

Fault Detection and Identification for a robot used in Intelligent Manufacturing

이상길, 송택렬*

* 한양대학교 제어계측공학과(Tel:0345-400-4051, Fax:0345-406-6639, E-mail:guidance@hymail.hanyang.ac.kr)

Abstract To increase reliability and performance of an IMS(Intelligent Manufacturing System), fault tolerant control based on an accurate fault diagnosis is needed. In this paper, robot FDI(fault detection and identification) is proposed for IMS where the robot is controlled with state estimates of a nonlinear filter using a mathematical robot model. The Chi-square distribution is applied fault detection and fault size is estimated by a proposed bias filter. Performance of the proposed algorithm is tested by simulation for studies.

Keywords fault, detection, identification, robot, EKF

1.서론

항공기,로봇매니퓰레이트,CNC(Computer Numerical Controller) 등과 같은 많은 동적시스템에서는 시스템 파라미터등과 같은 갑작스런 변화로 인한 고장을 감지,대처하는 것이 필요하다. 고장이란 구동기,센서등과 같은 시스템구성요소의 오동작이나 갑작스런 외란으로 인해 정상동작을 벗어나 원하는 작업을 수행하지 못하게 되는 허용될수 없는 편차인 시스템의 오동작이라고 할 수 있다.이러한 오동작은 플랜트전체의 예기치 못한 성능변화의 요인이 될 수 있다. 로봇, CNC공작기등으로 이루어진 인공지능생산시스템(Intelligent Manufacturing System)에서 로봇은 아주 중요한 구성요소이다. IMS에 필요한 각종의 요소기기를 움직이기 위한 제어 시스템은 보다 고도화 되고 지능화 되어서 외부 환경의 변화와 외란에 대처할 수 있어야 한다. 이와 같이 외부 환경에 적응할 수 있는 제어 시스템의 필요성과 함께 IMS에서 대두되는 점은 제어 시스템의 오동작에 의해서 발생할 수 있는 문제점의 사전 감지 및 대처 능력이다. 갑작스런 고장으로 인한 제조시스템 전체의 중단은 제품생산과 운영시스템에 막대한 손실을 가져다준기때문이다. 이에 허용되는 시간내에 시스템의 고장을 감지하여 시스템의 제어신호가 고장에 의해 과도한 반응을 나타내지 않도록하는 고장의 조기감지,판별과 회복을 함으로써 신뢰성,생산성등을 높일수 있다.고장감지(fault detection)기능은 일정한 오차내에 어떤 추정치나 추정치가 있는지를 체크하는 것으로써 고장의 초기에 시스템에 경고신호를 보낼수 있고 고장판별(fault identification)기능은 고장부위의 검출, 고장의 정도를 알 수 있게 함으로써 시스템의 유지보수에 큰 도움을 줄 수 있으며 요소기기의 여분(redundancy)가 있을 경우 시스템을 재구성하고,경로를 재설계하고 필요한 제어알고리즘을 구현하는데 필수적으로 소요된다. 고장의 유형은 센서,구동기,시스템의 세 종류로 구분할 수 있으나[3], 본 논문에서는 로봇에 치명적일 수 있는 구동기의 고장에 한하여 논의하였다.

기존의 고장진단기법(Fault Detection and Identification)에는 시스템동력학의 수학적 모델에 의한 모델에 근거한 방법과 하드웨어적여분(hardware redundancy), 특수센서등을 이용한 모델에 근거하지않은 방법이 있다. 이 방법은 여분의 센서와 같은 장치를 설치하여 출력값을 비교함으로써 고장을 진단하는 것으로써 비용의 증가나 시스템전체의 효율감소의 우려가있다. 해석적여분(analytical redundancy)을 이용한 진단은 수학적 모델에 근거한

이론적 추정치에 대한 센서의 측정치가 비교되어진다. 이 방법은 대체적으로 정확하게 모델되어지고 공칭행위(nominal behavior)가 쉽게 특성지어지는 전자시스템이나 정보시스템에는 유용하지만 복잡한 시스템에서는 정확한 모델링이 곤란한 어려움이 있다. 이에 모델오차의 민감도에 대한 문제해결의 접근으로써 강인(robust)성의 입장에서 접근한 이론도 있다[2,10].

