

적응 추정기를 이용한 입력 추정

김 봉 석* · 김 경 연**

Input Estimation Based on the Adaptive Estimator

Bong-Seok Kim* · Kyung-Youn Kim**

ABSTRACT

In some real physical and mechanical applications, it is not feasible to directly measure the input excitations. In this paper, an adaptive input estimator is developed to estimate the unknown input excitations on-line recursively. Numerical examples are provided to illustrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words : input estimator, recursive least-squares equation

1. 서 론

실제 공학적인 측면에서, 어떤 시스템에서 입력 측의 여기 양(excitation source)에 대한 정보를 획득하는 것은 시스템의 분석 및 설계에 있어서 매우 중요하다. 그럼에도 불구하고, 사실상 여러 물리 시스템 및 기계 시스템에서 여기된 힘을 직접적으로 측정한다는 것은 어려운 문제이다. 그러므로 이런 문제를 해결하기 위해 시스템으로부터 몇 가지 취득 가능한 동적 응답(dynamic response)을 이용하여 여기된 힘을 간접적으로 추정하는 방법이 주로 사용된다[1]. Michaels와 Paol[2]는 deconvolution 방법을 사용하여 시스템의 천이 응답으로부터 입력에 가해진 힘의 방

위(orientation)와 크기(amplitude)를 결정하는데 적용하였고, Inoue 등[3,4]은 deconvolution 방법의 정밀도를 향상시키기 위해 SVD(singular value decomposition)를 기초로 한 최소자승법을 제시하였다.

어떤 시스템의 측정치(결과)로부터 원인(입력)을 추정하는 것을 역 문제(inverse problem)라고 하는데, 영상복원(image reconstruction), 표적추적(target tracking)[5-7] 및 역 열전도(inverse heat conduction) 문제[8,9] 등을 들 수 있다.

이런 역 문제의 해법으로써, 상태 공간형 모델에 근거한 상태 추정 이론이 응용될 수 있다. 상태 추정 알고리즘으로 잘 알려진 칼만 필터(Kalman filter)는 확률 시스템(stochastic system)의 상태를 추정함에 있어 상당한 정확성을 보여 주기 때문에 지금까지 산업 응용 및 이론적 응용 등 많은 분야에서 폭넓게 사용되어 왔다. 칼만 필터를 응용한 여러 상태 추정 접근법들 중, 순환 최소자승(recursive least-squares) 알고리즘[10]은 여러 분야에서 측정 데이터를 이용하여 입력에 가해지는 힘이나 열 또는 온도 등을 추정하는데 주로 사용되고 있다. 이 방법은 상태와 입력

* 제주대학교 대학원 전기전자공학과
Dept. of Electrical & Electronic Eng., Graduate School, Cheju Nat'l Univ.

** 제주대학교 전기전공학부, 첨단기술연구소
Faculty of Electrical & Electronic Eng., Cheju Nat'l Univ., Res. Inst. of Adv. Tech.

을 동시에 추정하는데, 입력의 추정은 효과적이나 상태의 추정은 그 성능이 떨어진다.

본 논문에서는, 다중 모델(multiple model)을 이용한 추정 접근법인 적응 입력 추정기(adaptive input estimator)[11]를 적용하여 미지의 입력뿐만 아니라 시스템의 상태도 효과적으로 추정하고자 한다. 순환 최소자승 방법과 적응 입력 추정기의 성능을 비교 평가하기 위해 수치적 예(numerical example)로 R-L-C 직렬회로에 적용하였고 입력 전압에 대한 몇 가지 시나리오를 설정하여 적용한 결과, 적응 입력 추정기의 추정 성능이 우수함을 확인하였다.

II. 동적 시스템의 모델링

주어진 측정 데이터 집합 $\{z_1, z_2, \dots, z_k\}$ 으로부터 시스템의 상태(state)를 추정함에 있어서, 미지의 입력을 포함하는 선형 시불변 시스템(linear time-invariant system)에 대한 확률(stochastic) 이산 시간의 상태 방정식과 측정 방정식은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x_{k-1} = \Phi x_k + \Gamma(u_k + w_k) \quad (1)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

여기서 x_k 는 시간 k 에서의 상태 벡터, z_k 는 측정 벡터이고, Φ 는 상태 천이 행렬, Γ 는 제어 입력 행렬, H 는 측정 행렬이고, w_k 와 v_k 는 각각 다음과 같은 공분산(covariance) 행렬을 갖는 프로세스 잡음과 측정 잡음으로 영-평균(zero-mean) 백색 가우시안(white Gaussian)이라고 가정한다.

$$E[w_k w_l^T] = \Gamma_w \delta_{kl} \quad (3)$$

$$E[v_k v_l^T] = \Gamma_v \delta_{kl} \quad (4)$$

여기서 δ_{kl} 은 Kronecker 델타 함수로, $k=l$ 이면 1, $k \neq l$ 이면 0인 함수이다. 그리고 프로세스 잡음과 측정 잡음은 다음과 같이 상호 독립이라고 가정한다.

$$E[v_k w_l^T] = 0, \quad \forall k \text{ and } l \quad (5)$$

식 (1)의 u_k 는 시간 k 에서의 미지의 입력 벡터를 의미하며 semi-Markov 프로세스에 의해 모델링된다고 가정한다. 여기서 semi-Markov 프로세스란 N 개의 가능한 벡터 $\{u^1, u^2, \dots, u^N\}$ 중 어떤 한 벡터에서 다른 벡터로 천이(transition)할 동안의 시간 자체가 확률 변수(random variable)인 프로세스를 의미한다[11,12].

