

데이터 기반 경험적 모델의 원전 계측기 고장검출 민감도 평가

Fault Detection Sensitivity of a Data-driven Empirical Model for the Nuclear Power Plant Instruments

허 섭* · 김재환* · 김정택* · 오인석* · 박재창* · 김창회*

(Seop Hur · Jae-Hwan Kim · Jung-Taek Kim · In-Sock Oh · Jae-Chang Park · Chang-Hwoi Kim)

Abstract - When an accident occurs in the nuclear power plant, the faulted information might mislead to the high possibility of aggravating the accident. At the Fukushima accident, the operators misunderstood that there was no core exposure despite in the processing of core damage, because the instrument information of the reactor water level was provided to the operators optimistically other than the actual situation. Thus, this misunderstanding actually caused to much confusions on the rapid countermeasure on the accident, and then resulted in multiplying the accident propagation. It is necessary to be equipped with the function that informs operators the status of instrument integrity in real time. If plant operators verify that the instruments are working properly during accident conditions, they are able to make a decision more safely. In this study, we have performed various tests for the fault detection sensitivity of an data-driven empirical model to review the usability of the model in the accident conditions. The test was performed by using simulation data from the compact nuclear simulator that is numerically simulated to PWR type nuclear power plant. As a result of the test, the proposed model has shown good performance for detecting the specified instrument faults during normal plant conditions. Although the instrument fault detection sensitivity during plant accident conditions is lower than that during normal condition, the data-drive empirical model can be detected an instrument fault during early stage of plant accidents.

Key Words : Data-driven empirical model, NPP instruments, Fault detection, Normal operation, Accident conditions

1. 서 론

데이터 기반 경험적 모델은 계측기의 고장감시 및 진단을 온라인으로 수행하는데 가장 손쉽게 접근할 수 있는 기술 중 하나이다. 계측기 온라인 감시 및 진단에 대한 연구는 국내외적으로 광범위하게 진행되어 왔고, 이를 실제로 원자력 산업에 응용하기 위한 시도가 계속되어 왔다[1]

후쿠시마 사고 이전에는 원전 계측기에 대한 온라인 고장검출 및 진단기술은 주로 경제성을 증대시키려는 연구에 국한되었다. 지난 약 20년간 원전 산업에서는 운전 중 발전소 기기상태 및 계측기 건전성을 확인하기 위해서 개발된 신기술을 이용 상태기반 유지보수기술에 접목하려는 시도를 해오고 있다. 특히, 원자력 발전소 운전 중 계측기와 관련 계측루프들을 감시하기 위한 기술들이 주로 개발되어 왔다. 온라인 고장검출 및 진단기술이 발달하기 이전에는 핵연료재장전 기간에 공정 계측채널들에 대해 수동으로 주기적인 교정을 수행하였다. 계측기 상태에 관계없이 원

전 규제요건에 따라 이루어지는 교정주기는 핵연료 재장전 주기인 약 18개월이기 때문에 이 기간 내에 계측기가 성능 저하가 발생하였을 지라도 이를 검출할 수 있는 방안이 없었으므로 교정 주기 동안에는 계속 운전될 가능성이 있었다. 또한 주기적 교정 대상은 안전 관련 계측기 모두에 해당되었으므로 설사 교정이 필요 없는 정상적으로 작동되는 계측기들도 불필요한 교정 작업이 수행되어 왔다. 최근 온라인 계측기 고장 검출 및 진단기술의 발달로 인해 주기적으로 교정되는 안전관련 모든 계측기들 중 약 5% 정도만 주기적인 교정이 필요한 것으로 추정되었다[2]. 따라서 온라인 감시를 통해서 운전 중에 계측기 성능을 감시함과 동시에 교정이 필요하다고 판단된 계측기에 대해서만 핵연료재장전 시 수동으로 교정하는 전략에 대해서 관심을 갖게 되었다[3].

특히 미국의 전력중앙연구소(EPRI)는 이 분야에서 몇 가지 연구결과들을 제시하였고 실제 원전에 적용하기 위해 계측 채널 성능의 온라인 감시에 대한 방법을 미국 규제기관에 제시하였다[4]. 이에 대해 미 규제기관은 EPRI에서 제시한 계측기 성능을 추적하기 위한 온라인 감시(OLM)의 일반적인 개념이 수용 가능하지만 미국원자력규제위원회(NRC)에서 제시하는 추가적인 요건들이 만족되어야 한다고 결론을 내린 바 있다. 이에 따라 온라인 감시 및 진단을 위한 특정 모델이나 알고리즘은 여전히 규제 승인이 필요한 실정이다.

