



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0124990
(43) 공개일자 2022년09월14일

- | | |
|--|--|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G21D 3/06 (2006.01) G06F 17/10 (2006.01)
G21C 17/00 (2006.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
G21D 3/06 (2013.01)
G06F 17/10 (2013.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2021-0028827</p> <p>(22) 출원일자 2021년03월04일
심사청구일자 2021년03월04일</p> | <p>(71) 출원인
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50</p> <p>(72) 발명자
이승준
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50</p> <p>(74) 대리인
특허법인(유한)아이시스</p> |
|--|--|

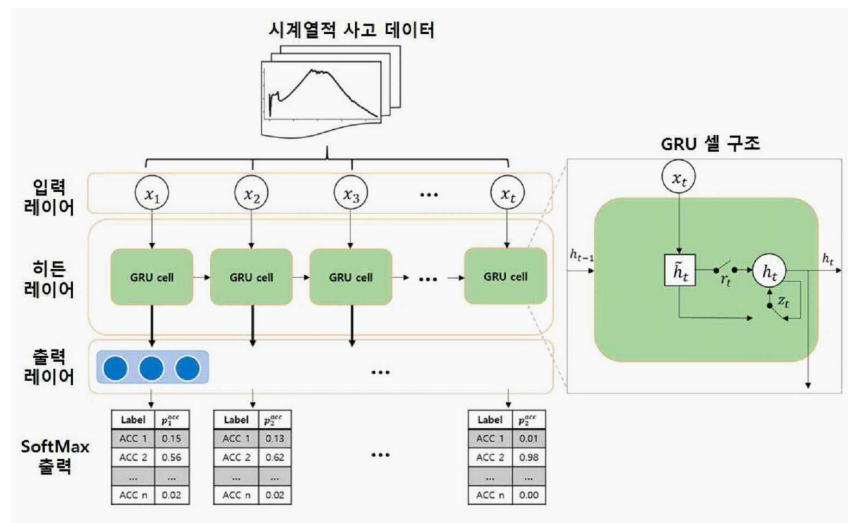
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 센서 결함에 강인한 사고 진단 시스템

(57) 요약

원자력 발전소의 비상 상황은 자동 원자로 정지를 수반하므로 스트레스가 심한 조건에서 발전소 운전원에게 큰 작업 부담을 준다. 발생한 사고의 진단은 최적의 사고 결과 완화를 위한 필수 순서이다. 그러나 사고 식별 결과가 모든 후속 작업에 연결된 작업 흐름을 결정하기 때문에 오류의 중요한 원인이기도 하다. 원자력 발전소 사고 식별을 지원하기 위해 최근 순환 신경망(RNN, Recurrent Neural Network) 기반 접근 방식이 뛰어난 성능을 보여주었다. 그러나 이러한 성과에도 불구하고 RNN 모델의 견고성은 일부 애플리케이션에서 잘못된 입력이 다른 방법보다 더 많이 RNN의 성능을 저하시키는 것으로 나타났기 때문에 유망하지 않다. 본 실시예는 기존 RNN 모델을 기반으로 센서 고장에 강인(tolerant) 사고 진단 시스템을 개발하고 예상되는 센서 결함으로 테스트하였다.

대표도



(52) CPC특허분류

G21C 17/00 (2013.01)

Y02E 30/30 (2020.08)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711104345
과제번호	2018M2B2B1065653
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	원자력연구기반확충사업(R&D)
연구과제명	인공지능을 활용한 원전 비상 운전 지능화 시스템 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	울산과학기술원
연구기간	2020.01.01 ~ 2020.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

원자로 트립(trip) 발생을 검출하는 단계;
 센서 결함 발생 여부를 확인하는 단계;
 상기 센서 결함에 대하여 GRU 알고리즘을 이용하여 사고를 진단하는 단계 및
 상기 진단 결과를 출력하는 단계를 포함하는 원자로 사고 진단 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,
 상기 센서 결함 발생 여부를 확인하는 단계는,
 일관성 지수(consistency index) 값이 0.7 이상 큰 경우에 센서 값이 정상인 것으로 파악하고,
 상기 일관성 지수(consistency index) 값이 0.7 미만인 경우에 상기 센서에 결함이 있는 것으로 파악하는 원자로 사고 진단 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,
 상기 GRU 알고리즘을 이용하여 사고를 진단하는 단계는,
 상기 GRU 알고리즘과 결함이 발생한 센서의 데이터를 대치하는 알고리즘을 이용하여 수행하는 원자로 사고 진단 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,
 결함이 발생한 센서의 데이터를 대치하는 알고리즘은,
 KNN(K-nearest neighbours) 알고리즘, MICE 알고리즘 및 Missforess 알고리즘 중 어느 하나를 포함하는 원자로 사고 진단 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,
 상기 KNN알고리즘은,
 상기 결함이 있는 센서의 데이터와 가까운 K 개의 파라미터의 평균을 상기 결함이 있는 센서의 데이터로 대치하는 알고리즘인 원자로 사고 진단 방법.

청구항 6

제4항에 있어서,
 상기 MICE 알고리즘은,
 누락된 데이터에 대해 자리 표시자(place holder)로 단순 대치하는 단계와, 상기 누락된 데이터가 가장 큰 변수가 누락된 데이터로 반환되는 단계와, 상기 변수가 다른 변수에서 회귀되는 과정 및 결과가 수립될 때까지 회귀를 반복하여 수행하는 알고리즘인 원자로 사고 진단 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 Missforest 알고리즘은,

복수의 의사 결정 트리를 구성하는 단계와,

상기 의사 결정 트리를 통합하여 평균 회귀를 생성하여 반복 랜덤 포레스트 회귀를 수행하는 단계를 포함하는 알고리즘인 원자로 사고 진단 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 GRU 알고리즘을 이용하여 사고를 진단하는 단계는,

상기 GRU 알고리즘으로 결함이 발생한 센서의 데이터를 대치하지 않고 수행하는 원자로 사고 진단 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 GRU 알고리즘으로 결함이 발생한 센서의 데이터를 대치하지 않고 상기 사고를 진단하는 단계는,

GRUD(GRU-Decay) 알고리즘을 이용하여 수행하는 원자로 사고 진단 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 GRUD 알고리즘은,

수학식

$$\gamma_t = \exp(-\max(0, W_\gamma \sigma_t + b_\gamma))$$

$$\hat{x}_t = m_t x_t + (1 - m_t)(\gamma_{x_t} x_t + (1 - \gamma_{x_t}) \check{x}_t)$$

$$\hat{h}_{t-1} = \gamma_{h_t} \odot h_{t-1}$$

로 표현되는 원자로 사고 진단 방법.

(γ_t : 감쇄량, m : 마스킹, $\tilde{h}_t$ 는 각각 후보 게이트, W :가중치가 적용된 벡터, x , h 는 각각 입력 및 숨김 상태, $\odot$ 는 요소 별 곱셈(element-wise multiplication))

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 기술은 센서 결함에 강인한 사고 진단 시스템과 관련된다.

