논문 03-01-17

원전 탈기기 시스템의 수위 측정 센서의 고장 검출 및 진단

Fault Detection and Diagnosis of the Deaerator System in Nuclear Power Plants

金 奉 奭*, 李 仁 秀**, 李 潤 俊***, 金 慶 淵*
Bong-Seok Kim*, In-soo Lee**, Yoon-Joon Lee***, and Kyung-Youn Kim*

요 약

원전 탈기기 저장탱크의 기하학적 구조 및 정상 상태에서의 입출력 흐름율을 고려하여 동적 제어 모델을 설정하고, 적응 추정기를 이용하여 수위 측정 센서의 고장 검출 및 진단 기법을 제안하였다. 영광 3, 4호기의 실제 운전 데이터를 적용하여 제안된 고장 검출 및 진단 기법의 성능을 평가하고 타당성을 검증하였다.

Abstract

In this paper, dynamic control model is formulated by considering the geometrical structure of the deaerator storage tank in nuclear power plant and input-output flow rate at steady state, and we describe fault detection and diagnosis (FDD) scheme based on the adaptive estimator. The performance and effectiveness of the proposed FDD scheme are evaluated by applying real operating data obtained from the YOUNGKWANG 3 & 4 FSAR.

Key words : Deaerator, Liquid-Level Control, Fault Detection and Diagnosis, Adaptive Estimator

원자력 발전소는 안전성(security) 및 신뢰성(reliability) 확보가 가장 중요하므로, 원전 자체가 구축하고 있는 다중의 하드웨어 중첩(hardware redundancy)에도 불구하고, 소프트웨어 중첩(software redundancy)을 사용한 고장 검출 및 진단 시스템의 개발은 매우 중요한 이슈로 취급되고 있다. 한편, 최근에 국내 원자력 발전소에서 복수 계통의 탈기기 수위 제어용 카드 고장으로 인하여, 출력 감발은 물론 원자로를 일시 정지시킨 사고가 있었다. 탈기기 수위 제어용 카드 고장으로 인해 증기발생기에 급수를 공급하는 주급수 펌프가 정지되

* 濟州大學校 電氣電子工學部
(Department of EE., Cheju National Univ.)
** 尙州大學校 電子電氣工學部
(Department of EE., Cheju National Univ.)
*** 濟州大學校 에너지工學科
(Department of Nuclear and Energy Engineering, Cheju National Univ.)
接受日:2003年 5月 2日, 修正完了日:2003年 7月 27日

어, 증기발생기 저수위 신호에 의해 발전 및 원자로의 일시 정지가 불가피한 사고로 추정된다.

고장 진단 기법에 대한 연구는 전자, 전기, 기계, 의료분야, 화공 및 원자력 분야 등과 같은 여러 분야에서 활발히 연구되고 있으며, 산업전반에 걸친 자동화 추세에 따라 중요성이 날로 커지고 있다. 지금까지 개발된 고장 진단 기법은 크게 지식기반(knowledge-based) 기법과 모델기반(model-based) 기법으로 분류될 수 있다[1]-[3]. 지식기반 기법은 대상 시스템에 대한 물리적 모델(physical model)이 필요하지 않는 반면에, 대상 시스템의 다양한 고장의 증상들에 대한 데이터베이스를 구축해야 하며, 데이터베이스화 되어있지 않은 고장의 진단은 불가능하다. 모델기반 기법은 대상 시스템의 고장의 유형에 대한 물리적 모델을 설정함으로써 데이터베이스 구축이 필요없고, 예기치 못한 갑작스런 고장의 진단도 가능하다[4]-[6].

모델기반 고장 검출 및 진단 방법은 대상 시스템에 대한 해석적인 기법을 기초로 하는 것으로서, 상태 추정 접근법과 파라미터 추정 접근법으로 나눌 수 있다. 먼저, 파라미터 추정에 의한 고장 진단 방법으로는 먼저, 추정된 파라미터를 이용하여 모델 파라미터와 실제 시스템의 파라미터와의 관계로부터, 실제 시스템 파라미터의 변화를 계산하여 고장의 종류를 알아내는 간접적인 방법[7]이 있으나, 일반적으로 모델 파라미터와 실제 파라미터 사이의 비선형성으로 인해 명확한 관계정립이 어렵다[8]. 추정된 파라미터를 직접 고장분류에 이용하는 패턴인식에 의한 방법[9]은 추정 모델과 정상적인 공칭 모델과의 오차를 구하고 이로부터 고장의 발생 유무를 결정하며, 미리 구축한 고장 모델과 추정된 모델을 비교하여 고장상태를 분류한다. 한편, 신경회로망을 이용한 고장 검출 및 진단 기법이 개발되어 부분적으로 실용화에 성공을 거두고 있다.

상태 추정 접근법으로는 패리티(parity) 검사, 칼만 필터나 관측기(observer)를 이용한 이노베이션(innovation) 검증법, 오류감지 필터 접근법 등이 있으며[10], 이 방법들은 대개 측정된 출력값과 추정된 출력값의 오차를 이용하여 고장의 발생여부를 판단한다. 이러한 상태 추정 접근법들 중에서 다중모델(multiple model)을 이용한 고장 검출 및 진단 방법이 속응성 및 정확성 등의 측면에서 효과적인 것으로 알려져 있다[11]-[13].

