

재귀최소자승법을 이용한 DOB기반 외바퀴 로봇의 파라미터 추정

Parameter Estimation of a Single-wheel Robot by a Recursive Least Square Method for a Disturbance Observer

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 In this paper, a RLS(Recursive Least Square) method is used for estimating model parameters in the framework of DOB(Disturbance Observer) for the balancing control of one-wheel mobile robot. The proposed method is confirmed by balancing control performance through an empirical study.

Keywords Disturbance observer, one-wheel robot, parameter estimation, RLS

1. 서론

외란관측기 성능은 Q-필터와 더불어 공칭 선형시 시스템의 모델에 의해 좌우된다. 외란관측기의 외란 억제 능력은 전달함수 $(1-Q)P_n$ 에 의해 결정되고 센서 노이즈 내성 능력은 전달함수 QP_n^{-1} 에 의해 결정된다 [1]. 따라서 역모델을 사용하는 DOB의 특성상 모델의 정확성은 성능에 영향을 미친다. 본 논문에서는 DOB를 사용하는 외바퀴 로봇의 균형제어에서 모델 변수의 식별을 위해 적응제어의 재귀적 방법을 사용한다. 외바퀴 로봇의 밸런싱 실험을 통해 검증하고자 한다.

2. 외란관측기 기반 제어

외란관측기 기반 한 바퀴 로봇의 균형 제어는 그림 1과 같다.

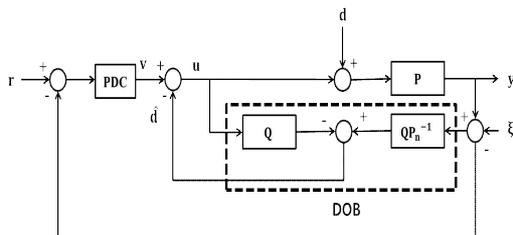


그림 1. DOB 기반 제어

그림에서 r 은 커맨드 입력, PDC는 비례미분제어기, v는 제어 입력, u는 외란 보상이 된 제어 입력, d는 실제 외란, P는 실제 모델, y는 시스템 출력, ξ는 센서 잡음, Q는 DOB의 Q-filter, P_n은 공칭 모델이다.

외란에 대한 시스템 출력 전달함수는 (1)과 같고 센서 잡음에 대한 제어 입력은 (2)와 같다.

$$G_{dy}(s) = (1-Q)P_n \tag{1}$$

$$G_{\xi u}(s) = QP_n^{-1} \tag{2}$$

공칭 모델의 정확도는 Q-필터 특성과 더불어 외란 억제 능력과 센싱 잡음 내성의 성능을 결정하게 되므로 정확성이 보다 요구된다.

3. 모델링과 Q-필터 설계

공칭 모델은 역 스틱 모델을 따라 (3)과 같은 2차 시스템을 가정한다.

$$P_n \approx \frac{1}{s^2 - \omega_n^2} \tag{3}$$

(3)에서 M은 로봇의 질량, ω_n은 고유주파수이다. 이 때, 고유주파수는 동적으로 변하는 파라미터가 된다. (3)의 역 모델을 실현 가능하도록 하는 Q-필터는 분자와 분모의 상대 차수가 최소 2차이어야 한다. 본 논문에서는 Q20 필터를 사용한다. 설계된 Q-필터는 (4)와 같다.

$$Q_{20} = \frac{1}{(\tau_S)^2 + 2(\tau_S) + 2} \tag{4}$$

4. 재귀방법에 의한 파라미터 추정

본 논문에서는 RLS에 의한 모델 파라미터 업데이트 방법을 적용한 제어 방법을 그림2와 같이 제안한다.

임의 시간 t에서의 최소자승 추정은 다음과 같이 나타낼 수가 있다.

$$\hat{\theta}(t) = [x^T(t)x(t)]^{-1}x^T(t)y(t) \tag{5}$$

$$x(t) = \begin{bmatrix} x^T(1) \\ \vdots \\ x^T(t) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$y^T(t) = [y(1) \cdots y(t)] \quad (7)$$

식 (6), (7), 그리고 (8)로부터 다음 상태 파라미터 $\hat{\theta}(t+1)$ 를 $\hat{\theta}(t)$, $x(t+1)$, $y(t+1)$ 의 관계에서 찾게 되면 칼만 필터와 밀접한 관계를 갖는 다음 형태가 유도된다.