배경 기술

[0002] 안전이 중요한 시스템에서 이상 징후에 대한 즉각적인 대응은 관련 결과를 최소화하는 데 중요한 요소이다. 원자력 발전소(NPP)에서 핵분열 에너지를 생성하는 핵연료는 원자력 사고 후 방사성 물질이 대량 방출되는 경우 대중에게 위협이 될 수 있다. 부품 고장 및 외부 위협 측면에서 플랜트 안전 및 안정성을 유지하기 위해 다양한 시스템을 준비해야 한다. 예상되는 사고에 대비하여 NPP에는 임계값을 초과하는 프로세스 매개 변수 또는 발전소 운전원의 수동 작업에 의해 구동되는 여러 안전 시스템이 있다. 비상 상황에 대한 대응은 순차적 작업을 포함하는 특정 절차를 따른다. 사고 증상에 따라 사고를 완화하는 방법을 알기 위해 정확한 사고 유형을 지정하여

사고 진단을 실시한다. 따라서 사고 진단은 필수 완화 작업이 포함된 특정 최적 복구 절차(ORP)를 결정하기 때문에 중요하다. 사고 진단 절차는 일련의 증상 확인을 기반으로 사고를 식별하기 위한 직관적인 논리를 제공하지만 비상 상황의 초기 단계가 사고 결과에 영향을 미칠 수 있기 때문에 발전소 운전원에게는 까다로운 작업이 될 수 있다. 이와 관련하여 잘못된 진단은 잘못된 최적 복구 절차(ORP, optimal recovery procedure)를 선택하게 하여 여러 사람의 실수를 초래할 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0003] 플랜트 상태는 구성 요소에 연결된 수많은 센서를 통해 모니터링되며 센서 값은 발전소 운전원의 상태 인식과 자동 안전 시스템 작동의 원인을 위한 기본 요소로 작동한다. 이와 관련하여 센서의 잘못된 정보는 작업자를 혼란스럽게 하고 잘못된 판단으로 이어질 수 있다. 실제로 센서 고장으로 인한 오진은 쓰리마일 섬(TMI-2) 및 후쿠시마 사고와 같은 심각한 사고의 열화 요인의 일종으로 논의되었다. 특히 TMI-2 사고는 다음과 같이 센서 결함으로 인해 심각한 오진 오류가 발생한 경우를 나타낸다. 파일렛 작동식 릴리프 밸브(PORV, pilot-operated relief valves)라고도 하는 전자기 릴리프 밸브가 실수로 열린 상태로 고정되었다. 그러나 관련 표시기는 밸브가 닫힌 상태임을 나타냈다. 이 오류로 인해 작업자는 상황을 잘못 인식하고 원자로 노심을 냉각시키기 위해 작동으로 작동되는 안전 주입 시스템을 꺼서 큰 재난을 불러일으켰다.
- [0004] 기존 진단 절차나 개발된 진단 모델에서는 사고 시퀀스 중 센서 고장에 대한 대책이 논의되지 않았다. 이러한 맥락에서 센서 장애로 인한 진단 실패에 대한 고려가 부족한 현재 진단 모델은 센서 결함에 취약해 보인다. 원자력 분야의 센서 결함에 관한 관련 종래 연구의 대부분의 목표는 정상 작동이며, 이는 사고를 포함한 일시적인 상황이 아직 연구되지 않았다.

과제의 해결 수단

- [0005] 본 실시예에 의한 원자로 사고 진단 방법은 원자로 트립(trip) 발생을 검출하는 단계; 센서 결함 발생 여부를 확인하는 단계; 센서 결함 정보를 전달받아 이를 처리한 뒤 GRU 알고리즘을 이용하여 사고를 진단하는 단계 및 진단 결과를 출력하는 단계를 포함한다.
- [0006] 본 실시예의 장단기 메모리, GRU를 포함한 데이터 기반 방법들은 한국원자력연구원에서 개발된 CNS(Compact nuclear simulator)를 활용하여 생산된 설계 기반 사고 데이터를 활용하여 학습 및 시험을 수행한다.
- [0007] 본 실시예의 원자로 사고 진단 방법에서, 일 예로, 센서 결함 발생 여부를 확인하는 단계는, 장단기 메모리(Long short-term memory)에 의해 출력되는 일관성 지수(consistency index) 값이 0.7 이상 큰 경우에 센서 값이 정상인 것으로 파악하고, 일관성 지수(consistency index) 값이 0.7 미만인 경우에 센서에 결함이 있는 것으로 파악한다.
- [0008] 본 실시예의 원자로 사고 진단 방법에서 일 예로, GRU 알고리즘을 이용하여 사고를 진단하는 단계는, GRU 알고리즘과 결함이 발생한 센서의 데이터를 대치하는 알고리즘을 이용하여 수행한다.
- [0009] 본 실시예의 원자로 사고 진단 방법에서 일 예로, 결함이 발생한 센서의 데이터를 대치하는 알고리즘은, KNN(K-nearest neighbours) 알고리즘, MICE 알고리즘 및 Missforess 알고리즘 중 어느 하나를 포함한다.
- [0010] 본 실시예의 원자로 사고 진단 방법에서 일 예로, KNN알고리즘은, 결함이 있는 센서의 데이터와 가까운 K 개의 파라미터의 평균을 결함이 있는 센서의 데이터로 대치한다.
- [0011] 본 실시예의 원자로 사고 진단 방법에서, 일 예로, MICE 알고리즘은, 누락된 데이터에 대해 자리 표시자(place holder)로 단순 대치하는 단계와, 누락된 데이터가 가장 큰 변수가 누락된 데이터로 반환되는 단계와, 변수가 다른 변수에서 회귀되는 과정 및 결과가 수렴될 때까지 회귀를 반복하여 수행한다.
- [0012] 본 실시예의 원자로 사고 진단 방법에서, 일 예로, Missforest 알고리즘은, 복수의 의사 결정 트리를 구성하는 단계와, 의사 결정 트리를 통합하여 평균 회귀를 생성하여 반복 랜덤 포레스트 회귀를 수행하는 단계를 포함한다.
- [0013] 본 실시예의 원자로 사고 진단 방법에서, 일 예로, GRU 알고리즘을 이용하여 사고를 진단하는 단계는, GRU 알고리즘으로 결함이 발생한 센서의 데이터를 대치하지 않고 수행한다.

[0014] 본 실시예의 원자로 사고 진단 방법에서, 일 예로, GRU 알고리즘으로 결함이 발생한 센서의 데이터를 대치하지 않고 사고를 진단하는 단계는, GRUD(GRU-Decay) 알고리즘을 이용하여 수행한다.

[0015] 본 실시예의 원자로 사고 진단 방법에서, 일 예로, GRUD 알고리즘은, 수학식

$$\gamma_t = \exp(-\max(0, W_\gamma \sigma_t + b_\gamma))$$

$$\hat{x}_t = m_t x_t + (1 - m_t)(\gamma_{x_t} x_t + (1 - \gamma_{x_t}) \check{x}_t)$$

$$\hat{h}_{t-1} = \gamma_{h_t} \odot h_{t-1}$$

[0016]

[0017] 로 표현된다.

발명의 효과

[0018] 본 실시예에 의하면 센서 결함에 강인한 사고 진단 시스템이 제공된다는 장점이 제공된다.

도면의 간단한 설명

[0019] 도 1은 증상 기반 비상 운영 절차(EOP) 패키지를 도시한 도면이다.

도 2는 본 실시예의 센서 결함에 강인한 사고 진단 시스템의 전체적 프레임워크를 도시한 도면이다.

도 3은 시계열 다변량 입력의 GRU(gated recurrent unit) 기반 사고 분석 알고리즘과 SoftMax 출력을 도시한다.

도 4는 정상 데이터 세트와 오류가 주입된 데이터 세트로부터 센서 상태를 식별한 결과를 예시한 도면이다.

도 5는 드리프트 오류와 고착 오류를 예시한 도면이다.

도 6은 현재 입력이 없는 경우에 GRUD 방식의 예를 도시한 도면이다.

도 7은 정상 데이터 세트로부터 사고 진단 성공 경향과 결함이 주입된 결과로부터 진단 실패 경향을 예시한 도면이다.

도 8은 대치 결과를 비교한 결과를 도시한 도면이다.

도 9는 진단 결과의 정확성을 예시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0020] 이하에서는 첨부된 도면들을 참조하여 본 실시예를 설명한다. NPP에서는 다양한 규모의 이상 징후에 대해 여러 운영 절차가 준비되어 있다. 개별 구성품 오작동 또는 노심 무결성에 대한 잠재적 위협에 대한 대응으로 경보 대응 절차(alarm response procedures) 또는 비정상 작동 절차(abnormal operating procedures)가 수행된다. 이러한 종류의 빈번한 사고를 예상되는 운영 발생(anticipated operational occurrences)이라고 한다. 예상되는 운영 발생을 초과하는 더 심각한 편차는 "사고(accident)"로 정의된다. 사고 상황에서 원자로 보호 시스템이 사전 정의된 설정 값의 편차를 감지하면 원자로가 자동으로 트립(trip)된다. 설계 기준 사고는 방사선 영향이 전혀 없거나 배제 영역 외부에 영향을 미치지 않는다. 장착된 안전 기능으로 사고를 완전히 완화할 수 있기 때문이다. 특정 사고 상황을 비상 상황(emergency situations)이라고 하며 비상 운영 절차(EOP, emergency operating procedures)를 수행해야 한다. EOP는 코어 손상을 방지하는 데 초점을 맞춘 절차 지침을 제공한다. 파손 위치 또는 특정 급수원의 손실에 따라 달라지는 사고 유형에 따라 최적 대응은 완전히 다르다. 따라서 사고의 진단은 적절한 완화 작업을 준비하는 데 필수적이다.