본 논문에서는 다중모델을 이용한 상태 추정 접근법을 이용하여, 원전 탈기기 수위 제어 시스템의 측정 센서 고장 진단 시스템을 개발하였다. 우선, 탈기기 저장탱크의 기하학적 구조와 정상 상태에서의 입출력 흐름율을 고려하여, 상태 방정식 및 측정 방정식으로 구성되는 동적 제어 모델을 설정하고, 적응 추정기를 이용하여 측정 센서의 고장 검출 및 진단 기법을 제안하였다. 한편, 영광 3, 4호기의 실제 운전 데이터를 적용하여 개발된 고장 검출 및 진단 기법의 성능을 평가하고 타당성을 입증하였다.

II. 원전 탈기기 시스템의 수학적 모델

2.1 탈기기 저장탱크의 기하학적 모델링

원자력 발전소의 급수 계통(2차 계통)에 포함된 용존기체(산소 및 이산화탄소 등)는 급수 계통의 부식을 촉진하여 수명을 단축시킨다. 탈기기 시스템은 급수에 함유된 용존기체를 물리적으로 제거하는 역할 및 급수의 온도를 가열시키는 히터(heater)로써의 역할을 병행하고 있다. 한편, 용존기체가 제거된 급수는 일정 수위를 유지하는 저장탱크에 저장되며, 펌프를 통하여 다음 단인 5번째 히터로 송출된다. 아래 그림 1에 원전 탈기기 시스템의 개략도를 도시하였다.

아래 그림 1에서 각 변수들의 물리적 의미는 다음과 같다.

w_s : 탈기기의 유체를 가열시키기 위해, 저압력 터빈으로부터 유입되는 추출 스팀 흐름율 (extraction steam flowrate)

w_c : 전 단계 즉, 3번째 히터로부터 유입되는 유체 흐름율(water flowrate)

w_d : 다음 단계 즉, 5번째 히터로부터 드레인 (drain) 되는 유체 흐름율

w_f : 탈기기로부터 5번째 히터로 송출되는 유체

흐름율

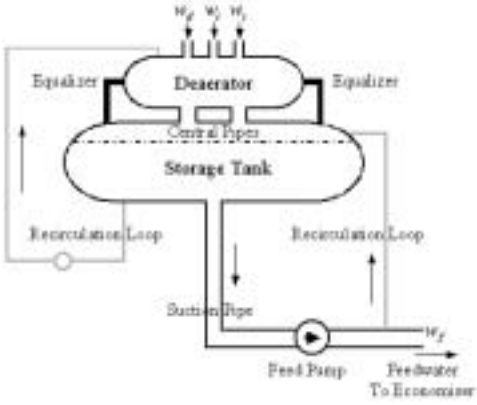


그림 1. 탈기기 시스템의 개략도

Fig. 1 Schematic of the deaerator system

본 논문에서는 탈기기 저장탱크의 수위를 일정하게 유지하기 위해 설치된 수위 측정 센서의 고장 검출 및 진단에 관한 것이므로, 영광 3, 4호기의 실제 데이터(두산중공업 자료)를 참고하여 모델링 하고자 한다. 탈기기 저장탱크의 기하학적 구조는 아래 그림 2와 같으며, 두 개가 같이 병렬로 연결되어 있다.

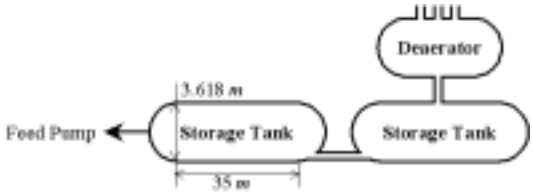


그림 2. 탈기기 시스템의 기하학적 구조

Fig. 2 Geometric structure of the deaerator system

영광 3, 4호기의 경우, 저장탱크의 외경은 $3.658m$이고 살의 두께는 $20mm$이므로 내경은 $3.618m$이며, 탱크 하나의 길이는 $35m$이다. 탱크에 유체가 가득찬 상태일 때의 탱크의 무게는 각각 $451-78=373ton$, $449-76=373ton$으로, 두 개를 합하면 $746ton$이며 유체의 체적으로 환산하면 약 $746m^3$가 된다.

한편, 저장탱크를 실린더 형태로 간주하여 체적을 계산해 보면, 저장탱크의 전체 체적은

$$V=\pi\times\left(\frac{3.618m}{2}\right)^2\times(35m+35m)=720m^3 \quad (1)$$

이다. 디자인 스펙(design spec.)에 따르면 체적은 $746m^3$인데 반해, 원통형 실린더로 간주하여 계산한 결과는 $720m^3$이다. 이 차이($26m^3$)는 두 개의 저장탱크 끝단의 반구 형태의 구조에 의해 발생한 것이므로, 이를 실린더의 내경에 포함하여 보상하여 그 해석을 간략화 시킬 수 있다. 한편, 두 개의 저장탱크를 한 개의 저장탱크로 간주할 수 있으므로, 다음 관계식에 의해 보상된 반경을 계산할 수 있다.

$$V=\pi\times r^2\times 70m=746m^3 \quad (2)$$

식 (2)에서 보상된 실린더의 내반경은 $r\cong 1.84m$가 되며, 따라서 모델링 계산에 사용될 저장탱크의 기하학적 구조는 그림 3과 같이 단순화하여 나타낼 수 있다.

