

불확실성을 갖는 선형 확률적 시스템에 대한 고장허용제어기 설계

Fault Tolerant Controller Design for Linear Stochastic Systems with Uncertainties

이 종 효, 유 준

(Jong-Hyo Lee and Joon Lyou)

Abstract : This paper presents a systematic design methodology for fault tolerant controller against a fault in actuators and sensors of linear stochastic systems with uncertainties. The scheme is based on fault detection and diagnosis(isolation and estimation) using a bank of robust two-stage Kalman filters, and accommodation of the actuator fault by eigenstructure assignment and immediate compensation of the sensor's faulty measurement. In order to clarify the fault feature in test statistics of residual, noise reduction method is given by multi-scale discrete wavelet transform. The effectiveness of our approach is shown via simulations for a VTOL(vertical take-off and landing) aircraft subjected to parameter variations, external disturbances, process and sensor noises.

Keywords : fault detection and diagnosis based fault tolerant control, unknown disturbances, two-stage Kalman filter, eigenstructure assignment, multi-scale discrete wavelet transform

I. 서론

최근 산업 시스템에서 많은 공정이 자동화됨에 따라 시스템의 신뢰도, 가용도(Availability) 및 안전에 대한 요구수준이 증대되고 있다. 따라서 시스템에서 고장이 발생할 경우 일정 기간동안 제어성능 및 안정성을 유지할 수 있는 제어기법이 요구되며, 고장허용제어(FTC, Fault Tolerant Control)는 이를 위한 가장 적극적인 대처방법으로서 고려되고 있다. 고장허용제어를 구성하는 일반적인 방법은 여러 개의 동일 모듈을 준비함으로써 이중에서 하나가 고장이 나도 다른 정상적인 것으로 대체할 수 있는 중복구조를 이용하는 것이다. 이러한 중복기법에는 같은 기능을 수행하는 하드웨어 모듈을 여러 개 두는 하드웨어 중복기법과 시스템의 모델에 근거하여 소프트웨어로서 가상의 중복구조를 구현하는 해석적 중복(Analytical redundancy) 기법을 들 수 있다.

해석적 중복구조에 의한 FTC는 두개의 그룹 - 즉, 고장탐지 및 진단(FDD, Fault Detection and Diagnosis)에 기반한 FTC와 FDD에 무관한 FTC - 으로 나눌 수 있다. FDD에 기반한 FTC 기법[1]-[3]은 먼저 고장을 실시간으로 탐지하고 진단-분류(Isolation) 및 추정(Estimation)-한 다음 이들 결과를 기반으로 시스템에서 고장의 영향을 보정(Accommodation)하기 위하여 제어법칙을 수정하거나 재설계 하는 것이다. 반면 FDD에 무관한 FTC 기법[4]은 고장의 발생여부와는 상관없이 적분제어 또는 안정화 등을 통하여 고장의 효과를 보정할 수 있는 고정제어기를 설계하는 것이다. 본 연구는 FDD에 기반한 FTC 기법에 초점을 맞추어 수행되었다.

만약, 수학적 모델이 시스템의 거동을 정확하게 표현할

수 있다면 해석적인 중복구조에 의한 FDD 기법은 정확하고 신뢰성 있게 고장을 진단할 수 있다. 그러나, 대부분의 시스템은 외부에서 가해지는 외란, 모델링 오차, 매개변수의 변동 및 잡음 등으로부터 자유롭지 못하므로 이러한 시스템의 불확실성들로부터 고장으로 인한 영향을 구분할 수 있게 하기 위해서는 강인한 FDD 기법이 필요하게 된다. 강인한 FDD를 위한 일반적인 접근방법은 잔여치(Residual)가 시스템의 불확실성으로 부터는 분리되는 반면 고장에 대해서는 민감하게 반응하도록 설계되며, 이러한 접근방법은 모델링 오차 또는 매개변수의 변동이 공칭모델에 더해질 수 있는 미지의란의 형태로 표현될 수 있다[5][6]는 사실에 근거한다. 최근에 미지의란을 갖는 확률적 시스템에 대하여 최적관측기[7][8], 고장분류필터[9] 및 2단계 칼만필터(TSKF, Two-Stage Kalman Filter)[10][11]와 같은 최적필터 설계에 대한 많은 발전이 있어 왔다.

그러나, 지금까지 제안된 대부분의 FDD 기법들은 불확실성이 없는 시스템을 대상으로 하였거나[1]-[4], 그나마 불확실성을 고려한 경우에도 고장탐지 단계에만 머물러 있거나[7], 고장의 일부분에 대해서만[8], 구동기 고장에 대해서만[2][3][9], 또는 감지기 고장에 대해서만[4] 취급하였다.

따라서, 본 논문에서는 불확실성이 존재하는 선형 확률적 시스템의 모든 구동기 및 감지기의 고장에 대하여 체계적인 FDD에 기반한 FTC 설계기법을 제안한다. 여기서 고장은 랜덤 바이어스로 모델링하였으며, 주어진 시간동안에 하나의 고장 만이 발생하는 것으로 가정하였다. 최적 상태 및 바이어스 추정을 위하여 Keller 등[10][11]이 제안한 TSKF를 랜덤 바이어스를 가진 시스템으로 확장한 알고리즘[12]을 사용하였다. 고장의 탐지는 출력추정오차로 정의되는 잔여치에 대하여 통계적 가설검증(Statistical hypothesis test)으로서 수행되며, 여기서 잔여치의 통계특성을 다중스케일 이산 웨

이블릿 변환(MDWT, Multi-scale Discrete Wavelet Transform)을 이용하여 잡음의 영향을 감소시키고 고장에 대한 특징을 더욱 명료하게 함으로써 허위경보(False alarm) 및 오탐지(Missed detection) 확률을 동시에 줄일 수 있는 방법을 제시한다. 고장의 분류는 구동기 또는 감지기들의 고장에 대응하는 TSKF들로 구성되는 필터뱅크로부터 생성되는 잔여치 세트의 가설검증결과를 이용하여 다수결정(Majority vote) 논리에 의해 수행되며, 고장의 추정값은 지시된 고장에 대응하는 필터로부터의 바이어스 추정값이 된다. FTC는 FDD로부터의 고장지시신호 및 바이어스 추정값을 이용하여 수행되며, 구동기 고장의 경우에는 고유구조지정(EA, Eigenstructure Assignment)을 통하여 공칭제어기의 제환 이득행렬을 수정하고, 감지기 고장의 경우에는 대응하는 출력값을 직접 보정함으로써 시스템의 고장으로 인한 영향을 보정할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II절에서 시스템의 불확실성 및 고장을 더해지는 형태의 미지외란 및 고장벡터로 표현되는 선형 확률적 시스템의 모델을 기술하고, III절에서 TSKF의 뱅크 구조 및 MDWT을 이용한 강인한 FDD 알고리즘이 제시되며, IV절에서 FDD 기반 FTC 설계기법이 구현된다. 매개변수의 변동 및 외부외란이 존재하는 VTOL 항공기에 대한 시뮬레이션 결과가 V절에서, 마지막으로 VI절에서 결론이 주어진다.