후쿠시마 사고 이후에는 경제적인 관점보다는 사고의 전파를 최소화하기 위한 계측정보의 건전성 유지에 관심을 가지게 되었

† Corresponding Author : Instrumentation & Control/ Human Factors Research Division, Korea Atomic Energy Research Institute, Korea.
E-mail: shur@kaeri.re.kr

* Instrumentation & Control/ Human Factors Research Division, Korea Atomic Energy Research Institute, Korea.

Received : April 11, 2016; Accepted : April 19, 2016

다. 원전의 사고 상황에서는 정보량의 폭주와 신속한 대응요구로 인해 잘못된 공정 정보는 사고를 더욱 악화시킬 가능성이 크다. 실제로 일본 후쿠시마 사고에서 노심 용융과 같이 연관된 원자로 수위 계측 정보가 실제보다 낙관적으로 제시됨에 따라 노심손상이 진행되고 있음에도 불구하고 발전소 관계자들은 노심 노출이 발생하지 않은 것으로 오해한 바 있다. 이로 인해 사고 대응에 혼란이 야기되어 사고를 증폭시키는 결과를 낳은 것으로 평가되고 있다. 현재 사고완화를 위한 비상안전절차서 또는 중대사고관리지침서를 통해 사고 예방 또는 완화업무를 수행할 때 사고 상황을 정확하게 파악하는 것이 가장 중요하다. 사고 판단은 계측기 정보에 대부분 의존할 수밖에 없으나, 기존 지침 또는 절차는 안전 필수 계측기에서 제공하는 공정정보는 모두 신뢰성을 지니고 있다고 가정하고 있어 현실성이 결여되는 것으로 평가하고 있다. 원전의 사고 상황 시 계측기의 건전성을 온라인으로 평가하기 위한 연구의 필요성이 대두되었다.

본 논문은 데이터 기반 경험적 모델이 원전의 비정상 상황인 사고상황에서 활용가능성이 있는지 평가하고자 원자력발전소의 정상운전 상황 뿐만 아니라 대표적 설계기준사고들인 냉각재상실 사고, 증기발생기세관과열사고 그리고 급수상실사고 상황에서 노심출구온도신호에 대한 고장검출 민감도를 분석하였다. 원자력분야에서 일반적으로 연구되었던 데이터 기반 경험적 모델에는 다변량 상태추정기법 (MSET: Multivariate State Estimation Techniques), 비선형 부분최소자승법 (NLPLS: Non-Linear Partial Least Squares), 자율연합 신경회로망 (AANN: Auto-Associative Neural Networks), 그리고 자율연합 커널 회귀 (AAKR: Auto-Associative Kernel Regression) 등이 대표적이다. 이 중에서 AAKR 모델은 원전 사고와 같은 비정상상황 하에서도 적용성이 높은 모델로 알려져 있으므로[4] 본 논문에서는 AAKR 모델을 이용하여 원전 정상운전 상황과 사고 상황에서 필수 계측기에 대한 고장 검출 민감도를 평가하였다.

2. 데이터 기반 경험적 모델

그림 1은 기본적인 계측기 온라인 고장 검출 시스템의 간단한 블록 다이어그램이다. 센서 측정치 (x) 벡터는 센서의 최상 추정치 (x')를 계산하는 예측 모델(prediction model)에 입력으로 주어진다. 추정치들은 측정된 값들과 비교해서 센서 잔차(r)라고 부르는 차이들을 계산한다. 결정 논리 모듈(decision logic module)은 잔차들이 0으로부터 통계적으로 서로 다르다면 각 센서의 양호상태를 출력으로 발생시킨다. 이 모듈은 계측채널의 상태를 결정하기 위해서 예측 불확실도 값들과 드리프트 제한치 들을 사용한다.

계측기 온라인 고장검출 시스템에는 주로 MSET, AANN, 그리고 AAKR 기법 등을 사용하고 있다. 이들 기법에 대한 고장 검출 성능은 큰 차이를 보이지는 않지만 AAKR 기법이 정확도 지표 등에서 약간의 우위가 있는 것으로 발표된 바 있다[5].