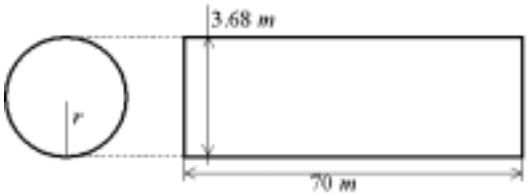


그림 3. 가상 실린더 형태의 저장탱크

Fig. 3 Fictitious cylinder-type storage tank

2.2 수위 제어 시스템(liquid-level control system)의 수학적 모델링

탈기기 시스템 저장탱크의 수위와 유체 흐름과의 동적 모델(dynamic model)을 설정하고, 설정된 동적 모델에 근거하여 수위 측정 센서의 고장 검출 및 진단 시스템을 설계하고자 한다. 수위 제어 시스템의 수학적 모델은 저항과 커패시턴스의 개념을 도입함으로써

시스템의 동적 특성을 간단한 형태로 표현할 수 있으며, 그림 4에 나타내었다[14].

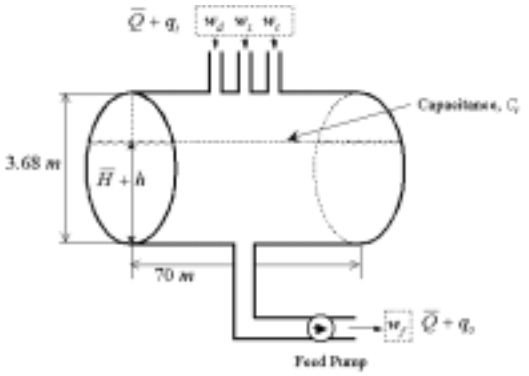


그림 4. 탈기기의 수위 제어 시스템

Fig. 4 Liquid-level control system of the deaerator

그림 4에서 각 변수들의 물리적 의미는 다음과 같다.

$\overline{H}$: 정상상태 수두(water head), m

h : 정상상태 값으로부터 수두의 작은 변화, m

$\overline{Q}$: 정상상태 유량, m^3/s

q_i : 정상상태 값으로부터 유입 유량의 미소변화, m^3/s

q_o : 정상상태 값으로부터 송출 유량의 미소변화, m^3/s

시간 dt 동안 탱크에 저장된 급수의 변화는 같은 시간 dt 동안 탱크에 유입된 순 유입량과 같으므로

$$C_t dh = (q_i - q_o)dt \tag{3}$$

여기서 C_t는 탱크의 커패시턴스로 다음과 같이 정의한다.

$$C_t = \frac{\text{저장급수의 변화, } m^3}{\text{수두의 변화, } m} \tag{4}$$

따라서 탱크의 커패시턴스는 탱크의 단면적과 같다.

유체의 입출력 흐름율과 저장탱크의 수위는 일반적으로 다음 그림 5와 같이 비선형 특성을 가지므로, 동작점을 기준으로 선형화 될 수 있다.

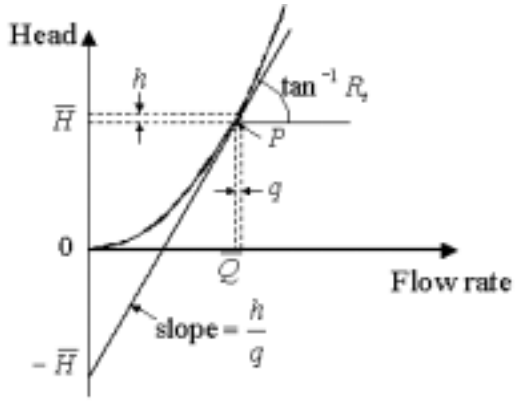


그림 5. 수두와 유량과의 특성곡선

Fig. 5 Characteristic curve between head and flow rate

그림 5에서 저항 R_t 는 다음과 같이 정의된다.

$$R_t = \frac{\text{수위차의변화, } m}{\text{유량의변화, } m^3/s} = \frac{dH}{dQ} \tag{5}$$

실제의 경우, 동작점(평형상태) 부근에서 수두와 유량의 변화가 작으므로 저항 R_t의 값은 상수로 취급할 수 있다. 한편, $dH=h$, $dQ=q_o$이므로 저항 R_t는 그림 5의 동작점 P에서 곡선의 기울기와 같으며 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$R_t = \frac{dH}{dQ} = \frac{h}{q_o} \tag{6}$$

식 (6)을 식 (3)에 대입하여 정리하면, 다음과 같은 상태 방정식을 얻을 수 있다.

$$\frac{dh(t)}{dt} = -\frac{1}{R_t C_t}h(t) + \frac{1}{C_t}q_i(t) \tag{7}$$

를 얻는다. 식 (7)에서 $R_t C_t$는 전기회로에서와 같이

시간의 차원을 가지며 시스템의 시정수(time-constant)가 된다. 한편, 저장탱크의 수위 제어 법칙(control law)은 그림 5로부터 다음과 같이 설정된다.

$$q_i(t) = -\frac{1}{R_t} h(t) \tag{8}$$

III. 적응 추정기를 이용한 고장검출 및 진단

적응 추정기는 원래 기동 표적(maneuvering target)의 추적(tracking)을 위해 R.L. Moose 등에 의해 개발된 기법으로써, 기동 표적의 위치(position), 속도(velocity) 및 가속도(acceleration) 등의 추정, 그리고 센서(radar)의 바이어스(bias) 추정에도 효과적임이 입증되고 있다[15].

본 논문에서는 적응 추정기의 기본 개념을 원전 탈기기 수위 측정 센서의 고장 검출 및 진단에 적용하고자 한다.

