반복학습제어와 시스템 및 외란인식기술을 응용한 복합구조물의 정밀도 품질보증†

(Precision Quality Assurance of the Multiple Dynamic Systems in Iterative Learning and Repetitive Control with System and Disturbance Identification)

이 수철*
(Soo-Cheol Lee)

요 약 시스템 외란과 계측 외란이 겹친 플랜트의 시스템과 외란 인식기술의 확장성을 소개하고자 한다. 시스템의 차수의 상한영역과 외란주파수의 상한영역내에서 외란제거 모형과 외란효과가 외란이 겹친 입출력자료로부터 정기적인 외란의 직접적인 측정없이 정확히 회복될 수 있음을 보여 주고 있다. 시스템 및 외란 인식으로 계산되어 활용되는 자료는 성능관점의 모형 기저 반복학습제어시스템에 사용할 수 있게 된다. 이는 원치 않는 정기적인 외란을 제거하기 위함이다. 반복학습제어와 시스템 및 외란인식기술을 응용하면 복합구조물의 정밀도 품질보증 확보에 큰 기여를 하게 된다.

Abstract It is presented to extened to an interaction matrix formulation to the problem of system and disturbance identification for a plant that is corrupted by both process and output disturbances. With only an assumed upper bound on the order of the system and an assumed upper bound on the number of disturbance frequencies, it is shown that both the disturbance-free model and disturbance effect can be recovered exactly from disturbance-corrupted input-output data without direct measurement of the periodic disturbances. The rich information returned by the identification can be used by an iterative learning or repetitive control system to eliminate unwanted periodic disturbances. Those can be helped to apply to the multiple dynamic systems for precision qulaity assurance.

1. 서 론

반복학습제어는 반복되는 공정에서 나타나는 원치 않는 반복외란을 보상함으로써 반복공정에서 발생하는 오차를 개선한다[1]. 두 개의 독립된 변수인 반복변수와 시간변수가 있기 때문에, 반복학습제어는 2차원 시스템으로 간주할 수 있다[4]. 반복학습제어의 궁극적인 목적은 시스템과 외란의 사전 정보 없이도 궤적오차가 발생하지 않도록 하는 안정성을 보장하는 것이다. 이론적으로는 아무리 훌륭한 접근방식이라도 궤적오차가 없는 상태에서 모형과 독립적인 제어기들은 받아들일 수 없는 학습형태를 보이고 있기 때문에 실제상황에서는 제한된 응용성을 보여 주고 있다. 그리고, 다른 목적에서 성능관점의 모형에 기저하여 개발되는 제어기들이 있다.

이들 제어기는 설계단계에서 시스템과 외란에 대한 정보를 요한다. 외란에 대한 정보가 정확히 사전에 예측이 되지 않는 한, 이러한 정보는 해석적인 모형에서만 유도될 수 있는 것이라고 기대할 수 없다. 결국, 임의형태의 시스템인식은 필요한 정보를 제공하기 위해 사용된다. 그리고, 시스템인식은 인식된 모형이 실제 시스템의 동특성을 반영하는 고유한 이점을 갖고 있다. 예를 들면, 실험상으로 인식된 모형은 해석하고자 하는 실제 모형에서 구현되는 구동기와 센서와 밀접한 연관 관계를 갖고 있는 경우를 생각할 수 있다. 그러므로, 모형기저 반복학습제어기의 설계상에서 다음과 같은 의문이 제기되고 있다. 외란이 없는 동적시스템과 외란환경을 미지의 정기적 외란들이 서로 섞여 있는 입출력정보로부터 얼마만큼 정확히 인식할 수 있을

† 이 논문은 2000학년도 대구대학교 학술연구비지원에 의한 것임
* 대구대학교 공과대학 자동차산업기계공학부 부교수
이수철 : sclee@taegu.ac.kr

까 하는 것이다. 여기에 대한 해법이 반복학습제어를 실제 현장에 효과적으로 적용할 수 있도록 기여할 것이라는 것은 자명한 일이다.