위에 기술된 동적 시스템 모델에 대한 블록 다이어그램을 Fig. 1에 도시하였다.

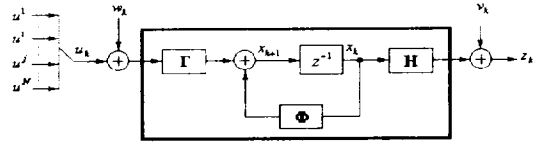


Fig. 1. Block diagram of the dynamic model with unknown inputs.

III. 순환 최소자승 알고리즘 (recursive least-squares algorithm)

미지의 입력을 추정하기 위한 순환 최소자승 알고리즘(RLSA)은 칼만 필터와 순환 최소자승 방정식으로 구성된다.

3.1. 칼만 필터(Kalman filter)

- 시간 갱신 단계

$$\hat{x}_{kk-1} = \Phi \hat{x}_{k-1k-1} \quad (6)$$

$$P_{kk-1} = \Phi P_{k-1k-1} \Phi^T + \Gamma \Gamma_w \Gamma^T \quad (7)$$

- 측정 갱신 단계

$$K_k = P_{kk-1} H^T S_k^{-1} \quad (8)$$

$$\hat{x}_{kk} = \hat{x}_{kk-1} + K_k e_k \quad (9)$$

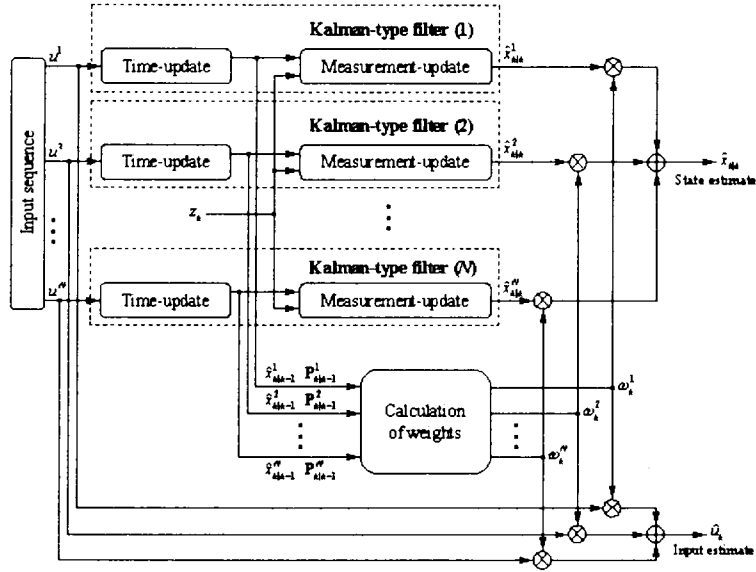


Fig. 2. Block diagram of the adaptive input estimator with unknown inputs.

$$P_{kk} = (I - K_k H) P_{k|k-1} \quad (10)$$

$$\hat{u}_k = \hat{u}_{k-1} + K_k^b (e_k - B_k \hat{u}_{k-1}) \quad (17)$$

여기서

$$e_k = z_k - H \hat{x}_{k|k-1} \quad (11)$$

$$S_k = H P_{k|k-1} H^T + \Gamma_r \quad (12)$$

여기서 $\hat{x}_{k|k}$ 는 시간 k 에서의 상태 벡터에 대한 추정치를 의미하고, K_k 는 칼만 이득 행렬, e_k 는 잔류(residual) 벡터, S_k 는 잔류 공분산 행렬, $P_{k|k} = E[(x_k - \hat{x}_{k|k})(x_k - \hat{x}_{k|k})^T]$ 는 상태 추정치에 대한 오차 공분산 행렬을 의미한다.

3.2. 순환 최소자승 방정식(recursive least-squares equation)

$$B_k = H(\Phi M_{k-1} + I)\Gamma \quad (13)$$

$$M_k = (I - K_k H)(\Phi M_{k-1} + I) \quad (14)$$

$$K_k^b = \gamma^{-1} P_k^b B_k^T (B_k \gamma^{-1} P_{k-1}^b B_k^T + S_k)^{-1} \quad (15)$$

$$P_k^b = (I - K_k^b B_k) \gamma^{-1} P_{k-1}^b \quad (16)$$

여기서 \hat{u}_k 는 시간 k 에서의 입력 추정치이고, P_k^b 는 입력 추정치에 대한 오차 공분산 행렬이고, B_k 와 M_k 는 민감도 행렬(sensitivity matrix)이고, γ ($0 < \gamma \leq 1$)은 페이딩 인자(fading factor)이다.