3.1 동적 시스템의 모델링

일반적으로 확률(stochastic) 이산 시간 상태 방정식을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x_{k+1} = Fx_k + Gu_k + Tw_k \tag{9}$$

여기서 x_k는 시간 k에서의 상태 벡터, u_k는 입력 벡터이며 F는 상태 천이 행렬, G는 제어 입력 행렬, T는 잡음 이득 행렬이고, w_k는 다음과 같은 공분산(covariance)을 갖는 프로세스 잡음으로 백색 가우시안(white Gaussian)으로 가정한다.

$$E[w_k w_l^T] = \Gamma_w \delta_{kl} \tag{10}$$

여기서 δ_{kl}은 Kronecker 델타 함수로, $k=l$이면 1과 같고, $k \neq l$이면 0인 함수이다.

그리고, 랜덤한 측정 센서 바이어스를 갖는 측정 방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$z_k = Hx_k + v_k + v^b \tag{11}$$

여기서 z_k는 시간 k에서의 측정 벡터이고 H는 측정 행렬이며, v_k는 측정 잡음으로 다음과 같은 공분산을 갖는 백색 가우시안이라고 가정한다.

$$E[v_k v_l^T] = \Gamma_v \delta_{kl} \tag{12}$$

그리고 프로세스 잡음과 측정 잡음은 다음과 같이 상호 독립이라고 가정한다.

$$E[v_k w_l^T] = 0, \ \forall \ k \text{ and } l \tag{13}$$

식 (11)의 v^b는 미지의 센서 바이어스 벡터를 나타내며, semi-Morkov process에 의해 지배된다고 가정한다. Semi-Morkov process란 N개의 가능한 벡터 $v^1, v^2, \cdots, v^N$ 중 어떤 특정한 벡터에서 나머지 다른 벡터로 천이(transition)할 동안의 시간 자체가 확률변수(random variable)인 프로세스를 의미한다[15]. 기술된 동적 시스템 모델에 대한 블록 다이어그램을 그림 6에 도시하였다.

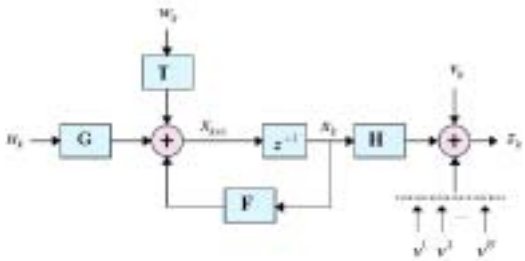


그림 6. 바이어스를 포함하는 동적 시스템의 블록 다이어그램

Fig. 6 Block diagram of the dynamic system with biases

3.2 칼만 필터

측정 센서에 바이어스 v^b가 없는 경우에는 다음과 같이 시간 갱신 단계(time-updating step)와 측정 갱신 단계(measurement-updating step)의 반복 순환과정으로 구성되는 칼만 필터를 설계할 수 있다.

1) 시간 갱신 단계(one-step ahead prediction)

$$\hat{x}_{k|k-1} = F\hat{x}_{k-1|k-1} + Gu_{k-1} \quad (14)$$

$$P_{k|k-1} = FP_{k-1|k-1}F^T + T\Gamma_w T^T \quad (15)$$

2) 측정 갱신 단계(filtering)

$$K_k = P_{k|k-1}H^T S_k^{-1} \quad (16)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k e_k \quad (17)$$

$$P_{k|k} = (I - K_k H)P_{k|k-1} \quad (18)$$

여기서

$$e_k = z_k - H\hat{x}_{k|k-1} \quad (19)$$

$$S_k = HP_{k|k-1}H^T + \Gamma_v \quad (20)$$

여기서 $\hat{x}_{k|k-1}$과 $\hat{x}_{k|k}$는 각각 시간 k에서 상태 벡터에 대한 시간갱신 및 측정갱신된 추정치를 나타내고, K_k는 칼만 이득 행렬,

$P_{k|k} = E[(x-\hat{x}_{k|k})(x-\hat{x}_{k|k})^T]$ 로 시스템 상태에 대한 오차 공분산 행렬을 나타낸다.

3.3 적응 추정기(adaptive estimator)

측정 센서에 바이어스가 존재하는 경우, Bayes의 조건부 확률 이론(conditional probability theory)으로부터 상태 추정부와 바이어스 추정부로 구성되는 적응 추정기를 설계할 수 있으며, 상태 및 바이어스 추정을 포함하는 적응 추정기에 대한 블록 다이어그램을 그림 7에 나타내었다. 그림 7의 각 블록에 대한 상세한 유도과정은 참고문헌 [15]에 나타나 있으므로, 여기서는 그 결과만을 요약하면 다음과 같다.

