



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2025년01월07일

(11) 등록번호 10-2751379

(24) 등록일자 2025년01월02일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01M 17/007 (2019.01) G06F 30/15 (2020.01)
G06F 30/27 (2020.01) G08B 21/18 (2006.01)
G16Y 40/10 (2020.01) G16Y 40/20 (2020.01)

(52) CPC특허분류
G01M 17/007 (2019.01)
G06F 30/15 (2020.01)

(21) 출원번호 10-2023-0156291

(22) 출원일자 2023년11월13일

심사청구일자 2023년11월13일

(56) 선행기술조사문헌

KR1020230036776 A*

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

울산대학교 산학협력단

울산광역시 남구 대학로 93(무거동)

(72) 발명자

안경관

울산광역시 남구 대공원로 207, 102동 402호 (신정동, 대공원 월드메르디앙)

권 호아이 안

울산광역시 남구 대학로 93 (무거동)

(74) 대리인

특허법인태백

전체 청구항 수 : 총 5 항

심사관 : 선우용진

(54) 발명의 명칭 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템 및 방법

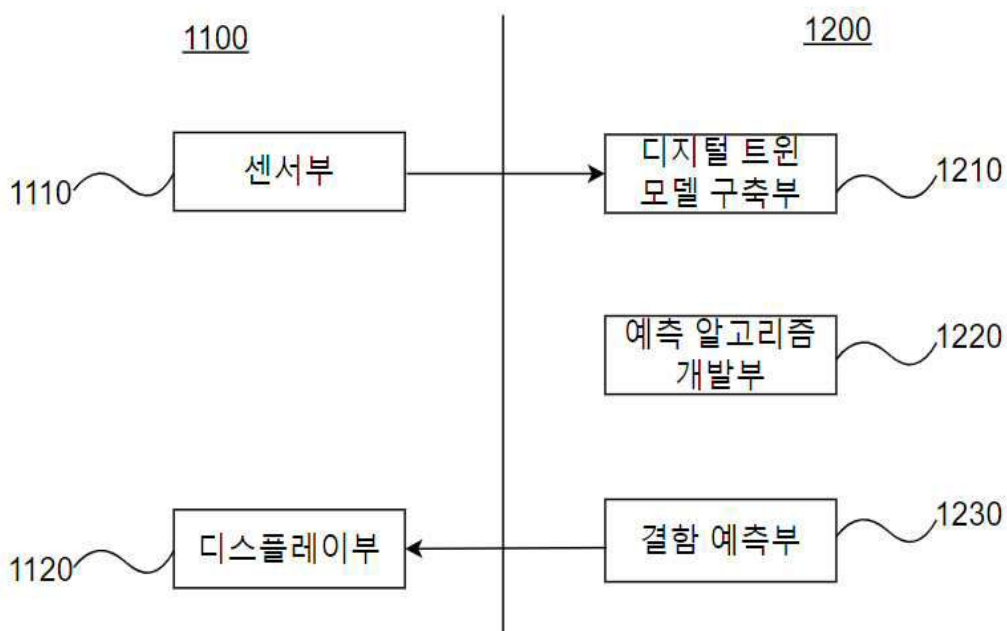
(57) 요약

본 발명은, 디지털 트윈 기반 수소차 고장 예측 시스템 및 방법에 관한 것이다.

본 발명에 따르면, 디지털 트윈 기반 수소차 고장 예측 시스템은 IoT 센서를 사용하여 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 수집하는 센서부; 상기 센서부에서 수집한 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 이용하여 연

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



료전지 시스템 및 DC/DC 컨버터의 디지털 트윈 모델을 구축하는 디지털 트윈 모델 구축부; 실시간으로 실제 물리적 수소차 시스템에서 측정된 신호의 모든 정보에 대해 결함 예측 알고리즘을 설계하는 예측 알고리즘 개발부; 및 상기 예측 알고리즘을 실제 물리적 수소차 시스템에 적용하여 예측 결과를 산출하는 결함 예측부; 및 상기 예측 결과를 사용자에게 디스플레이하는 디스플레이부를 포함한다.

이와 같이 본 발명에 따르면, 물리적 모델의 온라인 측정값으로 디지털 트윈 모델을 업데이트 할 수 있으며, 이를 통해 변화하는 작동 조건과 셀 간의 차이를 고려하여 예측 성능을 향상시킬 수 있다.

(52) CPC특허분류

G06F 30/27 (2020.01)

G08B 21/18 (2013.01)

G16Y 40/10 (2020.01)

G16Y 40/20 (2020.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345341781
과제번호	2021RIS-003
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	지자체-대학협력기반지역혁신사업
연구과제명	수소건설기계 가상화시스템 및 응용기술개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	울산대학교
연구기간	2021.11.01 ~ 2023.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1415177548
과제번호	P0018648
부처명	산업통상자원부
과제관리(전문)기관명	한국산업기술진흥원
연구사업명	수소전기트램실증
연구과제명	수소전기트램 실주행 환경 실증 및 운영기술 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	(재)울산테크노파크
연구기간	2021.07.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

IoT 센서를 사용하여 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 수집하는 센서부;

상기 센서부에서 수집한 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 이용하여 연료전지 시스템 및 DC/DC 컨버터의 디지털 트윈 모델을 구축하는 디지털 트윈 모델 구축부;

실시간으로 실제 물리적 수소차 시스템에서 측정된 신호의 모든 정보에 대해 결함 예측 알고리즘을 설계하는 예측 알고리즘 개발부; 및

상기 예측 알고리즘을 실제 물리적 수소차 시스템에 적용하여 예측 결과를 산출하는 결함 예측부; 및

상기 예측 결과를 사용자에게 디스플레이하는 디스플레이부를 포함하고,

상기 결함 예측 알고리즘은,

가상신호와 측정신호를 온라인 평가를 통해 시간의 흐름에 따라 어느 순간이라도 이상이 있는지 확인하고 분류하고,

예측된 전압이 기 설정된 전압의 최소값 이하거나, 예측된 전압이 기 설정된 전압의 최대값 이상일 경우, 비정상적인 연료전지 스택 출력 전압(Abnormal fuel cell stack output voltage)이 발생한 상태로 판단하고,

