

적용 미지입력 관측기에 근거한 구동기 고장의 식별

박태건 · 류지수 · 이기상
단국대학교 전기공학과

An Adaptive Unknown Input Observer based Actuator Fault Diagnosis

Tae-Geon Park · Ji-Su Ryu · Kee-Sang Lee
Department of Electrical Engineering, Dankook University

Abstract - An adaptive algorithm is presented for diagnosis of actuator faults. The concept of unknown input decoupling is combined with an adaptive observer, leading to an adaptive diagnostic observer, which has the robustness property in the presence of an unmeasurable term such as uncertainties. The observation error equation for the adaptive diagnostic observer does not depend on the effect of uncertainties and used to construct an adaptive diagnostic algorithm that provides the estimates of the gains of actuators, which can be obtained directly via the use of the augmented error technique. The simulation results indicate that the proposed algorithm is more realistic in the sense that better robustness properties can be assured without knowledge about uncertainties and is potentially useful in the development of a fault tolerant control system.

1. 서 론

고장검출진단 기법의 실제적 적용을 전제할 경우 모델기반 분야에서 해결되어야 할 중요한 사항은 실제 계통을 축소된 수학적 모델로 모델링 함으로써 필연적으로 발생하는 모델링 오차 및 잡음, 외란 등으로 인한 모델의 불확실성 하에서도 견실한 고장검출진단 성능을 보장할 수 있는 알고리즘을 설계하는 것이다. 관측기에 근거한 고장검출진단의 강인성을 개선시키기 위해 미지입력 관측기를 개발하였으며 여기서 모델의 불확실성과 느리게 변화하는 파라미터들은 계통에 대한 미지입력으로 취급된다. 그러나 이 기법에서 여전히 계통의 우세부분(Dominant part)은 선형이고 기지인 것으로 가정된다 [1][2]. 강인성을 향상시킬 수 있는 또 다른 한 방법으로 적용 알고리즘에 근거한 기법 [1-4]을 들 수 있다. 이 기법에서 적용 관측기의 추정 출력편차에 근거하여 설계된 적용 알고리즘은 미지의 고장 파라미터 (예를 들면 본 논문에서처럼 구동기의 이득)를 추정함으로써 고장의 크기를 진단하는데 이용된다. 따라서 느리게 변화하는 고장 파라미터에 대한 잔차의 민감도를 증대시킬 수 있다. [2-3]에서 제시된 기법은 수렴과 안정도에 대한 조건이 매우 복잡하고 상태와 입력의 노음에 관한 사전정보가 필요하다 [1]. 최근 Wang 등 [1][4]은 모델의 불확실성 등과 같은 측정 불가능한 신호의 존재 하에서 적용 알고리즘의 안정도를 보장할 수 있도록 모델의 불확실성에 대한 노음은 기지로 가정하여 데드존(Dead zone)을 도입한 적용 알고리즘을 제시하였다. 그들이 제시한 적용 알고리즘은 안정도 증명이 다소 단순화된 하지만 [1][4]에서 설계된 적용 관측기는 측정 불가능한 미지입력에 대한 강인성의 개념이 배제되어 있다. 따라서 (적용 관측기의 추정 출력편차를 포함하고 있는) 확장 편차신호에 근거하여 설계된 적용 알고리즘 또한 만족스러운 고장진단 성능을 보장하지 못한다.

본 논문의 목적은 [1][4]에서 요구되는 모델의 불확실성에 대한 노음이 미지인 상황에서 강인한 적용 미지입력 관측기를 설계하고 그 확장 편차신호에 근거하여 설계된 적용 알고리즘을 구동기 이득을 추정하는데 도입하여 그 성능을 검토하는 것이다.

2. 제안된 적용 고장진단 알고리즘

구동기 고장을 포함한 식(1)의 계통을 고려하자.