IV. 적응 입력 추정기

미지의 입력을 포함하는 시스템의 경우, Bayes의 조건부 확률 이론(conditional probability theory)으로부터 상태 추정부와 입력 추정부로 구성되는 적응 입력 추정기(AIE)를 설계할 수 있으며, 상태 및 입력 추정을 포함하는 적응 입력 추정기에 대한 블록 다이어그램을 Fig. 2에 도시하였다. Fig. 2의 각 블록에 대한 상세한 유도과정은 참고문헌[11]에 소개되어 있으므로, 그 결과만을 요약하면 다음과 같다.

4.1. i -번째 칼만 필터

• i -번째 칼만 필터의 시간 갱신 단계

$$\hat{x}_{kk-1}^i = \Phi \hat{x}_{k-1|k-1}^i + \Gamma u^i \quad (18)$$

$$P_{kk-1}^i = \Phi P_{k-1|k-1}^i \Phi^T + \Gamma \Gamma_u \Gamma^T + \Gamma D' \Gamma^T \quad (19)$$

• i -번째 칼만 필터의 측정 갱신 단계

$$K_k^i = P_{kk-1}^i H^T (S_k^i)^{-1} \quad (20)$$

$$\hat{x}_{kk}^i = \hat{x}_{kk-1}^i + K_k^i e_k^i \quad (21)$$

$$P_{kk}^i = (I - K_k^i H) P_{kk-1}^i \quad (22)$$

여기서

$$e_k^i = z_k - H \hat{x}_{kk-1}^i \quad (23)$$

$$S_k^i = H P_{kk-1}^i H^T + \Gamma_v \quad (24)$$

여기서 \hat{x}_{kk}^i 는 시간 k 에서의 i -번째 칼만 필터의 상태 벡터에 대한 추정치를 의미하고, K_k^i 는 i -번째 필터의 칼만 이득 행렬, e_k^i 는 i -번째 필터의 잔류 벡터, S_k^i 는 i -번째 필터의 잔류 공분산 행렬, $P_{kk}^i = E[(x_k - \hat{x}_{kk}^i)(x_k - \hat{x}_{kk}^i)^T]$ 는 i -번째 필터의 상태 추정치에 대한 오차 공분산 행렬을 의미한다. 그리고 $D^i = E[(u_k - u^i)(u_k - u^i)^T]$ 는 i -번째 필터의 가정된 입력에 대한 공분산 행렬로 미지의 입력 벡터 u_k 가 인접 벡터 u^i 와 u^{i-1} 사이에 균일하게 분포되어 있다고 가정함으로써 결정되어질 수 있다.

4.2. 가중치 계산(calculation of weights)

각 필터에 대한 가중 행렬(weighting matrix)은 다음과 같이 주어진다.

$$W_k = c_k L_k \Theta^T W_{k-1} \quad (25)$$

여기서 W_k 는 i -번째 필터의 원소가 ω_k^i 인 가중 행

렬이고, L_k 는 다음과 같은 원소를 갖는 대각 행렬이다.

$$\rho_{ii} = \exp\left(-\frac{1}{2}(e_k^i)^T (S_k^i)^{-1} (e_k^i)\right) \quad (26)$$

그리고 Θ 는 원소가 θ_{ij} 인 미리 결정되어지는 Markov 천이 행렬이고, c_k 는 매 반복 계산마다 다음 방정식을 만족하도록 계산된다.

$$\sum_{i=1}^N \omega_k^i = 1 \quad (27)$$

4.3. 상태 및 입력 추정(state estimation)

최종적으로 최적 상태 추정치는 Fig. 2에서와 같이 각 칼만 필터의 상태 추정치와 그 가중치의 곱의 합으로 표현된다.

$$\hat{x}_{kk} = \sum_{i=1}^N \hat{x}_{kk}^i \omega_k^i \quad (28)$$

그리고 미지의 입력은 다음 식으로부터 추정된다.

$$\hat{u}_k = U^T W_k \quad (29)$$

여기서 U 는 가정된 N 개의 입력으로 i -번째 필터의 원소는 u^i 이다.

V. 적용 예

본 논문에서 제안한 적응 입력 추정기의 성능을 평가하기 위해서 수치적 예(numerical example)로 R-L-C 직렬회로에 적용시켰다. 우선, 시스템에 대한 이산 시간 상태 방정식과 출력 방정식을 모델링한 후에, 입력 함수에 대한 몇 가지 시나리오를 설정하여 순환 최소자승 추정기와 제안한 적응 입력 추정기의 성능을 비교 분석해 보았다.