[0021] 진단 작업에는 발전소 운전원의 다양한 기타 작업이 포함된다. 오류는 글로벌 오진, 국부 오진 및 슬립(slip)의 세 가지 유형으로 분류할 수 있다. 글로벌 오진(global misdiagnosis)이란 부적절한 대응 절차의 선택으로 인한 오류를 말한다. 국부 오진(local misdiagnosis)이란 고의적인 부적절한 조치로 인한 오류를 말하며, 관련 절차 및 정보를 잘못 이해하여 발생할 수 있다. 슬립(slip)은 작업을 수행할 때 의도하지 않고 부적절한 성능으로 인해 발생하는 오류이다. 이러한 분류에 따르면 발전소 운전원의 오진에는 잘못된 ORP 선택 뿐만 아니라 절차 작

업이나 관련 정보에 대한 잘못된 이해와 같은 소규모 오진도 포함된다. 두 유형 모두 인적 오류의 가능한 후보이지만, 글로벌 오진은 사고를 완화하기 위한 수많은 작업을 포함하기 때문에 더 심각한 결과를 초래할 수 있다.

[0022] 비상 상황은 실제로 거의 발생하지 않기 때문에 발전소 운전원에게 익숙하지 않다. 따라서 EOP를 수행하는 것은 복잡하고 스트레스가 많은 작업이다. 운전원은 수많은 경보로 둘러싸여 있는 동안 최적의 대응을 알기 위해 사고 유형을 지정해야 한다. 적절한 사고 진단을 위해서는 다양한 사고 증상을 확인하기 위한 적절한 상황 인식이 필수적이다. 운전원을 표준화된 방식으로 안내하기 위해 진단 절차는 증상에서 사고 유형을 지정하는 조건부 논리(combinational logic)를 제공한다. 도 1은 EOP 패키지의 진단 흐름을 보여주며, EOP 패키지는 사고에 대한 초기 대응, 진단 절차 및 특정 사고에 따른 적절한 ORP를 포함한다. 이러한 구조는 센서 결함으로 인한 잘못된 프로세스 매개 변수에 취약하다. 절차 내에서 한 번의 잘못된 전환이 진단 실패를 불러올 수 있으며, 그로부터 최적의 대응을 막을 뿐만 아니라 불필요한 작업, 심지어는 유해한 조치를 수행하게 할 수 있다. 원전에서 견고하고 정확한 사고 진단 성능을 보장하는 것은 안전한 운영을 위해 필수적이다.

[0024] 결함에 강인한 사고 진단 시스템 프레임워크

[0025] 도 2는 본 실시예의 센서 결함에 강인한 사고 진단 시스템의 전체적 프레임워크를 도시한 도면이다. 도 2를 참조하면, 본 실시예에 의한 시스템은 도 2로 예시된 것과 같이 센서 결함 감지 시스템과 센서 결함에 강인한 완화 시스템(sensor fault-tolerant mitigation system)의 두 하위 시스템을 포함한다. 센서 결함 모니터링은 원자로 트립시 시작되는 시스템의 선두로 수행된다(3.2). 센서 결함이 없는 경우 사고 진단 시스템은 사고를 진단(3.1)하여 사고를 식별하기 위한 출력을 생성한다. 센서 결함 감지 시스템이 센서 결함을 감지하면 오류 정보가 센서 결함에 강인한 완화 시스템(3.3)으로 전송되며, 여기서 데이터 대체 방법을 통해 오류가 있는 센서 데이터를 대체하거나 그 영향을 약화시킨다. 마지막으로 결함에 강인한 사고 진단 결과가 생성된다.

[0027] GRU를 이용하는 사고 진단 알고리즘

[0028] 본 실시예는 RNN 기반 알고리즘을 이용한 비상 상황 사고 진단 모델을 제안한다. RNN은 장단기 메모리 네트워크 또는 GRU(gated recurrent unit)와 같은 고급 모델을 사용하여 사고 또는 비정상 데이터를 분류한다. GRU는 두 개의 메인 게이트 기능, 즉 리셋 게이트(r_t)와 업데이트 게이트(z_t)를 포함한다. 리셋 게이트는 시그모이드 함수를 사용하여 이전 상태(h_{t-1})를 어느 정도 반영해야 하는지 결정하고 업데이트 게이트는 이전 상태와 입력 데이터에서 현재 상태를 업데이트하는 방법을 결정한다. 후보 함수($\tilde{h}_t$)와 이전 상태는 현재 은닉 상태(h_t)를 결정하기 위해 업데이트 게이트에 의해 변조된다. 결정된 숨김 상태는 다음 GRU 셀로 전송되거나 출력으로 종료된다. 게이트 함수, 은닉 상태 및 후보 함수는 아래의 수학적 식 1과 같다.

[0029] [수학적 식 1]

$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1}) \quad (1)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_x x_t + U(r_t \odot h_{t-1})) \quad (2)$$

$$h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t \quad (3)$$

$$r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1}) \quad (4)$$

[0030]

[0031] 여기서 z_t , $\tilde{h}_t$, r_t 는 각각 업데이트 게이트, 후보 게이트 및 리셋 게이트이고 W , U 는 가중치가 적용된 벡터이고 x , h 는 각각 입력 및 숨김 상태이다. $\odot$ 는 요소 별 곱셈(element-wise multiplication)이다.

[0032] 도 3은 GRU 기반 사고 진단 알고리즘을 도시한다. GRU는 원전 사고 상황 시계열 데이터를 입력으로 받아 매시간 스텝마다 정답인 사고 레이블에 대하여 학습한다. 학습은 위 수학적 식 1에 따라 입력값을 처리하여 정답인 사고 레이블을 출력하도록 역전파(Back propagation)에 의해 가중치(weight) 및 바이어스(bias) 값을 조정하는 방식으로 진행된다. 계산된 은닉상태는 직접 출력값을 결정하거나 시간 축에 따라 전달된다.

[0033] 본 실시예의 시스템의 경우 GRU 기반 사고 진단 알고리즘을 구축하여 잘못된 입력으로 인한 성능 저하를 테스트 하여 진단 성능을 확인하였다. 이 알고리즘에는 64 개의 노드가 있는 하나의 숨겨진 계층이 있으며 훈련을 위해 Adam 최적화 프로그램을 적용하였다. 히든 레이어와 노드의 수를 포함한 하이퍼 매개 변수는 충분한 진단 성능 을 달성하도록 결정되었다. 출력 결과는 확률 분포로 정규화된 출력을 생성하는 SoftMax 함수로 생성된다. SoftMax 정규화 식은 아래의 수학적 2와 같다.

[0034] [수학적 2]

$$S(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (5)$$

[0035]

[0036] GRU의 기능은 셀 간의 연결과 상황 정보를 전달하는 순방향 전파로 인해 사고 진단에 적합하다. 그러나 RNN은 높은 성능을 가짐에도 불구하고 센서의 데이터 값의 누락과 함께 견고성(robustness)의 문제가 있을 수 있다. 따라서, 센서 결함에 대하여 RNN 모델의 견고성을 확보하기 위하여 가능한 조치를 준비해야 한다.