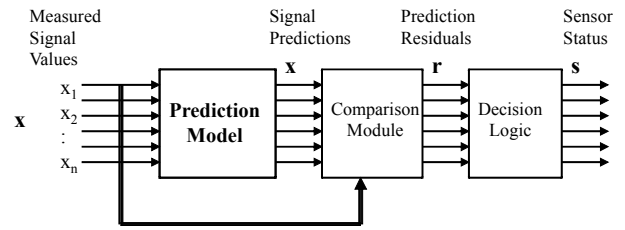


그림 1 일반적 온라인 계측기 고장검출시스템 다이어그램
 Fig. 1 General diagram of on-line instrument fault detection system

2.1 자율연합 커널 회귀 (AAKR) 기법

AAKR은 비선형(non-linear), 비모수적(non-parametric) 커널 회귀 분석 기법이다. 이 모델은 여타 다른 상용 온라인 모니터링 모델들과 비슷한 구조를 가지고 있다[5]. 이 모델은 새롭게 측정된 값 x_q 와 프로토타입 측정 값인 m_j 를 비교하기 위한 거리연산자(Euclidean)를 사용한다.

$$u_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_q^i - m_j^i)^2} \quad (1)$$

그리고 프로토타입 벡터에 가중치(weighting)를 주기 위하여 다음과 같은 커널 함수 (Gaussian kernel)을 사용한다.

$$w = K(u, h) = \frac{1}{\sqrt{2\pi h^2}} e^{-\frac{u^2}{h^2}} \quad (2)$$

여기에서 h는 커널의 폭을 결정하는 스케일 상수이다. 그러면 가중된 평균값을 계산함으로써, 추정된 값으로의 가중된 프로토타입 벡터의 합 m_j 가 다음과 같이 계산된다.

$$x_q = \frac{\sum_{i=1}^{n_m} w_i m_i}{\sum_{i=1}^{n_m} w_i} \quad (3)$$

모델 입력의 쿼리 관측(query observation)에 대해서, KR 추정과정은 다음의 세 가지 단계로 구성될 수 있다.

- 단계 1 - 거리 계산(Distance Calculation): 각 입력 표본(input exemplars)들의 각각으로부터 쿼리(query)의 거리를 계산한다.
- 단계 2 - 유사성 정량화(Similarity Quantification): 그 거리(u)들을 입력값으로 커널 함수에 제공되고, 여기서 거리들을 유사성(similarities)인 가중치(w)로 변환시킨다.
- 단계 3 - 출력치 추정(Output Estimation): 가중치들이 출력 표본(output exemplars)들의 가중치 평균(weighted average)으로서 모델의 출력 값을 예측하는데 사용된다.

자율연합(auto-associative) 구조는 공정과 계측기의 노이즈와 함께 보통 손상된 센서 값들의 그룹이 제공되고, 센서 드리프트나 완전한 고장과 같은 결함을 포함하고 있더라도 올바른 그룹의 계측기 값들을 예측할 수 있다.

2.2 순차 확률비 시험 (SPRT) 기법

모델의 불확실도 분석까지 끝나게 되면 SPRT 알고리즘을 이용하여 계측기의 고장을 진단하게 된다. 이 방법은 Abraham Wald 에 의해 제안되었으며, 신호의 특성이 바뀌는 것에 대해 확인하는 방법이라 할 수 있다[6]. 이 기법은 계측기가 드리프트되고 있는지 혹은 계측기 값이 증가/감소하는 지에 대해 판단할 때 유용한 방법이다. 이 방법에서 입력 값은 예측된 계측기 값과 실제 계측기 값의 잔차(residual)이며, 출력 값으로는 계측기 상태 예측 값이 된다. 이 순차적 확률비 시험 방법은 현재 예측값을 기반으로 잔차 값의 지수공산비 (log-likelihood ratio)를 계속적으로 갱신해가면서 계측기의 상태를 출력으로 나타내는 방식으로서, 이러한 특징 때문에 실시간 감시 시스템으로 아주 적합하다고 할 수 있다. 잔차의 분포가 구체적인 고장 분포로부터 가까워 질 때 순차비는 증가하며, 반대로 구체적인 무고장(fault-free) 분포로부터 가까워 질 때 순차비는 감소한다. 이 고장 검출 방법은 에러의 분포와 에러의 평균(mean)과 분산(variance)의 변화 검출을 실험하며, 이는 누락되거나 허위경보의 가능성을 찾을 수 있다. 또한 순차적 확률비 시험 방법은 신호의 고장 여부를 검출하기 위해 최소한의 샘플이 요구되는 경우에 최적화 되어 있다. 일반적으로 신호의 잔차는 랜덤하게 분포되어 아래와 같이 가우시안(Gaussian) 분포 형태를 가지고 있다.

$$P_i(s_k, m_i, \sigma_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left[-\frac{(s_k - m_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (4)$$

여기서 s_k 는 시간 k 에서의 신호 잔차이며, m_i 와 σ_i 는 추정 값 i 에서의 평균과 분산 값이다.

$$\lambda_k = \frac{P_1(s_k, m_1, \sigma_1)}{P_0(s_k, m_0, \sigma_0)} \quad (5)$$