1) i-번째 칼만 필터

· i-번째 칼만 필터의 시간 갱신 단계

$$\hat{x}^i_{k|k-1} = F\hat{x}^i_{k-1|k-1} + Gu_{k-1} \quad (21)$$

$$P^i_{k|k-1} = FP^i_{k-1|k-1}F^T + T\Gamma_w T^T \quad (22)$$

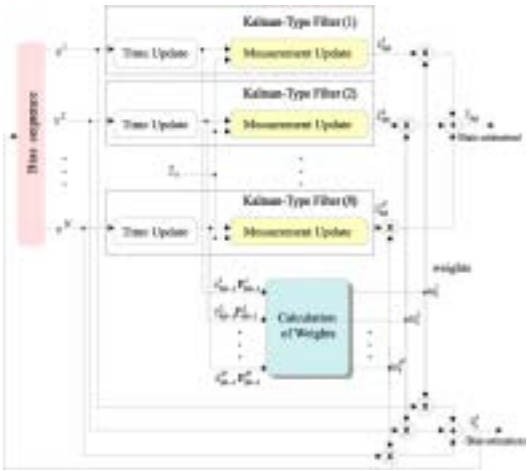


그림 7. 적응 추정기의 블럭 다이어그램

Fig. 7 Block diagram of the adaptive estimator

· i-번째 칼만 필터의 측정 갱신 단계

$$K^i_k = P^i_{k|k-1}H^T(S^i_k)^{-1} \quad (23)$$

$$\hat{x}^i_{k|k} = \hat{x}^i_{k|k-1} + K^i_k e^i_k \quad (24)$$

$$P^i_{k|k} = (I - K^i_k H)P^i_{k|k-1} \quad (25)$$

여기서

$$e^i_k = z_k - H\hat{x}^i_{k|k-1} - v^i \quad (26)$$

$$S^i_k = HP^i_{k|k-1}H^T + \Gamma_v + \Gamma^i_b \quad (27)$$

여기서 $\hat{x}_{k|k}^{i}$는 시간 k에서 i-번째 칼만 필터의 상태 추정치를 나타내고, K_k^i는 i-번째 칼만 이득 행렬, e_k^i는 i-번째 잔류(residual) 벡터, S_k^i는 i-번째 residual 공분산 행렬, $P_{k|k}^{i}=E[(x-\hat{x}_{k|k}^{i})(x-\hat{x}_{k|k}^{i})^{T}]$ 는 i-번째 시스템 상태에 대한 오차 공분산 행렬을 나타낸다. 그리고 $\Gamma_b^i=E[(v^b-v^i)(v^b-v^i)^T]$는 각 바이어스에 대한 공분산 행렬이다.

2) 가중치 계산(calculation of weights)

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

$$W_k = c_k L_k \Theta^T W_{k-1} \tag{28}$$

여기서 W_k는 i-번째 원소가 ω_k^i인 가중행렬이고, L_k는 다음과 같은 원소를 갖는 대각행렬이다.

$$\rho_{ii} = \exp\left(-\frac{1}{2}(e_k^i)^T(S_k^i)^{-1}(e_k^i)\right) \tag{29}$$

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

$$\sum_{i=1}^{N}\omega_k^i = 1 \tag{30}$$

3) 상태 추정(state estimation)

최종적으로 최적 상태 추정치는 그림 7에서와 같이 각 칼만 필터의 상태 추정치와 그 가중치의 곱의 합으로 표현된다.

$$\hat{x}_{k|k} = \sum_{i=1}^{N}\hat{x}_{k|k}^{i}W_k \tag{31}$$

4) 바이어스 추정(bias estimation)

그리고 미지의 센서 바이어스는 다음 식으로부터 추정된다.

$$\hat{v}_k^b = V^T W_k \tag{32}$$

여기서 V는 가정된 N개의 바이어스로 i-번째 원소는 v^i이다.

IV. 실제 운전 데이터를 적용한 성능 평가

본 논문에서 개발된 원전 탈기기의 수위 제어 시스템 모델과 적응 추정기에 영광 3, 4호기의 탈기기 실제 운전 데이터를 적용하여, 수위 측정 센서의 고장 검출 및 진단 성능을 평가하였다. 정격 출력이 100%일 때, 영광 3, 4호기 탈기기의 정상 상태 유체의 입출력 흐름율은 다음 그림 8과 같다.

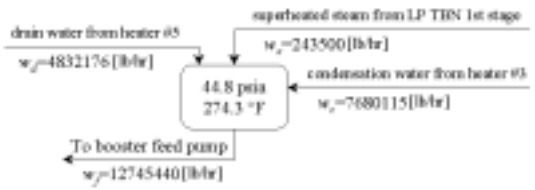


그림 8 영광 3, 4 호기의 출력 100%에서 정상 상태 유체 흐름율

Fig. 8 Flow rate at steady state in power 100%

그림 8에서, 정상 상태 유량은 $\overline{Q}=12719000\,lb/hr=3533.1\,lb/\sec$이고, 이때 수두는 탱크 내경의 70%로 가정한다. 즉, $\overline{H}=3.68\,m\times 70\%=2.576\,m=8.451\,ft$이고, 탱크의 커패시턴스는 $C_t=2\times\sqrt{r^2-(\overline{H}-r)^2}\times L$의 관계식으로부터 계산된다. 여기서 r은 탱크의 반지름으로

$r=1.84m=6.04ft$이고, L은 탱크의 길이로, $L=70m=229.66ft$이다.

이산화하기 위한 샘플링 간격, $\Delta t=0.1$로 설정하면 식 (9)의 시스템 행렬과 입력 제어 행렬은 다음과 같이 주어지며, 측정 행렬 H와 잡음 이득 행렬 T는 1로 설정하였다.

$$F=[0.9915],\ G=[4.2429\times10^{-5}] \tag{33}$$

프로세스 잡음 공분산 행렬과 측정 잡음 공분산 행렬은 다음과 같이 가정하였으며,

$$\Gamma_w=1\times10^{-2},\ \Gamma_v=1\times10^{-2} \tag{34}$$

바이어스 벡터를 다음과 같이 설정하였다.

$$V=[-1.5,\ -1.0,\ 0,\ 1.0,\ 1.5] \tag{35}$$

바이어스에 따른 5개의 칼만 필터를 구성하였으며 각 필터에 대한 가중 요소의 모든 초기값은 동일하게 설정하였고(0.2), Markov 천이 행렬의 원소는 $\theta_{ii}=0.95$, $\theta_{ij}=(1-0.95)/(N-1)$로 설정하였으며, 오차 공분산 행렬의 초기값은 $P_{-1|-1}=1$ 로 설정하였다.