예측된 전류가 기 설정된 전류의 최소값 이하거나, 예측된 전류가 기 설정된 전류의 최대값 이상일 경우, 비정상적인 연료전지 스택 출력 전류(Abnormal fuel cell stack output current)가 발생한 상태로 판단하고,

예측된 온도가 기 설정된 온도의 최대값 이상일 경우, 연료전지 스택의 과열(Overheating of the fuel cell stack)이 발생한 상태로 판단하고,

예측된 수소 압력이 기 설정된 수소 압력의 최소값 이하거나, 예측된 수소 압력이 기 설정된 수소 압력의 최대값 이상일 경우, 수소 압력 이상(Hydrogen pressure failure)이 발생한 상태로 판단하는 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 디스플레이부는,

예측 결과에 따른 미래에 발생할 수 있는 잠재적인 문제를 사용자에게 경고하는 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 디지털 트윈 모델 구축부는

상기 디지털 트윈 모델의 특성과 동작이 실제 물리적 수소차 시스템과 동일한지 검증하는 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템.

청구항 4

물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 수집하는 단계;

상기 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 이용하여 연료전지 시스템 및 DC/DC 컨버터의 디지털 트윈 모델을 구축하는 단계;

상기 디지털 트윈 모델의 특성과 동작이 실제 물리적 수소차 시스템과 동일한지 검증하는 단계;

실시간으로 실제 물리적 수소차 시스템에서 측정된 신호의 모든 정보에 대해 결함 예측 알고리즘을 설계하는 단계;

상기 결함 예측 알고리즘을 통해 실시간으로 결함을 예측하는 단계; 및

예측 결과를 사용자에게 디스플레이하는 단계를 포함하고,

상기 결함 예측 알고리즘은,

가상신호와 측정신호를 온라인 평가를 통해 시간의 흐름에 따라 어느 순간이라도 이상이 있는지 확인하고 분류하고,

예측된 전압이 기 설정된 전압의 최소값 이하거나, 예측된 전압이 기 설정된 전압의 최대값 이상일 경우, 비정상적인 연료전지 스택 출력 전압(Abnormal fuel cell stack output voltage)이 발생한 상태로 판단하고,

예측된 전류가 기 설정된 전류의 최소값 이하거나, 예측된 전류가 기 설정된 전류의 최대값 이상일 경우, 비정상적인 연료전지 스택 출력 전류(Abnormal fuel cell stack output current)가 발생한 상태로 판단하고,

예측된 온도가 기 설정된 온도의 최대값 이상일 경우, 연료전지 스택의 과열(Overheating of the fuel cell stack)이 발생한 상태로 판단하고,

예측된 수소 압력이 기 설정된 수소 압력의 최소값 이하거나, 예측된 수소 압력이 기 설정된 수소 압력의 최대값 이상일 경우, 수소 압력 이상(Hydrogen pressure failure)이 발생한 상태로 판단하는 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 방법.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 예측 결과를 사용자에게 디스플레이하는 단계는,

예측 결과에 따른 미래에 발생할 수 있는 잠재적인 문제를 사용자에게 경고하는 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템 및 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 물리적 공간과 가상 공간의 실시간 협업이 가능한 디지털 트윈 기술을 기반으로 하여 수소차 시스템의 결함을 예측하는 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근 환경문제의 심각성이 대두되면서 차량의 내연기관 대신 친환경적인 대체에너지의 도입에 대한 요구가 높아지고 있으며, 이에, 이러한 친환경적인 대체에너지로서 연료전지(Fuel Cell; FC)를 동력원으로 이용하는 연료전지 시스템이 주목받고 있다.

[0003] 연료전지 시스템의 주목도가 높아짐에 따라 연료전지 시스템을 안전하게 사용할 수 있게 하는 연료 정지의 결함 진단 및 예측 시스템에 대한 연구도 진행되고 있다.

[0004] 하지만, 기존 연료전지 시스템의 결함 검출 및 분리(FDI: Fault Detection and Isolation)를 포함하는 결함 진단 시스템은 데이터 또는 물리적 모델을 기반으로 하는데, 실제 기계에서 예측 유지보수 알고리즘을 학습하는데 필요한 결함 조건을 생성하는 것은 매우 어려운 일이고, 물리적으로 수집된 데이터는 수집 조건과 기록된 특정 요소에 의하여 제한되는 경우가 빈번하다.

[0005] 따라서, 상기한 바와 같은 종래기술의 결함 진단 및 예측 시스템의 한계를 해결하기 위해 오류나 결함 발생을 즉각적으로 감지하여 대처하거나, 결함을 예측하여 적절한 조치를 취하도록 할 수 있도록 구성되는 새로운 구성의 결함 진단 및 예측 시스템을 제시하는 것이 바람직하나, 아직까지 그러한 요구를 모두 만족시키는 장치나 방법은 제시되지 못하고 있는 실정이다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명에 따르면, 물리적 공간과 가상 공간의 실시간 협업이 가능한 디지털 트윈 기술을 기반으로 하여 수소차 시스템의 결함을 예측하는 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템 및 방법을 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

[0007] 이러한 기술적 과제를 이루기 위한 본 발명의 일 실시예에 따르면 디지털 트윈 기반 수소차 고장 예측 시스템은 IoT 센서를 사용하여 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 수집하는 센서부; 상기 센서부에서 수집한 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 이용하여 연료전지 시스템 및 DC/DC 컨버터의 디지털 트윈 모델을 구축하는 디지털 트윈 모델 구축부; 실시간으로 실제 물리적 수소차 시스템에서 측정된 신호의 모든 정보에 대해 결함 예측 알고리즘을 설계하는 예측 알고리즘 개발부; 및 상기 예측 알고리즘을 실제 물리적 수소차 시스템에 적용하여 예측 결과를 산출하는 결함 예측부; 및 상기 예측 결과를 사용자에게 디스플레이하는 디스플레이부를 포함한다.