이러한 시스템 및 외란 인식기술은 참고문헌 [3]-[5]에 기저하고 있다. 유연한 구조물인 우주선의 진동제어에서 영점궤적오차를 요구하는 경우가 종종 있다. 특정진동모드의 노드 가까이 구동기가 있을 때, 외란효과를 제거하는데 필요한 제어에너지가 너무 크면 구동기를 꽉 잡싸게 되고, 제어기의 성능을 나쁘게 만든다. 한편, clear-box제어를 생각하면, black-box 접근법과는 대조적인 것이다. 이는 블랙박스접근법에서 숨겨지거나 사용되지 않고 남겨진 제어문제의 정보를 꺼집어 낸다는 의미를 포함하고 있다. 외란을 직접 측정하지 않은 혼돈된 자료만을 이용하고서 외란이 제거된 시스템 동특성과 외란효과를 추출할 수 있게 된다. 이는 이들 외란들이 각 주파수에서 얼마나 심각한지? 각각의 주파수를 제거하는 데 필요한 제어비용을 동시에 결정할 수 있는 정보를 개발하는 것이다. 이러한 전략은 어려운 문제에서 발생 할 수 있는 실수를 피할 수 있을 뿐만 아니라, 제한된 제어자원을 효과적으로 사용할 수 있다.

시스템 및 외란 인식기법은 외란이 묻어 있는 출력과 구동입력자료가 관련 있는 방정식을 유도하는 것이다. 그리고, 상방행렬(interaction matrix)을 이용하여 잘 알려지지 않은 외란자료를 입출력모델로부터 제거하게 된다. 이 행렬은 인식된 모델의 상수들이 미지의 외란들로 어느정도 뒤 섞여 있는가를 말해 준다. 이를 상방행렬을 통하여 시스템과 외란효과들을 정확히 회복할 수 있다.

참고문헌[3]-[5]의 유도식은 외란을 갖고 있으며, 출력방정식에 직접전달력이 없는 선형시스템이다. 그러나, 보다 일반화된 실제상황에서는 직접전달력 항이 발생하고 있다. 예를 들면, 비균형적인 엔진으로부터 발생하여 차체로 전달되어 오는 전달력을 최소화하는 능동엔진마운트의 경우, 출력방정식에서 직접전달력 항의 출현은 자연스러운 것이다. 그리고, 도로조건의 외란은 출력방정식에 직접 나타날 수 있다. 이들의 경우에서, 참고문헌[3]-[5]에서 유도되는 상태방정식에 나타나는 상방행렬이 출력외란을 제거하기 위해 어떻게 사용되는지를 즉각 확인할 수는 없다. 이들 가능성들을 허용하기 위해 상방행렬방식을 확장하는 것이 이 논문의 목적이라 할 수 있다.여기에 제시되는 인식기술은 원치 않는 주기적인 외란을 제거하기 위해서 반복학습제어를 설계하는데 사용될 수 있다.

2. 일반 상태방정식

차수 n, 입력 r, 출력 q, 의 비연속시간 시스템을 생각하여 보자. 일반식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k)+Bu(k)+B_d d(k) \\ y(k) &= Cx(k)+Du(k)+Hv(k) \end{aligned} \tag{1}$$

여기서 $d(k)$ and $v(k)$는 알려지지 않은 시스템과 출력에서 발생되는 주기 외란들이다.
구동입력 $u(k)$과 외란이 겹쳐 있는 출력$y(k)$으로 구성되어 있는 충분한 자료들이 한 형태로 주어진다. 다음과 같은 정보를 회복하기를 희망한다.

. 외란이 제거된 상태방정식의 변수 $A,B,C,D,$
. 외란 주파수들
. 출력자료에 묻혀 있는 외란부분(전부 또는 각각의 주파수로부터 얻어진다.)
. 외란제거를 위한 제어신호(전부 또는 각각의 주파수로부터 얻어 진다.)

시스템의 차수와 외란주파수 개수의 상한영역밖에 알려져 있지 않은 외란으로 겹쳐져 있는 시스템을 생각하여 보자. 이때, 외란 주파수는 시스템의 유연성모드와 일치하여야 한다.