[0038] 센서 결함 감지 시스템

[0039] 긴급 상황에서 센서 결함을 설명하기 위해 여러 시계열 다변량 데이터가 있는 RNN의 주목할 만한 성능을 활용하 는 센서 결함 감지 시스템이 제시된다. RNN의 일종인 장단기 메모리(LSTM)을 활용한 해당 시스템은 정상 사고 데이터 및 센서 결함 주입 사고 데이터에 대하여 대상 센서의 일관성 지수(consistency index)를 수치화하여 이 를 장단기 메모리에 학습시킨다. 일관성 지수는 현재 센서가 표시하는 수치와 실제값의 상대적 거리를 수치화하 여 제곱연산한다. 일관성 지수의 계산식은 수학적 3과 같으며, $\tilde{A}$ 는 측정값, A 는 실제값, ϵ 는 상대 오차, C 는 계산된 일관성 지수를 의미한다. 학습된 장단기 메모리는 발전소 변수를 입력으로 받아 특정 센서의 일관성 지 수를 초마다 출력한다. 도 4는 센서 상태 식별의 예를 도시하며, 도 4(a)는 정상 데이터 테스트 결과, (b)는 오 류가 주입된 테스트 결과이다. 감지 시스템의 출력은 센서 상태에 대한 수치적으로 정규화된 인덱스인 일관성 지수의 형태로 생성된다.

[0040] 일관성 지수는 도 4(a)와 같이 정상 상태에서 약 1로 유지되고 센서 신호 편차의 정도에 따라 감소한다. 경험적 테스트 결과에서 검출 속도와 불확도를 모두 고려한 오류 임계값인 일관성 지수 기준은 값은 0.7이다. 일관성 인덱스로부터 아래의 수학적 4의 (6)식을 연산하여 마스킹 입력을 구할 수 있으며, 마스킹 입력과 함께 센서 결 함 정보를 도출할 수 있다. 여기서 '1'은 센서 값이 정상적으로 관측됨을 의미하고 '0'은 데이터가 누락되었음 을 의미한다.

[0041] [수학적 3]

$$\epsilon = \frac{\tilde{A} - A}{A},$$

$$C_{i,t} = \begin{cases} (1 - \epsilon_{i,t})^2 = \left(1 - \left|\frac{\tilde{A}_{i,t} - A_{i,t}}{A_{i,t}}\right|\right)^2, & 0 \leq \epsilon_{i,t} \leq 0.1 \\ 0, & \epsilon_{i,t} > 0.1 \end{cases},$$

[0042]

[0043] [수학적 4]

$$m_i^j = \begin{cases} 1, & C_i^j \geq 0.7 \\ 0, & C_i^j < 0.7 \end{cases} \quad (6)$$

[0044]

[0045] 센서 결함 모드는 인간 오류와의 연결 및 전형성을 고려하여 선택되었다. 드리프트 및 고착 오류(drift and stuck errors)를 사고 데이터에 주입하고 일관성을 평가하였다. 본 실시예에서 진단 알고리즘의 성능 저하를 확 인하기 위해 센서 결함을 구현하였다. 두 방향(상향, 하향)의 2 배 및 10 배 변화율의 드리프트 오류와 0 점에 서 고착 오류가 사고 데이터에 주입된다.

[0046] 도 5(a)는 드리프트 오류, 도 5(b)는 0 고착 오류를 예시한 도면이다. 도 5는 100 초에서 발생한 드리프트 및

고착 오류의 경우를 보여준다. 도 5의 예시에서, 모든 오류 주입은 데이터의 1 초에 추가되었다..

[0048] 오류에 강인한 사고 진단 시스템

[0049] 센서 결함 감지 모델의 결과로부터 사고시 센서 상태를 지속적으로 사용할 수 있는 정보로 모니터링 할 수 있다. 센서 결함이 발생하는 경우, 결함이 있는 센서에서 본질적으로 신뢰할 수 없는 수신 데이터를 제거해야한다. 그러나 GRU를 기반으로 한 사고 진단 알고리즘은 GRU 구조가 각 입력이 상호 연결을 통해 모든 기능과 출력에 영향을 미치도록 지정하기 때문에 빈 입력을 허용할 수 없다. 따라서 누락된 데이터에 의한 영향을 완화하려면 누락된 값을 추정하거나 수정된 RNN 구조를 적용해야한다. 누락된 데이터를 추정값으로 대체하는 과정인 대체 방법을 적용하고 GRU 모델을 변환하여 내결함성 사고 진단 시스템을 구축하였다.

[0050] 첫째, 이동 창 대체(moving window imputation) 또는 마지막 관찰 전방 이동 대체(last observed carried forward imputation)를 포함하여 시계열 데이터에 대한 간단한 대체 방법을 고려하였으나, 이러한 방법은 결함이 발생한 센서가 결함이 발생한 후 지속적으로 편차 데이터를 생성하기 때문에 본 실시예의 경우에는 부적절하다. 즉, 간단한 접근 방식은 다변량 시계열 데이터의 특성을 반영할 수 없다. 사고 유형에 따른 다양한 사고 증상을 반영하기 위해서는 대체 모델에 하나 이상의 통계 모델이 포함되어야 한다. 일반적인 사용 및 성능을 고려하여 세 가지 대체 방법을 비교하여 센서 결함 데이터를 대체한다.

[0052] K-Nearest Neighbors(KNN)

[0053] KNN(K-nearest neighbours)은 단일 계산만 수행되는 단일 대체 방법이다. KNN 대체의 기본 원리는 여러 이웃의 평균 계산을 통한 추정이다. K 파라미터 설정을 기반으로 가장 가까운 데이터는 맨해튼 거리, 유클리드 거리, 상관 거리를 포함한 특정 거리 계산으로 그룹화된다. 누락된 데이터는 최근접 이웃의 가중 평균으로 대체된다. 본 실시예에서는 유클리드 거리 기반 KNN 방법을 사용하여 데이터를 대체하였다.

[0055] MICE(Multivariate Imputation with Chained Equations)

[0056] 단일 대체 방법의 한계를 극복하기 위해 여러 대체 방법이 등장하였다. 다중 대체 과정은 다음과 같다. (1) 모든 누락된 데이터에 대해 자리 표시자(place holder)로 단순 대체(예: 평균)가 수행된다. (2) 누락된 부분이 가장 큰 변수가 누락된 데이터로 반환된다.(3) 변수가 다른 변수에서 회귀된다.(4) 결과가 수렴될 때까지 회귀가 반복된다. 회귀 모델에는 일반적으로 선형, 로지스틱 및 포아송 회귀가 포함된다. 특정 회귀 모델과 수렴 기준은 MICE 소프트웨어 패키지마다 다르다. 본 실시예에 의한 모델에서는 수렴 기준이 $\Delta < 0.1$ 인 선형 회귀를 적용하였다(즉, 이전 대체 값에서 새 대체 값의 상대적 변화가 0.1 미만 임).

[0058] Missforest

[0059] 누락된 섹션이 포함된 빅 데이터를 처리하기 위해 제안된 Missforest 대체 방법은 범주 및 숫자 데이터 모두에 적용할 수 있는 다중 대체 수단이다. MICE와 유사한 대체 과정을 가지고 있지만 회귀 방법이 다르다. Missforest는 훈련에서 수많은 의사 결정 트리를 구성하고 여러 의사 결정 트리를 통합하여 평균 회귀를 생성하는 반복 랜덤 포레스트 회귀를 수행한다. Missforest의 계산 시간은 입력, 트리 수 및 반복 횟수로 제어 할 수 있다.

[0061] GRUD(GRU-Decay)

[0062] 누락된 데이터 자체를 교체하는 것 외에도 RNN의 구조를 수정하여 누락된 데이터를 활용할 수도 있다. 구조적으로 RNN은 모든 시계열 데이터에 동일한 매개 변수를 포함하므로 입력 데이터는 훈련된 모델의 데이터 차원 수와 일치해야한다. 모든 변수 및 척도에 대해 실수로 데이터 손실이 발생할 수 있으므로 기존 RNN 모델은 입력이 누락되면 출력을 만들 수 없다. 섹션이 누락된 다변수 시계열 데이터를 활용하기 위해 GRUD 모델이 제안되었다.

[0063] GRUD 모델은 누락된 데이터의 영향을 줄이기 위해 기본 GRU 구조에 대체 및 가중치 감쇄 메커니즘을 추가한다. 감쇄항(γ)은 누락된 데이터의 감소를 나타내며 훈련에서 결정된다. 감쇄항이 γ 인 감쇄 메커니즘은 다음의 수

학식 5와 같다.