II. 시스템 모델링

1. 불확실성의 표현

다음과 같이 불확실성이 존재하는 시스템을 고려한다.

$$\begin{aligned} x_{k+1}^t &= \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ x_{k+1}^u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A + \Delta A & A_c \\ A_{ul} & A_{ul} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ x_k^u \end{bmatrix} \\ &\quad + \begin{bmatrix} B + \Delta B \\ B_u \end{bmatrix} u_k + \begin{bmatrix} G_{ul} \\ G_{ul} \end{bmatrix} \delta_k \\ y_k &= [C \ 0] \begin{bmatrix} x_k \\ x_k^u \end{bmatrix} + Du_k \end{aligned} \tag{1}$$

여기서 $x_k^t \in R^N$ 는 시스템의 상태벡터, $x_k \in R^n$ 는 선형 공칭 모델의 상태벡터, $x_k^u \in R^{N-n}$ 는 모델에서 제외된 상태벡터, $u_k \in R^p$ 는 입력벡터, $\delta_k \in R^o$ 는 외부에서 입력되는 외란벡터, 그리고 $y_k \in R^m$ 는 출력벡터이다. A, B, C 및 D 는 적당한 차원을 갖는 공칭모델의 행렬이다. $\Delta A, A_c, A_{ul}, A_{ul}, \Delta B, B_u, G_{ul}$ 및 G_{ul} 는 시스템의 불확실성을 표현하는 행렬로서, 여기서 Δ 는 모델링 오차 또는 매개변수 변동을 나타내고, 첨자 u 는 모델에서 제외된 동역학을 표시하며 첨자 c 는 이들과의 결합을 나타낸다.

일반적으로 (1)로 표현되는 시스템을 공칭모델에 대하여 불확실성을 총칭하는 미지외란 벡터 $\bar{d}_k \in R^n$ 가 더해지는 형태로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k + \bar{d}_k \\ y_k &= Cx_k + Du_k \end{aligned} \tag{2}$$

여기서

$$\bar{d}_k = [\Delta A \ \Delta B \ A_c \ G_{ul}] \begin{bmatrix} x_k \\ u_k \\ x_k^u \\ \delta_k \end{bmatrix} \tag{3}$$

이다. 출력방정식에도 이와 같은 미지외란이 나타날 수 있으나 y_k 의 변환을 통하여 간단하게 제거될 수 있으므로[7], 여기에서는 고려하지 않는다.

모델에 근거한 해석적 중복구조를 적용하여 미지외란에 대한 강인성 문제를 해결하기 위해서는 이들이 시스템에 어떤 구조로 영향을 주는지를 알아야 하기 때문에, (3)은 기지의 외란분포행렬 $E \in R^{n \times q}$ 와 미지외란 벡터 $d_k \in R^q$ 로서 $\bar{d}_k = Ed_k$ 와 같이 분리하여 나타낼 수 있어야 한다[5]. 이 때 시스템 (2)는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k + Ed_k \\ y_k &= Cx_k \end{aligned} \tag{4}$$

여기서 $D=0$ 으로 가정한다.

시스템(4)에 대하여 외란분리를 위한 조건은 다음과 같이 주어진다[7][11].

$$rank(E) = rank(CE) = q, \quad q \leq m \tag{5}$$

이는 E 가 완전한 열랭크(Full column rank)를 가져야 하며, d_k 의 개수 q 는 독립된 출력값의 개수 m 보다 클 수 없다는 것을 의미한다.

그러나, 대부분의 시스템에 있어서 E 가 알려져 있지 않거나 간단하게 유도될 수 없으므로, \bar{d}_k 를 추정하고 E 를 근사화하는 기법을 통하여 최적의 강인성 문제를 해결할 수 있다[5][6].

2. 고장의 표현

본 논문에서 대상으로 하고 있는 고장은 구동기 또는 센서 고장으로, 이들 고장은 시스템의 상태방정식 또는 측정방정식에 직접 더해지는 형태로 표현될 수 있다.

구동기 고장은 시스템의 구동효과도가 감소되는 현상으로서 모델링되며, 입력행렬 B 의 변화로서 표현된다[1].

$$x_{k+1} = Ax_k + B_f u_k + Ed_k \tag{6}$$

여기서 $B_f = B(I - diag[\xi_k^{a_1}, \dots, \xi_k^{a_i}, \dots, \xi_k^{a_r}])$ 이며, $\xi_k^{a_i}$ 는 i 번째 구동기에서 구동효과도의 감소를 나타내며, $\xi_k^{a_i} = 0$ 은 고장이 없는 경우를, $\xi_k^{a_i} = 1$ 은 완전하게 기능을 상실한 완전고장을, $0 < \xi_k^{a_i} < 1$ 은 부분적으로 기능이 감소된 부분고장을 나타낸다. (6)에서 B_f 는 미지의 행렬로서 고장의 추정을 위한 적합한 형태가 아니므로, 이를 기지의 고장분포행렬 F^a 와 구동효과도 감소를 나타내는 미지의 고장벡터 b_k^a 를 도입하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + Ed_k + F^a b_k^a \tag{7}$$

여기서

$$F^a = [F^{a_1} \dots F^{a_i} \dots F^{a_r}] = -B \cdot \text{diag}[u_k^1 \dots u_k^i \dots u_k^r]$$

$$b_k^a = [b_k^{a_1} \dots b_k^{a_i} \dots b_k^{a_r}]^T = [\xi_k^{a_1} \dots \xi_k^{a_i} \dots \xi_k^{a_r}]^T \quad (8)$$

이고, $F^a = -B^i u_k^i$ 는 i 번째 고장 $b_k^{a_i} = \xi_k^{a_i}$ 의 분포벡터를 나타내며, B^i 는 행렬 B 의 i 번째 열, u_k^i 는 입력벡터 u_k 의 i 번째 요소를 의미한다.

감지기 고장은 상태 측정값의 스케일링 변화로서 모델링되며, 출력행렬 C 의 변화로서 표현된다[1].

$$y_k = C_f x_k \quad (9)$$

여기서 $C_f = (I + \text{diag}[\xi_k^{s_1} \dots \xi_k^{s_i} \dots \xi_k^{s_m}])C$ 이다. 마찬가지로, 식 (9)는 기지의 고장분포행렬 F^s 및 스케일링 변동을 나타내는 미지 고장벡터 b_k^s 로서 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_k = Cx_k + F^s b_k^s \quad (10)$$

여기서

$$F^s = [F^{s_1} \dots F^{s_i} \dots F^{s_m}] = \text{diag}[c^1 x_k \dots c^i x_k \dots c^m x_k]$$

$$b_k^s = [b_k^{s_1} \dots b_k^{s_i} \dots b_k^{s_m}]^T = [\xi_k^{s_1} \dots \xi_k^{s_i} \dots \xi_k^{s_m}]^T \quad (11)$$

이고, 여기서 $F^{s_i} = I^j C^j x_k$ 는 j 번째 고장 $b_k^{s_j} = \xi_k^{s_j}$ 의 분포벡터를 나타내며, I^j 는 단위행렬 I_m 의 j 번째 열, C^j 는 행렬 C 의 j 번째 행을 의미하며, x_k 는 시스템으로부터 직접 알 수 없으므로 필터의 상태추정값 $x_{k|k}$ 가 사용된다.

3. 시스템의 모델링

이제 구동기 및 감지기 고장들을 랜덤 바이어스 형태로 가정하고, 시스템의 랜덤잡음을 고려하여 시스템 (7) 및 (10)을 다시 표현하면 다음과 같다.

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + Ed_k + F^a b_k^a + w_k^x$$

$$b_{k+1}^a = b_k^a + w_k^{b_a}$$

$$b_{k+1}^s = b_k^s + w_k^{b_s}$$

$$y_k = Cx_k + F^s b_k^s + v_k \quad (12)$$

여기서 $b_k^a \in R^l (l \leq p)$ 및 $b_k^s \in R^r (r \leq m)$ 는 구동기 및 센서의 고장을 나타낸다. w_k^x 는 프로세서잡음, $w_k^{b_a}$ 및 $w_k^{b_s}$ 는 구동기 및 감지기의 고장 바이어스 잡음, v_k 는 측정잡음을 나타내며, 각각 영 평균이고 공분산 행렬이 $W^x \geq 0$, $W^{b_a} \geq 0$, $W^{b_s} \geq 0$ 및 $V > 0$ 인 서로 상관관계가 없는 백색 가우시안 랜덤 프로세서로 가정한다. 초기값 x_0 , b_0^a 및 b_0^s 는 백색잡음 w_k^x , $w_k^{b_a}$, $w_k^{b_s}$ 및 v_k 와 상관관계가 없으며, $E[x_0] = \bar{x}_0$, $E[(x_0 - \bar{x}_0)(x_0 - \bar{x}_0)^T] = P_0^x > 0$, $E[b_0^a] = \bar{b}_0^a$, $E[(b_0^a - \bar{b}_0^a)(b_0^a - \bar{b}_0^a)^T] = P_0^{b_a} > 0$, $E[b_0^s] = \bar{b}_0^s$, $E[(b_0^s - \bar{b}_0^s)(b_0^s - \bar{b}_0^s)^T] = P_0^{b_s} > 0$, $E[(x_0 - \bar{x}_0)(b_0^a - \bar{b}_0^a)^T] = P_0^{x b_a}$, $E[(x_0 - \bar{x}_0)(b_0^s - \bar{b}_0^s)^T] = P_0^{x b_s}$ 및 $E[(b_0^a - \bar{b}_0^a)(b_0^s - \bar{b}_0^s)^T] = 0$ 인 가우시안 랜덤변수로 가정한다.