수위 측정 센서의 고장 시나리오는 다음과 같이 두 가지 경우를 고려하였다.

4.1 첫 번째 시나리오

처음 20초 동안은 수위 측정 센서가 정상적으로 동작하다가, 20초 이후에 갑자기 양의 바이어스 ($v^b=1.42\,ft$)가 첨가되는 경우를 고려하였다.

그림 9에서는 고전적인 칼만 필터를 적용한 탈기기 저장탱크의 수위(가는 실선)와 적응 추정기를 적용한 수위(굵은 실선)를 보여주고 있다. 측정 센서가 정상적으로 동작하는 구간(처음 20초 동안)에서는 두 방법이 유사한 결과를 나타내고 있다. 20초 이후에도 실제 탈기기 저장탱크의 수위는 변화가 없으나, 수위 센서의 고장(양의 바이어스)으로 인하여 칼만 필터가 실제 수위를 잘못 추정한 결과 저수위 현상을 나타내고 있다. 이에 반해, 적응 추정기는 측정 센서의 바이어스를 추정하여 상태 변수(수위의 높이) 추정시에 보상해 줌으로써, 측정 센서의 고장 시에도 탈기기 저장탱크의 수위를 일정하게 유지할 수 있음을 보여주고 있다.

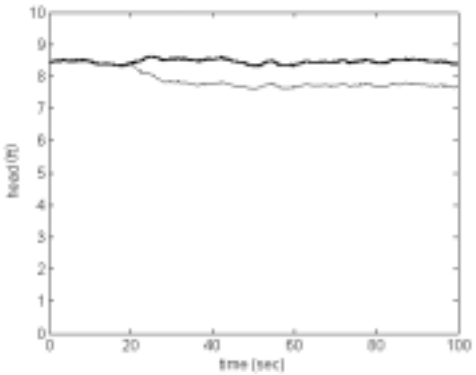


그림 9. 칼만 필터(가는실선) 및 적응 추정기(굵은실선)를 적용한 수위 추정 결과

Fig. 9 Estimated head from the Kalman filter(thin line) and adaptive estimator(bold line)

그림 10은 칼만 필터에 의한 유입 유량(가는 실선)과 적응 추정기에 의한 유입 유량(굵은실선)을 보여주고 있다. 실제 탈기기 저장탱크의 수위는 변화가 없으나, 20초 이후에 측정 센서의 고장으로 인하여 칼만 필터를 적용한 경우에는 양의 바이어스로 인해 수위가 높다고 판단하여 유입 유량을 감소시키고 있음을 확인할 수 있다. 반면에, 적응 추정기를 적용한 경우에는 측정 센서가 고장난 경우에 이를 보상해 줌으로써, 과도기간을 제외하고는 유입 유량을 정상 상태로 일정하게 유지하고 있음을 확인할 수 있다.

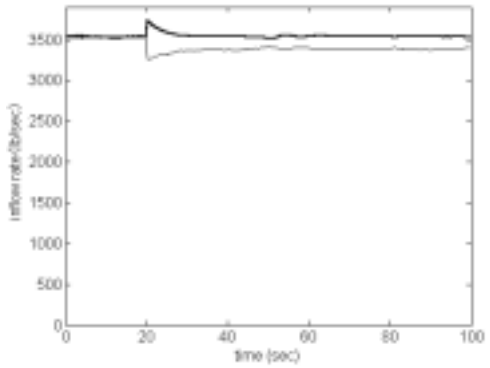
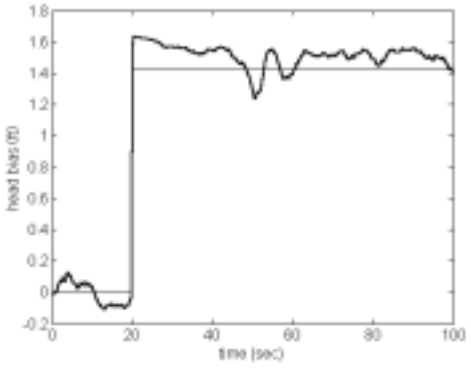


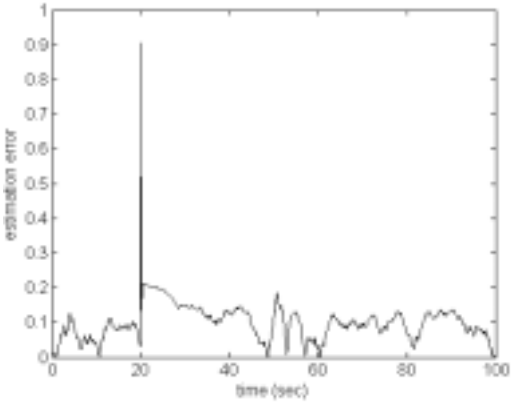
그림 10. 칼만 필터(가는실선) 및 적응 추정기(굵은실선)의 유입유량

Fig. 10 Inflow rate obtained from the Kalman filter(thin line) and adaptive estimator(bold line)

그리고 그림 11(a)는 20초 이후에 측정 센서에 발생한 실제 바이어스(실선)와 적응 추정기로 추정한 바이어스(굵은 실선)를 보여주고 있으며, 그림 11(b)는 실제 바이어스(v^b)와 추정된 바이어스($\hat{v}_k^b$)와의 오차 ($\sqrt{(v^b-\hat{v}_k^b)^2}$)를 보여주고 있다.