본 논문에서의 상태추정을 통한 고장진단은 로봇제어에 필요한 센서들에서의 측정치만을 이용하므로 추가적으로 요구되는 고가의 계측시스템 없이도 필요한 정보들을 이용할 수 있으므로 경비절감을 할 수 있는 잇점이 있다. 수학적 모델에근거한 FDI기법은 다양한접근방법이 연구되어왔으며 크게 나누어 상태추정접근법과 파라미터추정접근법으로 생각할 수 있다. 상태추정접근법에는 감지필터(detection filter),칼만필터 또는 다중칼만필터를 이용한 이노베이션검사(innovation test)[6],패러티 공간방법(parity space approach),전문가 시스템(expert system application)등이 있다.

이 논문에서 사용된 FDI기법은 칼만필터를 이용한 이노베이션 검사로써 실제 시스템과 추정된 시스템 출력 사이의 차이인 잔여량(residual) 벡터를 이용하는 방법으로 시스템이 정상 가동 중인 경우에는 잔여량이 영이나 고장 발생시에는 영이 아닌 값을 갖는다. 이 잔여량의 카이제곱분포를 이용하여 PFA(Probability False Alarm)를 최소화하면서도 고장감지할 수 있는 문턱값(Threshold)을 찾아서 IMS용 로봇의 고장감지에 이용하고, bias 형태로 나타나는 고장의 크기와 발생시간을 추정하는 고장판별기법을 제시함으로써 비선형시스템인 로봇의 고장진단을 위한 알고리즘을 제시하였다. 그리하여 기존의 Input Estimation Algorithm[1]이 갖는 계산의 복잡성과 과다한 정보교환이 개선된다.

2.시스템 모델링

IMS용 로봇트는 회전관절(revolute joint)이나 미끄럼관절(revolute joint)로 연결된 링크들로 구성되어 있으며 각 링크는 구동기(actuator)로 동작한다. 고장시 경로를 재설계하기위해 여유구동(redundancy actuator)이 존재하도록 모델링하여야 하나

고장진단만을 위해서 간단히 그림 1.의 모델을 생각한다. 그림 1.은 Young[11]과 Pei[12]에 제안된 2자유도 매니퓰레이터를 나타낸다. 매니퓰레이터의 관절각의 위치, 속도, 가속도를 각각 q, \dot{q}, \ddot{q} 라하면 운동방정식은 아래와 같다.

$$D(q)\ddot{q} + H(q, \dot{q}) + G(q) = \tau \quad (1)$$

여기서

$$q = (q_1, q_2)^T$$

$$D_{11} = (m_1 + m_2)l_1^2 + m_2 l_2^2 + 2m_2 l_1 l_2 \cos q_2 + I_1$$

$$D_{12} = D_{21} = m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos q_2$$

$$D_{22} = m_2 l_2^2 + I_2$$

$$H_1 = -m_2 l_1 l_2 \sin q_2 \dot{q}_2^2 - 2m_2 l_1 l_2 \sin q_2 \dot{q}_1 \dot{q}_2$$

$$H_2 = m_2 l_1 l_2 \sin q_2 \dot{q}_1^2$$

$$G_1 = (m_1 + m_2)l_1 \cos q_1 g + m_2 l_2 \cos(q_1 + q_2)g + d_1$$

$$G_2 = m_2 l_2 \cos(q_1 + q_2)g + d_2$$

$D(q)$ 는 관성행렬로써 positive definite 이고 대칭행렬 (symmetric)이다. $H(q, \dot{q})$ 는 코리올리스와 원심력을 나타내는 벡터이고 $G(q)$ 는 중력을 나타내는 벡터이며 d_i 는 i 번째 링크의 외란이다.