[0008] 본 발명의 다른 실시예에 따르면 디지털 트윈 기반 수소차 고장 예측 방법은 물리적 공간에서 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 수집하는 단계; 상기 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 이용하여 연료전지 시스템 및 DC/DC 컨버터의 디지털 트윈 모델을 구축하는 단계; 상기 디지털 트윈 모델의 특성과 동작이 실제 물리적 수소차 시스템과 동일한지 검증하는 단계; 실시간으로 실제 물리적 수소차 시스템에서 측정된 신호의 모든 정보에 대해 결함 예측 알고리즘을 설계하는 단계; 상기 결함 예측 알고리즘을 통해 실시간으로 결함을 예측하는 단계; 및 예측 결과를 사용자에게 디스플레이하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0009] 이와 같이 본 발명에 따르면, 물리적 모델의 온라인 측정값으로 디지털 트윈 모델을 업데이트 할 수 있으며, 이를 통해 변화하는 작동 조건과 셀 간의 차이를 고려하여 예측 성능을 향상시킬 수 있다.

[0010] 또한, 본 발명을 통해 연료전지 스택과 DC/DC 컨버터를 갖춘 수소차 시스템의 안전한 작동 조건을 실시간으로 개선할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0011] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템을 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템의 구성도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 방법의 흐름을 도시한 도면이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 결함 예측 알고리즘을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 단기 예측과 장기 예측 모델의 예를 도시한 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 LSTM-ARIMA 모델을 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 LSTM의 구조를 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0012] 이하 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 바람직한 실시예를 상세히 설명하기로 한다. 이 과정에서 도면에 도시된 선들의 두께나 구성요소의 크기 등은 설명의 명료성과 편의상 과장되게 도시되어 있을 수 있다.

[0013] 또한 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서, 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 이러한 용어들에 대한 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.

[0014] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템을 설명하기 위한 도면이고, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템의 구성도이다.

[0015] 도 1 및 도 2에 도시된 바에 따르면, 디지털 트윈 기반 수소차 결함 예측 시스템(1000)은 물리적 공간(1100) 및

가상 공간(1200)이 연동하여 동작한다.

- [0016] 또한, 물리적 공간(1100)은 센서부(1110) 및 디스플레이부(1120)를 포함하고, 가상 공간(1200)은 디지털 트윈 모델 구축부(1210), 예측 알고리즘 개발부(1220) 및 결합 예측부(1230)를 포함한다.
- [0017] 센서부(1110)는 IoT 센서를 사용하여 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 수집하고, 가상 공간(1200)으로 전송한다.
- [0018] 이 때, 초기 데이터는 연료전지 스택에 공급되는 산소 및 수소의 압력과 단방향 DC/DC 컨버터의 입력 전압 및 전류를 포함하는 입력신호와 연료전지 스택의 온도, 출력전압, 전류, DC/DC 컨버터의 출력전압, 전류를 포함하는 출력신호를 포함한다.
- [0019] 또한, 센서부(1110)는 필요에 따라 초기 데이터를 제외한 다른 데이터를 추가로 가상 공간(1200)으로 전송할 수 있다.
- [0020] 디스플레이부(1120)는 가상 공간(1200)에서 예측된 예측 결과를 사용자에게 디스플레이한다.
- [0021] 또한, 디스플레이부(1120)는 예측 결과에 따른 미래에 발생할 수 있는 잠재적인 문제를 사용자에게 경고할 수 있다.
- [0022] 디지털 트윈 모델 구축부(1210)는 물리적 공간(1100)에서 전송된 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 이용하여 연료전지 시스템 및 DC/DC 컨버터의 디지털 트윈 모델을 구축한다.
- [0023] 이 때, 디지털 트윈 모델은 동적 모델(Dynamic model) 및 추정 모델(Estimation model)을 포함하여 구성된다.
- [0024] 또한, 디지털 트윈 모델 구축부(1210)는 디지털 모델의 특성과 동작이 실제 물리적 수소차 시스템과 동일한지 검증한다.
- [0025] 좀 더 상세하게는, 디지털 트윈 모델 구축부(1210)는 디지털 트윈 모델 구축을 위해서 매개변수를 추정하고 추정된 매개변수에 대한 검증을 수행하여 디지털 트윈 모델의 출력이 동일한 입력 조건을 가진 실제 물리적 수소차 시스템과 동일하지 않은 경우, 동일한 출력 성능이 달성될 때까지 매개변수를 업데이트하고 검증을 반복한다.
- [0026] 반면, 디지털 트윈 모델 구축부(1210)는 디지털 트윈 모델의 출력이 동일한 입력 조건을 가진 실제 물리적 수소차 시스템과 동일할 경우에는 추정 및 검증 과정을 중지한다.
- [0027] 예측 알고리즘 개발부(1220)는 실시간으로 실제 물리적 수소차 시스템에서 측정된 신호의 모든 정보에 대해 결합 예측 알고리즘을 설계한다.
- [0028] 결합 예측부(1230)는 예측 알고리즘을 실제 물리적 수소차 시스템에 적용하여 예측 결과를 산출한다.
- [0029] 또한, 결합 예측부(1230)는 예측 결과를 물리적 공간(1100)의 디스플레이부(1120)에 전송하며, 시스템이 종료될 때까지 결합 예측을 반복적으로 수행한다.
- [0030] 이하, 도 3을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 디지털 트윈 기반 수소차 결합 예측 방법에 대해 구체적으로 설명한다.
- [0031] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 디지털 트윈 기반 수소차 결합 예측 방법의 흐름을 도시한 도면이다.
- [0032] 도 3에 도시된 바와 같이, 먼저, 물리적 공간(1100)에서 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 수집하고, 가상 공간으로 전송한다(S310).
- [0033] 이 때, 초기 데이터는 연료전지 스택에 공급되는 산소 및 수소의 압력과 단방향 DC/DC 컨버터의 입력 전압 및 전류를 포함하는 입력신호와 연료전지 스택의 온도, 출력전압, 전류, DC/DC 컨버터의 출력전압, 전류를 포함하는 출력신호를 포함한다.
- [0034] 다음으로, 전송된 물리적인 수소차 시스템의 초기 데이터를 이용하여 연료전지 시스템 및 DC/DC 컨버터의 디지털 트윈 모델을 구축한다(S320).
- [0035] 이 때, 디지털 트윈 모델은 동적 모델(Dynamic model) 및 추정 모델(Estimation model)을 포함하여 구성된다.
- [0036] 또한, 초기 디지털 트윈 모델은 물리적인 수소차 시스템과 동일한 초기 매개변수를 사용하여 생성되며, 실제 물리적인 수소차 시스템의 운영 중 물리적 공간의 입출력 신호를 기반으로 업데이트된다.

