기 및 컴퓨터공학과 석사. 1996년 동 대학 박사. 1997년~현재 충남대학교 메카트로닉스공학과 교수. 관심분야는 지능 제어 시스템 및 지능 로봇 시스템, 다양한 밸런싱 메커니즘의 제어 및 응용, 유무인 수송체 시스템, 로봇교육.