3. 외란이 겹쳐 있는 입출력 모형

다음에 입출력 방정식을 유도하고자 한다. 이방정식은 입력자료가 외란이 겹쳐 있는 출력자료와 상관하고 있다. 여기서 출력정보에는 모든 외란 입력항이 없는 상태이다. 각 항의 내용들을 적절히 대체함으로써 다음과 같은 방정식을 갖게 된다.

$$\begin{aligned} x(k+p) &= A^p x(k) + \int u_p(k) + \int_d d_p(k) \\ y_p(k) &= \vartheta x(k) + \tau u_p(k) + \tau_d d_p(k) + \tau_v v_p(k) \end{aligned} \tag{2}$$

여기서, $u_p(k) = \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k+1) \\ \vdots \\ u(k+p-1) \end{bmatrix}, \quad v_p(k) = \begin{bmatrix} y(k) \\ y(k+1) \\ \vdots \\ y(k+p-1) \end{bmatrix}$

$$d_p(k) = \begin{bmatrix} d(k) \\ d(k+1) \\ \vdots \\ d(k+p-1) \end{bmatrix}, \quad v_p(k) = \begin{bmatrix} v(k) \\ v(k+1) \\ \vdots \\ v(k+p-1) \end{bmatrix}$$

$$\int = [\, A^{p-1}B, \ldots, AB, B], \quad \int_d = [\, A^{p-1}B_d, \ldots, AB_d, B_d]$$

$$\tau=\begin{bmatrix} D & 0 & \cdots & 0 \\ CB & D & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ CA^{p-2}B & \cdots & CB & D \end{bmatrix},\quad \vartheta=\begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{p-2} \\ CA^{p-1} \end{bmatrix}$$

$$\tau_d=\begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ CB_d & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ CA^{p-2}B_d & \cdots & CB_d & 0 \end{bmatrix},\quad \tau_v=\begin{bmatrix} H & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & H & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & H \end{bmatrix}$$

이제, 쌍방행렬 M 을 소개하고자 한다. 방정식(2)의 우측에 $My_p(k)$를 더하고 뺌으로써 다음과 같은 식을 갖게 된다.

$$\begin{aligned} x(k+p) &= A^p x(k) + \int u_p(k) + \int_d d_p(k) \\ &\quad + M[\vartheta x(k) + \tau u_p(k) + \tau_d d_p(k) + \tau_v v_p(k)] - My_p(k) \\ &= [A^p + M\vartheta]x(k) + [\int + M\tau]u_p(k) \\ &\quad + [\int_d + M\tau_d]d_p(k) + MT_v v_p(k) - My_p(k) \end{aligned}$$

이때, 쌍방향행렬 M을 결정할 필요 없고, 단지 임의의 특수상황에서 M의 존재만을 확인하면 된다. M을 고려하고 각종 항목을 재배치한 출력방정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} y(k+p) &= [CA^p + CM\vartheta]x(k) + [C\int + CM\tau]u_p(k) \\ &\quad + [C\int_d + CM\tau_d]d_p(k) + CM\tau_v v_p(k) \\ &\quad - CMy_p(k) + Du(k) + Hv(k+p) \end{aligned} \tag{3}$$

한편, M의 조건을 보다 정확하게 규정하고자 한다. CM은 외란이 겹친 출력 $My_p(k)$이 상태변수 x(k)와 알려지지 않은 시스템과 출력 외란들과의 관계를 제거할 수 있도록 M의 조건을 규정하되 보다 정확히 하기 위해서는 CM에 대해서 규정하여야 한다. 모든 시간영역대에서 플랜트 외란 $d(k)$과 출력 외란 $v(k)$을 제거하기 위한 조건식은 다음과 같다.

$$CA^p + CM\vartheta = 0$$

$$[C\int_d + CM\tau_d]d_p(k) + CM\tau_v v_p(k) + Hv(k+p) = 0 \tag{4}$$

한편, 방정식(4)에서 두 번째 식을 보다 상세히 조사하여 보자. 이식은 다음과 같이 재작성 될 수 있다.

$$[(C\int_d + CM\tau_v), CM\tau_v, H]D_f = O$$

여기서 D_f는 시간지연 시스템 및 출력외란의 시간대별 행렬이다.

$$D_f=\begin{bmatrix} d_p(0) & d_p(1) & \cdots \\ v_p(0) & v_p(1) & \cdots \\ v(p) & v(p+1) \cdots & \end{bmatrix}$$

그리고, 주기 외란들을 취급하기 때문에 D_f의 차수는 자료들에 묻혀 발생되는 외란 주파수의 개수에 제한을 받는다. 특히, 각각 구별되는 외란 주파수개수가 f 이면, D_f의 차수는 $2f$+1된다. 이때 1은 임의의 편향가능성이 외란에서 고려되어야 함을 뜻한다. D를 $2f$ or $2f$+1개의 선형 독립된 열로 구성된 행렬이라 하자. CM을 만족하는 방정식은 다음과 같다.