- [0037] 다음으로, 디지털 모델의 특성과 동작이 실제 물리적 수소차 시스템과 동일한지 검증한다(S330).
- [0038] 좀 더 상세하게는, 디지털 트윈 모델 구축부(1210)는 디지털 트윈 모델 구축을 위해서 매개변수를 추정하고 추정된 매개변수에 대한 검증을 수행하여 디지털 트윈 모델의 출력이 동일한 입력 조건을 가진 실제 물리적 수소차 시스템과 동일하지 않은 경우, 동일한 출력 성능이 달성될 때까지 매개변수를 업데이트하고 검증을 반복한다.
- [0039] 반면, 디지털 트윈 모델 구축부(1210)는 디지털 트윈 모델의 출력이 동일한 입력 조건을 가진 실제 물리적 수소차 시스템과 동일할 경우에는 추정 및 검증 과정을 중지한다.
- [0040] 디지털 트윈 모델이 검증되면, 실시간으로 실제 물리적 수소차 시스템에서 측정된 신호의 모든 정보에 대해 결함 예측 알고리즘을 설계한다(S340).
- [0041] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 결함 예측 알고리즘을 설명하기 위한 도면이다.
- [0042] 도 4에 도시된 바와 같이, 결함 예측 알고리즘은 디지털 트윈 모델의 가상 매개변수와 물리적 수소차 시스템의 실제 정보를 토대로 구성된다.
- [0043] 먼저, 가상신호와 측정신호를 온라인 평가를 통해 시간의 흐름에 따라 어느 순간이라도 이상이 있는지 확인하고 분류한다.
- [0044] 이 때, 기 설정된 시스템의 결함을 판별하는 신호가 없다면 시스템에 결함이 발생하지 않은 것으로 판단한다.
- [0045] 반면, 시스템의 결함을 판별하는 신호가 감지되면 결함이 발생하는 위치를 판단하기 위해 예측 프로세스가 실행된다.
- [0046] 이 때, 발생할 수 있는 결함은 연료전지 시스템에서는 연료전지 스택의 과열(Overheating of the fuel cell stack), 비정상적인 연료전지 스택 출력 전압(Abnormal fuel cell stack output voltage), 비정상적인 연료전지 스택 출력 전류(Abnormal fuel cell stack output current) 및 수소 압력 이상(Hydrogen pressure failure)을 포함하고, 단방향 DC/DC 컨버터에서는 비정상적인 출력 전압(Abnormal output voltage) 및 비정상적인 출력 전류(Abnormal output current)를 포함한다.
- [0047] 좀 더 상세하게는, 예측된 전압($V_{predict}$)이 기 설정된 전압의 최소값(V_{min}) 이하거나, 예측된 전압이 기 설정된 전압의 최대값(V_{max}) 이상일 경우, 비정상적인 연료전지 스택 출력 전압이 발생한 상태로 판단한다.
- [0048] 또한, 예측된 전류($I_{predict}$)가 기 설정된 전류의 최소값(I_{min}) 이하거나, 예측된 전류가 기 설정된 전류의 최대값(I_{max}) 이상일 경우, 비정상적인 연료전지 스택 출력 전류가 발생한 상태로 판단한다.
- [0049] 또한, 예측된 온도($T_{predict}$)가 기 설정된 온도의 최대값(T_{max}) 이상일 경우, 연료전지 스택의 과열이 발생한 상태로 판단한다.
- [0050] 또한, 예측된 수소 압력($V_{H2_predict}$)이 기 설정된 수소 압력의 최소값(V_{H2_min}) 이하거나, 예측된 수소 압력이 기 설정된 수소 압력의 최대값(V_{H2_max}) 이상일 경우, 수소 압력 이상이 발생한 상태로 판단한다.
- [0051] 이러한 결함 예측 과정에서는 많은 신호가 수집되고 구현되므로 결함이 발생한 위치를 정확하게 파악하고 결함 유형을 분리하기 위한 결함 격리(Fault Isolation)를 구현한다.
- [0052] 이 때, 결함 격리는 오류를 찾으려면 다음 단계는 오류를 재구성하고 해당 조건에서 시스템 작동의 위험을 평가하는 방식으로 구현될 수 있다.