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + K(t+1)[y(t+1) - x^T(t+1)\hat{\theta}(t)] \quad (8)$$

(9)에서와 같이, 다음 파라미터는 바로 이전의 파라미터에 게인이 곱하여진 에러 수정 과정으로 표현될 수가 있다. 제시된 알고리즘에서 게인 $K(t+1)$ 과 공분산 $C(t+1)$ 은 다음과 같다.

$$K(t+1) = \frac{C(t)x(t+1)}{1 + x^T(t+1)C(t)x(t+1)} \quad (9)$$

$$C(t+1) = C(t) - \frac{C(t)x(t+1)x^T(t+1)C(t)}{1 + x^T(t+1)C(t)x(t+1)} \quad (10)$$

샘플링시간 T 는 0.01이라고 할 경우에 디지털에서 다음과 같은 예측 값을 갖게 된다.

$$\hat{y}(n+1) = b_0\hat{y}(n) + b_1\hat{y}(n-1) \quad (11)$$

$$b_0 = 2 \frac{40000 + \omega_n^2}{40000 - \omega_n^2}, b_1 = -1 \quad (12)$$

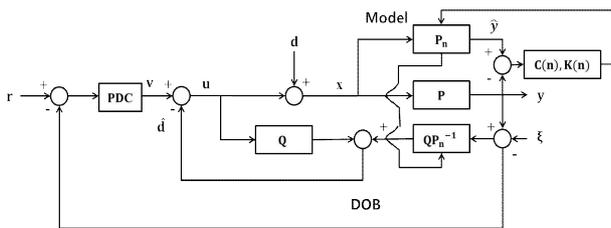


그림 2. 제한하는 DOB

4. 실험 결과

RLS에 의해 모델의 파라미터 ω_n 을 예측하는 알고리즘이 탑재된 DOB를 적용하는 실험환경은 그림 3과 같다. 적응 필터 성능은 그림 4와 같이 공분산 수렴 특성으로 검증한다.

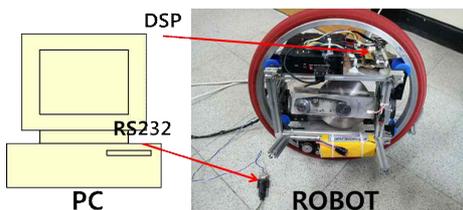


그림 3 실험 환경

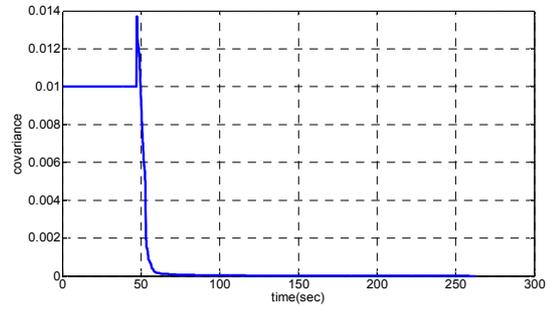


그림 4. 공분산 수렴 특성 검증

추정된 파라미터 b_0 값은 그림 5와 같다.

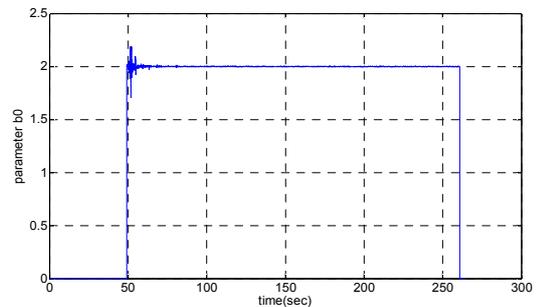


그림 5 변수 추정 결과

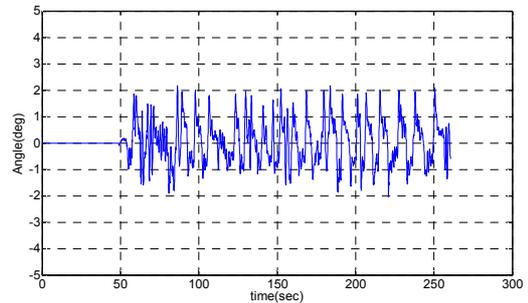


그림 6 DOB 기반 균형제어 성능

결과적으로 그림 5와 같이 파라미터 b_0 가 추정됨을 확인할 수가 있다. 그림 6은 추정된 파라미터 값을 대입했을 때의 DOB의 균형 제어 결과이다. 2도안에서 균형이 잘 유지됨을 볼 수 있다.

감사의 글

※ 본 논문은 2014년 한국연구재단 기초연구의 지원을 받아 수행되었으며 이에 감사드립니다 (NRF-2014R1A21A11049503).

참고문헌

[1] Y. Choi, K. Yang, W. K. Chung, H. R. Kim, I. H. Suh, "On the robustness and performance of disturbance observers for second-order systems," *IEEE Trans. of Automatic Control*, vol. 48, no. 2, pp. 315-320, 2003.