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + Bf(t)u(t) + Ev(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $x(t) \in \mathbb{R}^n$ 는 계통의 상태변수, $u(t) \in \mathbb{R}^m$ 는 계통의 입력, $y(t) \in \mathbb{R}^p$ 는 계통의 출력, $v(t) \in \mathbb{R}^q$ 는 모델의 불확실성을 나타낸다. 행렬 A, B, C, E 는 각각 (n, n) , (n, m) , (p, n) , (n, q) 차원이고 $f(t)$ 는 (m, m) 차원의 시변행렬 또는 느리게 변화하는 시변 행렬로서 구동기 이득이다. 제안된 관측기 설계의 첫 단계는 식(1)의 계통에 대해 다음의 평가지표를 최소화하는 $v(t)$ 에 관한 정보를 얻는 것이다.

$$\| \dot{y} - CAx(t) - CBf(t)u(t) - CEv(t) \| \quad (2)$$

여기서 $rank(CE) = q$, ($q \leq p$)를 가정하면 행렬 (CE) 의 좌측 의사역행렬, $(CE)^+$ 가 존재하며 $v(t)$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} v(t) &= (CE)^+ (\dot{y} - CAx - CBf(t)u(t)) \\ (CE)^+ &= ((CE)^T(CE))^{-1}(CE)^T \in \mathbb{R}^{q \times p} \end{aligned} \quad (3)$$

식(3)을 식(1)에 대입하면

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \tilde{A}x(t) + Bf(t)u(t) + E(CE)^+ \dot{y}(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 $H = I_n - E(CE)^+C$, $\tilde{A} = HA$, $\tilde{B} = HB$ 이다. 쌍 (\tilde{A}, C) 가 가관측하면, 적용 관측기는 다음과 같은 형태로 구현된다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_m(t) &= \tilde{A}x_m(t) + \tilde{B} \hat{f}(t)u(t) + E(CE)^+ \dot{y}(t) \\ &\quad + L(y(t) - y_m(t)) \\ y_m(t) &= Cx_m(t) \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 $x_m(t) \in \mathbb{R}^n$ 은 추정된 상태변수, $y_m(t) \in \mathbb{R}^p$ 은 추정된 시스템의 출력, $\hat{f}(t)$ 는 $f(t)$ 의 추정치, L 은 관측기 이득이다. 새로운 상태 $z(t) = x_m(t) - E(CE)^+y(t)$ 를 정의하면 측정 출력 벡터의 시간 미분을 제거할 수 있으며 다음과 같은 잘 알려진 표현을 얻을 수 있다.

$$\dot{z}(t) = \tilde{A}_0 z(t) + G y(t) + T u(t) \quad (6)$$

$$x_m(t) = z(t) + E(CE)^+ y(t) \quad (7)$$

$$G = \tilde{A}_0 E(CE)^+ + L, \quad T = \tilde{B} \hat{f}(t) \quad (7)$$

여기서 $\tilde{A}_0 = \tilde{A} - LC$ 이고 L 은 \tilde{A}_0 의 고유치들이 복소평면의 좌반부에 위치하도록 적절히 선정한다. 실제 상태변수와 추정된 상태변수의 차를 추정편차, $e_m(t) = x_m(t) - x(t)$ 로, 출력편차를 $\varepsilon(t) = y_m(t) - y(t)$, $\tilde{f}(t) = \hat{f}(t) - f(t)$ 로 정의하면 식(4), 식(5)로부터 편차의 동특성은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{e}_m(t) &= \tilde{A}_0 e_m(t) + \tilde{B} \tilde{f}(t) u(t) \\ \varepsilon(t) &= C e_m(t) \end{aligned} \quad (8)$$

2.1 고장진단 알고리즘: 단일입출력 계통의 경우

단일입출력 계통의 경우 식(8)은 다음의 입출력 형태로 표현된다.

$$\varepsilon(t) = W(s) \tilde{f}(t) u(t) \quad (9)$$

여기서

$$W(s) = C(sI - \tilde{A}_0)^{-1} \tilde{B} \quad (10)$$

확장기법(Augmented technique) [1]에 의해 다음 식이 얻어진다.

$$\begin{aligned} W(s) \tilde{f}(t) u(t) &= \tilde{f}(t) W(s) u(t) \\ &\quad + [W(s) \tilde{f}(t) - \tilde{f}(t) W(s)] u(t) + \eta(t) \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 $\eta(t)$ 는 지수함수적으로 감소하는 값으로 무시될 수 있다 [1]. 식(11)을 식(9)에 대입하면 식(12)와 같고