[0064] [수학식 5]

$$\begin{aligned} \gamma_t &= \exp(-\max(0, W_\gamma \sigma_t + b_\gamma)) & (7) \\ \hat{x}_t &= m_t x_t + (1 - m_t)(\gamma_{x_t} x_t + (1 - \gamma_{x_t}) \tilde{x}_t) & (8) \\ \hat{h}_{t-1} &= \gamma_{h_t} \odot h_{t-1} & (9) \end{aligned}$$

[0065]

[0066] 여기서 γ_t 는 감쇄항이고 m 은 데이터의 누락된 상태를 보여주는 마스킹이다. 감쇄항은 수학식 5의 식(7)에서와 같이 훈련된 가중치와 변수의 바이어스를 가진 지수화된 음의 정류기에 의해 결정된다. 입력 및 은닉 상태는 수학식 5의 (8)식 및 (9)식에서와 같이 수정된 입력 및 은닉 상태로 시간이 지남에 따라 감쇄항만큼 감소한다.

[0067]

도 6은 입력이 누락된 GRUD의 구조를 보여준다. 현재 입력 x_t 는 사용할 수 없으므로 $\hat{x}_t$ 로 대체된다. 이 값은 마지막으로 관찰된 값에서 감쇄항 γ_{x_t} 가 있는 매개 변수의 평균값으로 감쇠된다. 은닉 상태 $\hat{h}_{t-1}$ 은 감쇠율 γ_{h_t} 로 감쇠하며, 이는 출력 생성시 입력의 영향이 축소됨을 의미한다. 이것은 사고 진단 분류를 위한 시스템과 같이 실제 작업을 수행하는 RNN 모델에서 GRUD와 대치 로직을 결합하는 것과 같은 통합 모델 설계에 유리하다. 센서 결함 완화 시스템에서 누락된 데이터를 나타내는 필수 마스킹 입력 (수학식 4의 (6)식 참조)은 상술한 바와 같이 결합 모니터링 시스템에서 제공될 수 있다.

[0068]

위의 네 가지 접근 방식을 사용하여 두 가지 내결함성 진단 구조를 개발하였다. 첫 번째 구조는 누락된 데이터를 회귀 기반 대치 방법(KNN, MICE 또는 Missforest)으로 대체하고 GRU로 진단하는 방법이다. 두 번째 구조는 누락된 부분이 있는 데이터를 GRUD에 입력하는 구조이다. 첫 번째 구조의 세 가지 방법은 아래에서 비교된다.

[0070]

4. 센서 결함에 강인한 시스템의 실험 결과

[0071]

원자력 사고 데이터는 웨스팅 하우스 940 MWe 가압 수로의 소형 핵 시뮬레이터(CNS)에서 소형 규모로 생성되었다. 채용된 CNS는 한국 원자력 연구원(KAERI)에서 개발하였다. 이 시뮬레이터는 원자력 분야에서 여러 데이터 기반 기계 학습 응용 프로그램의 소스로 사용되었다. CNS는 자세한 오작동 옵션을 사용하여 비상 또는 사고 데이터를 생성할 수 있다. 모든 사고 현상을 모의 실험할 수 없는 이론적 가정을 가진 단순화된 1 차원 모델이지만 단시간에 대량의 데이터를 생성할 수 있다. CNS가 생성한 2217 개의 공정 매개 변수 중 EOP의 기존 진단 절차를 기반으로 여기에서 41 개의 매개 변수를 선택하고 특정 사고 증상을 나타내는 매개 변수를 포함하였다. 데이터 수집 기간은 IAEA 안전 보고서의 권장 사고 진단 시간 제한을 참조하여 900 초로 설정되었다.

[0072]

선택된 모든 파라미터들은 원자로 트립 및 다양한 안전 시스템의 작동과 함께 비상 상황에서 비선형적이고 불안정한 변화를 보여준다. 또한 데이터에는 기화로 인해 발생하는 진동과 같은 예상치 못한 현상 등의 세부적인 오작동 옵션과 다른 다양한 사고 증상이 포함되어 있다. 표 1은 관련 데이터 세트 수와 함께 시뮬레이션된 사고를 나열한다.

표 1

Accident Type	Detailed Accident Type	Accident Label	No. of Training Sets	No. of Test Sets
Loss of coolant accident	Small/medium LOCA	S/MLOCA	228	72
	Large LOCA	LLOCA	390	126
	PORV LOCA	PORVLOCA	54	17
Steam generator tube rupture	Steam generator tube rupture	SGTR	111	36
Excess steam demand event	In-containment ESDE	ESDE_IN_CNMT	216	72
	Out-containment ESDE	ESDE_OUT_CNMT	186	70
Loss of all feedwater	Loss of all feedwater	LOAF	112	38
Reactor trip	Reactor coolant pump failure	RCP fail	50	11
	Reactor protection system failure	RPS fail	50	11
Total			1397	453

[0073]

[0074]

5 개의 광범위한 원전 사고 범주에서 9 개의 상세한 사고 시퀀스 데이터를 추출하여 다양한 사고 특징을 생성하는 심각도(severity) 또는 파손 위치(break location)로 나뉘어진 1850 데이터를 추출하였다. 냉각수 손실 사고(LOCA) 데이터는 기준에서 파손 크기(break size)에 따라 소 / 중 LOCA와 대형 LOCA로 구분되었으며, 다른 LOCA 유형과는 다른 증상으로 파일럿 작동 릴리프 밸브(PORV) LOCA가 추가되었다. 주 스팀 라인 브레이크라고도 하는 과잉 스팀 요구 이벤트(ESDE)는 각각 매우 다른 증상을 나타내므로 내부 및 외부 격리로 분리되었다. 일반적인 스팀리우스 원자로 트립 사고로 원자로 냉각재 펌프(RCP) 고장과 원자로 보호 시스템(RPS) 고장이 선정되었다. 데이터 중 453 개의 테스트 세트가 무작위로 선택되었고 나머지 1397 개는 훈련 및 검증에 사용되었다.

[0075]

진단 알고리즘 훈련 전에는 신경망 모델의 효율적인 훈련을 위해 모든 데이터 세트 중에서 수집된 최대 및 최소 변수 데이터를 기반으로 모든 훈련 및 테스트 데이터에 대해 최소-최대 정규화를 수행하였다.

[0077]

사고 진단 알고리즘 테스트 결과

[0078]

GRU 모델 말단의 SoftMax 기능은 수치적으로 정규화된 출력을 생성하지만 상태를 식별하기 위한 정확한 기준은 없다. 사고의 유형과 규모에 따라 다양한 증상이 있지만 많은 연구에서 RNN을 통해 사고를 성공적으로 식별할 수 있음이 밝혀졌다. 진단 알고리즘의 안정성과 견고성을 평가하려면 실제 사고 라벨의 지속적으로 높은 출력을 생성해야 한다. 이러한 이유로 진단 알고리즘의 철저한 평가를 위한 간단한 기준을 설정하였다. 사고 발생 후 증상이 나타날 수 있는 충분한 시간이 필요하다. 본 실시예에서 사고 진단의 성공 기준은 실제 SoftMax 출력이 200 초에서 시뮬레이션 종료(900 초)까지 최대값을 유지할 때로 가정한다.