이 비율은 매 샘플링 때마다 즉각적으로 업데이트 되며, 위 방정식에 로그를 취하고 확률밀도함수를 재배치하여 최종적으로 다음의 식을 얻는다.

$$\lambda_m = \lambda_{m+1} + \ln\left(\frac{\sigma_0}{\sigma_1}\right) + \frac{(s_m - m_0)^2}{2\sigma_0} - \frac{(s_m - m_1)^2}{2\sigma_1} \quad (6)$$

여기서 Wald 의 두 가지 룰에 의해, 결정 경계 A와 B가 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$A = \ln\left(\frac{\beta}{1-\alpha}\right), \quad B = \ln\left(\frac{1-\beta}{\alpha}\right) \quad (7)$$

여기서 α 는 허위 경보의 확률 (0.01%), β 는 누락된 경보의 확률 (10%)이다. 어떠한 고장 검출 시스템이든 낮은 허위 경보

확률을 갖는 것이 중요하다. 따라서 마지막으로 만약 확률 밀도 함수가 A 보다 작으면 계측기는 정상이며, 확률 밀도 함수가 B 보다 크면 계측기는 성능이 저하되었다고 할 수 있다.

3. 계측기 고장검출 민감도 평가

3.1 계측 데이터

데이터 기반 경험적 모델의 계측기 고장검출 민감도를 평가하기 위해 사고 시 필수적으로 감시해야 할 원전 감시변수를 표 1 과 같이 선정하였다. 이를 위해 중대사고관리지침서에서 명기한

표 1 선정된 원전 필수 계측변수

Table 1 Selected Critical Variables

No.	Variables
1	Reactor Vessel Water Level (m)
2	Cold-leg #1 Temperature (°C)
3	Cold-leg #2 Temperature (°C)
4	Cold-leg #3 Temperature (°C)
5	Hot-leg #1 Temperature (°C)
6	Hot-leg #2 Temperature (°C)
7	Hot-leg #3 Temperature (°C)
8	Core Outlet Temperature (°C)
9	Sub-cooling Margin Temperature (°C)
10	S/G #1 Level, narrow range (m)
11	S/G #2 Level, narrow range (m)
12	S/G #3 Level, narrow range (m)
13	Pressurizer Pressure, wide range (Pa)
14	Pressurizer Temperature (°C)
15	Pressurizer Water Level (m)
16	Containment humidity (%)
17	Containment Pressure (Pa)
18	Containment Radiation
19	H-2 Concentration
20	Feedwater Line #1 Flow (kg/sec)
21	Feedwater Line #2 Flow (kg/sec)
22	Feedwater Line #3 Flow (kg/sec)
23	Normalized thermal power distribution

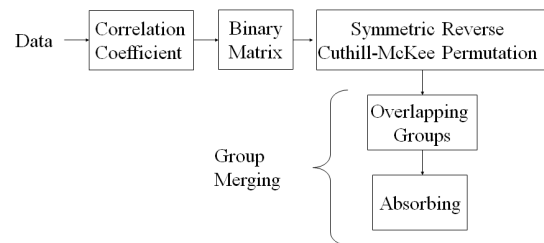


그림 2 자율연합 그룹화 방식의 절차

Fig. 2 Auto-associate grouping procedure

최상위 감시변수, 가압 경수로 사고 후 감시변수 중 Category I 변수, 그리고 일본 후쿠시마 사고 관련 주요 변수 등을 검토하였다. 이를 본 분석의 대상 원전인 고리 3호기에 적용하여 관련 변수들을 추출한 후 원자력연구원의 Compact Nuclear Simulator (CNS) [7]로부터 정상운전모드, 설계기준사고 중 대표적 사고인 소형 냉각재상실사고(SBLOCA; small Break Loss of Coolant Accident), 증기발생기 세관 파열사고 (SGTR; Steam Generator Tube Rupture), 그리고 급수상실사고 (LOFW; Loss of Feedwater) 시 선정된 변수에 대한 운전 데이터를 생산하였다.

3.2 모델 개발 및 분석

계측기 고장검출 민감도 평가를 위해 모델의 입력이 다수이고 출력도 다수가 되는 자율연합모델(Auto-associative model) 모델을 적용하였다. 선정된 모든 계측기가 강한 상관성을 갖는 것이 아니기 때문에 상호 상관 값에 따라서 그룹핑하여 모델에 적용하는 것이 필요하다. 이 방법의 절차는 그림 2와 같다.