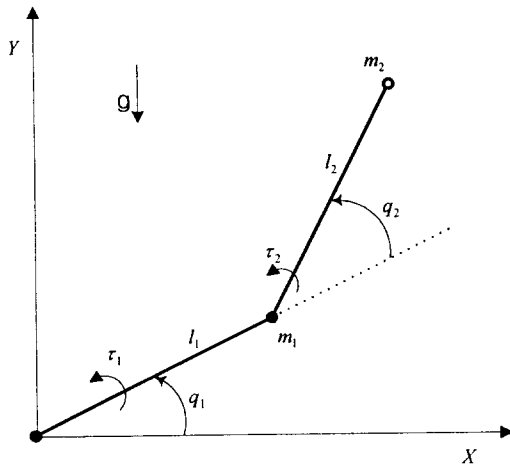


그림 1. 2자유도 매니퓰레이터.

(1)은 MIMO(Multi Input Multi Output) 비선형시스템 방정식으로써 간단히 $M(q)\ddot{q} + N(q, \dot{q}) = \tau$ 으로 표현하면 로봇제어시스템 루우프는 그림 2.와같이 나타낼수 있다. 대수적 또는 기하학적방법을 이용한 역기구학(Inverse Kinematics)의 해석[14]은 cartesian space 의 u, \dot{u}, \ddot{u} 를 configuration space q, \dot{q}, \ddot{q} 로 변환시킨다. 또 비선형시스템을 선형시스템으로 변환하기위해 feedback linearization[13] 방법을 이용한다. 여기서는 feedback linearization의 하나인 계산토크제어(computed-torque control)를 사용한다.nonlinear term이 제거되도록 입력 τ 를 $\tau = \alpha\tau' + \beta$ 로 잡고 $\alpha = M(q), \beta = N(q, \dot{q})$ 가 되도록하면 선형이된다.

$$M(q)\ddot{q} + N(q, \dot{q}) = \alpha\tau' + \beta$$

$$\ddot{q} = \tau'$$

error dynamic equation이 0이 되도록 새로운 input τ' 를 고려

하면 $\tau' = \ddot{q}_d + K_v(\dot{q}_d - \dot{q}) + K_p(q_d - q)$ 이다.

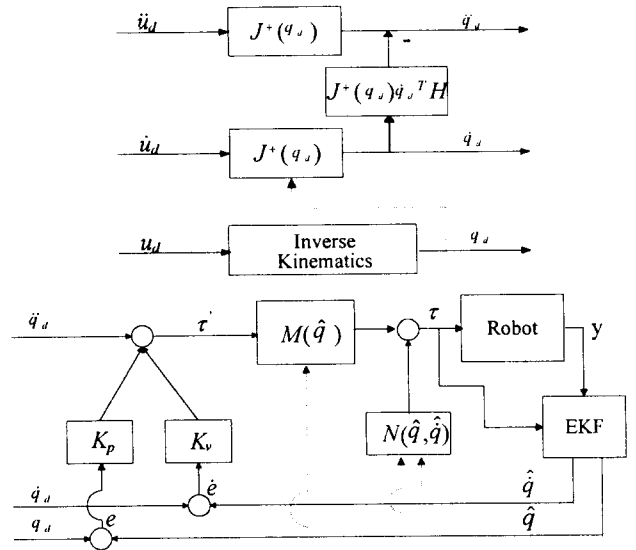


그림 2. 로봇 제어시스템

상태방정식으로 변환하면

$$\dot{x} = Ax + \mu \quad (2)$$

$$y = Hx$$

여기서

$$x = (q_1, q_2, \dot{q}_1, \dot{q}_2)^T$$

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ -K_p & 0 & K_v & 0 \\ 0 & -K_p & 0 & K_v \end{pmatrix}, \quad \mu = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \ddot{q}_{1d} + K_v \dot{q}_{1d} + K_p q_{1d} \\ \ddot{q}_{2d} + K_v \dot{q}_{2d} + K_p q_{2d} \end{pmatrix}$$