- [0053] 결합 예측 알고리즘을 설계한 후, 결합 예측 알고리즘을 통해 실시간으로 결합을 예측한다(S350).
- [0054] 이 때, 수소차 시스템의 미래 작동 매개변수(future operating parameters)는 학습 프로세스 및 예측 프로세스를 포함하는 모델 기반 및 데이터 기반 방법을 사용하여 예측된다.
- [0055] 학습 프로세스에서 측정된 데이터는 예측 도구(예를 들어 열화 모델(degradation model), 신경망)를 사용하여 예측 모델의 훈련에 사용된다.
- [0056] 또한, 연료전지의 작동 동작은 예측 도구의 매개변수를 사용하여 업데이트 되며, 이 프로세스는 예측 시간에 도달할 때까지 지속된다.
- [0057] 반면, 예측 프로세스에서 예측 도구는 미래의 매개변수를 예측하는데 사용되며, 장기 예측과 단기 예측으로 분류할 수 있다.
- [0058] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 단기 예측과 장기 예측 모델의 예를 도시한 도면이다.
- [0059] 이 때, 도 5의 (a)는 단기 예측 모델로, 단기 예측은 단기간(예를 들어, 시간별, 일별, 주별 등) 내에 데이터의 추세를 예측하는 지하 값을 한 단계 앞서 예측할 수 있고, 도 5의 (b)는 장기 예측 모델로, 장기 예측은 예측 메커니즘을 한 단계 이상 앞서 수행하여 장기간(n주간, 월별 등)의 열화 데이터를 예측할 수 있다.
- [0060] 결합을 예측하기 위해 획득된 물리적 공간의 데이터는 하기의 수학적 식 1과 같이 계산된다.

수학적 식 1

$$X_{mea}(k) = \begin{pmatrix} V_{FC}(1) & I_{FC}(1) & T(1) & P_{H_2}(1) & V_{DC}(1) & I_{DC}(1) \\ V_{FC}(2) & I_{FC}(2) & T(2) & P_{H_2}(2) & V_{DC}(2) & I_{DC}(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ V_{FC}(k) & I_{FC}(k) & T(k) & P_{H_2}(k) & V_{DC}(k) & I_{DC}(k) \end{pmatrix}$$

- [0061]
- [0062] 또한, 디지털 트윈 모델의 출력 신호는 스택 모델과 DC/DC 컨버터로부터 획득된다.
- [0063] 이 때, 연료전지 스택의 출력전압은 하기의 수학적 식 2를 통해 계산되고, 출력전류는 수학적 식 3을 통해 계산되고, 소수압력은 수학적 식 4를 통해 계산되며 작동온도는 수학적 식 5를 통해 계산된다.

수학적 식 2

$$V_{FC_vir} = N(E_{Nernst} + \eta_{act} + \eta_{ohmic})$$

[0064]

수학적 식 3

$$I_{FC_vir} = f(V_{FC_vir}(1), V_{FC_vir}(2), \dots, V_{FC_vir}(k))$$

[0065]

수학식 4

$$P_{H_2_vir} = (1 - U_{f_{H_2}}) \times P_{fuel}$$

[0066]

수학식 5

$$T_{vir} = \frac{1}{C_t} (P_{tot} - P_{elec} - \dot{Q}_{cool} - \dot{Q}_{loss})$$

[0067]

[0068] 이 때, V_{FC_vir} 는 가상 연료전지 스택의 출력 전압(V), N 은 연료전지 스택의 직렬 셀 수, E_{Nernst} 는 열역학적 전위의 전압 손실(V), η_{act} 는 활성화 전압(V), η_{ohmic} 는 저항 전압 손실(V)이고, I_{FC_vir} 는 가상 연료전지 스택(A)의 출력 전류(A), $P_{H_2_vir}$ 는 가상 연료전지 스택 내부의 수소 분압(atm)이고, $U_{f_{H_2}}$ 는 수소 이용률, x 는 연료 내 수소 비율(%), P_{fuel} 는 연료의 절대 공급 압력(bar)이다.

[0069] T_{vir} 는 스택 온도($^{\circ}\text{C}$)이고, $C_t, P_{tot}, P_{elec}, \dot{Q}_{cool}$ 및 $\dot{Q}_{loss}$ 는 각각 연료전지 재료의 질량과 비열(kJ/K), 전달된 총 전력(kW), 전기 부하에 의해 소비된 전력(kW), 냉각 시스템에 의한 열 제거 유량(kJ/s)의 곱, 시스템 표면을 통한 열 손실률(kJ/s)이다.

[0070] 다음으로, 가상 DC/DC 컨버터 모델의 출력 전압은 하기의 수학식 6과 같고, 가상 DC/DC 컨버터 모델의 출력 전류는 하기의 수학식 7과 같다.

수학식 6

$$V_{DC_vir} = \frac{V_{in(min)} \eta}{1 - D}$$

[0071]

수학식 7

$$I_{DC_vir} = (I_{in(min)} - \frac{\Delta I_L}{2})(1 - D)$$

[0072]

[0073] 이 때, V_{DC_vir} 는 가상 DC/DC 컨버터의 출력 전압(V), $V_{in(min)}$ 는 최소 입력 전압(V), η 는 컨버터의 효율(%), D는 컨버터의 듀티 사이클(%), I_{DC_vir} 는 가상 DC/DC 컨버터(A)의 출력 전류이고, $I_{in(min)}$ 는 통합 스위치(A)의 전류 제한의 최소값이고, ΔI_L 는 인덕터 리플 전류(A)이다.

[0074] 다음으로, 예측 프로세스의 입력 신호인 디지털 트윈 모델에서 획득한 데이터는 하기의 수학식 8과 같다.

수학식 8

$$X_{vir}(k) = \begin{bmatrix} V_{FC_vir}(1) & I_{FC_vir}(1) & T_{vir}(1) & P_{H_2_vir}(1) & V_{DC_vir}(1) & I_{DC_vir}(1) \\ V_{FC_vir}(2) & I_{FC_vir}(2) & T_{vir}(2) & P_{H_2_vir}(2) & V_{DC_vir}(2) & I_{DC_vir}(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ V_{FC_vir}(k) & I_{FC_vir}(k) & T_{vir}(k) & P_{H_2_vir}(k) & V_{DC_vir}(k) & I_{DC_vir}(k) \end{bmatrix}$$

[0076] 이 때, k는 시간 단계이다.

[0077] 예측 프로세스는 시스템의 다음 작동 상태를 예측하고, 내구성과 가용성을 최적화하기 위한 조치를 취하게 할 수 있다.