먼저 계측기간의 상관계수를 구한 후 상관성 기준치(예를 들면, 0.9) 이상의 경우에만 binary matrix에 표시한다. 이후 Symmetric Reverse Cuthill-McKee Permutation의 몇 가지의 상관그룹으로 분리한 후, 최종에는 overlap된 그룹을 통합하여 가능한 최소의 그룹으로 만든다. 표 2는 상기의 과정을 통해 얻어진 그룹 내의 계측기상관계수를 나타낸다.

AAKR 모델의 개발 및 평가를 위해 그룹화 된 데이터를 이용하여 학습데이터, 시험데이터 및 검증데이터로 활용하였다. 그림 3은 모델 개발 및 분석 단계를 나타낸다. 첫 단계는 고장이 없는 계측신호를 학습하는 단계로 학습데이터를 이용하고, 다음으로 모델을 최적화하기 위해 시험데이터가 활용되며, 마지막으로 모델의 불확실도를 평가하는 단계로서 검증 데이터가 이용된다.

3.3 정상 및 사고운전 시 계측기 고장 검출 민감도 평가

계측기 고장검출 민감도 분석을 위해 인공적인 계측기 결함을 모사하여 개발된 모델에 입력, 고장검출 여부를 평가하였다. 실제 계측기 고장 형태를 대변할 수 있는 드리프트(drift), 랜덤잡음(random noise), 오실레이션(oscillation), 스텝변화(step change)와 같은 4가지 형태의 결함을 모사한 데이터 세트를 모델에 입력하였다. 이와 같은 인공적 결함은 노심의 용융상태를 직접적으로 나타내는 노심출구온도 신호에 적용하였다.

표 3은 정상운전 시 다양한 형태의 결함을 갖는 노심출구온도의 고장검출 민감도를 나타낸다. 결함정도가 미미할 경우 (case 1) 결함의 종류에 상관없이 계측기 고장검출확률은 매우 낮게 나타남을 볼 수 있다. 반대로 결함 정도가 비교적 큰 경우 (Case 5) 결함의 종류와는 상관없이 결함 검출 능력은 매우 뛰어남을 볼 수 있다. 결함 형태별로는 계측기 정보의 스텝 변화에 대해서는 검출 민감도가 가장 우수하며, 다음으로 드리프트 등으로 나타났다. 반대로 결함 형태가 오실레이션 및 랜덤 노이즈인 경우 상대적으로 결함 검출 확률이 낮게 나타났다.

표 2 그룹 내 계측기 신호 상관계수

Table 2 Correlation Coefficients within a group

	Hot-leg #1 Temp.	Hot-leg #2 Temp.	Hot-leg #3 Temp.	Core Outlet Temp.	Sub-cooling Margin.	PZR Water Level
Hot-leg #1 Temp.	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.9967	0.9100
Hot-leg #2 Temp.	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.9968	0.9100
Hot-leg #3 Temp.	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.9967	0.9099
Core Outlet Temp.	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.9967	0.9099
Sub-cooling Margin	0.9967	0.9968	0.9967	0.9967	1.0000	0.8983
PZR Water Level	0.9100	0.9100	0.9099	0.9099	0.8983	1.0000

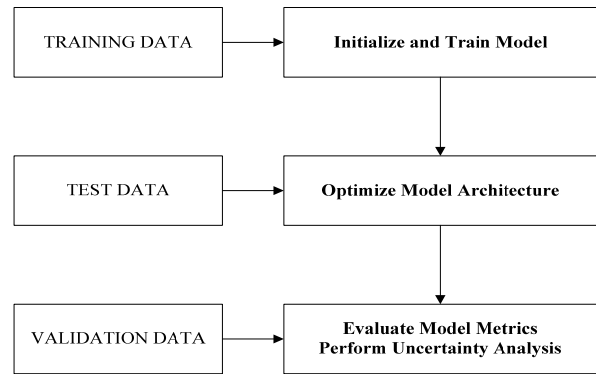


그림 3 모델 개발 및 분석 개략도

Fig. 3 Schematics of model development and analysis

표 4, 5, 그리고 6은 각각 소형 냉각재상실사고(SBLOCA), 증기발생기세관파열(SGTR), 그리고 급수상실 사고(LOFW) 시 계측기 고장검출능력을 나타낸다. 공통적으로 정상운전 시와 비교하여 동일한 결함정도에 대해 고장검출 능력은 상대적으로 낮게 나타남을 볼 수 있다. 특히 소형 냉각재상실사고 시 노심출구온도 계측기의 결함 검출능력이 가장 떨어지는 것을 볼 수 있다. 냉각재상실사고는 원자력발전소 일차계통의 냉각재 누설이 발생하는 사건으로 일차계통의 압력평형이 유지되지 않고, 비상노심냉각수가 유입되어 원자로를 포함한 일차계통의 열평형도 급격히 깨지는 사건이다. 이러한 이유로 공정상태는 매우 불안정화됨에 따라 이를 반영한 계측신호도 안정화되지 않는다.