$$y = (q_1, q_2)^T, \quad H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

그러나 측정치(measurement)가 위치정보 q_1, q_2 뿐이므로 \dot{q}_1, \dot{q}_2 는 추정(estimate)치를 사용해야 한다. 정상상태가 되었을 때 필터로부터 추정되는 $\hat{q}_1, \hat{q}_2, \hat{q}_1, \hat{q}_2$ 가 실제측정치와 근사한 것으로 생각을 한다면 아래의 상태방정식은 선형화된 것으로 생각할 수 있다. input $\tau = \alpha\tau' + \beta$ 로 잡고 $\alpha = M(\hat{q}), \beta = N(\hat{q}, \hat{q})$ 정한다.

$$\ddot{q} = M^{-1}(q)[M(\hat{q})\tau' + N(\hat{q}, \hat{q}) - N(q, \dot{q})]$$

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_3 \\ x_4 \\ -M^{-1}(x_2)N(x_1, x_2, x_3, x_4) \\ + M^{-1}(x_2)[M(\hat{x}_2)\tau' + N(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \hat{x}_3, \hat{x}_4)] \end{pmatrix}$$

$$\triangleq f(x, \tau)$$

$$\text{여기서 } \tau' = \begin{pmatrix} \ddot{q}_{1d} + K_v(\dot{q}_{1d} - \hat{x}_3) + K_p(q_{1d} - \hat{x}_1) \\ \ddot{q}_{2d} + K_v(\dot{q}_{2d} - \hat{x}_4) + K_p(q_{2d} - \hat{x}_2) \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} \quad (3)$$

3. 제안된 FDI

3.1 FDI 모델

(3)의 시스템에 bias와 노이즈(noise)가 존재하는 것으로 고려하면

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, \tau) + Bb\delta(t) + Gw(t) & w(t) &\sim N(0, Q(t)) \\ y &= Hx + v & v_k &\sim N(0, R_k) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 $Bb\delta(t)$ 는 bias 형태로 나타나는 구동기의 고장이다. 그림 3은 FDI의 블록선도를 나타내는 것으로서 플랜트에 고장이 bias 형태로 들어가고 uncertainty 등은 노이즈로 모델링하였다.

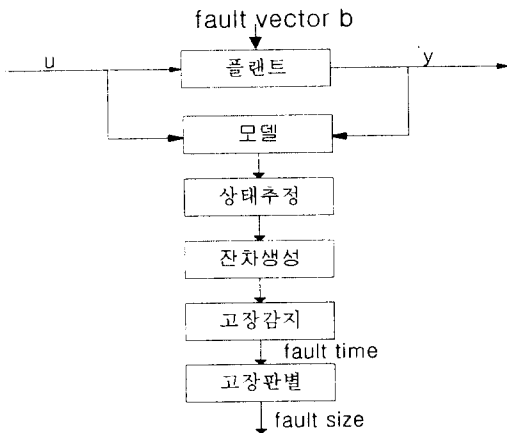


그림 3. FDI 시스템의 블록선도

3.2 상태추정

(4)의 시스템은 정상상태에서 선형으로 approximation 했지만 더욱 더 정확한 상태추정을 위해선 비선형필터인 EKF(Extended Kalman Filter)[15]를 사용한다. 이에 따른 EKF의 알고리즘은 전과방정식

$$\text{state} \quad \bar{x} = f(\bar{x}, \tau), \quad \bar{x}(t_k) = \hat{x}_{k-1} \quad (5)$$

$$\text{covariance} \quad \bar{P} = F\bar{P} + \bar{P}F^T + GQG^T, \quad \bar{P}(t_k) = \hat{P}_{k-1} \quad (6)$$

$$F = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=\bar{x}}$$

측정정보갱신방정식

$$\text{state} \quad \hat{x}_k = \bar{x}_k + K_k(y_k - H_k \bar{x}_k) \quad (7)$$

$$\text{covariance} \quad \hat{P}_k = (I - K_k H_k) \bar{P}_k \quad (8)$$

$$K_k = \bar{P}_k H_k^T (H_k \bar{P}_k H_k^T + R_k)^{-1}$$

3.3 고장감지(Fault Detection)