$\epsilon(t) = \tilde{f}(t)W(s)u(t) + [W(s)\tilde{f}(t) - \tilde{f}(t)W(s)]u(t)$ (12)
 다음의 확장된 편차 신호를 얻을 수 있다.

$$\alpha(t) = \epsilon(t) - [W(s)\tilde{f}(t) - \tilde{f}(t)W(s)]u(t) = \tilde{f}(t)W(s)u(t) = \theta^T(t)\xi(t) \quad (13)$$

여기서 $\theta(t) = \tilde{f}(t)$, $\xi(t) = W(s)u(t)$ 이다. 식(13)에 근거하여 다음의 적응 알고리즘이 사용될 수 있다 [1][5-6].

$$\theta(t) = \begin{cases} -\gamma \frac{\alpha(t)\xi(t)}{1 + \xi(t)^T \xi(t)} & (\|\alpha(t)\| > \lambda) \\ 0 & (\|\alpha(t)\| \leq \lambda) \end{cases} \quad (14)$$

즉,

$$\frac{d\tilde{f}(t)}{dt} = \begin{cases} -\gamma \frac{\alpha(t)W(s)u(t)}{1 + \xi(t)^T \xi(t)} & (\|\alpha(t)\| > \lambda) \\ 0 & (\|\alpha(t)\| \leq \lambda) \end{cases}$$

여기서 $\gamma > 0$ 는 학습률이고 $\lambda > 0$ 는 구동기 이득의 추정 편차 $\theta(t)$ 가 작도록 선정된다. 식(14)의 알고리즘은 적응 제어에서 일반적으로 이용되어온 기법으로 적응 제어시스템의 안정도를 보장하며 [5, pp. 91] 이에 대한 증명은 [6, pp. 323]에 기술되어 있다.

2.2 고장진단 알고리즘: 다입출력 계통의 경우

다입출력 계통의 경우 식(10)의 $W(s)$ 는 (p, m) 차원의 행렬이다. 이 행렬의 i 행, j 열의 요소를 $w^{ij}(s)$ 라하고, 행렬 $\tilde{f}(t)$ 의 i 행, j 열의 요소를 $\tilde{f}_{ij}(t)$ 라 하면 다입출력 계통의 경우 식(9)는 다음처럼 표현된다.

$$\epsilon_k(t) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^p w^{ki}(s) \tilde{f}_{ij}(t) u_j(t) \quad (k=1, 2, \dots, p) \quad (15)$$

여기서 $u_j(t)$ 는 벡터 $u(t)$ 의 j 번째 요소이고 $\epsilon_k(t)$ 는 벡터 $\epsilon(t)$ 의 k 번째 요소이다. 다입출력 계통의 경우 식(11)은 다음 식으로 표현된다.

$$w^{ki}(s) \tilde{f}_{ij}(t) u_j(t) = \tilde{f}_{ij}(t) w^{ki}(s) u_j(t) + [w^{ki}(s) \tilde{f}_{ij}(t) - \tilde{f}_{ij}(t) w^{ki}(s)] u_j(t) + \eta_k(t) \quad (16)$$

여기서 $\eta_k(t)$ 는 지수함수적으로 감소하는 값으로 무시될 수 있다 [1]. 따라서 식(17)을 정의하면

$$\mu_k = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^p [w^{ki}(s) \tilde{f}_{ij}(t) - \tilde{f}_{ij}(t) w^{ki}(s)] u_j(t) \quad (k=1, 2, \dots, p) \quad (17)$$

식(15)는 다음처럼 된다.

$$\epsilon_k(t) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^p \tilde{f}_{ij}(t) w^{ki}(s) u_j(t) + \mu_k(t), \quad (k=1, 2, \dots, p) \quad (18)$$

확장된 편차 신호는 다음과 같다.

$$\sigma_k(t) = \epsilon_k(t) - \mu_k(t), \quad (k=1, 2, \dots, p) \quad (19) \\ = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^p \tilde{f}_{ij}(t) w^{ki}(s) u_j(t) = \theta^T(t) \xi_k(t)$$

여기서 $\theta(t)$, $\xi_k(t)$ 는 mm 차원의 열 벡터로 다음과 같다.