표 3 정상운전 시 계측기 결함형태에 따른 고장검출 민감도
Table 3 Fault Detection Sensitivity due to the fault patterns during normal operation

Case	Degree of fault	Drift (% of mean value)	Oscill. (°C of amp.)	Step change (°C/step)	WGN (% of std.dev.)
1	0.1	11.26	1.99	13.91	3.31
2	0.5	52.32	18.54	44.37	13.25
3	1	76.16	29.80	83.44	33.77
4	5	95.36	90.07	100	80.80
5	10	97.35	90.07	100	91.39

표 4 소형냉각재상실사고 시 계측기 결함형태에 따른 고장검출 민감도

Table 4 Fault detection sensitivity due to the fault patterns during SBLOCA

Case	Degree of fault	Drift (% of mean value)	Oscill. (°C of amp.)	Step change (°C/step)	WGN (% of std.dev.)
1	0.1	2.20	2.20	1.10	1.10
2	0.5	9.89	2.20	7.69	2.20
3	1	18.68	2.20	16.48	2.20
4	5	71.43	28.57	73.63	25.27
5	10	85.71	64.84	100	50.55

표 5 증기발생기세관과열사고 시 계측기 결함형태에 따른 고장검출 민감도

Table 5 Fault detection sensitivity due to the fault patterns during SGTR

Case	Degree of fault	Drift (% of mean value)	Oscill. (°C of amp.)	Step change (°C/step)	WGN (% of std.dev.)
1	0.1	4.40	1.10	2.20	1.10
2	0.5	21.98	4.40	16.48	2.20
3	1	43.96	12.09	32.97	8.79
4	5	87.91	67.03	100	59.34
5	10	93.41	84.62	100	76.92

그림 4, 5, 6은 각각 결함의 종류 별로 결함정도에 따른 고장 검출확률을 나타낸다. 원전 정상운전 시에는 계측기 결함 형태가 드리프트 및 스텝 변화 인 경우 약 1% 결함정도 이상인 경우에는 고장 검출확률이 높은 것으로 나타나고 있는 반면 오실레이션이나 랜덤노이즈 형태의 결함에 대한 검출확률은 상대적으로 떨어 짐을 보였다. 사고 시에는 드리프트 및 스텝형태의 결함에 대해서는 약 5% 정도의 결함정도에서는 높은 고장검출확률이 보이는 반면 다른 형태의 결함에 대해서는 고장검출확률이 현저히 떨어 짐을 보였다.

표 6 급수상실사고 시 계측기 결함형태에 따른 고장검출 민감도

Table 6 Fault detection sensitivity due to the fault patterns during LOFW

Case	Degree of fault	Drift (% of mean value)	Oscill. (°C of amp.)	Step change (°C/step)	WGN (% of std.dev.)
1	0.1	1.41	0	2.82	1.41
2	0.5	15.49	1.41	12.68	2.82
3	1	30.99	7.04	28.17	11.27
4	5	83.10	56.34	100	47.89
5	10	91.55	69.01	100	71.83

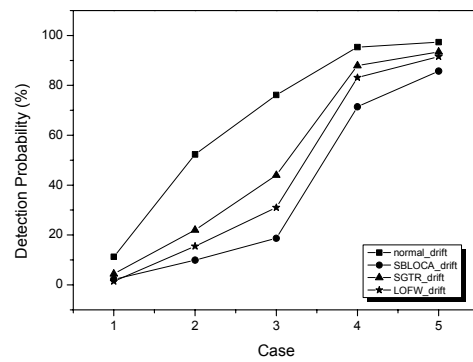


그림 4 드리프트 발생정도에 따른 원전 상태별 고장검출 민감도
Fig. 4 Drift detection probability in various conditions

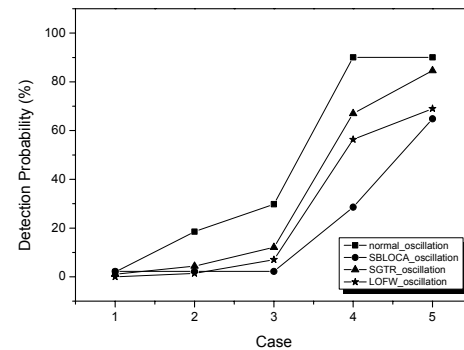


그림 5 오실레이션 발생정도에 따른 원전 상태별 고장검출 민감도

Fig. 5 Oscillation fault detection probability in various conditions

정상운전 시에는 주로 드리프트 형태의 결함에 대해 관심을 갖고 있는데 본 연구 결과 드리프트 형태의 결함은 매우 높은 고장 검출확률을 지니고 있음을 확인하였다. 반면 사고 시에는 드리프트 등과 같은 계측기의 성능저하 유무 보다는 계측기의 오 동작이나 고장 등에 관심을 두게 되는데 이러한 현상을 일부 대