고장감지는 크게 IFD(instrument fault detection), AFD(actuator fault detection), CFD(component fault detection)으로 분류할 수 있으나, 본 논문에서는 구동기에 고장이 bias 형태로 나타날때의 FD에 대하여 알아보기로 한다.

잔차(residual)생성은 다양한 프로세서에 따라 측정가능한 입·출력신호를 이용한 패러미터 공간 상태추정을 이용한 감지필터, 측정 불가능한 파라미터의 경우 parameter identification 등의 기법이 있지만 본 논문에서는 칼만필터를 이용한 상태추정으로 잔차를 계산한다. 생성된 residual을 monitoring 함으로써 고장이 결정된다. 결정론적 시스템은 residual 중의 하나가 0이 아니거나 threshold 값을 넘는다면 고장이 감지될 것이다. 그러나 노이즈가 있는 residual의 경우에는 고장결정의 방법은 residual의 통계에 따른 테스트에 의한다. Kalman Filter에 의하여 생성된 innovation의 통계는 각각 이용가능하지만 다른 기법에 의한 것은 1차와 2

차의 통계가 계산되어져야 한다. 노이즈 있는 residual의 testing 기법에는 Direct Parallel Testing, Multivariate Testing[5], Sequential Probability Ratio Test[9], Generalized Likelihood Test[8], Bayesian Methods[7] 등이 있다. 잔차(residual) ν 는 $y_k - H_k \bar{x}_k$ 이므로 평균이 0이고 공분산이 $H_k \bar{P}_k H_k^T + R_k$ 인 white Gaussian noise이다. weighted square residual의 sum을 결정함수(decision function) J 라 두면

$$J_k = \nu_k^T S_k^{-1} \nu_k \quad (9)$$

여기서 $J_k \geq \lambda$ 이면 고장(fault)

$$J_k < \lambda \text{ 이면 정상(No fault)}$$

여기서 문턱값(threshold) λ 는 Chi-square distribution를 이용하여 PFA(Probability False Alarm)와 자유도(degree of freedom)로부터 정해진다.

3.4 고장의 identification

고장의 형태가 시스템의 unknown input으로 나타나는 경우로 가정하여 고장의 크기를 추정하므로 선형시스템의 unknown input b 의 크기를 추정하는 문제를 고려해 보자.

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) + \mu(t) + Bb\delta(t - t_b) + Gw(t) \quad (10)$$

$$y_k = H_k x_k + v_k$$

여기서 $w(t)$ 와 v_k 는 white Gaussian noise로서 평균이 0이며 공분산이 각각 $Q(t)$ 와 R_k 이다. 시간 t_b 에서 고장이 생기고 이후의 임의의 시간 t_k 에서 시스템의 상태변수를 추정하는 Kalman filter의 residual은

$$y_k - H_k \bar{x}_k = H_k e_k^b + (H_k e_k^f + v_k) \quad (11)$$

으로 표현되며 추정오차 $e_k = x_k - \bar{x}_k$ 는 b 가 없다고 생각한 Kalman Filter의 추정오차 e_k^f 와 b 에 의한 오차 e_k^b 로 구성 되어 있다. 그러면 e_k^b 는 Kalman gain을 K_k 라 하면