$-x_0)(b_0^s - \bar{b}_0^s)] = P_0^{x b_s}$ 및 $E[(b_0^a - \bar{b}_0^a)(b_0^s - \bar{b}_0^s)^T] = 0$ 인 가우시안 랜덤변수로 가정한다.

III. 강인한 고장탐지 및 진단 알고리즘

1. 최적 상태 및 바이어스 추정

모델에 근거한 강인한 고장탐지 및 진단(FDD)의 기본원리는 상태 및 바이어스의 추정오차로 구성되는 잔여치가 시스템의 불확실성으로부터는 분리되는 반면 고장 바이어스에 대해서는 민감하게 반응하도록 설계하는 것이다. 상태 및 바이어스를 추정하기 위한 일반적인 접근방법은 바이어스를 상태변수의 일부분으로서 확장하고, 확장 시스템을 칼만필터에 적용시키는 것이다. 그러나 이와 같은 확장형 칼만필터는 $(n + l + r)$ 차원을 가지므로 계산량이 많아질 수 있으며, ill-conditioned 시스템에 대해서는 구현과정에서 수치적인 문제가 발생할 수도 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 2단계 칼만필터(TSKF)로 불리는 2개의 병렬구조를 갖는 축소차수 칼만필터가 사용된다. TSKF는 일반적인 칼만필터 구조를 가지는 바이어스무시 필터(Bias-free filter) 및 바이어스 필터(Bias filter)로 구성되며, 바이어스를 고려한 상태 추정값은 바이어스무시 필터의 상태 추정값에 바이어스 필터의 바이어스 추정값을 결합방정식(Coupling equations)을 이용하여 보정함으로써 계산된다[10][11].

Darouach 등은 랜덤 바이어스를 가지는 시스템에 대하여 확장형 칼만필터를 최적으로 구현하는 TSKF[10]를 제안하였으며, 또한 상수 바이어스를 갖는 시스템에 대하여 미지 외란에 강인한 TSKF[11]를 제안하였다. 본 연구에서는 Darouach의 제안을 근거로 식(12)와 같이 미지외란 및 랜덤 바이어스가 존재하는 시스템에 대해서 확장한 알고리즘[12]을 사용하였다.

시스템(12)에서 미지외란 항 Ed_k 와 구동기 고장 항 $F^a b_k^a$ 는 동일한 구조로 시스템의 상태에 영향을 주게 되며, 또한 이들은 한 스텝 후에 출력행렬 C 를 통하여 센서 고장 항 $F^s b_k^s$ 와 동일한 구조로 시스템의 출력에 영향을 주게 됨을 알 수 있다. 따라서, 미지외란을 분리하고, 고장을 분류하며 추정하기 위해서는 미지외란 d_k , 구동기 고장 b_k^a 및 센서 고장 b_k^s 이 서로 독립적으로 시스템에 영향을 미쳐야 한다.

또한, (5)의 외란분리 조건을 근거로 이들의 개수를 모두 합한 $(n + l + r)$ 는 독립된 출력값의 개수 m 보다 적어야 한다. 그러나, 하나의 필터로서 추정가능한 고장의 개수는 $(l + r) \leq (m - q)$ 이므로, 만약 $(m - q)$ 개 이상의 고장이 동시에 발생하였을 경우에는 이들 바이어스의 추정은 불가능하다. 따라서, 시스템을 구성하고 있는 모든 구동기 및 감지기의 고장을 분류하고 추정하기 위해서는 새로운 고장 진단 구조가 필요하다. 본 논문에서는 이에 대한 해결책으로 주어진 시간동안에 하나의 고장만이 발생하는 것으로 가정하고, 각각의 고장에 대응하는 필터를 설계한 후 이들을 뱅크로 구성하는 기법이 도입된다.

필터뱅크는 l 개의 구동기 고장에 대응하는 l 개의 구동기 필터 및 r 개의 감지기 고장에 대응되는 r 개의 감

지 필터로 구성되며, 이들 필터들은 강인한 TSKF로 설계된다. 즉, $i(i=1, \dots, l)$ 번째 구동기의 고장에 대응하는 필터(이하 i 번째 구동기 필터)는 식(12)에서 F^a 가 F^{a_i} 으로 대체되고, $F^s=0$ 인 시스템으로 가정하여 설계된다. 또한 $j(j=1, \dots, r)$ 번째 감지기의 고장에 대응하는 필터(이하 j 번째 감지기 필터)는 F^s 가 F^{s_j} 으로 대체되고, $F^a=0$ 인 시스템으로 가정하여 설계된다.

따라서, 필터뱅크를 이용한 고장분류 및 각 필터에서의 고장추정 조건은 다음과 같이 표현될 수 있다.

- i) 행렬 $[CE CF^a F^s] \in R^{m \times (q+l+r)}$ 의 모든 열은 선형 독립이어야 한다
- ii) $rank(E) = rank(CE) = q, \quad rank[CE CF^a] = rank[CE F^{s_j}] = q+1 \leq m$

2. 잔여치 생성

$(l+r)$ 개의 TSKF 뱅크로부터 $(l+r)$ 개의 잔여치로 구성되는 잔여치 세트가 생성되며, 각 필터에서 대응하는 고장이 발생할 경우에 생성되는 잔여치는 다음과 같다.

i 번째 구동기 고장이 발생할 경우 i 번째 구동기 필터의 잔여치는 상태 추정값 $x_{k/k}$ 및 바이어스 추정값 $b_{k/k}$ 을 이용하여 다음과 같이 출력 추정오차로서 생성된다.

$$r_k^{a_i} = y_k - y_{k/k} = Cx_k + v_k - Cx_{k/k} = Ce_k^x + v_k \quad (13)$$

여기서 $e_k^x = x_k - x_{k/k}$ 는 상태 추정오차로서 다음과 같이 유도될 수 있으며

$$\begin{aligned} e_k^x &= (I - L_k C)Ae_{k-1}^x + (I - L_k C)F^a e_{k-1}^b \\ &\quad + (I - L_k C)w_{k-1}^x - L_k v_k \\ e_k^b &= (1 - L_k^b C F^{a_i})e_{k-1}^b - L_k^b C A e_{k-1}^x + w_{k-1}^b \\ &\quad - L_k^b (C w_{k-1}^x + v_k) \end{aligned} \quad (14)$$

$e_k^b = b_k - b_{k/k}$ 는 바이어스 추정오차이며, $L_k = \overline{L}_k^x + \beta_{k/k} L_k^b$ 이고, \overline{L}_k^x 및 L_k^b 는 바이어스무시 필터 및 바이어스 필터 이득행렬 그리고 $\beta_{k/k}$ 는 두 필터간의 결합방정식이다[12].