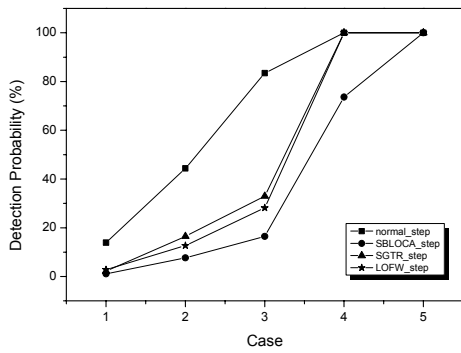


그림 6 스텝형태 결함 발생정도에 따른 원전 상태별 고장검출 민감도

Fig. 6 Step change fault detection probability in various conditions

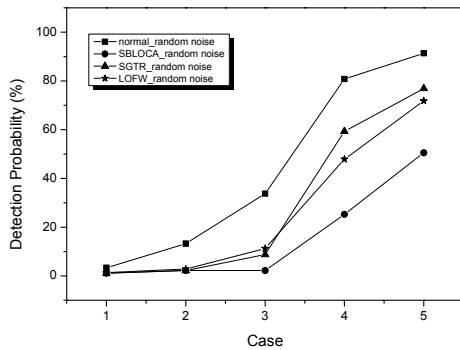


그림 7 랜덤노이즈 발생정도에 따른 원전 상태별 고장검출 민감도

Fig. 7 Random noise fault detection probability in various conditions

변할 수 있는 스텝 변화 결함 및 큰 폭의 드리프트 등에 대해서는 비교적 높은 고장 검출확률을 지니고 있음을 확인하였다. 따라서 사고 초기에는 데이터 기반 경험적 모델을 이용한 계측기 고장감시 및 진단방법도 일부 활용 가능함을 보여주고 있다.

3.4 불확실도 분석

데이터 기반 경험적 모델을 사용하여 실제 계측기 값을 정확하게 예측하기란 불가능하다. 그렇기 때문에 모델을 개발하기 위해서는 예측이 얼마나 정확한지를 결정하는 불확실도 분석이 요구된다.

본 분석에서는 분석적 불확실도 분석법(analytical uncertainty analysis)과 몬테카를로 불확실도 분석법(Monte Carlo uncertainty analysis) 두 가지 형태의 방법을 이용하여 불확실도 분석을 수행하였다. 분석적 불확실도 방법은 모델의 수학적 구조로부터 유도된 closed-form 형태의 방정식으로부터 불확실도를 추정한다. 이 방정식은 AAKR 모델로부터 유도되어진 식을 바탕

으로 하여 계산된다. 몬테카를로 방법은 가능한 모델의 모집단에 걸쳐 불확실도를 계산하는 방식이다. 그렇기 때문에 몬테카를로 불확실도 분석법의 예측 분산 추정 값이 상대적으로 더 큰 경향이 있다.

본 연구에서는 데이터 기반 모델의 불확실도 분석을 위해 예측구간, 신뢰구간이라는 두 가지 예측 불확실도 방법이 사용되었다. 아래의 그림들은 각각의 계측기들에 대한 95% 신뢰구간을 포함하는 불확실도와 그룹 전체에 대한 그룹 불확실도 구간 범위를 보여주고 있다. 데이터 기반 모델의 예측 잔차에 대한 이론적인 부분과 기능을 비교함으로써, 예측 잔차가 필터링되고 더 이상의 계측기 노이즈가 포함하지 않을 때, 신뢰구간이 정확하게 적용될 수 있다는 것이 확인되었다. 표 7에서 보여주는 바와 같이 몬테카를로 방법과 분석적 불확실도 분석 방법은 둘 다 비슷한 결과를 보였으며, 두 가지 분석법 모두, 95% 불확실도 범위에 포함되는 것을 확인하였다.