$$\theta(t) = [\tilde{f}_{11} \ \tilde{f}_{12} \ \dots \ \tilde{f}_{1m} \ \dots \ \tilde{f}_{m1} \ \tilde{f}_{m2} \ \dots \ \tilde{f}_{mm}]^T,$$

$$\xi_k(t) = [w^{k1}(s) u_1(t) \ w^{k2}(s) u_2(t) \ \dots \ w^{km}(s) u_m(t) \ \dots \ w^{km}(s) u_1(t) \ w^{km}(s) u_2(t) \ \dots \ w^{km}(s) u_m(t)]^T \quad (20)$$

식(19)에서 파라미터 추정 편차 벡터 θ 의 영향이 p 개의 모든 방정식에 나타나므로 식(14)와 같은 형태의 적응 알고리즘을 구할 수 없으며 [1] 여기서는 다음의 평가지표를 최소화하는 적응 알고리즘을 사용한다.

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p [\sigma_k(t)]^2 = \frac{1}{2} \theta^T \left[\sum_{k=1}^p \xi_k(t) \xi_k^T(t) \right] \theta \quad (21)$$

최급경사법에 의해 다음의 적응 알고리즘이 얻어진다.

$$\frac{d\tilde{f}_{ij}(t)}{dt} = \begin{cases} -\gamma_{ij} \frac{\partial J}{\partial \tilde{f}_{ij}(t)} & (\|\alpha(t)\| > \lambda) \\ 0 & (\|\alpha(t)\| \leq \lambda) \end{cases} \quad (22)$$

여기서 $\gamma_{ij} > 0$ 는 학습률, $\alpha(t)$ 는 $\sigma_k(t)$, $(k=1, \dots, p)$ 로 구성된 벡터이고 식(19)와 식(21)로부터

$$\frac{\partial J}{\partial \tilde{f}_{ij}(t)} = \sum_{k=1}^p \sigma_k(t) w^{ki}(s) u_j(t) \quad (23)$$

이다.

3. 적응 사례

제한된 기법의 타당성을 입증하기 위해 1입력 2출력을 갖는 다음의 2차계 [1]를 고려하자.

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bf(t)u(t) + Ev(t) \quad (24) \\ y(t) = Cx(t)$$

$$\text{여기서 } A = \begin{bmatrix} 0.65 & -2.45 \\ 0.3 & -0.9 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, E = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} -3.5 & 0 \\ 0 & 5.5 \end{bmatrix}.$$

3.1 Wang 등 [1]의 적응 알고리즘

$\text{rank} \begin{bmatrix} C \\ CA \end{bmatrix} = 2$ 로 쌍 (A, C) 는 가관측하다. 관측자 이득을 다음처럼 선정하면

$$L = \begin{bmatrix} -0.6143 & -0.4455 \\ -0.0857 & 0.9273 \end{bmatrix} \quad (25)$$

행렬 $A_0 = A - LC$ 의 고유치는 $\{-6, -1.5\}$ 이다. 적응 관측기는 다음과 같은 형태로 구현된다 [1].

$$\dot{x}_m(t) = Ax_m(t) + B\tilde{f}(t)u(t) + L(y(t) - y_m(t)) \quad (26) \\ y_m(t) = Cx_m(t)$$

여기서 $x_m(t) \in \mathbb{R}^2$ 은 추정된 상태변수, $y_m(t) \in \mathbb{R}^2$ 은 추정된 시스템의 출력, $\tilde{f}(t)$ 는 $f(t)$ 의 추정치이다. $e_m(t) = x_m(t) - x(t)$, $\epsilon(t) = \begin{bmatrix} \epsilon_1(t) \\ \epsilon_2(t) \end{bmatrix} = y_m(t) - y(t)$, $\tilde{f}(t) = \hat{f}(t) - f(t)$ 라 하면 편차의 동특성은 다음과 같다.

$$\dot{e}_m(t) = A_0 e_m(t) + B\tilde{f}(t)u(t) - Ev(t) \quad (27) \\ \epsilon(t) = Ce_m(t)$$