마찬가지로 j 번째 감지기의 고장이 발생할 경우 j 번째 감지기 필터의 잔여치, 상태 및 바이어스 추정오차는 다음과 같이 유도될 수 있다.

$$\begin{aligned} r_k^{s_j} &= y_k - y_{k/k} = Cx_k + F^{s_j} b_k + v_k - Cx_{k/k} - F^{s_j} b_{k/k} \\ &= Ce_k^x + F^{s_j} e_k^b + v_k \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} e_k^x &= (I - L_k C)Ae_{k-1}^x - L_k F^{s_j} e_{k-1}^b + (I - L_k C)w_{k-1}^x \\ &\quad - L_k (F^{s_j} w_{k-1}^b + v_k) \\ e_k^b &= (1 - L_k^b F^{s_j})e_{k-1}^b - L_k^b C A e_{k-1}^x + (1 - L_k^b F^{s_j})w_{k-1}^b \\ &\quad - L_k^b (C w_{k-1}^x + v_k) \end{aligned} \quad (16)$$

(13)-(16)으로부터, 고장이 발생할 경우 이 고장에 대응하

는 필터는 시스템의 상태변수와 바이어스를 정확하게 추정할 수 있음을 알 수 있다. 따라서, 이들 필터의 상태변수 및 바이어스 추정오차는 최소 분산을 가지며, 잔여치 또한 가우시안 백색잡음에 대하여 최적이다. 그리고 잔여치에서 미지외란 Ed_k 가 전혀 영향을 주지 않으므로, 이는 잔여치 및 바이어스 추정값이 미지외란에 강인함을 의미하며, 본 논문에서 제안된 접근방법을 강인한 FDD 구조로 볼 수 있다.

3. 잔여치 평가

필터뱅크로부터 생성된 잔여치 세트의 각 요소에 대하여 다음과 같은 2가지의 가설 - H_0 , 고장이 발생하지 않았거나, (13) 또는 (15)와 같이 필터에 대응하는 고장이 발생하는 경우에 해당하는 정상모드, 그리고 H_1 , 필터에 대응하는 고장을 제외한 다른 고장이 발생하였을 경우에 해당되는 고장모드 -를 정의한다.

정상모드하에서 잔여치의 통계적 특성은 백색잡음의 통계적 특성을 이용하여 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$H_0 = \begin{cases} E[r_k] = 0 \\ cov[r_k] = W_k = CP_k^x C^T + F^{s_j} P_k^b \beta_{k/k}^T C^T + C \beta_{k/k} P_k^b F^{s_j T} + F^{s_j} P_k^b F^{s_j T} + V \end{cases} \quad (17)$$

여기서 P_k^x 및 P_k^b 는 상태 및 바이어스 추정오차의 공분산 행렬들로서, 구동기 필터에서는 $F^s=0$ 이 된다.

고장모드하에서는 상태 및 바이어스의 부정확한 추정으로 인하여 잔여치의 통계적 특성이 정상모드와는 달라진다. 따라서 잔여치에 대한 평가는 2개의 가설 H_0 및 H_1 중에서 어디에 속하는 지를 구분하는 것이 된다. 2개의 가설에 대한 검증은 χ^2 test, GLRT(Generalized Likelihood Ratio Test), SPRT(Sequential Probability Ratio Test) 및 MB(Modified Bayes' classification) 알고리즘 등을 이용할 수 있다.

본 논문에서는 가장 신속하고 계산량이 적은 χ^2 검증방법[7]을 이용한다. 잡음 시퀀스 w_k^x, w_k^b 및 v_k 를 백색 가우시안으로 가정하였으므로, 잔여치 또한 가우시안 분포를 가지며, 다음과 같이 정의되는 잔여치의 통계특성 λ_k 는 m 자유도의 χ^2 분포를 형성한다.

$$\lambda_k = r_k^T W_k^{-1} r_k \quad (18)$$

따라서, 잔여치의 평가는 다음의 규칙에 의하여 수행되며

$$S(r_k) = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_k < T_D \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (19)$$

여기서 문턱값 T_D 는 잔여치의 자유도인 m 과 설계자에 의해 주어진 허용경보 확률 $P_f = prob[\lambda_k \geq T_D / H_0]$ 에 따라 χ^2 분포표로부터 선정될 수 있다. 통계적 가설검증의 신뢰성을 향상시키기 위하여 (18)로 표현되는 잔여치 통계특성 시퀀스에 대한 이동 시간 창(Moving time window) 방법[7]을 적용할 수도 있다.

이러한 가설 검증방법은 잔여치가 가우시안 분포를 갖는 이상적인 조건하에서는 고장을 탐지하는 데 문제가 없을 것이다. 그러나, 실제 시스템에서는 이와 같은 이상적인 조건이 가능하지 않으며, 잔여치가 시스템 모델링에서 제외된 나머지의 불확실성 또는 상태 및 바이어스 추정오차등으로 인하여 엄밀하게 가우시안 분포를 갖는다고 볼 수 없다. 따라서, 통계적 방법에 의해 구한 문턱값을 기준으로 경험적 요소를 가미하여 적절하게 조정할 필요가 있다. 그러나, 문턱값을 크게 하면 오탐지 확률이 증가하고, 반대로 낮게 하면 허위경보 확률이 증가되기 때문에 적절한 문턱값을 선정하는 데에는 현실적으로 어려움이 많다. 대부분의 경우 작고 서서히 증가하는 고장에 대하여 탐지하지 못하는 경우가 있으므로, 경험적인 요소의 가미는 문턱값을 증가시키는 방향으로 이루어진다고 볼 수 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 복잡한 고장탐지 방법을 적용하는 대신에 (18)으로 주어지는 잔여치의 통계특성에서 직접 잡음 및 기타 오차 성분(이하 잡음)의 영향을 감소시키고, 고장의 특징을 더욱 명료하게 하기 위하여 다중 스케일 이산 웨이블릿 변환(MDWT) 기법[13]을 도입한다. 잡음감소의 기본적인 개념은 그림 1과 같이 잔여치 통계특성의 MDWT에 한계값을 적용한 후 IDWT (Inverse DWT)로서 재구성하는 것이다. 표 1은 MDWT 및 IDWT 공식을 보여준다.

이 기법은 잔여치의 통계특성에서 고장으로 인한 특징은 DC 또는 저주파 성분으로, 잡음의 특징은 상대적으로 고주파 성분으로 표현되며, MDWT가 입력신호 성분을 스케일에 기반하여 분해(Scale-based decomposition)할 수 있다는 사실에 근거한다. 따라서 M -스케일 DWT를 할 경우 입력 신호는 1개 채널(Channel)의 M 스케일의 근사계수(Approximation coefficients)와 M 개 채널의 $j(j=1, \dots, M)$ 스케일의 세부계수(Detail coefficients)로서 분해되며, 잡음성분의 대부분은 $j < M$ 스케일을 갖는 채널의 세부계수로서 표현되므로, 이러한 채널의 계수를 IDWT를 통한 신호의 재구성에서 제외시킴으로써 그 채널에서 포함되는 잡음성분을 감소시킬 수 있다.

이와 같은 채널의 세부계수는 잡음성분 뿐만 아니라 고장특징의 모서리 부분을 포함할 수도 있으나, 적절한 한계값의 설정으로 고장특징을 크게 왜곡시키지 않고 잡음을 감소시킬 수 있다. 한계값의 설정방법으로는 해당되는 채널의 계수 모두를 제외시키는 엄격한 한계값(HT, Hard Thresholding) 설정방법과 각 채널에 대하여 적절한 한계값을 적용시킨 후 나머지 계수를 이용하여 신호를 재구성하는 유연한 한계값(ST, Soft Thresholding) 설정방법이 있다. ST는 HT보다 고장특징의 왜곡을 줄일 수 있는 것으로 알려져 있으며, 이러한 한계값은 각 채널의 계수에 대한 샘플 공분산 σ^2 을 구한 후 표준편차 σ 의 적절한 배수로서 선정될 수 있다[13].