(a)



(b)

그림 11. (a) 실제 바이어스와 추정된 바이어스, (b) 오차

Fig. 11 (a) True bias(thin line) and estimated bias(bold line), (b) error

4.2 두 번째 시나리오

다음은 바이어스의 변화가 보다 동적인 경우로써, 처음 20초 동안은 바이어스가 없다가 20초에서 60초 사이에 갑자기 측정 센서에 양의 바이어스 ($v^b=1.42\,ft$)가 나타났다가 60초 이후에느 갑자기 음의 바이어스($v^b=-0.67\,ft$)로 스위칭되어 나타나는 경우를 고려하였다.

고전적인 칼만 필터를 적용한 탈기기 저장탱크의 수위(가는 실선)와 적응 추정기를 적용한 수위(굵은 실선)를 그림 12에 나타내었다. 그림 9에서와 마찬가지로, 측정 센서가 정상적으로 동작하는 구간(처음 20초 동안)에서는 두 방법이 유사한 결과를 나타내고 있다. 실제 탈기기 저장탱크의 수위는 변화가 없으나, 20초에서 60초 구간에서는 수위 측정 센서의 고장(양의 바이어스)으로 인하여 칼만 필터가 실제 수위를 잘못 추정한 결과 저수위 현상을 나타내고 있으며, 60초 이후에는 고수위 현상을 보이고 있다. 이에 반해, 적응 추정기는 측정 센서의 고장(양 및 음의 바이어스) 시에도 탈기기 저장탱크의 수위를 일정하게 유지할 수 있음을 보여주고 있다.

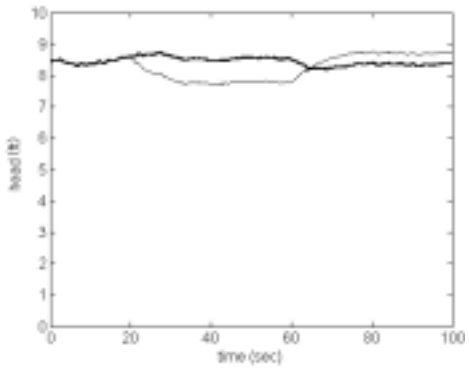


그림 12. 칼만 필터(가는실선) 및 적응 추정기(굵은실선)를 적용한 수위 추정 결과

Fig. 12 Estimated head from the Kalman filter(thin line) and adaptive estimator(bold line)

그림 13은 칼만 필터에 의한 유입 유량(가는 실선)과 적응 추정기에 의한 유입 유량(굵은실선)을 보여주고 있다. 실제 탈기기 저장탱크의 수위는 변화가 없으나, 20초 이후에 측정 센서의 고장으로 인하여 칼만 필터를 적용한 경우에는 수위가 높거나 낮게 판단하여 유입 유량을 감소 또는 증가시키고 있음을 알 수 있다. 반면에, 적응 추정기를 적용한 경우에는 측정 센서가 고장난 경우에 이를 보장해 줌으로써, 과도기간을 제외하고는 유입 유량을 정상 상태로 일정하게 유지하고 있음을 확인할 수 있다.

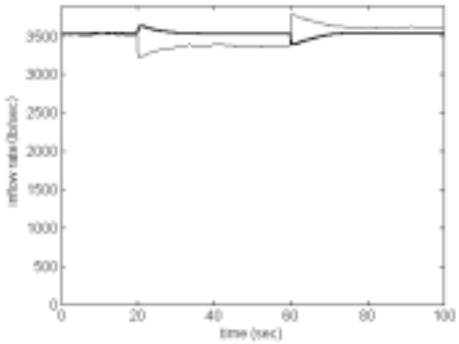
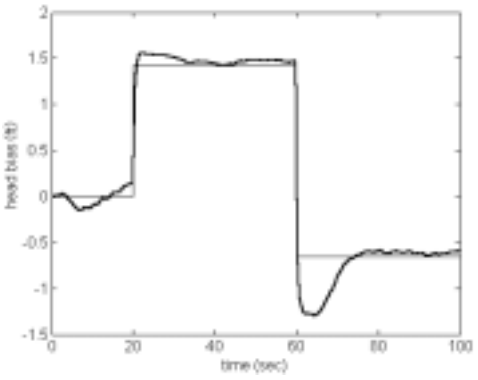


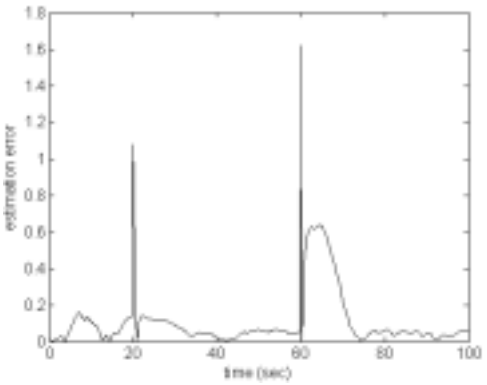
그림 13. 칼만 필터(가는실선) 및 적응 추정기(굵은실선)의 유입유량

Fig. 13 Inflow rate obtained from the Kalman filter(thin line) and adaptive estimator(bold line)

그리고 그림 14(a)는 20초 이후에 측정 센서에 발생한 실제 가정한 바이어스(가는실선)와 적응 추정기로 추정한 바이어스(굵은실선)를 보여주고 있으며, 그림 14(b)는 실제 바이어스(v^b)와 추정된 바이어스($\widehat{v}_k^b$)와의 오차($\sqrt{(v^b-\widehat{v}_k^b)^2}$)를 보여주고 있다.