식(28), 식(29)를 정의하고

$$W(s) = \begin{bmatrix} w^{11}(s) \\ w^{21}(s) \end{bmatrix} = C(sI - A_0)^{-1}B = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{5.5s + 8.25}{s^2 + 7.5s + 9} \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$W_1(s) = \begin{bmatrix} w_1^{11}(s) \\ w_1^{21}(s) \end{bmatrix} = -C(sI - A_0)^{-1}E = \begin{bmatrix} \frac{3.5s + 21}{s^2 + 7.5s + 9} \\ \frac{-5.5s - 8.25}{s^2 + 7.5s + 9} \end{bmatrix} \quad (29)$$

$f(t) = f_{11}(t)$, $\tilde{f}_{11}(t) = \hat{f}_{11}(t) - f_{11}(t)$, $u(t) = u_1(t)$, $v(t) = v_1(t)$ 라 하면 식(27)로부터 입출력 표현은

$$\epsilon_k(t) = w^{k1}(s) \tilde{f}_{11}(t) u_1(t) + w_1^{k1}(s) v_1(t) \quad (k=1, 2) \quad (30)$$

이고 식(16), 식(17) 및 $\sigma_k(t) = \epsilon_k(t) - \mu_k(t)$ 로부터 확장된 편차 신호는

$$\sigma_k(t) = \epsilon_k(t) - [w^{k1}(s) \hat{f}_{11}(t) - \hat{f}_{11}(t) w^{k1}(s)] u_1(t) = \tilde{f}_{11}(t) w^{k1}(s) u_1(t) + w_1^{k1}(s) v_1(t) \quad (31)$$

또한 $f_{11}(t)$ 의 추정치, $\hat{f}_{11}(t)$ 는 다음과 같다.

$$\frac{d\hat{f}_{11}(t)}{dt} = \begin{cases} -\gamma_{11} \sum_{k=1}^2 \sigma_k(t) w^{k1}(s) u_1(t), & (\|\alpha(t)\| > \lambda) \\ 0, & (\|\alpha(t)\| \leq \lambda) \end{cases} \quad (32)$$

여기서 $\alpha(t)$ 는 $\sigma_k(t)$, $(k=1, 2)$ 로 구성된 벡터이다.

3.2 제한된 적응 알고리즘

식(24)의 계통에서

$$E(CE)^+ = \begin{bmatrix} -0.0824 & 0.1294 \\ -0.0824 & 0.1294 \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$H = I_n - E(CE)^+ C = \begin{bmatrix} 0.7118 & -0.7118 \\ -0.2882 & 0.2882 \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$\tilde{A} = HA = \begin{bmatrix} 0.2491 & -1.1032 \\ -0.1009 & 0.4468 \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$\tilde{B} = HB = \begin{bmatrix} -0.7118 \\ 0.2882 \end{bmatrix} \quad (36)$$

을 구할 수 있다. $\text{rank} \begin{bmatrix} C \\ C\tilde{A} \end{bmatrix} = 2$ 로 쌍 (\tilde{A}, C) 는 가관측하다. 관측자 이득을 다음처럼 선정하면

$$L = \begin{bmatrix} -0.4997 & -0.2006 \\ 0.0288 & 1.1721 \end{bmatrix} \quad (37)$$

행렬 $\tilde{A}_0 = \tilde{A} - LC$ 의 고유치는 $\{-6, -1.5\}$ 이다. 따라서 2장의 전달함수 $W(s)$ 는

$$W(s) = \begin{bmatrix} w^{11}(s) \\ w^{21}(s) \end{bmatrix} = C(sI - \tilde{A}_0)^{-1} \tilde{B} \quad (38)$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{2.4912s + 14.9471}{s^2 + 7.5s + 9} \\ \frac{1.5853s + 2.3779}{s^2 + 7.5s + 9} \end{bmatrix}$$

이다. 적응 미지입력 관측기는 다음과 같다.

$$\dot{z}(t) = \tilde{A}_0 z(t) + G y(t) + T u(t) \quad (39) \\ x_m(t) = z(t) + E(CE)^+ y(t)$$

$$\text{여기서 } \bar{A}_0 = \bar{A} - LC = \begin{bmatrix} -1.5 & 0 \\ 0 & -6 \end{bmatrix} \quad (40)$$

$$G = \bar{A}_0 E(CE)^+ + L = \begin{bmatrix} -0.3762 & -0.3947 \\ 0.5229 & 0.3957 \end{bmatrix} \quad (41)$$