[0078] 또한, 예측 프로세스는 연료전지 스택 및 DC/DC 컨버터 복구 데이터 및 결합 사례에 따른 장기 업데이트 정보를 보존할 수 있다.

[0079] 결합을 예측하기 위한 데이터를 계산한 후, 예측 모델을 사용하여 결합을 예측한다.

[0080] 이 때, 예측 모델은 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 모델과 LSTM(Long Short-Term Memory)을 융합한 LSTM-ARIMA 모델을 사용할 수 있다.

[0081] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 LSTM-ARIMA 모델을 설명하기 위한 도면이다.

[0082] 도 6에 도시된 바와 같이, LSTM-ARIMA 예측은 데이터 수집 및 수행된 실험 측정, 훈련 과정, 예측 과정의 3단계로 구분할 수 있다.

[0083] 도 7은 LSTM의 구조를 설명하기 위한 도면이다.

[0084] 도 7의 LSTM에서, X는 디지털 트윈 모델의 데이터이자 LSTM 알고리즘의 입력이고, C는 셀의 메모리이고, h는 현재 네트워크의 출력이다.

[0085] 이 때, 망각 게이트는 하기의 수학식 9를 통해 계산되며, 내부 반복을 제어하고 이전 출력(C(k-1))에서 폐기, 업데이트, 저장될 정보를 결정한다.

수학식 9

$$f(k) = \sigma(w_f \cdot [h(k-1), X_{vir}(k)] + b_f)$$

[0087] 입력 게이트는 하기의 수학식 10을 통해 계산되며, 셀 상태에서 전달되는 정보를 저장한다.

[0088] 또한, 입력 게이트는 업데이트할 정보를 조절하는 시그모이드 활성화 함수(σ)와 셀 상태에 추가되는 새로운 벡

터 ($\tilde{C}(k)$)를 생성하는 하이퍼 탄젠트 활성화 함수(tanh)를 포함한다.

수학식 10

$$i(k)=\sigma(w_i \cdot [h(k-1), X_{vir}(k)]+b_i)$$

$$\tilde{C}(k)=\tanh(w_c \cdot [h(k-1), X_{vir}(k)]+b_c)$$

다음으로, 새로운 셀 상태 값($C(k)$)는 하기의 수학식 11을 통해 계산된다.

수학식 11

$$C(k)=f(k)C(k-1)+i(k)\tilde{C}(k)$$

출력 게이트는 하기의 수학식 12를 통해 계산되며, 시그모이드 활성화 함수를 사용하여 출력 정보를 결정한다.

수학식 12

$$o(k)=\sigma(w_o \cdot [h(k-1), X_{vir}(k)]+b_o)$$

이 때, 숨겨진 상태 h_k 는 하기의 계산식 13과 같이 셀 상태 C_k 를 활성화 tanh에 전달하고 출력 게이트의 출력과 곱하여 최종적으로 계산할 수 있다.

수학식 13

$$h(k)=o(k)\tanh(C(k))$$

또한, 출력 게이트의 값은 하기의 수학식 14를 통해 계산된다.

수학식 14

$$X_{vir}(k)=\begin{pmatrix} V_{FC_predict}(1) & I_{FC_predict}(1) & T_{predict}(1) & P_{H_2_predict}(1) & V_{DC_predict}(1) & I_{DC_predict}(1) \\ V_{FC_predict}(2) & I_{FC_predict}(2) & T_{predict}(2) & P_{H_2_predict}(2) & V_{DC_predict}(2) & I_{DC_predict}(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ V_{FC_predict}(k) & I_{FC_predict}(k) & T_{predict}(k) & P_{H_2_predict}(k) & V_{DC_predict}(k) & I_{DC_predict}(k) \end{pmatrix}$$

수학식 14의 매개변수는 결함 예측 과정에서 사용된다.

예측 모델 실행 결과, LSTM의 출력 값이 전압, 전류 및 수소 압력의 미리 정의된 하한값

$(V_{\min}, I_{\min}, P_{H_2_{\min}})$ 보다 작거나, 미리 정의된 상한값 $(V_{\max}, I_{\max}, P_{H_2_{\max}})$ 보다 높다면, 결합 예측 결과는 출력 전압 이상, 출력 전류 이상, 수소 압력 이상 중 하나로 판단된다.

[0101] 만약, 온도의 예측 결과가 미리 정의된 온도 상한값 T보다 높다면, 고장 예측 결과는 연료전지 스택 과열로 판단된다.

[0102] 반면, 이러한 값들이 하한값과 상한값의 범위 내에 있다면, 수소 전원 시스템은 정상 상태로 판단된다.

[0103] 기 정의된 한계값 $(V_{\min}, I_{\min}, P_{H_2_{\min}} \text{ and } V_{\max}, I_{\max}, P_{H_2_{\max}}, T_{\max})$ 의 값은 연료전지 시스템과 DC/DC 컨버터의 특성과 데이터 시트를 기반으로 결정된다.

[0104] 결합을 예측한 후, 예측 결과를 사용자에게 디스플레이한다(S360).

[0105] 이 때, 예측 결과에 따른 미래에 발생할 수 있는 잠재적인 문제를 사용자에게 경고할 수 있고, 사용자가 조치를 취하면 실제 물리적 연료전지 시스템을 제어할 수 있는 옵션을 선택하여 전송할 수 있다.

[0106] 이와 같이 본 발명에 따르면, 물리적 모델의 온라인 측정값으로 디지털 트윈 모델을 업데이트 할 수 있으며, 이를 통해 변화하는 작동 조건과 셀 간의 차이를 고려하여 예측 성능을 향상시킬 수 있다.

[0107] 또한, 본 발명을 통해 연료전지 스택과 DC/DC 컨버터를 갖춘 수소차 시스템의 안전한 작동 조건을 실시간으로 개선할 수 있다.