$$CM\,[\vartheta,\ \tau_d D_1 + \tau_v D_2] = -[CA^p,\ CC_d D_1 + HD_3] \tag{5}$$

여기서 D_1, D_2, D_3는 $C\int_d + CM\tau_v$, $CM\tau_v$,, H와 각각 상관되는 D의 행들이다. 식(5)는 선형방정식의 묶음이기 때문에 CM의 존재여부는 $[\vartheta, \tau_d D_1 + \tau_v D_2]$가 full rank 일 때 보장받을 수 있다. CM의 미지항 개수는 방정식의 최소 개수와 일치하여야 한다. 방정식과 미지수의 개수를 계산하고자 할 때, p의 조건은 다음과 같이 나타나게 된다.

$$pq \geq n + 2f + 1 \tag{6}$$

시스템차수와 각각 다른 외란 주파수의 개수로부터 p는 위의 조건이 만족되도록 선택될 수 있다. 식(5)를 만족하는 CM이 존재하는 한, 식(3)은 다음과 같이 된다.

$$y(k+p) = [(C\int + CM\tau),\ D]\begin{bmatrix} u_p(k) \\ u(k+p) \end{bmatrix} - CMy_p(k) \tag{7}$$

방정식(7)은 동기식 입력이 외란이 겹친 자료와 관계가 있는 입출력 방정식이다. 외란에 대한 정보는 부분적으로 CM에 묻쳐 있다. 입력동기와 외란이 겹친 출력이 주어지게 되면, D, $-CM$, $C\int + CM\tau$등 인자들의 조합들이 쉽게 인식될 수 있다. 이는 식(7)이 이들 인자들의 조합으로 구성된 선형방정식의 간단한 형태이기 때문이다.

4. 외란 제거 상태 모형의 복구

우리는 일반적으로 외란을 제거한 모형을 복구하는데 흥미를 갖게 된다. 그러나, 식(7)로부터 인식된 상수들은 외란이 겹쳐 친 것으로 간주 될 수 있다. 그리고, 우리는 외란 자체를 실제로 알지 않고서도 외란이 제거된 상태변수 모형을 외란이 겹친 상수들로부터 회복할 수 있다는 것을 보

여 주게 된다. 이 과정을 두개의 단계로 볼 수 있다. 우선, 시스템 마르코프 인자들을 인식된 상수로부터 먼저 회복한다. 그리고 나서, 회복된 마르코프 인자들로부터 각각 상태 변수 모형들의 인자들이 규명되어 진다. 여기서, 두 번째 단계는 획일적이고, 참고문헌 [5] 또는 [8]에서 언급된 것과 같이 재현과정을 거쳐 쉽게 취급되어 진다. 이 논문에서는 단지 첫 번째 단계만을 보여 주고자 한다. 인식된 인자의 조합인 $-CM$, $C\int + CM\tau$들이 다음과 같이 구분되어 진다고 하자.

$$[\ \alpha_p,\ \alpha_{p-1}, \ldots, \alpha_1] = -CM \tag{8}$$

$$[\ \beta_p,\ \beta_{p-1}, \ldots, \beta_1] = C(\int + M\tau), \quad \beta_0 = D$$

처음 p 개의 마르코프 인자들은 다음과 같이 회복 될 수 있다.

$$\begin{aligned}
D &= \beta_0 \\
CB &= \beta_1 + \alpha_1 D \\
CAB &= \beta_2 + \alpha_2 D + \alpha_1 CB \\
&\ \vdots \\
CA^{p-1}B &= \beta_p + \alpha_p D + \alpha_{p-1} CB + \ldots + \alpha_1 CA^{p-2}B
\end{aligned} \tag{9}$$

추가적인 마르코프 인자들을 회복하기 위해서 우리는 $CA^p + CM\vartheta = 0$에 B행렬을 뒤에 곱함으로써 다음과 같은 조건식을 사용하게 된다.

$$\begin{aligned}
CA^pB &= \alpha_1 CA^{p-1}B + \ldots + \alpha_p CB \\
CA^{p+1}B &= \alpha_1 CA^pB + \ldots + \alpha_p CAB
\end{aligned} \tag{10}$$

임의의 추가적인 마르코프 인자들이 같은 방식으로 회복될 수 있다. 충분한 숫자의 마르코프인자들이 구해지면, 시스템 상태공간 모형 인자인 A, B, C 들은 문헌 [5]과 [8]에서의 재현과정 기법으로부터 구할 수 있다.