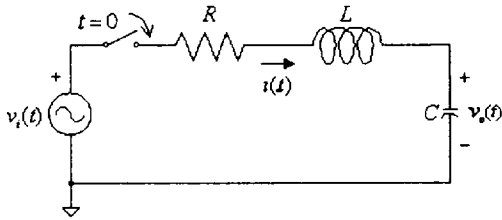


Fig. 3. R-L-C series circuit.

Fig. 3은 R-L-C 직렬회로를 나타내고 있다. Fig. 3에서 $t = 0$ 이후의 폐회로에 대해 키르히호프의 전압법칙(KVL)을 적용하여 정리하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\frac{d}{dt} i(t) + \frac{R}{L} i(t) + \frac{1}{LC} \int_0^{\infty} i(t) dt = \frac{1}{L} v_i(t) \quad (30)$$

여기서 $v_i(t)$ 는 시간 t 에서의 입력 전압, $v_o(t)$ 는 출력 전압, $i(t)$ 는 전류이고 R 은 저항, L 은 인덕터, C 는 커패시터이다.

R-L-C 직렬회로에서 시스템의 상태를 전하와 전류로 간주하고, 출력을 커패시터 양단에 걸리는 전압으로 정의하면, 다음과 같은 연속 시간 상태 방정식과 출력 방정식을 얻을 수 있다.

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{1}{LC} & -\frac{R}{L} \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{L} \end{bmatrix} v_i(t) \quad (31)$$

$$z(t) = \begin{bmatrix} \frac{1}{C} & 0 \end{bmatrix} x(t) \quad (32)$$

여기서

$$x(t) = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix}, \quad z(t) \equiv v_o(t)$$

$$\begin{cases} x_1(t) \equiv \int_0^{\infty} i(t) dt & ; \text{ 전하} \\ x_2(t) \equiv \frac{d}{dt} x_1(t) = i(t) & ; \text{ 전류} \end{cases}$$

식 (31)-(32)의 동적 방정식을 샘플링 간격(sampling intervals) Δt 에 대하여 각각 이산화해 주면 식 (1)-(2)와 같이 프로세스 잡음(회로의 잡음과 모델링

오차)을 갖는 이산 시간 동적 방정식을 얻을 수 있다.

Fig. 3의 R-L-C 직렬회로에 사용된 각 파라미터 값은 저항 $R = 100 k\Omega$, 인덕터 $L = 220 \mu H$, 커패시터 $C = 22 \mu F$ 이고, 샘플링 간격은 $\Delta t = 0.1$ 초이고, 측정 전압 $v_o(t)$ 는 OrCAD 프로그램에서 R-L-C 회로를 꾸며 커패시터 양단에 걸리는 출력 전압을 프로브(probe)를 사용하여 측정하여 얻었다. 프로세스 잡음과 측정 잡음의 공분산 행렬은 다음과 같이 가정하였다.

$$\Gamma_w = (0.01)^2 I, \quad \Gamma_v = (0.01)^2 I \quad (33)$$

그리고 입력 벡터는 다음과 같이 가정하였다.

$$U = [-6, -4, -2, 0, 2, 4, 6] \quad (34)$$

가정된 입력 벡터에 따른 7개의 칼만 필터를 구성하였으며 각 필터에 대한 가중 요소의 모든 초기값은 $1/N$ (N 은 필터 개수)로 동일하게 설정하였고, Markov 천이 행렬의 원소는 $\theta_u = 0.95$, $\theta_{ij} = (1 - 0.95)/(N - 1)$ 로 설정하였으며, 오차 공분산 행렬의 초기값은 $P_{00} = 1$, 상태 추정치와 입력 추정치의 초기치는 각각 $\hat{x}_{00} = 0$, $\hat{u}_0 = 0$ 으로 설정하였다.

몇 가지 입력 전압에 따른 시나리오를 설정하여 다음과 같이 시뮬레이션 하였다.

5.1. 입력 전압이 스텝 함수인 경우

$t = 0$ 이후에 크기가 5인 스텝 함수를 입력 전압으로 가했을 때 커패시터 양단에 걸리는 출력 전압을 측정한 후, 이 측정 전압만을 이용하여 위에 제시한 두 알고리즘에 대해 추정성능을 비교해 보았다.

Fig. 4에서 실제 입력 측에 가해진 스텝 함수는 가는 실선으로, 순환 최소자승 알고리즘(RLSA)에 의해 추정된 입력 전압은 가는 점선으로, 적용 입력 추정기(AIE)에 의해 추정된 입력 전압은 굵은 실선으로 표시하였다. 스텝 입력 전압을 추정함에 있어서는 두 방법이 비슷한 결과를 보여주고 있음을 확인할 수 있다.