$$e_k^b(t_k) = V(t_k)b \quad (12)$$

에서 유도되고 $V(t_k)$ 는 $t = t_{k-1}$ 과 $t = t_k$ 사이에서

$$\dot{V}(t) = (A(t_{k-1}) - K_{k-1}H_{k-1})V(t), \quad V(t_{k-1}) = V_{k-1}$$

을 이용하여 구한다. 참고로 $V(t_b) = I$ 를 초기조건으로 한다. 위의 결과로부터 (11)식을

$$y_k - H_k \bar{x}_k = H_k V_k b + \nu_i \quad (13)$$

으로 표시할 수 있으며, $\nu_k \sim N(0, H_k \bar{P}_k H_k^T + R_k)$ 인 white noise이다. 이 경우 b 의 추정문제

$$b_{k+1} = b_k$$

의 dynamic equation과 (13)의 pseudomeasurement를 이용하여 또다른 Kalman filter 즉 bias 필터를 설계하는 문제로 귀속된다. b 의 추정 알고리즘은

$$\begin{aligned} \hat{b}_{k+1} &= \hat{b}_k + P_{k+1}^b (H_{k+1} V_{k+1})^T [H_{k+1} \bar{P}_{k+1} H_{k+1}^T + R_{k+1}]^{-1} \\ &\quad \cdot [y_{k+1} - H_{k+1} \bar{x}_{k+1} - H_{k+1} V_{k+1} \hat{b}_k] \\ (P_{k+1}^b)^{-1} &= (P_k^b)^{-1} + (H_{k+1} V_{k+1})^T [H_{k+1} \bar{P}_{k+1} H_{k+1}^T \\ &\quad + R_{k+1}]^{-1} \cdot H_{k+1} V_{k+1} \end{aligned} \quad (14)$$

이 된다. 또한 이 추정치를 [1,4]의 결과와 연계시켜 시스템상태 변수 x_i 의 추정치 \hat{x}_i 를 b 의 영향을 고려하여 수정하면

$$\hat{x}_k^c = \hat{x}_k + V_k \delta_k \quad (15)$$

가 되고 수정된 공분산 행렬은

$$\hat{P}_k^c = \hat{P}_k + V_k \hat{P}_k^b V_k^T \quad (16)$$

가 되어야 한다. 수정된 \hat{x}_k^c 로부터 bias의 크기를 알수있다.

4. 시뮬레이션 및 결과

(1)에서 파라미터값은 $l_1 = 1m, l_2 = 0.8m$, load inertia인 $I_1 = 5kg m^2, I_2 = 5kg m^2$ 이고 $m_1 = 0.5kg, m_2 = 3kg$, $d_1 = 10N \cdot m, d_2 = 10N \cdot m$ 이다.(4)에서 $b = (0, 0.5, 0, 0)^T$, $B = I_4, G = (0, 0, 1, 1)^T$ 이다. 프로세스 노이즈벡터 w 의 분산은 0.25, 측정치에서 들어오는 노이즈벡터의 분산은 0.00005로 가정하였고 필터의 초기값들은 $\hat{x}(0) = (0, 0, 0, 0)^T, \hat{P}(0) = 5I_4, \hat{b}(0) = (0, 0, 0, 0)^T, \hat{P}^b(0) = 0.0005I_4$ 로 가정했다. EKF로 상태추정을 하여서 시스템이 정상상태일 때 고장감지 알고리즘이 작동되며 잔차를 이용한 결정함수로 고장을 감지하게 되면 fault identification 알고리즘이 작동된다. 이 알고리즘에서 residual의 값은 EKF로 추정된 값이 사용된다. 그림 3.과 그림 4.은 4초에 bias가 생겼을 때 관절각의 위치 q_1, q_2 의 변화를 나타낸것으로써 고장발생시간과 bias크기를 잘 추정함을 알 수 있다.