이렇게 하여 재구성된 잔여치의 통계특성에 대하여 통계적 방법에 의해 선정된 문턱값을 별도의 경험적인 조정 없이 직접 적용함으로써 문턱값 선정에서의 어려움을 극복하는 동시에 오탐지 확률을 감소시킬 수 있으며, 또한 잡음

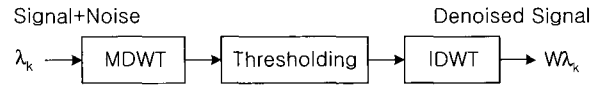


그림 1. MDWT 기반 잡음감소.
Fig. 1. MDWT-based noise reduction.

표 1. MDWT 및 IDWT 공식.

Table 1. MDWT and IDWT equations.

For $0 \leq l \leq \infty$	
MDWT; Approx. coeff.	$c(M, l) = \frac{1}{2^M} \int_{2^l}^{2^{l+1}} \lambda_k dt$
Detail coeff.	$d(j, l) = \frac{1}{2^j} \int_{2^l}^{2^{l+1}} \lambda_k \psi(2^{-j}t - l) dt$
	for $j = 1, \dots, M$
IDWT ;	$W_{\lambda_k} = c(M, l) \phi(2^{-M}t - l) + \sum_{j=1}^M d(j, l) \psi(2^{-j}t - l)$
where	$\phi(2^{-M}t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < 2^M \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$ and
	$\psi(2^{-j}t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < 2^{(j-1)} \\ -1 & 2^{(j-1)} \leq t < 2^j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$

성분의 감소로 인한 허위경보 확률을 감소시킬 수 있으므로 결과적으로 오탐지 확률 및 허위경보 확률을 동시에 감소시키는 효과가 있다.

MDWT는 표1에서 알 수 있는 바와 같이 $0 \leq l \leq \infty$ 에 대해서 $2^M < k \leq 2^M(l+1)$ 의 데이터 들을 이용하여 수행되므로, 고장의 탐지는 고장이 발생한 후 최대 2^M 스텝만에 이루어지며, 이후 2^M 주기로 수행된다.

4. 고장 탐지 및 진단

$(l+r)$ 개의 TSKF 뱅크로부터 $(l+r)$ 개의 잔여치로 구성되는 잔여치 세트에 대한 잔여치 평가결과 다음과 같은 고장증상벡터(Fault symptom vector)가 생성된다.

$$S(r_k) = [S(r_k^{a_1}) \cdots S(r_k^{a_i}) \cdots S(r_k^{a_{s_1}}) \cdots S(r_k^{s_1}) \cdots S(r_k^{s_{s_2}})]^T \quad (20)$$

고장을 탐지하고 분류하기 위해서 표 2와 같은 고장정의 행렬(Fault signature matrix)을 정의한다. 여기서 "0"는 발생한 고장에 대응하는 필터만이 시스템의 상태변수 및 바이어스를 정확하게 추정할 수 있다는 사실에 근거하여 정해진다. 따라서, 고장의 탐지 및 분류는 고장증상벡터 $S(r_k)$ 를 고장정의행렬의 열벡터 $S_{ref,i}(i = a_1, \dots, a_i, s_1, \dots, s_r)$ 와 비교함으로써 다수결정 논리에 의해서 수행될 수 있다. 즉 $S(r_k)$ 가 $S_{ref,i}$ 와 일치하면 고장지시신호(Fault indicator) $I(f_i)$ 를 "1"로 출력 하고, 그렇지 않으면 "0"으로 출력한다. 이때, 고장지시신호가 "1"로 출력된 부분이 고장으로 지시되며, 고장의 추정값은 지시된 고장에 대응되는 필터로부터의 바이어스 추정값이 된다.

IV. 고장허용제어 알고리즘

고장탐지/진단(FDD) 모듈로부터 고장이 지시되면 고장허

표 2. 고장정의행렬.

Table 2. Fault signature matrix.

$S(r_k)$	$S_{ref, nofault}$	S_{ref, fa_1}	S_{ref, fa_2}	S_{ref, fa_3}	S_{ref, fs_1}	S_{ref, fs_2}	S_{ref, fs_3}
$S(r_k^a)$	0	0	1	1	1	1	1
$S(r_k^b)$	0	1	0	1	1	1	1
$S(r_k^c)$	0	1	1	0	1	1	1
$S(r_k^d)$	0	1	1	1	0	1	1
$S(r_k^e)$	0	1	1	1	1	0	1
$S(r_k^f)$	0	1	1	1	1	1	0

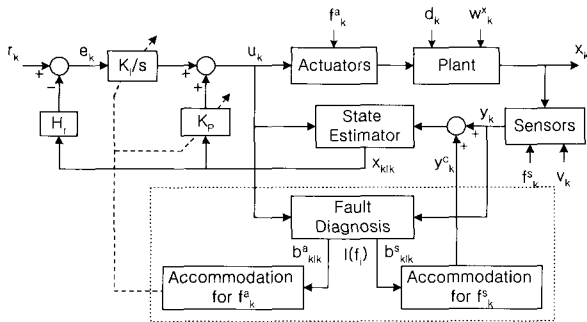


그림 2. FDD 기반 FTC 구조.

Fig. 2. FDD-based FTC structure.

용제어(FTC) 모듈이 작동을 시작하며, 고장지시신호 $I(f_i)$ 및 바이어스 추정값 $b_{k/k}^i$ 에 따라 고장을 보정하기 위한 방법이 결정되고, 구동기 고장의 경우 고유구조지정(EA)기법을 이용하여 공칭제어기의 이득행렬을 수정하며, 감지기 고장의 경우에는 대응되는 출력을 직접 보정한다. 따라서, FTC의 성능은 FDD 결과에 밀접하게 관련된다. 그림 2는 제안된 FDD 기반 FTC의 구조를 보여준다.

1. 비례적분 공칭제어기 설계

본 논문에서는 명령추종제어를 위하여 비례적분 기능을 갖는 상태궤환 제어기가 사용된다. 제어기 설계에 적분기능을 도입하기 위한 일반적인 방법은 추종오차 $e_k = r_k - H_r x_k \in R^g$ 의 적분벡터 $z_{k+1} = z_k + T_s e_k$ 를 정의하고, 이를 상태벡터의 일부분으로서 확장하는 것이다. 여기서 r_k 는 명령입력벡터, 행렬 H_r 은 $r_k = H_r x_k$ 이 되도록 선정되며, T_s 는 샘플주기이다. 따라서, (4)로 표현되는 시스템에 대하여 확장된 상태방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 x_{k+1}^a &= \bar{A}x_k^a + \bar{B}u_k + \bar{E}d_k + Gr_k \\
 x_k^a &= \begin{bmatrix} x_k \\ z_k \end{bmatrix}, \quad \bar{A} = \begin{bmatrix} A & 0 \\ -T_s H_r & I_g \end{bmatrix}, \quad \bar{B} = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}, \\
 \bar{E} &= \begin{bmatrix} E \\ 0 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} 0 \\ T_s J_g \end{bmatrix}
 \end{aligned}
 \tag{21}$$

(21)의 확장 시스템에 대하여 다음과 같은 제어법칙을 고려하면

$$u_k = Kx_k^a = [K_p \ K_I] \begin{bmatrix} x_k \\ z_k \end{bmatrix}
 \tag{22}$$

비례이득 K_p 및 적분이득 K_I 는 LQR(Linear Quadratic Regulator) 설계기법을 이용하여 구해질 수 있다. 만약, 시스템의 상태 x_k 가 가용하지 않을 경우에는 미지의란에 강인한 상태추정기를 사용하여 상태변수를 추정하며, 추정된 상태변수는 케한제어를 위해 사용된다.