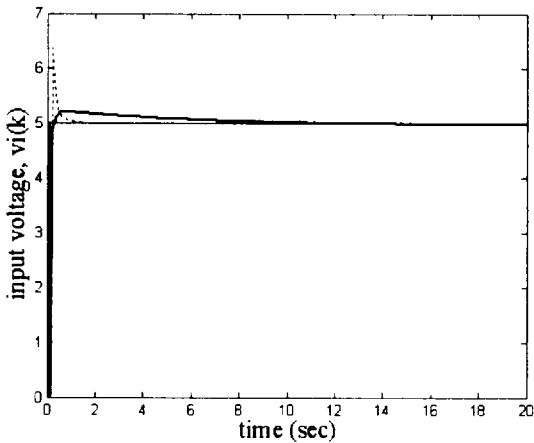


Fig. 4. real input voltage(thin line), estimated voltage by RLSA(dotted line), and estimated voltage by AIE(bold line).

이번에는 측정 전압으로부터 실제 시스템의 상태인 전하와 전류(가는 실선)의 추정결과를 살펴보면, Fig. 5와 Fig. 6에서처럼, 순환 최소자승 알고리즘에 의한 상태 추정결과는 모양은 비슷하나 실제 상태에 못 미치는 반면에, 적응 입력 추정기에 의한 상태 추정결과는 거의 실제 상태에 근접해 있음을 확인할 수 있다. 이는 순환 최소자승 알고리즘의 경우 입력 추정치를 상태 추정에 보상해 주지 않는 반면에, 적응 입력 추정기의 경우는 보상해 주기 때문으로 사료된다.

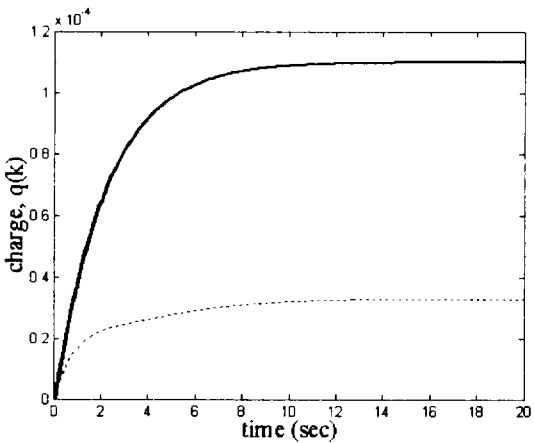


Fig. 5. real charge(thin line), estimated charge by RLSA(dotted line), and estimated charge by AIE(bold line).

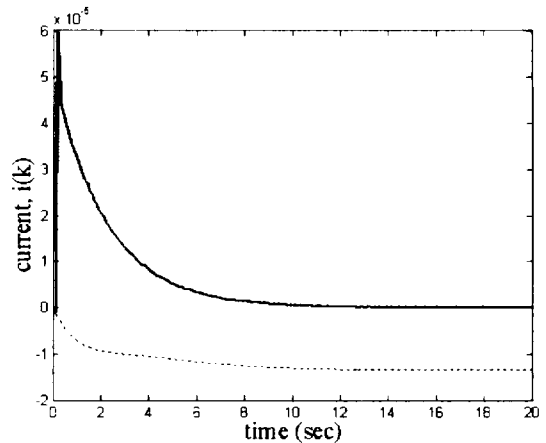


Fig. 6. real current(thin line), estimated current by RLSA(dotted line), and estimated current by AIE(bold line).

5.2. 입력 전압이 정현파인 경우

$t = 0$ 이후에 크기가 5인 정현파를 입력 전압으로 가했을 때 커패시터 양단의 출력 전압을 측정 한 후, 이 측정 전압만을 이용하여 추정성능을 비교해 보았다.

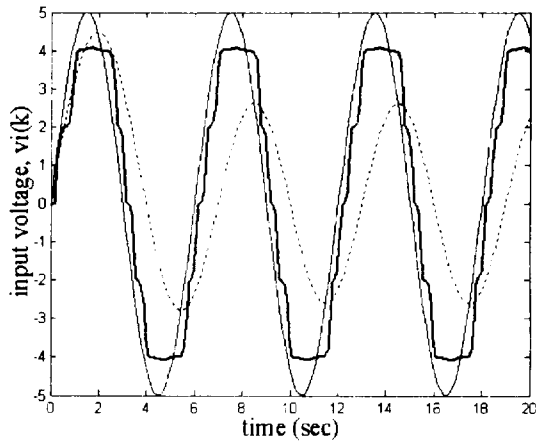


Fig. 7. real input voltage(thin line), estimated voltage by RLSA(dotted line), and estimated voltage by AIE(bold line).

Fig. 7에서 실제 입력 측에 가해진 정현파는 가는 실선으로, 순환 최소자승 알고리즘에 의해 추정된 입력 전압은 가는 점선으로, 적응 입력 추정기에 의해

추정된 입력 전압은 굵은 실선으로 표시하였다. 순환 최소자승 알고리즘에 의한 입력 추정결과를 보면 시간지연이 크며 피크치도 작게 나타나는 반면에, 적용 입력 추정기에 의한 입력 추정결과를 살펴보면 약간의 시간지연은 보이지만 정현파에 근접하고 있음을 확인할 수 있다.