[0079]

주입된 센서 결함을 테스트하기 전에 GRU로 구성된 진단 알고리즘을 처음에 평가해야 한다. GRU 모델의 테스트 결과는 결함없는 데이터가 있는 453 개의 테스트 세트 중 사고 유형을 분류할 수 있도록 표 2에 설명되어 있다. 경계값 근처에서 파손 크기가 있는 S / MLOCA 및 LLOCA 테스트 데이터에서 불안정한 경향이 관찰되었다. 그럼에도 불구하고 출력은 모든 시간 순서에서 올바른 진단을 유지하였다. 다음으로 진단 알고리즘의 성능 저하를 5 개의 선택된 센서 결함 모드로 분석하여 각 센서에 대해 총 2265 개의 테스트 데이터를 제공하였다. 센서 결함 데이터는 사고 유형에 따라 다양한 트렌드가 있고 진단 절차 순서에 큰 영향을 미치는 7 가지 공정 파라미터를 대상으로 생성되었다. 본 실시예에서는 단일 센서 결함만 가정한다. 표 2에서 볼 수 있듯이 센서 결함은 특정 오류 주입 센서에 따라 열화 정도가 달라 진단 성능을 현저히 저하시킨다. 이 매개 변수는 증기 발생기 튜브 파열(SGTR)을 다른 사고와 구별하는 데 중요한 요소이기 때문에 2 차 방사선 센서 결함에서 가장 큰 성능 저하가 발생하였다. 도 7은 정상 데이터에서 SGTR을 성공적으로 식별하고 2 차 방사선 센서 결함으로 인한 진단 실패를 보여준다.

표 2

Unit: %	PZR Pressure	Secondary RAD	CNMT Pressure	Cold Leg #1 Temp.	Flow S/G to RCP #1	RV Water Level	S/G #3 Level
Normal data				100			
Faulty data	92.98	60.04	68.65	83.05	93.20	93.47	87.55

[0080]

[0082]

대치 모델의 성능 평가

[0083]

가장 정밀한 대치 모델을 선택하기 위해 섹션 3.3에 설명된 대치 방법들에 대하여 정확도를 측정하였다. 평균 대치도 KNN, MICE 및 Missforest의 세 대치 방법의 기본 방법이기 때문에 비교 연구에 포함되었다. 원래 값에서 재구성된 데이터의 오류는 시간에 따른 평균 형식으로 수집되었다. 빠른 대응이 필요한 사고 상황에서 중요한 요소이기 때문에 성능 비교를 위해 계산 시간도 수집되었다. 모델 매개 변수의 조정은 대치 정확도와 계산 시간 모두에 영향을 주지만 여기서 이러한 조정은 모델 성능의 주요 결정 요인이 아닙니다. 대치 모델에 대한 매개 변수(예 : KNN의 가장 가까운 이웃 수 또는 Missforest의 의사 결정 트리 수)는 계산 시간 20 초 미만에서 최고의 성능을 달성한 파일럿 테스트를 기반으로 고정되었다. 이 연구에서는 단일 센서 결합 만 가정 했으므로 MICE와 Missforest는 테스트에서 선형 및 무작위 포리스트 회귀의 단일 피팅을 처리한다.

[0084]

NPP의 일부 공정 매개 변수에는 여러 0 값이 포함되어 있다(예 : 방사성 물질 누출없이 0으로 유지되는 특정 방사선 경보). 그러나 센서의 실제 값은 평균 절대 백분율 오류와 같은 오류 백분율 메트릭의 분모로 삽입되어야 한다. 이 문제를 해결하기 위해 Armstrong은 대칭 평균 절대 백분율 오차(sMAPE) 메트릭을 제안했으며, 이는 아래의 수학적 식 6과 같이 정의된다.

[0085]

[수학적 식 6]

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{2 \cdot |A_t^v - F_t^v|}{|A_t^v| + |F_t^v|} \quad (10)$$

[0086]

[0087]

여기서 A_t 는 시간 t 에서 실제 측정된 값을 나타내고 F_t 는 대치된 값을 나타낸다. sMAPE에는 비대칭 문제가 있지만 음수가 아닌 실제 데이터에서는 문제가 되지 않는다. 여기에서 sMAPE를 사용한 평가를 수행하여 4 가지 모델(평균, KNN, MICE 및 Missforest) 중에서 최적의 대치 방법을 선택하였다. 각 방법에는 계산 시간과 대치 정확도를 결정하는 중요한 매개 변수가 있다. 대치 모델의 비교는 훈련 데이터 세트와 동일한 샘플 데이터에서 누락된 센서 변수의 회귀(regression)를 기반으로 수행되었다. 백분율 오류와 계산 시간은 각각 표 3과 4에 나열되어 있다. 5 개의 변수는 41 개의 플랜트 매개 변수 중에서 무작위로 선택되어 변수의 특징과 독립적인 방법의 재구성 성능을 비교하였다.

표 3

Table 3. Comparative evaluation of imputation accuracy and computation time with symmetric mean absolute percentage error (sMAPE) metric.

Unit: %		Variable #1	Variable #2	Variable #3	Variable #4	Variable #5
Mean	Max/Min	79.98/8.82	198.00/108.34	198.81/3.13	82.04/4.75	63.04/2.77
	Average	39.94	195.35	135.97	18.06	30.09
KNN	Max/Min	34.35/0.01	82.73/0.00	76.96/0.00	56.00/0.00	21.15/0.00
	Average	3.93	1.94	3.25	4.21	2.50
MICE	Max/Min	22.65/2.79	198.87/11.18	198.41/3.26	6.34/0.0042	51.80/0.86
	Average	7.63	177.95	95.91	0.21	6.80
Missforest	Max/Min	14.93/0.076	44.61/0.00	38.27/0.00	23.67/0.0008	17.99/0.00
	Average	1.68	1.41	0.27	0.77	1.48

[0088]

표 4

Table 4. Total average sMAPE and computation time of imputation methods.

	Mean	KNN	MICE	Missforest
sMAPE	83.88	3.17	57.70	1.12
Computation time	0.0198 s (SD = 2.45×10^{-4})	17.31 s (SD = 1.24×10^{-1})	4.53 s (SD = 1.53×10^{-1})	9.06 s (SD = 2.33)

[0089]

[0090]

전반적으로 Missforest는 가장 낮은 오류로 가장 안정적인 결과를 제공하였다. MICE는 사고에 관계없이 단순한 패턴의 변수(Var #4)에서 좋은 성능을 보여 주어 선형 회귀의 특징인 것으로 보인다. 그러나 상수 제로 데이터를 포함하는 Var #2 및 #3의 경우 도 8(d)와 같이 성능이 급격히 감소하였다. KNN은 Min 오차에서 좋은 성능을 보였지만 성능이 불안정하여 비정상적인 경향을 보였다. 앞서 언급했듯이 실제 원전 비상 상황에 대한 적용 가능성을 결정하는 중요한 요소인 계산 시간 측면에서 MICE는 평균 계산 시간이 5 초 미만, Missforest가 약 9 초, KNN이 약 17 초를 보였다. 이 구조에서 계산 시간은 분기 수에 따라 결정되기 때문에 Missforest는 변수 간의 다양한 계산 시간을 제시하였다. 따라서 Var #4와 같이 다양한 추세를 가진 센서 값의 회귀는 계산하는 데 더 오랜 시간이 필요하였다.

[0091]

결과에 따르면 Missforest 기반 대치 법은 평균 오류, 최대 피크 오류 및 저렴한 계산 시간 측면에서 테스트된 방법 중 최고의 성능을 보여주었다. 따라서 센서 결함에서 누락된 데이터를 대체하기 위한 신호 재구성을 위해 Missforest가 이 작업에서 대치 도구로 선택되었다.

[0093]

결함 완화 결과

표 5

Table 5. Total diagnosis accuracies.

	Normal Data	Faulty Data	GRUD	Missforest
Total	100% (453/453)	82.71% (13,113/15,855)	96.75% (3068/3171)	100% (3171/3171)

[0094]

[0095]

센서 결함 완화 전략을 확인하기 위해 GRUD 및 Missforest 대치가 신뢰할 수 없는 센서 데이터에 적용되었다. 각 대치 방법은 7 개의 센서 결함이 포함된 테스트 세트에 테스트되었다. GRUD는 표 5와 같이 오류 상태에서 현

저한 성능 회복을 보여주었다. 회복된 진단 정확도는 정확도 저하의 직접적인 영향을 받았다. 예를 들어 'Secondary RAD'에 대한 결함 데이터 중 가장 낮은 정확도는 완화된 결과에서 가장 낮은 복구 정확도와 연결된다. Missforest의 경우 모든 센서 결함이 복구되어 완전한 진단 정확도를 얻었다. 7 가지 센서 결함과 관련된 성능 저하 및 복구된 진단 정확도가 도 9로 도시되었다.