2. EA 기법을 이용한 구동기의 고장보정

폐회로 시스템의 안정도와 동적 성능은 자신의 고유 구조에 의해 좌우되므로, 고장 시스템이 안정도를 유지하고 최대한 고장이 없는 시스템의 성능으로 회복하기 위해서는 고장 시스템의 폐회로 고유구조가 가능한 한 고장이 없는 시스템의 폐회로 고유구조와 같아야 한다.

i 번째 구동기 고장이 지시되면 i 번째 구동기 필터의 바이어스 추정값 $b_{k/k}^{a_i}$ 를 이용하여 $B_j = B(I - \text{diag}(0, \dots, 0, b_{k/k}^{a_i}, 0, \dots, 0))$ 가 계산될 수 있으며, 고장 시스템에 대한 확장 시스템은 (21)에서 B 를 B_j 로 대체함으로써 표현된다. 만약 고장 시스템이 제어가능하면 (22)형태의 제어법칙이 설계될 수 있으며, EA기법을 이용하여 구한 새로운 이득행렬 K_j 를 적용함으로써 FTC를 달성할 수 있다.

EA의 첫번째 설계목표는 고장 시스템의 폐회로 고유치가 고장이 없는 시스템의 폐회로 고유치와 같아지도록 이득행렬 K_j 를 구하는 것이다. 즉,

$$\lambda_i' = \lambda(\bar{A} + \bar{B}_j K_j) = \lambda_i = \lambda(\bar{A} + \bar{B} K_n), \quad i = 1, \dots, n + g \tag{23}$$

여기서 K_n 은 고장이 없는 시스템의 이득행렬, K_j 는 고장 시스템의 이득행렬을 나타내며, $\lambda(\cdot)$ 는 시스템의 고유치를 의미한다. 또한, 고장 시스템의 폐회로 고유벡터, $\{v_i', i = 1, \dots, n + g\}$ 는 다음 식을 만족한다.

$$(\bar{A} + \bar{B}_j K_j)v_i' = \lambda_i' v_i' \quad \text{또는} \quad v_i' = (\lambda_i' I - \bar{A})^{-1} \bar{B}_j K_j v_i' \tag{24}$$

따라서, EA의 두번째 설계목표는 고장 시스템의 폐회로 고유벡터 v_i' 가 가능한 한 고장이 없는 시스템의 폐회로 고유벡터 v_i 와 가깝게 유지되도록 이득행렬 K_j 를 구하는 것이다. 고유벡터 v_i' 의 가장 적절한 선택은 $E_i = (\lambda_i' I - \bar{A})^{-1} \bar{B}_j$ 의 열벡터로 구현되는 하부공간상에 v_i 를 직교 투영시키는 것이다. 이때, 비용함수는 다음과 같이 정의된다.

$$\min J_i(v_i') = \min \{ (v_i' - v_i)^T W_i (v_i' - v_i) \}, \quad i = 1, \dots, n + g \tag{25}$$

여기서 $W_i \in R^{(n+g) \times (n+g)}$ 는 양 한정 가중행렬이며, (25)를 최소화하는 고유벡터 v_i' 는 다음과 같이 주어진다[3].

$$v_i' = E_i (E_i^T W_i^T W_i E_i)^{-1} E_i^T W_i^T v_i \tag{26}$$

본 논문에서는 (23), (24) 및 (26)으로 표현되는 고장 시스템에 대하여 SVD(Singular Value Decomposition) 기반의 EA 기법[2]을 사용한다. 이 기법은 SVD의 우수한 수치적 특성으로 g 개의 적분기로 인한 중근의 고유치에 의해 발생할

수도 있는 수치적인 문제를 해결할 수 있을 뿐만 아니라 제어기의 이득행렬을 쉽게 계산할 수 있는 장점을 가진다. 이 기법의 알고리즘은 다음과 같다. (24)로부터 $(n+g)$ 개의 식을 결합한 후 이를 재배열하면 다음과 같이 주어진다.

$$\bar{B}_f K_f V^f = V^f \Lambda^f - \bar{A} V^f \quad (27)$$

여기서 $V^f = [v_1^f \ v_2^f \ \dots \ v_{n+g}^f] \in R^{(n+g) \times (n+g)}$ 및 $\Lambda^f = \text{diag}[\lambda_1^f \ \lambda_2^f \ \dots \ \lambda_{n+g}^f]$ 이다.

행렬 \bar{B}_f 및 Λ^f 의 SVD를 다음과 같이 정의하고

$$\bar{B}_f = U_B \Sigma_B V_B^T, \quad V^f = U_V \Sigma_V V_V^T \quad (28)$$

이들 식을 (27)의 좌측항에 대입한 후, 행렬 U_B , U_V , V_B 및 V_V 에 대한 단위 직교(Unitary and Orthogonal) 성질을 이용하여 정리하면 이득행렬 K_f 는 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$K_f = [K_p \ K_i] = V_B \Sigma_B^{-1} U_B^T (V^f \Lambda^f - \bar{A} V^f) V_V \Sigma_V^{-1} U_V^T \quad (29)$$

3. 출력값 보상을 통한 감지기의 고장보정

감지기의 고장은 시스템의 출력을 고장이 없는 경우의 공칭 출력으로부터 벗어나게 만든다. 만약, 고장의 위치와 크기를 정확하게 알 수 있다면 제어법칙을 수정하기 보다는 해당되는 출력값을 바이어스의 추정값을 이용하여 직접 보상하여 줌으로써 FTC를 달성할 수 있다.

j 번째 감지기에서 고장이 발생할 경우 j 번째 출력신호에 보상신호를 제공하며, 고장이 보정된 후 시스템의 출력 방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$y_k = Cx_k = y_k^j + y_k^c = cx_k + F^{s_j} b_k^s + y_k^c \quad (30)$$

여기서 y_k 는 고장이 없는 시스템의 출력, y_k^j 는 j 번째 감지기의 고장으로 인한 출력을 의미하며, y_k^c 는 j 번째 출력신호에 대한 보정신호를 나타낸다.

따라서 y_k^c 는 (30)을 만족할 수 있도록 j 번째 감지기 필터로부터의 바이어스 추정값 $b_{k|k}^s$ 을 이용하여 계산된다.

$$y_k^c = -F^{s_j} b_{k|k}^s \quad (31)$$

V. 시뮬레이션

제안된 FDD 기반 FTC 기법의 유효성은 VTOL 항공기의 수직방향의 모델에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제시된다. VTOL 항공기의 선형 연속시간 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다[3,8].

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} -0.0366 & 0.0271 & 0.0188 & -0.4555 \\ 0.0482 & -1.01 & 0.0024 & -4.0208 \\ 0.1002 & 0.3681 & -0.707 & 1.420 \\ 0.0 & 0.0 & 1.0 & 0.0 \end{bmatrix} x(t)$$

$$+ \begin{bmatrix} 0.422 & 0.1761 \\ 3.5466 & -7.5922 \\ -5.52 & 4.49 \\ 0.0 & 0.0 \end{bmatrix} u(t)$$

$$y(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (32)$$

여기서 $x = [v_h \ v_v \ q \ \theta]^T$, $u = [\mu_c \ \mu_l]^T$ 이다. 이 모델은 4개의 상태변수: Horizontal velocity v_h , Vertical velocity v_v , Pitch rate q , Pitch angle θ ; 및 2개의 제어입력: Collective pitch control μ_c , Longitudinal cyclic pitch control μ_l ; 을 갖는다.