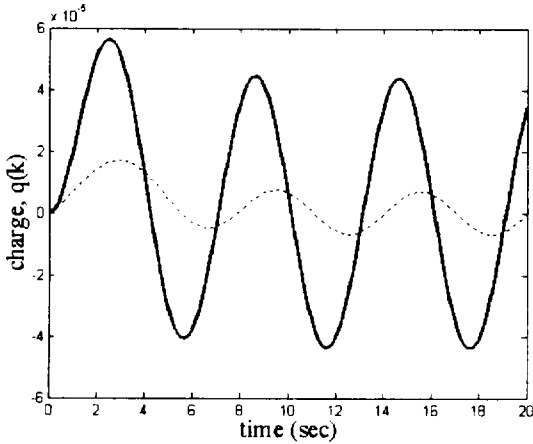


Fig. 8. real charge(thin line), estimated charge by RLSA(dotted line), and estimated charge by AIE(bold line).

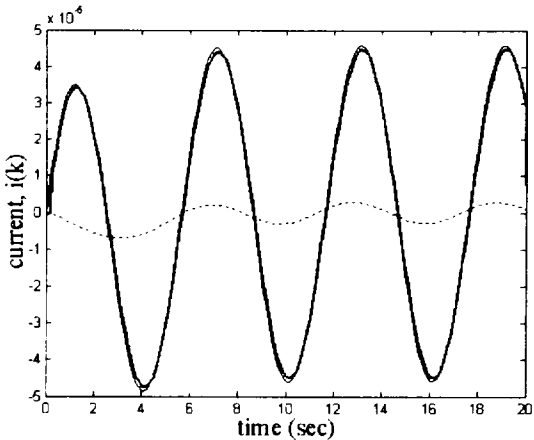


Fig. 9. real current(thin line), estimated current by RLSA(dotted line), and estimated current by AIE(bold line).

Fig. 8과 Fig. 9에서, 측정 전압으로부터 실제 시스템의 상태인 전하와 전류(가는 실선)의 추정결과를 살펴보면, 순환 최소자승 알고리즘에 의한 상태 추정

결과는 모양은 비슷하나 시간지연이 나타나고 피크치가 작아 실제 상태에 못 미치는 반면에, 적용 입력 추정기에 의한 상태 추정결과는 거의 실제 상태에 근접해 있음을 확인할 수 있다. 이는 순환 최소자승 알고리즘의 경우 입력 추정치를 상태 추정에 보상해 주지 않는 반면에, 적용 입력 추정기의 경우는 보상해 주기 때문으로 사료된다.

5.3. 입력 전압이 삼각파인 경우

$t = 0$ 이후에 크기가 5인 삼각파를 입력 전압으로 가했을 때 커패시터 양단의 출력 전압을 측정 한 후, 이 측정 전압만을 이용하여 추정성능을 비교해 보았다.

Fig. 10에서 실제 입력 측에 가해진 삼각파는 가는 실선으로, 순환 최소자승 알고리즘에 의해 추정된 입력 전압은 가는 점선으로, 적용 입력 추정기에 의해 추정된 입력 전압은 굵은 실선으로 표시하였다. 순환 최소자승 알고리즘에 의한 입력 추정결과를 보면 시간지연이 크며 피크치도 작게 나타나는 반면에, 적용 입력 추정기에 의한 입력 추정결과를 살펴보면 약간의 시간지연은 보이지만 삼각파에 근접하고 있음을 확인할 수 있다.

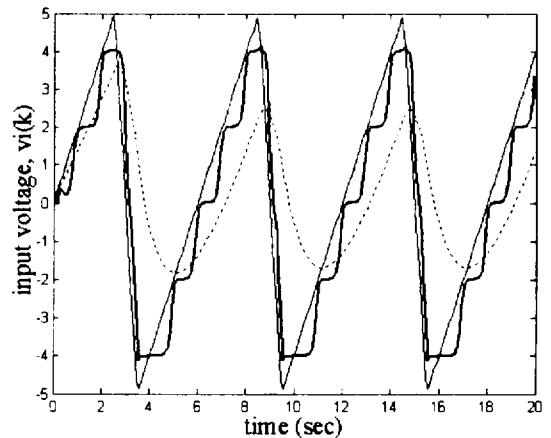


Fig. 10. real input voltage(thin line), estimated voltage by RLSA(dotted line), and estimated voltage by AIE(bold line).

Fig. 11과 Fig. 12에서, 측정 전압으로부터 실제 시스템의 상태인 전하와 전류(가는 실선)의 추정결과를 살펴보면, 순환 최소자승 알고리즘에 의한 상태 추정

결과는 모양은 비슷하나 시간지연이 나타나고 피크치가 작아 실제 상태에 못 미치는 반면에, 적응 입력 추정기에 의한 상태 추정결과는 거의 실제 상태에 근접해 있음을 확인할 수 있다. 이는 순환 최소자승 알고리즘의 경우 입력 추정치를 상태 추정에 보상해 주지 않는 반면에, 적응 입력 추정기의 경우는 보상해 주기 때문에 사료된다.