[0096] 본 실시예에서, 먼저 GRU를 사용한 기본 진단 알고리즘이 준비된 453 테스트 데이터를 가정된 임계값으로 성공적으로 진단할 수 있음을 확인할 수 있다. 센서 결함 주입 후 진단 정확도는 평균 82.71%로 떨어졌다. 즉, 총 13,113 건의 테스트 데이터 중 2742 건의 실패 사례가 발생하였다. 첫 번째 결함에 대한 완화 전략으로 GRU 기반 내결함성 전략을 적용하여 96.75 %의 현저한 정확도 회복을 달성했으며 총 3171 개의 테스트 데이터 중 103 개의 실패 사례가 관찰되었다. 두 번째 전략으로 Missforest는 완전한 진단 정확도 회복, 즉 3171 테스트 데이터 중 0 개 실패로 100 %를 달성하였다. 표 5는 최종 테스트 결과를 나열한다.

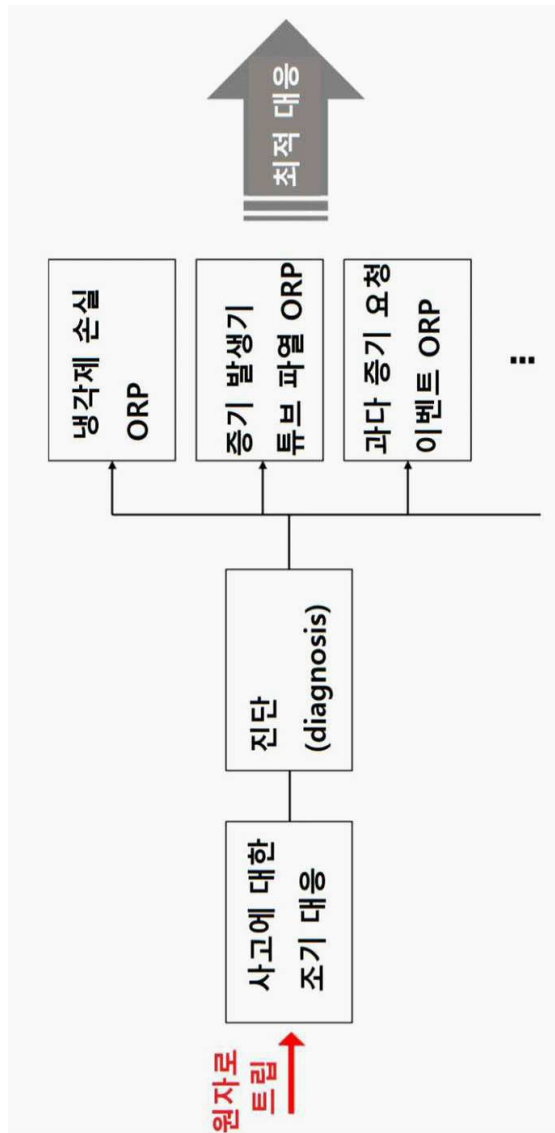
[0098] 본 발명에 대한 이해를 돕기 위하여 도면에 도시된 실시 예를 참고로 설명되었으나, 이는 실시를 위한 실시예로, 예시적인 것에 불과하며, 당해 분야에서 통상적 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시 예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호범위는 첨부된 특허청구범위에 의해 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