5. 외란 영향의 복구

외란 제거 시스템의 모형이 복구되었을 때, 출력자료에 외란이 끼치는 영향들을 복구하는 것은 상대적으로 쉽다. 참고문헌 [3]와 [5]에서의 모형들을 활용 할 수 있다.

$$\begin{aligned}
y(k) &= \overline{\alpha}_1 y(k-1) + \cdots + \overline{\alpha}_p y(k-p) + \overline{\beta}_0 u(k) \\
&\quad + \overline{\beta}_1 u(k-1) + \cdots + \overline{\beta}_p u(k-p) + \eta(k)
\end{aligned} \tag{11}$$

여기서 변수들 $\overline{\alpha}_i$와 $\overline{\beta}_i$들은 방금 구한 외란 제거 상태공간모형으로부터 다음과 같이 구할 수 있다. 그리고, $\overline{A}$, $\overline{B}$, $\overline{C}$의 값을 복구한 마르코프 인자들로부터 구한 A, B, C의 재현이라고 하자. 이때, $\overline{\alpha}_i$와 $\overline{\beta}_i$가 다음과 같이 주어진다.

$$[\ \overline{\alpha}_p,\ \overline{\alpha}_{p-1}, \cdots, \overline{\alpha}_1] = -\overline{C}\overline{M} \tag{12}$$

$$[\ \overline{\beta}_p,\ \overline{\beta}_{p-1}, \cdots, \overline{\beta}_1] = \overline{C}(\overline{C} + \overline{M}\overline{\tau}), \ \overline{\beta}_0 = \overline{D}$$

여기서, $\overline{C}\overline{M}$은 다음과 같이 만족한다.

$$\overline{CA^p} + \overline{CM\vartheta} = 0$$

따라서 시스템상태변수들만의 절대적 관계성이 제거 되게 된다. 예를 들면, $\overline{CM}$ 이 다음식으로 부터 구하여 지는 것을 알게 된다.

$$\overline{CM} = -\overline{CA^p}\overline{\vartheta^+} \tag{13}$$

여기서, +는 singular value decomposition로부터 갖는 pseudo-inverse operation이다. 이때, $\overline{C}\overline{M}$은 시스템과 출력 외란의 관련성을 제거하지 못한다. 모든 외란의 영향은 외란효과라 불리는 항 $\eta(k)$으로 모아 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
\eta(k) &= [\,C\int_d + CM\tau_d]d_p(k-p) \\
&\quad + CM\tau_v v_p(k-p) + Hv(k)
\end{aligned} \tag{14}$$

식(14)의 오른쪽이 비록 알려 져 있지 않더라도, 외란효과 η는 다음 식으로부터 계산될 수도 있다.

$$\begin{aligned}
\eta(k) &= y(k) - \overline{\alpha}_1 y(k-1) - \cdots - \overline{\alpha}_p y(k-p) \\
&\quad - \overline{\beta}_0 u(k) - \overline{\beta}_1 u(k-1) - \cdots - \overline{\beta}_p u(k-p)
\end{aligned} \tag{15}$$

이때, $\eta(k)$가 알려지고 나면, $y_d(k)$로 나타 낼 수 있는 출력위에 나타나는 외란영향은 다음식으로부터 풀려 질 수 있다.

$$y_d(k) = \overline{\alpha}_1 y_d(k-1) + \cdots + \overline{\alpha}_p y_d(k-p) + \eta(k) \tag{16}$$

6. 외란을 제거하기 위한 제어기법

각종 입출력자료에 나타나는 외란을 제거하기 위해 필

요한 feedforward제어신호 u_f는 다음 식으로부터 구할 수 있다.

$$\overline{\beta_0}u_f(k)+\overline{\beta_1}u_f(k-1)+\cdots+\overline{\beta_p}u_f(k-p)=-\eta(k) \quad (17)$$

이 관점에서는 외란이 겹친 입출력자료의 한 형태만을 다루어야 한다. 이때, $y_d(k)$는 외란이 겹친 주어진 출력정보이고, $u_f(k)$는 $y_d(k)$효과를 제거하는데 사용될 수 있는 제어신호이다.