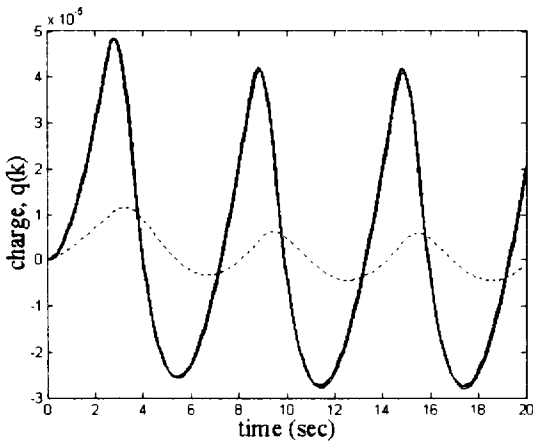


Fig. 11. real charge(thin line), estimated charge by RLSA(dotted line), and estimated charge by AIE(bold line).

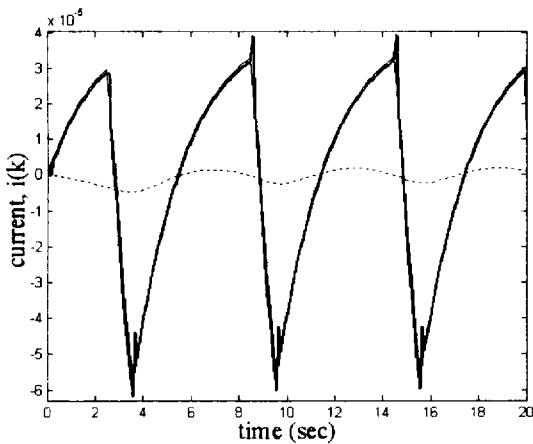


Fig. 12. real current(thin line), estimated current by RLSA(dotted line), and estimated current by AIE(bold line).

5.4. 입력 전압이 펄스파인 경우

$t=0$ 이후에 크기가 5인 펄스파를 입력 전압으로 가했을 때 커패시터 양단의 출력 전압을 측정 한 후, 이 측정 전압만을 이용하여 추정성능을 비교해 보았다.

Fig. 13에서 실제 입력 측에 가해진 펄스파는 가는 실선으로, 순환 최소자승 알고리즘에 의해 추정된 입력 전압은 가는 점선으로, 적응 입력 추정기에 의해 추정된 입력 전압은 굵은 실선으로 표시하였다. 순환 최소자승 알고리즘에 의한 입력 추정결과를 보면 시간지연이 크며 피크치도 작게 나타나는 반면에, 적응 입력 추정기에 의한 입력 추정결과를 살펴보면 약간의 시간지연은 보이지만 펄스파에 근접하고 있음을 확인할 수 있다.

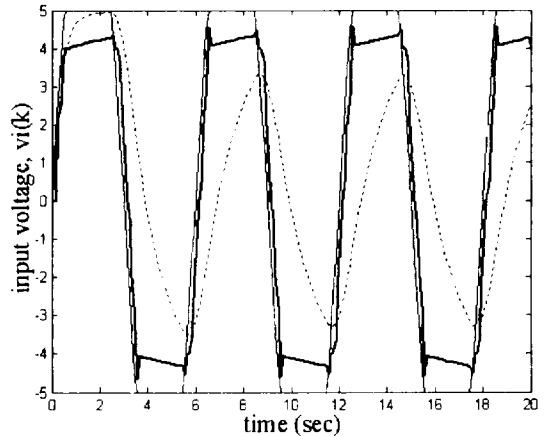


Fig. 13. real input voltage(thin line), estimated voltage by RLSA(dotted line), and estimated voltage by AIE(bold line).

Fig. 14와 Fig. 15에서, 측정 전압으로부터 실제 시스템의 상태인 전하와 전류(가는 실선)의 추정결과를 살펴보면, 순환 최소자승 알고리즘에 의한 상태 추정결과는 모양은 비슷하나 시간지연이 나타나고 피크치가 작아 실제 상태에 못 미치는 반면에, 적응 입력 추정기에 의한 상태 추정결과는 거의 실제 상태에 근접해 있음을 확인할 수 있다. 이는 순환 최소자승 알고리즘의 경우 입력 추정치를 상태 추정에 보상해 주지 않는 반면에, 적응 입력 추정기의 경우는 보상해 주기 때문에 사료된다.

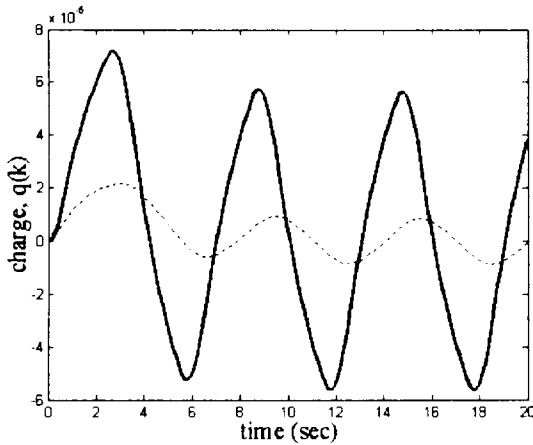


Fig. 14. real charge(thin line), estimated charge by RLSA(dotted line), and estimated charge by AIE(bold line).