표 7 원전 상태별 계측기 고장 검출 불확실도

Table 7 Fault Detection uncertainty of instruments during plant various conditions

Plant conditions	Uncertainty coverage	
	Analytical	Monte Carlo
Normal steady-state	0.9750	0.9950
SBLOCA	0.9800	0.9800
SGTR	0.9500	0.9500
LOFW	0.9750	0.9750

3. 결 론

원자력발전소의 다양한 운전모드에 대해 필수 계측기에 대한 고장 검출능력을 평가하기 위해 데이터 기반 경험적 모델에 대한 고장검출 민감도를 평가하였다. 학습데이터, 시험 데이터 및 검증 데이터는 원자력발전소를 모사하는 시뮬레이터를 통해 얻었다. 이들 데이터를 이용하여 자율연합 커널회귀기법 기반의 예측모델을 학습하고 검증하였다. 네 가지 형태의 인공적인 결함, 즉 드리프트, 오실레이션, 스텝변화, 그리고 랜덤노이즈를 계측기 신호에 부여한 후 정상운전, 소형냉각재상실사고, 증기발생기세관파열사고, 그리고 급수상실사고 등 정상 및 사고운전 동안 필수계측기인 노심출구온도의 결함 시 이에 대한 검출확률을 평가하였다.

평가 결과 원전 정상운전 시에는 계측기 결함 형태에 상관없이 높은 고장검출확률을 지니고 있음을 확인할 수 있었다. 특히 정상운전 시 현안으로 대두되는 드리프트는 매우 높은 고장 검출확률을 지니고 있음을 확인하였다. 사고 시에는 상대적으로 정상운전 시보다 계측기의 고장검출확률이 상당히 저하됨을 볼 수 있었다. 사고 시에는 계측기의 성능저하 유무 보다는 계측기의 오동작이나 고장 등에 관심을 두게 되는데 이러한 현상을 일부 대변할 수 있는 스텝 변화 결함 및 큰 폭의 드리프트 등에 대해서는 비교적 높은 고장 검출확률을 지니고 있음을 확인하였다.

감사의 글

본 연구는 2015년도 미래창조과학부 산하 국가연구지원 센터 (NRF)의 지원에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다. (과제번호 NRF-2012M2B2B1055612 및 NRF- 2012M2A8A4051256)

References

- [1] Heo, G. Y, "Condition Monitoring Using Empirical Models; Technical Review and Prospects for Nuclear Applications," Nuclear Engineering and Technology 40 (1) p 49-68, 2008.
- [2] NUREG/CR-5903, "Validation of Smart Sensor Technologies for Instrument Calibration Reduction in Nuclear Power Plants", 1993.
- [3] NUREG/CR-6343, "On-Line Testing of Calibration of Process Instrumentation Channels in Nuclear Power Plants", 1995.
- [4] EPRI TR-104965, "On-Line Monitoring of Instrument Channel Performance", 2000.
- [5] Hines, J. W. et.al.] D. Garvey, R. Seibert, A Usynin, and S.A. Arndt, "Technical Review of On-line Monitoring Techniques for Performance Assesment (NUREG/CR-6895) Vol. 2, Theoretical Issues", May 2008.
- [6] Wald, A. "Sequential Tests of Statistical Hypotheses." Annals of Mathematical Statistics 16 (2) 117-186, 1945.
- [7] Jae-Chang Park, "Equipment and Performance Upgrade of Compact Nuclear Simulator", KAERI/RR-1967/1999, KAERI, 1999.

저 자 소 개



허 섭 (Seop Hur)

1962년 생. 1988년 서강대 물리학과 졸업. 1990년 동 대학원 물리학과 석사. 2010년 충남대 전자공학과 박사, 1990년~현재 한국 원자력연구원 책임연구원
Tel : 042-868-8656, Fax. 042-868-8916.
E-mail : shur@kaeri.re.kr



김 재 환 (Jae-Hwan Kim)

1985년 생. 2010년 조선대 원자력공학과 졸업. 2013년 동 대학원 원자력공학과 석사. 2016년~현재 한국원자력연구원 연구원



김 정 택 (Jung-Taek Kim)

1959년 생. 1984년 한양대 원자력공학과 졸업. 1986년 동 대학원 원자력공학과 석사. 2004년 충남대 전자공학과 박사수료, 1986년~현재 한국원자력연구원 책임연구원



오 인 석 (In-Sock Oh)

1959년 생. 1983년 부산대 전기공학과 졸업. 1987년 동 대학원 전기공학과 석사. 1998년 충남대 전기공학과 박사, 1987년~현재 한국원자력연구원 책임연구원



박 재 창 (Jae-Chang Park)

1955년 생. 1979년 한양대 전기공학과 졸업. 1996년 한남대 전자공학과 석사 1996년 충남대 전기공학과 박사, 1989년~현재 한국원자력연구원 책임연구원



김 창 회 (Chang-Hwoi Kim)

1963년 생. 1985년 경북대 전자공학과 졸업, 1992년 충남대 전자공학과 석사, 1996년 동 대학원 박사 1986~현재 한국원자력연구원 책임연구원