(a)



(b)

그림 14. (a) 실제 바이어스와 추정된 바이어스, (b) 오차

Fig. 14 (a) True bias(thin line) and estimated bias(bold line), (b) error

V. 결론

원자력 발전소의 안전설비는 경제성 및 신뢰성 확보를 위해 필수적이므로, 다중의 하드웨어 중첩(hardware redundancy)에도 불구하고 다양한 모니터링 시스템의 개발을 위한 소프트웨어 중첩(software redundancy)을 사용하고 있다.

본 논문에서는 원전 탈기기의 수위 제어 시스템을 위한 측정 센서의 고장 진단 시스템을 개발하였다. 우선, 탈기기의 입출력 흐름율을 고려하여 상태 방정식 및 측정 방정식으로 구성되는 동적 제어 모델을 설정하고, 적응 추정기를 이용하여 측정 센서의 고장 검출 및 진단은 물론 고장 시에도 정상적으로 동작하는 제어 시스템을 구축하였다.

영광 3, 4호기의 실제 운전 데이터를 적용하여 개발된 고장 검출 및 진단 기법의 성능을 평가하고 타당성을 입증하였다.

참고문헌

[1] R. Isermann, "Process fault detection based on modeling and estimation method-A survey," Automatica, vol. 20, no. 4, pp. 387-404, 1984.

[2] R. Isermann, et al., "Special section of papers on supervision, fault detection and diagnosis of technical systems," Control Engineering Practice, vol. 5, no. 5, pp. 637-719, 1997.

[3] P.M. Frank, "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, 1990.

[4] J. Gertler, "Survey of model-based failure detection and isolation in complex plants," IEEE Control Systems Magazine, vol. 8, no. 6, pp. 3-11, 1988.

[5] M. Basseville, "Detecting changes in signals and systems-A survey," Automatica, vol. 24, no. 3, pp. 309-326, 1988.

[6] R.W. Graingor, J. Holst, A.J. Isaksson, & B.M. Ninness, "A parametric statistical approach to FDI for the industrial actuator benchmark," Control Engineering Practice, vol. 3, no. 12, pp. 1757-1762, 1995.

[7] R.J. Patton, P.M. Frank, and R.N. Clark, *Fault diagnosis in dynamic systems, theory and applications*, Prentice-Hall, 1989.

[8] A. Srinivasan and C. Batur, "Hopfield/ART-1 neural network-based fault detection and isolation," IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 5, no. 6, pp. 890-899, 1994.

[9] M.M. Polycarpou and A.T. Vemuri, "Learning methodology for failure detection and accommodation," IEEE Control System Mag., pp. 16-24, 1995.

[10] P. Smyth, □□Hidden markov models for fault detection in dynamic systems,□□ Pattern Recognition, vol. 27, no. 1, pp. 149-164, 1994.

[11] M. Kitamura, "Detection of sensor failures in nuclear plant using analytic redundancy," Transactions on American Nuclear Society, vol. 34, pp. 581-583, 1980.

[12] K.A. Loparo, M.R. Buchner, and K.S. Vasudeva, "Leak Detection in an experimental heat exchanger rocess: A multiple model approach," IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 36, no. 2, pp. 167-177, 1991.

[13] X.R. Li, and Y. Bar-Shalom, "Multiple-model estimation with variable structure," IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 41, no. 4, pp. 478-493, 1996.

[14] K. Ogata, *System Dynamics*, Prentice Hall, 1998.

[15] R.L. Moose, "Adaptive estimation for a system with unknown measurement bias", IEEE Transactions on aerospace and electronic systems, vol. AES-22, no. 6, 1986.

저 자 소 개

金奉奭(學生會員)

1999년 2월 제주대학교 전자공학과(공학사)
2001년 2월 제주대학교 전기전자공학과(공학석사)
2002년 3월 – 현재 제주대학교 전기전자공학과 박사과정
<주관심분야> Fault detection and diagnosis, Electrical tomography 등

李仁秀 (正會員)

1986년 2월 경북대학교 전자공학과(공학사)
1989년 2월 경북대학교 전자공학과(공학석사)
1997년 2월 경북대학교 전자공학과(공학박사)
1997년 3월 – 현재 상주대학교 전자전기공학부 (전임강사/조교수/부교수)
<주관심분야> 시스템의 고장진단 및 고장허용제어, 신경회로망을 이용한지능제어, 적응제어 및 응용

李潤俊 (正會員)

1975년 2월 서울대 원자력공학과(공학사)
1982년 2월 Pennsylvania State Univ. 원자력공학과(공학석사)
1989년 2월 서울대학교 원자력공학과(공학박사)
1975년 – 1984년 현대 엔지니어링 1984년 3월 – 현재 제주대학교 에너지공학과(전임강사/조교수/부교수/교수)
<주관심분야> 발전플랜트 계측제어, 발전소 자동화 등

金慶淵 (正會員)

1983년 2월 경북대학교 전자공학과(공학사)
1986년 2월 경북대학교 전자공학과(공학석사)
1990년 2월 경북대학교 전자공학과(공학박사)
1994년 8월 – 1995년 9월 미국 Univ. of Maryland(Postdoc.)
2001년 12월 – 2002년 2월 핀란드 Univ. of Kuopio 객원교수
1990년 3월 – 현재 제주대학교 전기전자공학부(전임강사/조교수/부교수/교수)
<주관심분야> Estimation theory, Fault detection and diagnosis, Electrical tomography 등