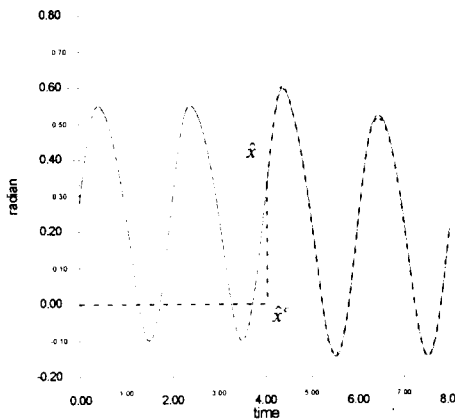


그림 3. q_1 에서의 고장 시간과 크기

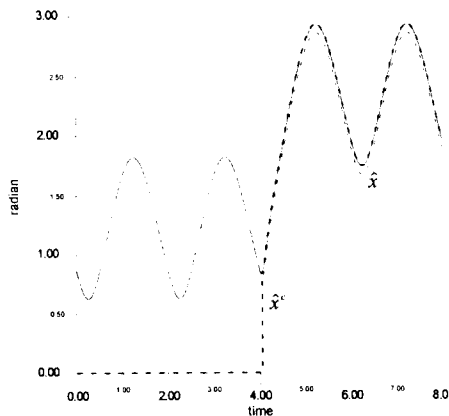


그림 4. q_2 에서의 고장 시간과 크기

본 논문에서는 비선형시스템인 로봇을 선형화시켜 고장진단을 하였다. bias형태의 고장발생시 비선형시스템의 상태추정을 이용하여 잔차를 계산하고 feedback linearization을 이용하여 선형화된 로봇시스템에 bias추정하는 알고리즘을 적용함으로써 정확하고 신속한 고장진단을 할 수 있다.

참고문헌

- [1] Bogler, P.L., "Tracking a Maneuvering Target Using Input Estimation", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, Vol.AES-23, No.3, 1987
- [2] Chow, E. Y., and Willsky, A.S., "Analytical Redundancy and the Design of Robust Failure Detection Systems", *IEEE Trans. on Automatic Control*, Vol. AC-29, No. 7, pp. 603-614, July, 1984.
- [3] Frank, P. M., 1990, "Fault Diagnosis in dynamic Systems Using Analytical and Knowledge-Based Redundancy-A Survey and Some New Results," *Automatica*, Vol. 26, No. 3, pp. 459-474.
- [4] Friedland, B., "Treatment of Bias in Recursive Filtering", *IEEE Trans. on Automatic Control*, Vol.AC-14, No.4,1969
- [5] Hancock, J.C., and Wintz, P.A., 1966, "Signal Detection Theory", McGraw Hill, New York.
- [6] Mehra, R. K. and I. Peshon(1971)., "An innovations approach to fault detection and diagnosis in dynamic system", *Automatica*, 7, 635-640
- [7] Miller, I, and Freund, J.E., 1985, "Probability and Statistics for Engineering", Englewood Cliffs, N. J.
- [8] Willsky, A.S.(1976)., "A survey of design methods for failure detection in dynamic systems", *Automatica*, Vol.12, 601-611
- [9] Wetherill, G.B., 1975, "Sequential Methods in Statics," Chapman and Hall, London.
- [10] E. Wahnou, A. Benveniste, L. El Ghaoui, and R. Nikoukhah, "An Optimum robust Approach to Statistical Failure Detection and Identification", *Proc. of the 30th Conference on Decision and Control*, December 1991
- [11] K. D. Young, "controller design for a manipulator using theory of variable structure system", *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, Vol.SMC-8, pp.101-109, Feb 1987
- [12] H. L. Pei and Q. J. Zhou, "Variable structure control of linearizable systems with applications to robot manipulators", *Proc. of the 1991 IEEE Internation Conference on Robotics and Automation*, April 1991
- [13] J. E. Slotine and W. Li, "Applied Nonlinear Control", Prentice Hall, 1991
- [14] M. Ziegler, "Geometric Approach in Solving Inverse Kinematics of PUMA Robots", *IEEE Trans. on Aero. and Elec. Sys.*, Vol.AES-20, No.6, November 1984
- [15] M. S. Grewal, and A. P. Andrews, "Kalman Filtering Theory and Practice", Prentice Hall