(32)의 동역학은 VTOL 항공기가 공칭중량 및 135 노트 공기속도의 비행조건에서 유효하다. 공기속도가 변하면 모델 동역학식이 변하며, 가장 중요한 변화는 행렬 A 및 B 의 a_{32} , a_{34} 및 b_{21} 요소에서 발생한다[8]. 본 논문에서는 어떤 조건하에서 이들의 변화량이 $\Delta a_{32} = 0.5$, $\Delta a_{34} = 1.0$ 이고, 나머지 요소들은 일정하게 유지되는 것으로 가정하였다. 이때 연속시간 모델에 대한 미지외란의 분포행렬 E_c 및 외란벡터 $d_c(t)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있으며

$$E_c = [0 \ 0 \ 1 \ 0]^T, \quad d_c(t) = [0.0 \ 0.5 \ 0.0 \ 1.0]x(t) \quad (33)$$

시스템 모델은 (32)의 상태방정식에 $E_c d_c(t)$ 항이 더해지는 형태로 표현된다. 이밖에 시스템의 모델링에서 제외된 나머지의 불확실성으로서 다음과 같은 외부 외란이 시스템에 존재하는 것으로 가정하였다.

$$G_{m1} = [0 \ 1 \ 0 \ 0]^T, \quad \delta_c(t) = 3 \sin(10t) \quad (34)$$

(32) 및 (33)으로 표현되는 연속시간 모델에 대하여 샘플 주기 $T_s = 0.1s$ 로 이산화한 후, 랜덤 바이어스 형태의 구동기 및 감지기의 고장을 추가하고, 랜덤잡음을 고려하여 나타내면 이산시간 모델은 (12)와 같이 표현될 수 있다. 이 시스템에서 $l = p = 2$, $r = m = 4$ 이며, 순서대로 a_1 및 a_2 구동기, 그리고 s_1 , s_2 , s_3 및 s_4 감지기로 정의한다. 필터뱅크를 구성하는 모든 구동기 및 감지기 필터는 외란분리, 고장분류 및 추정조건을 만족한다.

공칭제어의 목적은 상태변수 v_h 및 q 가 명령입력 r_k 를 추종하는 것으로 가정한다. 미지외란이 존재하는 시스템의 상태를 추정하기 위하여 강인한 칼만필터[11]를 사용하며, 이때 행렬 H_r 및 LQR의 가중행렬들은 다음과 같이 선정된다.

$$H_r = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad Q = \text{diag}\{1, 1, 1, 1, 10, 10\}, \\ R = \text{diag}\{1, 1\} \quad (35)$$

구동기의 고장은 구동기 효과도 감소 $B_f^i = B^i(1 - \xi_k^a)$, 제어입력의 스텝감소 ($u_k^i - \delta_k^a$) 및 램프감소 ($u_k^i - \rho^a k T_s$)

고장이 발생하는 것으로 하였으며, 감지기 고장은 측정 스케일링의 변화 $C_j = (1 + \xi_k^s)C^i$, 출력값에서 스텝변화 $(y_k^i + \delta_k^s)$ 및 램프변화 $(y_k^i + \rho^s k T_s)$ 고장을 가정하였다.

시뮬레이션에서 사용되는 시스템, 상태추정기(칼만필터) 및 TSKF의 파라미터 및 초기값은 각각 $W^x = 0.01^2 I_4$, $V = 0.1^2 I_4$, $x_0 = [50 \ 1 \ 5 \ 1]^T$, $b_0 = [0 \ 0]^T$; $x_{0/0} = x_0$, $P_{0/0} = 10I_4$, $W_k = W^x$, $V_k = V$; $\bar{x}_{0/0} = x_0$, $b_{0/0} = b_0$, $\beta_{0/0} = [0 \ \dots \ 0]^T$, $\bar{P}_{0/0} = P_{0/0}$, $P_{0/0} = 10$, $W_k = W^x$, $W_k^b = 0.2^2$, $V_k = V$ 와 같다.

그림 3은 명령입력 $r_k = [-50 \ -5]^T$, $k \geq 0$ 에 대해서 s_3 감지기에서 스텝고장 ($\delta_k^s = 0.7, k \geq 120$) 발생시 s_4 필터로부터 생성되는 잔여치의 통계특성을 비교하여 보여준다. 그림 3(a)는 (18)로 표현되는 통계특성 λ_k 으로서, 고장탐지를 위한 문턱값은 자유도 $m=4$ 와 허위경보확률 $P_f = 0.005$ 이 주어질 경우 χ^2 분포표로부터 $T_D = 14.86$ 으로 선정된다. 그림 3(b)는 창 크기가 $L=4$ 인 이동 시간 창을 적용할 경우의 통계특성 λ_k 이며, 이 경우 자유도가 $mL=16$ 이 되므로 문턱값은 $T_D = 34.27$ 으로 주어진다. 이 두가지 경우에 대해서 통계적 방법에 의하여 선정된 문턱값을 적용할 경우 각각 $k=123$ 에서 고장이 탐지되어야 하나, 그림에서 보는 바와 같이 고장이 없는 구간에서 허위경보가 발생할 가능성이 있으므로 이를 방지하기 위해서는 문턱값을 어느 정도 상향 조정할 필요가 있다. 그림 3(c) 및 (d)는 본 논문에서 제안된 MDWT 기법을 통한 잡음감소 후의 통계특성 $W\lambda_k$ 을 보여주며, 고장탐지시간은 각각 $k=128$ 및 $k=124$ 이다. 3(c)에서는 2-스케일 DWT를 수행한 후 세부 채널 1 ($j=1$) 및 2 ($j=M=2$)의 세부계수 모두를 신호의

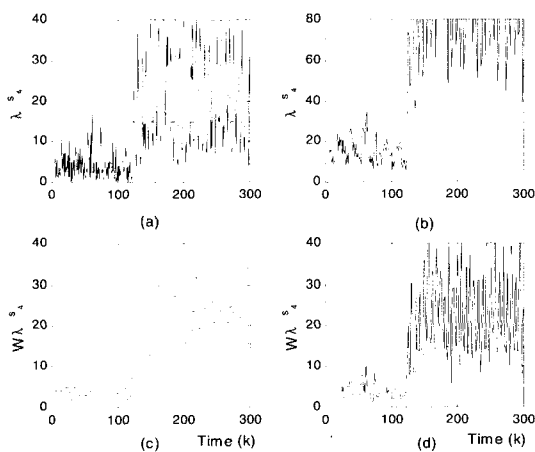


그림 3. s_3 고장 ($\delta_k^s = 0.7, k \geq 120$) 발생시 잔여치의 통계특성 비교; (a) (18), (b) 이동 시간 창 ($L=4$), (c) MDWT(HT), (d) MDWT(ST).

Fig. 3. Comparison for test statistics of residual under s_3 fault ($\delta_k^s = 0.7, k \geq 120$); (a) eq.(18), (b) moving window ($L=4$), (c) MDWT(HT), (d) MDWT(ST).

재구성에서 제외시키는 엄격한 한계값(HT)을 적용하였으며, 3(d)에서는 세부채널 각각에 대하여 2σ 의 유연한 한계값(ST)을 적용하였다. ST의 적용으로 고장 특징의 왜곡을 어느정도 감소시킬 수 있음을 알 수 있다.

따라서 제안된 MDWT 기법은 적절한 스케일 M 을 선정하고 ST를 적용할 경우 고장탐지시간에 대한 큰 손해없이 잡음성분의 감소에 따라 허위경보 확률을 감소시키는 동시에 통계적 방법에 의해 선정된 문턱값을 별도의 경험적인 조정없이 직접 적용함으로써 오탐지 확률을 감소시킬 수 있으므로, 결과적으로 두가지 확률을 동시에 감소시키는 효과를 가지고 있음을 알 수 있다. 그림 4는 그림 3과 동일한 고장 발생시 필터뱅크의 잔여치 통계특성 λ_k 세트에 대해서 유연한 한계값을 적용하는 MDWT 기법을 통하여 잡음감소 후의 $W\lambda_k$ 세트를 보여준다. 이들 그림과 및 다른 고장들에 대한 시뮬레이션 결과로부터 구동효과도 감소, 측정 스케일링 변화 및 스텝형태의 갑작스런 고장에 대해서는 MDWT의 1주기 ($2^M = 2^2 = 4$) 또는 2주기만에 허위경보 및 오탐지 없이 정확하게 탐지하고 분류할 수 있으며, 램프형태의 작고 서서히 증가하는 고장에 대해서도 변화율에 따라 시간차이는 있으나 정확하게 탐지 및 분류가 가능함을 알 수 있었다.