이고 행렬 $T = B \hat{f}(t)$ 이다. $\hat{f}(t) = \hat{f}_{11}(t)$, $u(t) = u_1(t)$ 라 하면 $\sigma_k(t)$, ($k=1,2$)는 식(42)와 같고 $f(t)$ 의 추정치, $\hat{f}_{11}(t)$ 는 식(43)과 다음과 같다.

$$\sigma_k(t) = \varepsilon_k(t) - [w^{k1}(s) \hat{f}_{11}(t) - \hat{f}_{11}(t) w^{k1}(s)] u_1(t) \quad (42)$$

$$= \hat{f}_{11}(t) w^{k1}(s) u_1(t)$$

$$\frac{d\hat{f}_{11}(t)}{dt} = \begin{cases} -\gamma_{11} \sum \sigma_k(t) w^{k1}(s) u_1(t), & (\| \sigma(t) \| > \lambda) \\ 0, & (\| \sigma(t) \| \leq \lambda) \end{cases} \quad (43)$$

3.3 시뮬레이션 및 결과 검토

시뮬레이션에서 샘플링 주기는 0.01[sec], 식(32)와 식(43)에서 학습률, $\gamma_{11} = 2.5$ 로 하고 측정 불가능한 신호 $u(t)$ 의 노음은 미지인 것으로 가정하여 $\lambda = 0.04$ 로 선정하였다. 구동기 고장이 발생하지 않은 경우 구동기 이득은 $f_{11}(t) = f_{11H} = 1$, 그리고 $\hat{f}_{11}(t)$ 의 초기치, $\hat{f}_{11}(0) = f_{11H} = 1$ 로 선정하였으며 단위계단 입력을 계통 입력으로 가정하였다. 다음 식과 같이

$$f(t) = \begin{cases} f_{11H} = 1 & (t < 7[\text{sec}]) \\ 0.4 & (t \geq 7[\text{sec}]) \end{cases} \quad (44)$$

구동기 이득이 급격히 변화(Abrupt change)한 경우를 고장으로 가정하였으며 불확실성에 대한 견실성 여부를 검토하고자 한다. 여기서 $u(t) = 2\sin(30t)$ 로 가정하였으며 이는 [1]에서 선정된 값(0.01sin(23.6t))보다 최대 200배 크다. 고장의 추정치, $\hat{f}_{11}(t)$, 확장된 편차 신호 $\sigma_k(t)$, ($k=1,2$)를 그림 1-2에 나타내었다. 식(31)로부터 Wang 등 [1]의 알고리즘에 의한 확장 편차 신호는

$$\begin{bmatrix} \sigma_1(t) \\ \sigma_2(t) \end{bmatrix} = \hat{f}_{11}(t) \begin{bmatrix} 0 \\ s^2 + 7.5s + 9 \\ 5.5s + 8.25 \\ s^2 + 7.5s + 9 \end{bmatrix} u_1(t) + \begin{bmatrix} 3.5s + 21 \\ s^2 + 7.5s + 9 \\ -5.5s - 8.25 \\ s^2 + 7.5s + 9 \end{bmatrix} v(t)$$

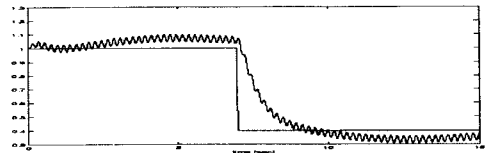
이고, 식(42)로부터 제안된 알고리즘에 의한 확장 편차 신호는

$$\begin{bmatrix} \sigma_1(t) \\ \sigma_2(t) \end{bmatrix} = \hat{f}_{11}(t) \begin{bmatrix} 2.4912s + 14.9471 \\ s^2 + 7.5s + 9 \\ 1.5853s + 2.3779 \\ s^2 + 7.5s + 9 \end{bmatrix} u_1(t)$$