[0108] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 하여 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 당해 기술이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서 본 발명의 진정한 기술적 보호범위는 아래의 특허청구범위의 기술적 사상에 의하여 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

[0109] 1000: 디지털 트윈 기반 수소차 결합 예측 시스템

1100: 물리적 공간

1110: 센서부

1120: 디스플레이부

1200: 가상공간

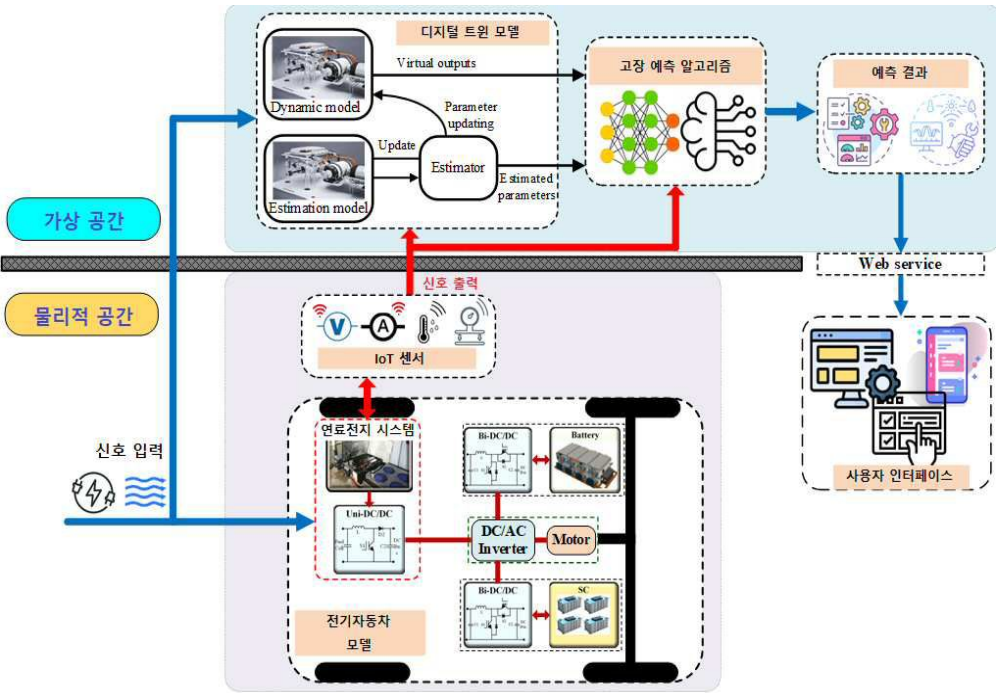
1210: 디지털 트윈 모델 구축부

1220: 예측 알고리즘 개발부

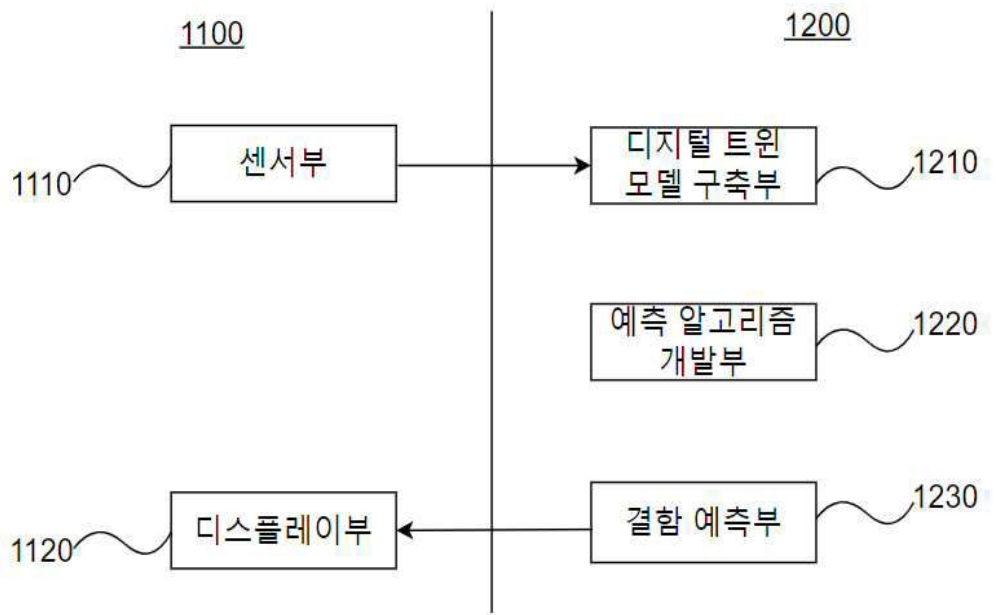
1230: 결합 예측부

도면

도면1



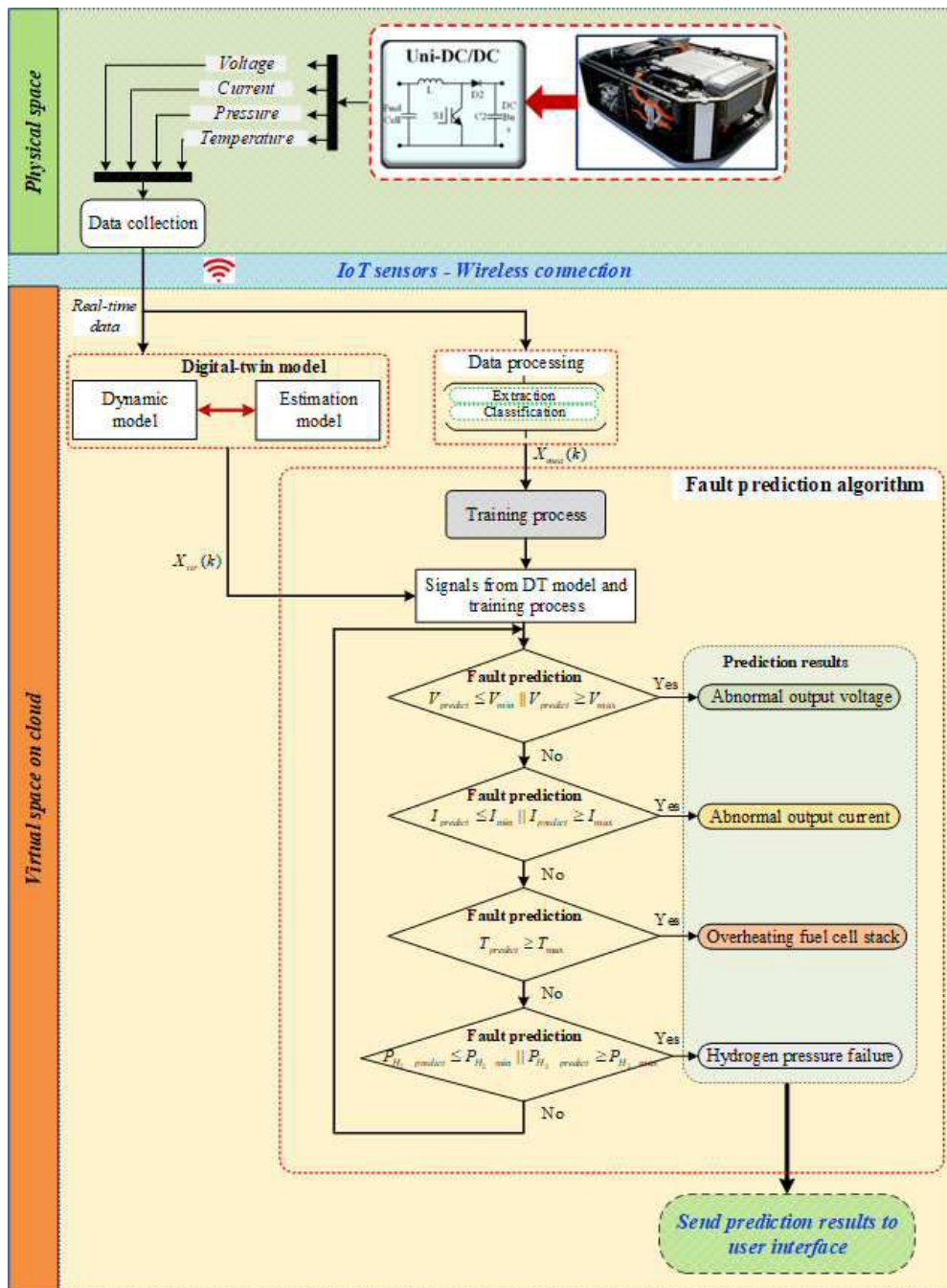
도면2



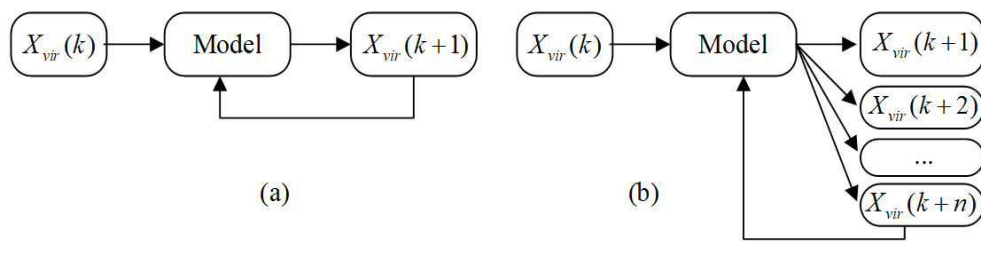
도면3



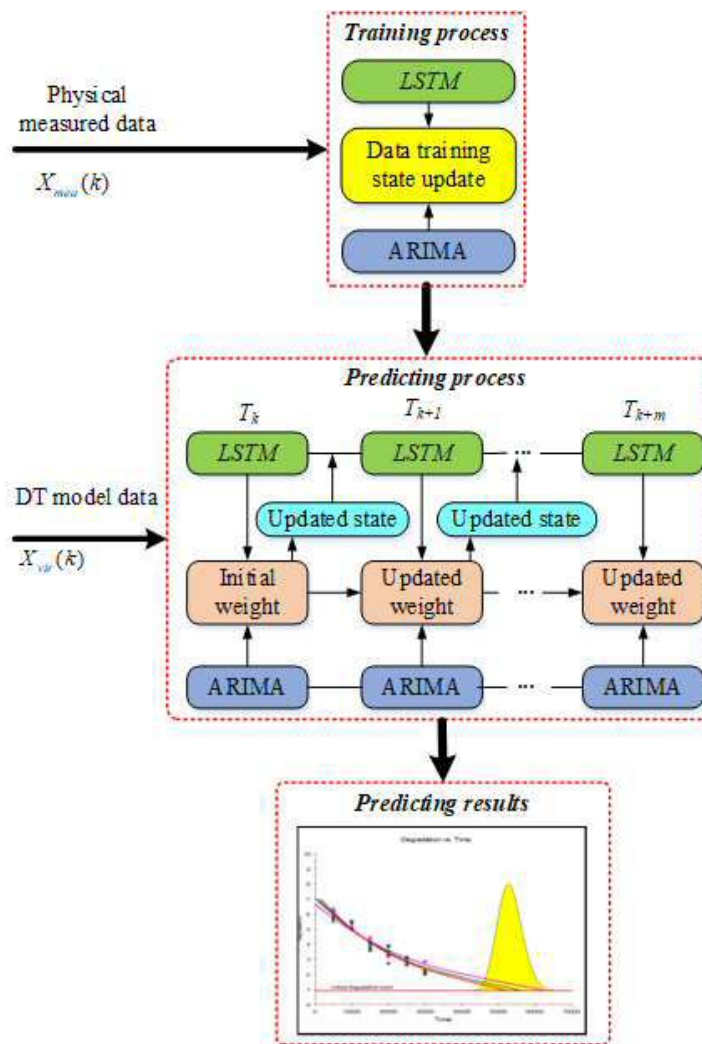
도면4



도면5



도면6



도면7