그러므로, 우리는 시스템의 인식기술과 확인이후 재현문제에 중점을 두어야 한다. 그러나, 외란 인식 및 제거에 같은 방정식을 사용할 수 있다는 것은 주목할 만 하다. 이에 대한 더 많은 정보를 갖기 위해서는 참고문헌[3]-[5]을 참조할 필요가 있다.

7. 객체 외란 모형

여기에서 유도한 바와 같이, 외란 효과 η(k)는 정보에 나타나 있는 모든 외란 주파수를 포함하고 있다. 따라서, 객체 외란 모형을 제작하기 위해 상호행렬을 사용하는 것이 가능하다. 여기서, η(k)는 하나 또는 그 이상 관심의 외란정보를 포함하고 있다. 외란주파수의 잔여 정보는 α_i, β_i 상수가 포함되고 있다. 이러한 객체 외란 모형들은 각각의 외란 주파수가 시스템의 출력과 이에 상응하는 외란 제거 제어 신호에 끼치는 영향을 계산하는 데 특별히 활용되고 있다.

여기서, 이러한 정보는 외란 제거 시스템에 사용되고 있다. 따라서, 단지 전체적으로 희석된 외란 주파수라도 제한된 제어기술 관점에서 제거되게 된다. 이러한 경우에, 객체 외란 모형이 객체 외란 제거에 사용될 수 있다. 이러한 과정을 수행하는 보다 자세한 정보는 참고문헌[3]를 참고하기 바란다.

8. 결 론

이 논문은 상방행렬을 시스템과 외란 인식 문제에 확장 적용하는 것이다. 이 시스템은 직접전달력을 포함하고 있고, 시스템 외란 및 출력 외란과 겹쳐져 있다. 보다 완화된 가정하에 외란 없는 모형과 외란 영향이 외란과 중첩된 정보로부터 정확히 복구할 수 있다. 이러한 인식결과는 원치 않는 주기 외란을 제거하기 위해 모형기저 반복학습제어시스템을 설계하는 데 사용될 수 있다.

참 고 문 헌

[1] Phan, M.Q., Longman, R.W., and Moore, K,L., "A Unified Formularion of Linear Iterative Learning Control, "Proceedings of the AIAA/AAS Space Flight Mechanics Meeting, Clearwater, Florida, January 2000.

[2] Amann, N., Owens, D.H., and Rogers, E., "2D Systems Theory Applied to Learning Control Systems," Proceedings of the 33 rd Conference on Decision and Control, Lake Buena, Florida, December 1994.

[3] Goodzeit, N.E. and Phan M.Q., "A Clear-Box Adaptive System for Flexible Spacecraft Identification and Disturbance Rejection, "Journal of Vibration and Control, in press.

[4] Goodzeit, N.E. and Phan M.Q., "System and Disturbance Identification for Feedforward and Feedback Control Applications, "Journal of Guidance, Control, and Dynamics, in press.

[5] Goodzeit, N.E. and Phan M.Q., "System Identification in the Presence of Completely Unknown Periodic Disturbances," Journal of Guidance, Control, and Dynamics, in press.

[6] Goodzeit, N.E., System and Disturbance Identification for Adaptive Disturbance-Rejection Control, Ph.D. Dissertation #3019T, Department of Mechanical and Aerospace Engineering, Princeton University, Princeton, New Jersey, June 1998.

[7] Edwards, S.G., Agrawal, B.N., Phan, M.Q., and Longman, R.W., "Disturbance Identification and Rejection Experiments on an Ultra Quiet Platform," Proceeding of the AAS/AIAA

Astrodynamics Specialist Conference, Girdwood, Alaska, August 1999.

[8] Juang, J.-N., Applied System Identification, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1994

이 수 철(Soo Cheol Lee)
1982년 서울대학교 농공학과 졸업 (농학사)
1984년 서울대학원 농공학과 졸업 (농학석사)
1993년 미국 Columbia대학원 기계공학과 졸업 (M.Phil./Ph.D.)
1994년 ~ 현재 대구대학교 자동차산업기계공학부 부교수
관심분야 : 시스템분석기술, 분산학습제어, 공장자동화