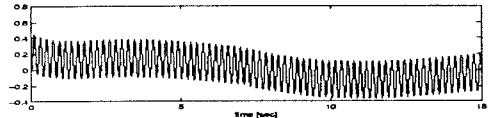
이다. 따라서 Wang 등 [1]에서는 확장 편차 신호, $\sigma_1(t)$ 및 $\sigma_2(t)$ 를 통해 외란의 영향이 적은 알고리즘에 반영되어 식(32)에 의한 구동기 이득의 추정 성능은 만족스럽지 못하다(그림 1). 반면 제안된 알고리즘의 경우 불확실성의 대수적인 제가에 의해 $\sigma_1(t) \approx 0$, $\sigma_2(t) \approx 0$ 으로 비교적 만족스러운 구동기 이득 추정성능을 보장함을 알 수 있다(그림 2). 지면관계상 그림으로 제시되지는 않았지만 제안된 알고리즘의 경우 불확실성의 크기 및 주파수 성분에 무관하게 일관성있는 고장진단 성능을 보였다.

4. 결 론

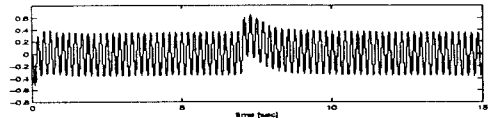
본 논문에서는 구동기의 고장진단을 위한 적응 알고리즘을 제안하였다. 모델의 불확실성의 존재하에서도 강인성이 보장될 수 있도록 미지입력 감결합의 개념을 적용관측기에 도입하여 적응 진단관측기를 구성하였으며 이때 출력 편차 방정식은 미지입력에 무관하게 얻어진다. 이 출력 편차 방정식 및 편차확장기법에 근거하여 구동기의 이득을 추정하기 위한 적응 진단알고리즘이 설계된다. 제안된 알고리즘의 타당성을 검증하기 위하여 제안된 알고리즘 및 Wang 등 [1]의 적응 알고리즘을 구동기의 고장진단에 적용하여 시뮬레이션 결과를 비교, 검토하였다. 그 결과 미지입력에 관한 정보의 부재하에서도 제안된 적응알고리즘의 진단성능이 보다 우수함을 보였다.



(a) 고장의 추정치, $\hat{f}_{11}(t)$

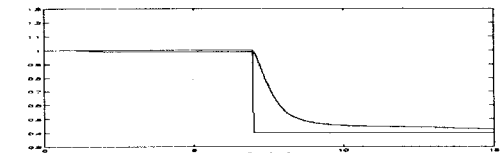


(b) 확장된 편차 신호, $\sigma_1(t)$

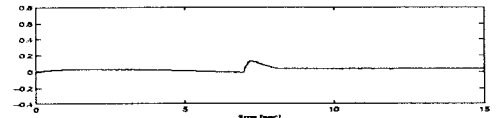


(c) 확장된 편차 신호, $\sigma_2(t)$

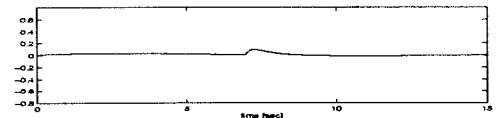
그림 1 Wang 등의 알고리즘에 의한 고장진단



(a) 고장의 추정치, $\hat{f}_{11}(t)$



(b) 확장된 편차 신호, $\sigma_1(t)$



(c) 확장된 편차 신호, $\sigma_2(t)$

그림 2 제안된 알고리즘에 의한 고장진단

[참 고 문 헌]

- [1] Wang, H., Z. J. Huang and S. Daley, "On the use of adaptive updating rules for actuator and sensor fault diagnosis," *Automatica*, Vol. 33, No. 2, pp. 217-225, 1997.
- [2] Ding, X. and P. M. Frank, "An adaptive observer based fault detection scheme for nonlinear dynamic systems," *Proc. of 12th IFAC World Congress*, pp. 307-311, 1993.
- [3] Sider, M., "Implementation of failure detection system with adaptive observers," *Proc. of American Control Conference*, pp. 1205-1211, 1983.
- [4] Wang, H. and S. Daley, "Actuator fault diagnosis: An adaptive-observer-based technique," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, Vol. 41, No. 7, pp. 1073-1096, 1996.
- [5] Butler, H., *Model reference adaptive control: From theory to practice*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1992.
- [6] Narendra, K. S. and A. M. Annaswamy, *Stable adaptive systems*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1989.