그림 5는 동일한 명령입력에 대하여 a_2 구동기에서 구동효과도 감소고장 ($\xi_k^a = 0.5, k \geq 100$) 발생시 고장 바이어스의 추정값 $b_{k/k}$, 제어입력의 변화량 $-b_{k/k} * u_k$, FTC를 수행하지 않을 경우 (...) 및 FTC를 수행할 경우 (-)에 대한 시스템의 제어입력 u_k 및 상태 x_k 의 궤적을 보여준다.

그림 5와 다른 고장들에 대한 시뮬레이션 결과로부터 제안된 FDD 기반 FTC 기법이 불확실성이 존재하는 확률적 시스템에 대한 구동기 및 감지기의 모든 고장에 대해서 유효하게 적용될 수 있음을 확인할 수 있었다. 그러나 공칭 제어의 경우에는 이러한 고장에 대하여 아무런 보정역활을 수

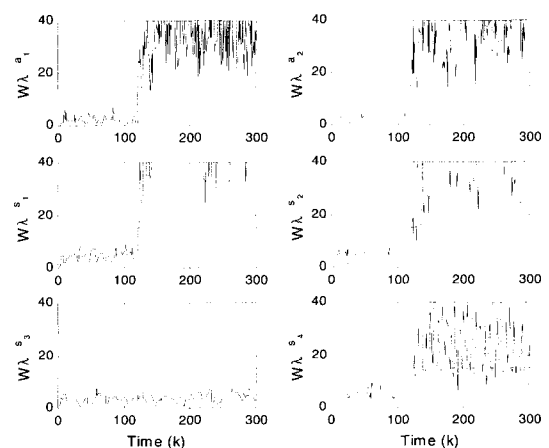


그림 4. s_3 고장 ($\delta_k^s = 0.7, k \geq 120$) 발생시 잔여치의 통계특성. Fig. 4. Test statistics of residual under s_3 fault ($\delta_k^s = 0.7, k \geq 120$)

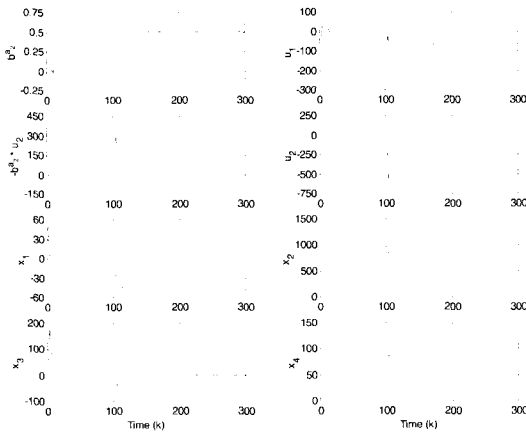


그림 5. a_2 고장 ($\delta_k^{a_2}=0.5, k \geq 120$) 발생시 고장 바이어스 추정값, 제어입력 변화량, 제어입력 및 상태 궤적.
 Fig. 5. Trajectories of fault bias estimate, control input variation, control input and state under a_2 fault ($\delta_k^{a_2} = 0.5, k \geq 120$).

행하지 못하고 시스템의 상태가 고장이 없는 경우의 궤적으로부터 크게 벗어나게 된다.

VI. 결론

불확실성이 존재하는 선형 확률적 시스템에서 구동기 및 감지기의 고장에 대한 체계적인 고장허용제어기 설계기법을 제안하였다. 시스템의 불확실성을 공칭모델에 더해지는 형태의 미지외란으로 표현하고, 미지외란에 대하여 강인한 2 단계 칼만필터(TSKF)의 벡터를 구성하여 고장을 정확하게 탐지하고, 분류하며, 추정하는 고장탐지 및 진단 알고리즘을 유도하였다. 이러한 고장진단 결과를 근거로 구동기 고장에 대해서는 고유구조지정 기법을 적용하고, 감지기 고장에 대해서는 출력값의 직접 보정을 통하여 고장허용제어를 구현하였다. 또한, 잔여치의 통계특성에 대한 다중 스케일 이산 웨이블릿 변환을 통하여 잡음의 영향을 감소시키고 고장에 대한 특징을 더욱 분명하게 함으로써 허위경보 확률과 오탐지 확률을 동시에 줄일 수 있는 새로운 방법을 제시하였다. 이론적인 해석 및 시뮬레이션 결과에 의하여 제안된 기법의 유효성을 확인할 수 있었다.

참고문헌

[1] H. Noura, D. Sauter, F. Hamelin and D. Theilliol, "Fault-tolerant control in dynamic systems: Application to a winding machine," *IEEE Control Systems Magazine*, pp.

33-49, Feb. 2000.
 [2] Y. Zhang and J. Jiang, "Design of proportional-integral reconfigurable control systems via eigenstructure assignment," *Proceedings of the American Control Conference*, Chicago, Illinois USA, pp. 3732-3736, 2000.
 [3] Y. Zhang and J. Jiang, "Design of integrated fault detection, diagnosis and reconfigurable control systems," *IEEE Proceedings of the 38th Conference on Decision and Control*, Phoenix, Arizona USA, pp. 3587-3592, 1999.
 [4] D. H. Zhou and P. M. Frank, "Fault diagnosis and fault tolerant control," *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 34, No. 2, pp. 420-427, 1998.
 [5] R. J. Patton, H. Y. Zhang and J. Chen, "Modeling of uncertainties for robust fault diagnosis," *IEEE Proceeding of the 31st Conference on Decision and Control*, Tucson, Arizona USA, pp. 921-926, Dec. 1992.
 [6] R. J. Patton and J. Chen, "Optimal selection of unknown input distribution matrix in the design of robust observers for fault diagnosis," *Automatica*, Vol. 29, No. 4, pp. 837-841, 1993.
 [7] J. Chen and R. J. Patton, "Optimal filtering and robust fault diagnosis of stochastic systems with unknown disturbances," *IEE Proceeding of Control Theory Application*, Vol. 143, No. 1, pp. 31-36, 1996.
 [8] M. Saif and Y. Guan, "A new approach to robust fault detection and identification," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 29, No. 3, pp. 685-695, 1993.
 [9] J. Y. Keller and M. Darouach, "Fault isolation filter design for linear stochastic systems with unknown inputs," *IEEE Proceedings of the 37th Conference on Decision and Control*, Tampa, Florida USA, pp. 598-603, 1998.
 [10] J. Y. Keller and M. Darouach, "Optimal two-stage Kalman filter in the presence of random bias," *Automatica*, Vol. 33, No. 9, pp. 1745-1748, 1997.
 [11] J. Y. Keller, M. Darouach and L. Caramelle, "Kalman filter with unknown inputs and robust two-stage filter," *Int. Journal of Systems Sciences*, Vol. 29, pp. 41-47, 1998.
 [12] J. H. Lee and J. Lyou, "Fault diagnosis and fault tolerant control for linear stochastic systems with unknown inputs," *Proceedings of the 14th International Conference on Systems Science*, Wroclaw, Poland, pp. 255-269, 2001.
 [13] R. M. Rao and A. S. Bopardikar, *Wavelet transforms: Introduction to theory and applications*, Addison-Wesley.

**이 종 호**

1985년 경북대 전자공학과 졸업. 동대학원 석사(1987). 1998년~현재 충남대 박사과정. 1987년~현재 국방과학연구소 선임연구원. 관심분야는 모델링, 고장탐지 및 진단, 고장허용제어 및 응용.

**유 준**

1978년 서울대 전자공학과 졸업. 한국과학기술원 전자공학과 박사(1984). 1984년~현재 충남대학교 전자공학과 교수. 관심분야는 고장진단 및 고장허용제어, 플랜트제어 및 신호처리, 모델링.