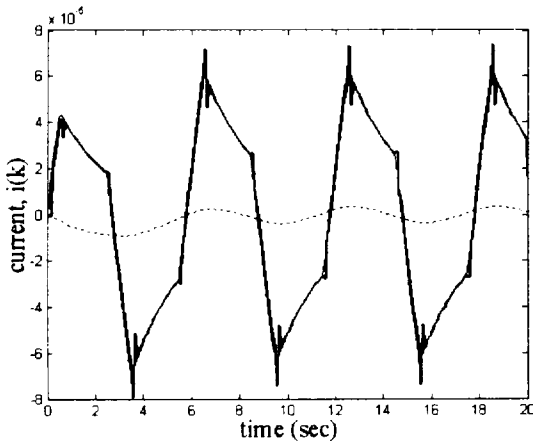


Fig. 15. real current(thin line), estimated current by RLSA(dotted line), and estimated current by AIE(bold line).

VI. 결론

실제 물리 시스템 및 기계 시스템에서 사실상 입력 측의 여기 양(excitation source)을 직접적으로 추정한다는 것은 어려운 문제이다. 그러므로 이런 문제를 해결하기 위해 시스템으로부터 몇 가지 취득 가능한 동적 응답(dynamic response)을 이용하여 여기된 힘을 간접적으로 추정하는 방법이 주로 사용된다.

본 논문에서는, 다중 모델(multiple model)을 이용

한 추정 접근법인 적용 입력 추정기(adaptive input estimator)를 설계하여, 그 추정 성능을 비교 분석하였다. 입력 전압에 대한 몇 가지 시나리오를 설정하여, 출력 측의 측정 전압만을 이용하여 적용한 결과, 적용 입력 추정기가 미지의 입력뿐만 아니라 시스템의 상태(state)도 효과적으로 추정하는 성능을 보여줌으로써 그 우수함을 확인하였다.

참고문헌

- [1] K.K. Stevens, 1987, Force Identification Problems-an Overview, Proceedings of the 1987 SEM Spring Conference on Experimental Mechanics, Houston, Texas, USA, pp. 838-844.
- [2] J.E. Michaels, 1985, Y.H. Pao, The Inverse Source Problem for an Oblique Force on an Elastic Plate. J. Acoust. Soc. Am. Vol. 77, No. 6, pp. 2005-2011.
- [3] H. Inoue, K. Kishimoto, T. Shibuya, T. Koizumi, 1992, Estimation of impact load by inverse analysis, JSME Internat. J. Series I, Vol. 35, pp. 420-427.
- [4] H. Inoue, N. Ikeda, K. Kishimoto, T. Shibuya, T. Koizumi, 1995, Inverse analysis of the magnitude and direction of impact force, JSME Internat. J. Series A, Vol. 38, pp. 84-91.
- [5] Y.T. Chan, A.G.C. Hu, J.B. Plant, 1979, A kalman filter based tracking scheme with input estimation, IEEE Trans. Aerospace Electronic Systems, Vol. AES-15, No. 2, pp. 237-244.
- [6] P.L. Bogler, 1987, Tracking a maneuvering target using input estimation, IEEE Trans. Aerospace Electronic Systems, Vol. AES-23, No. 3, pp. 298-310.
- [7] M. Hou, S. Xian, 1989, Comments on tracking a maneuvering target using input estimation, IEEE Trans. Aerospace Electronic Systems, Vol. AES-25, No. 2, pp. 237-244.
- [8] P.C. Tuan, C.C. Ji, L.W. Fong, W.T. Huang,

- 1996, An input estimation approach to on-line two dimensional inverse heat conduction problem, Numer. Heat Transfer, Vol. B-29, pp. 345-363.
- [9] K.Y. Kim, B.S. Kim, H.C. Kim, M.C. Kim, K.J. Lee, B.J. Chung, and S. Kim, 2003, Inverse estimation of time-dependent boundary heat flux with an adaptive input estimator, Int. Comm. Heat Mass Transfer, Vol. 30, No. 4, pp. 475-484.
- [10] J.J. Liu, C.K. Ma, I.C. Kung, and D.C. Lin, 2000, Input force estimation of a cantilever plate by using a system identification technique, Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, Vol. 190, pp. 1309-1322.
- [11] K.Y. Kim, 1998, Adaptive Estimator for Tracking a Maneuvering Target with Unknown Inputs, Korea Navigation Institute, Vol. 2, No. 1, pp. 34-42.
- [12] R.L. Moose, M.K. Sistanizadeh, G. Skagfjord, 1986, Adaptive Estimation for a System with Unknown Measurement Bias, IEEE Trans. Aerospace Electronic Systems, Vol. AES-22, No. 6, pp. 732-738.