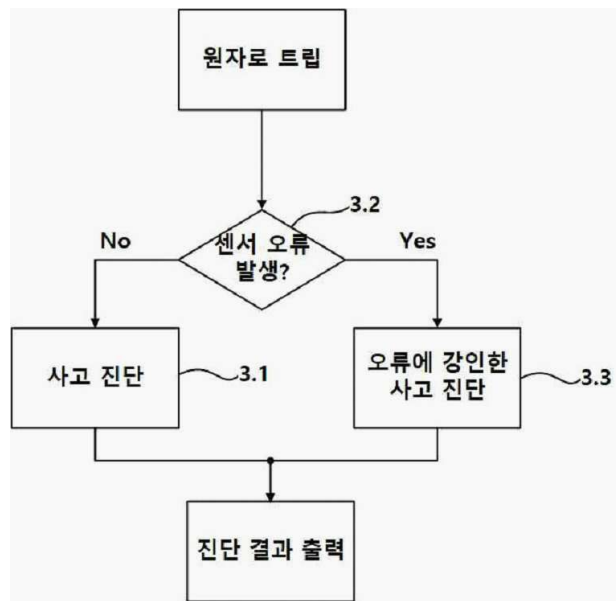
[0099] 3.1, 3.2, 3.3: 사고 진단 시스템의 각 단계

도면

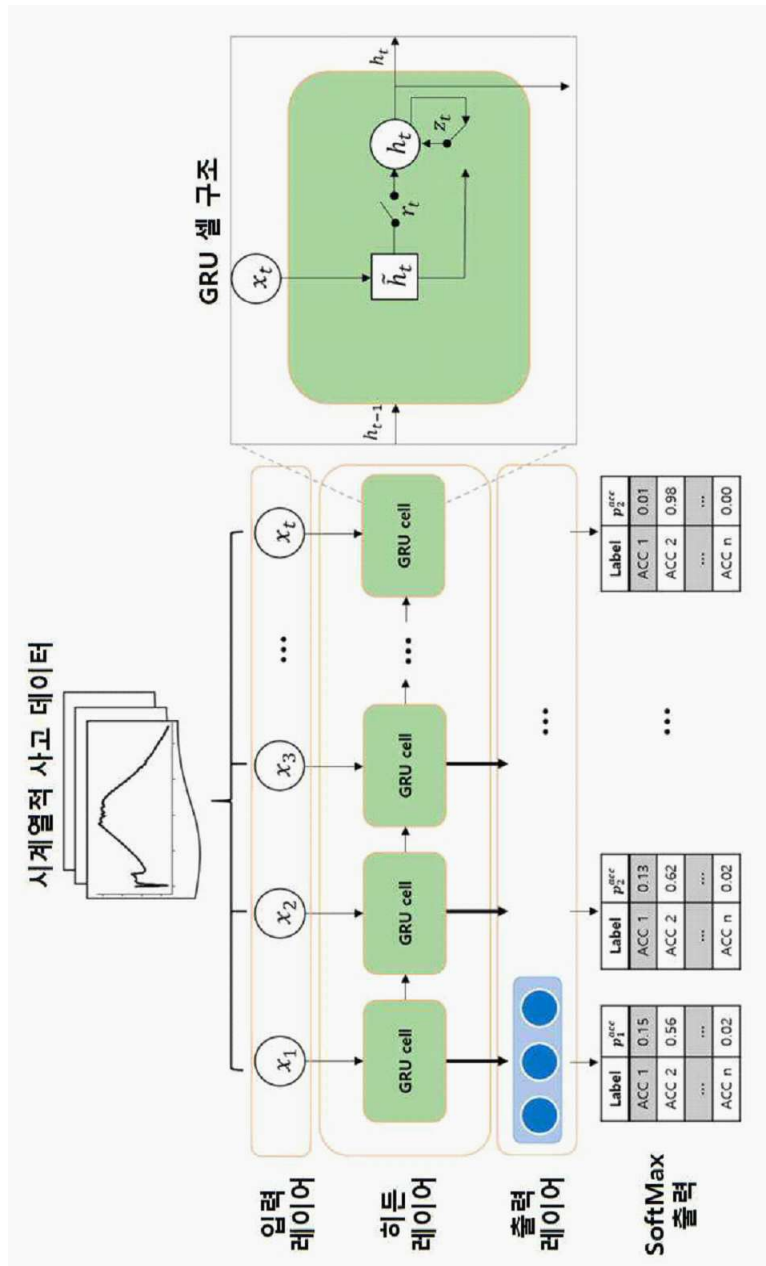
도면1



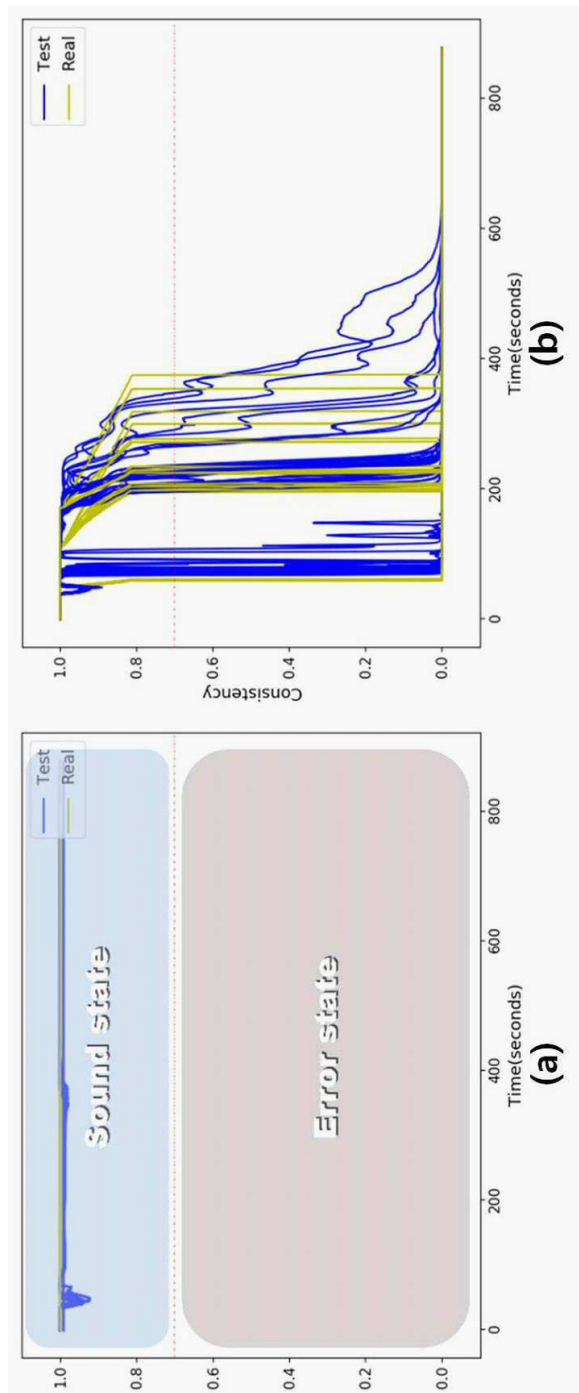
도면2



도면3



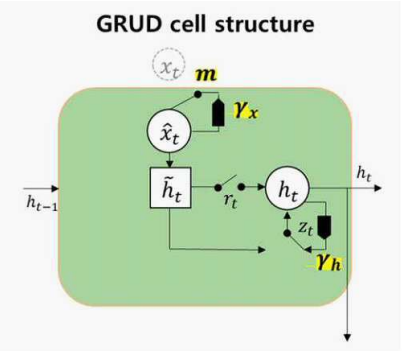
도면4



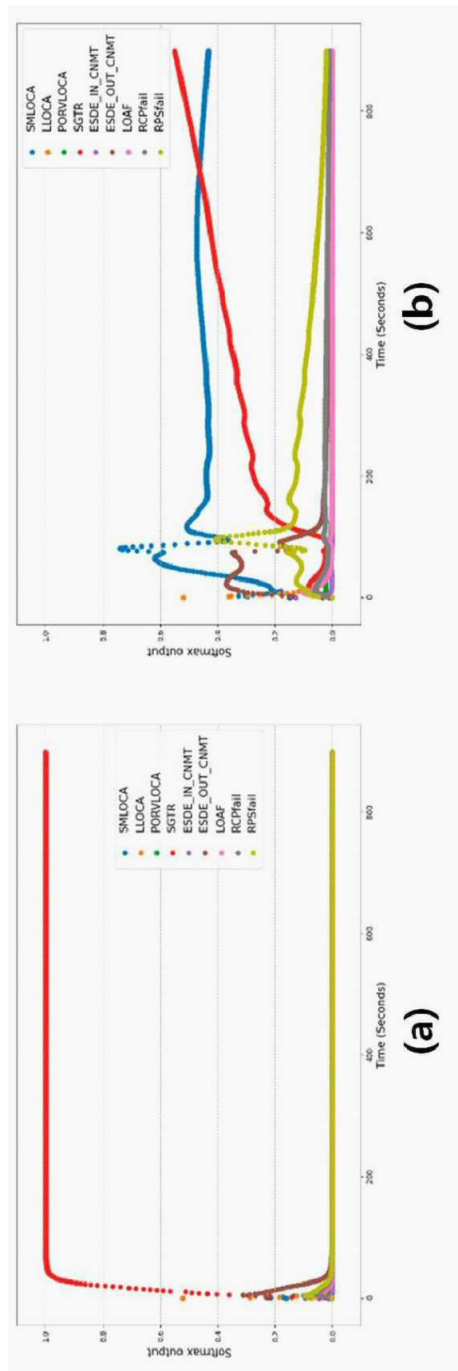
도면5



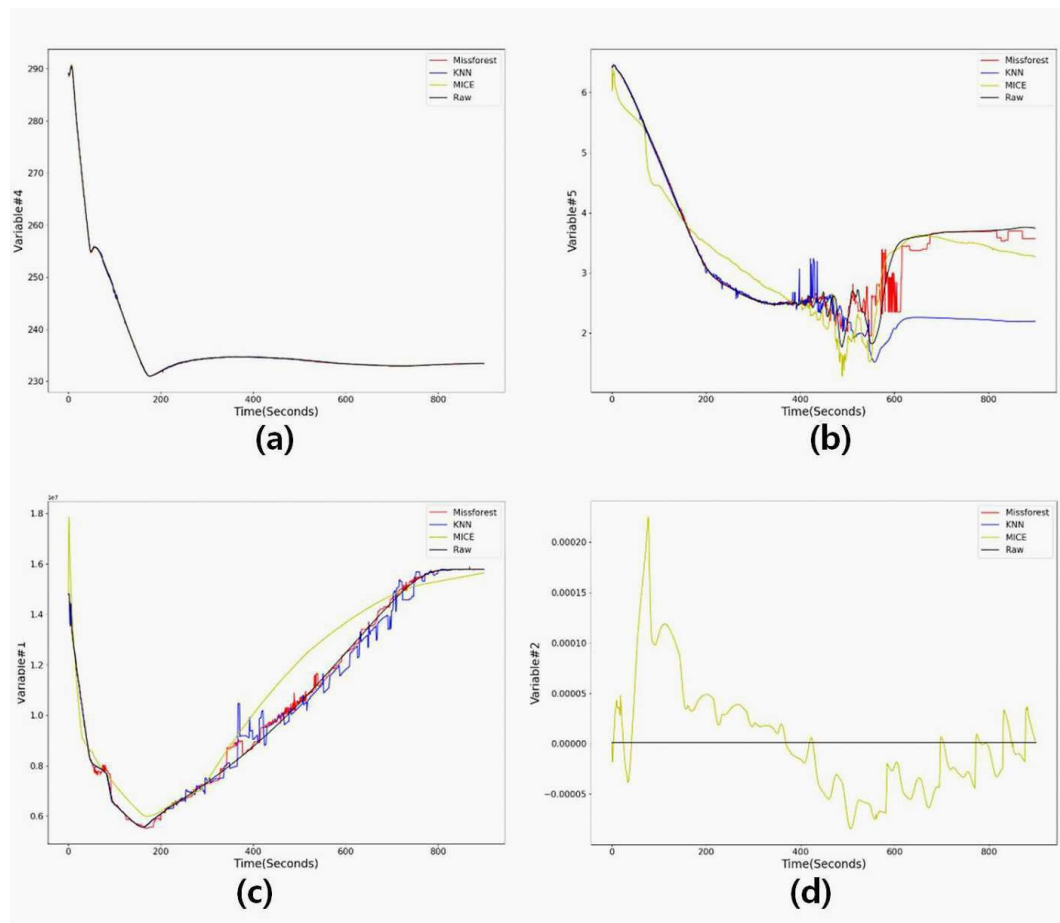
도면6



도면7



도면8



도면9

