



(19) 대한민국 지식재산청(KR)  
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2025년10월16일  
(11) 등록번호 10-2870381  
(24) 등록일자 2025년10월02일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G01R 31/367 (2019.01) G01R 31/36 (2019.01)  
G01R 31/382 (2019.01) G01R 31/392 (2019.01)  
G01R 31/396 (2019.01) G06F 17/10 (2006.01)  
G06N 20/00 (2019.01)
- (52) CPC특허분류  
G01R 31/367 (2019.01)  
G01R 31/3648 (2013.01)
- (21) 출원번호 10-2024-0032765
- (22) 출원일자 2024년03월07일  
심사청구일자 2024년03월07일
- (65) 공개번호 10-2025-0136120
- (43) 공개일자 2025년09월16일
- (56) 선행기술조사문헌  
KR1020220125445 A\*  
US10449861 B1\*  
US10663524 B2\*  
US20220057451 A1\*  
\*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

- (73) 특허권자  
울산과학기술원  
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50  
전남대학교산학협력단  
광주광역시 북구 용봉로 77 (용봉동)
- (72) 발명자  
임한권  
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 (반연리, 울산과학기술원)  
정호영  
광주광역시 광산구 왕버들로132번길 35, 603동 504호 (수완동, 대방노블랜드)  
(뒷면에 계속)
- (74) 대리인  
특허법인 수

전체 청구항 수 : 총 14 항

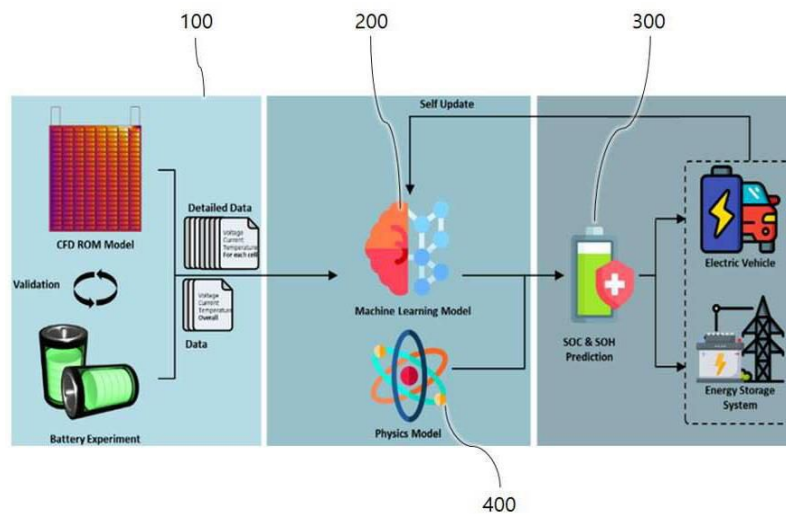
심사관 : 김대영

(54) 발명의 명칭 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템 및 방법

(57) 요약

본 발명은 전산유체역학 모델링을 통해 관련된 데이터를 생성하고, 이를 이용해 배터리 충전상태 및 건강상태를 예측하는 기계 학습 모델을 학습시켜 충전상태 및 건강상태 예측 모델의 정확도를 향상시킬 수 있고, 또한 전산유체역학 모델링을 통해 관련된 데이터를 생성함으로써 충전상태 및 건강상태 예측 모델의 학습에 소요되는 시간 (뒷면에 계속)

대표도



및 비용을 감소시킬 수 있는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템 및 방법에 관한 것이다.

본 발명의 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템은 전산유체역학 모델링을 통해 배터리와 관련된 데이터를 생성하는 데이터 생성부, 생성된 데이터를 이용해 배터리 SOC/SOH(충전상태(STATE OF CHARGE)/건강상태(STATE OF HEALTH))를 예측하는 SOC/SOH 예측모델을 학습하는 SOC/SOH 학습부, 및 학습된 SOC/SOH 예측모델을 통해 배터리의 SOC/SOH 예측값을 도출하는 SOC/SOH 예측부로 이루어진다.

(52) CPC특허분류

*G01R 31/382* (2019.01)

*G01R 31/392* (2019.01)

*G01R 31/396* (2019.01)

*G06F 17/10* (2013.01)

*G06N 20/00* (2021.08)

(72) 발명자

**최윤석**

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 (반연리, 울산과학기술원)

**김동혁**

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 (반연리, 울산과학기술원)

**김희향**

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 (반연리, 울산과학기술원)

**니 알렉세이**

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50

**유어탄즈 호산나**

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50

**모한 나굴라파티 비제이**

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50

**아마드 샤우키**

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

전산유체역학 모델링을 통해 배터리와 관련된 데이터를 생성하는 데이터 생성부;  
 생성된 상기 데이터를 이용해 배터리 SOC/SOH(충전상태(State of charge)/건강상태(State of health))를 예측하는 SOC/SOH 예측모델을 학습하는 SOC/SOH 학습부; 및  
 학습된 상기 SOC/SOH 예측모델을 통해 배터리의 SOC/SOH 예측값을 도출하는 SOC/SOH 예측부;를 포함하고,  
 상기 데이터 생성부는 시뮬레이션을 위한 상기 배터리의 형상을 미리 생성하고,  
 상기 배터리의 경계 조건 및 초기 조건을 설정하고,  
 상기 배터리의 조합인 그리드를 생성하고,  
 상기 배터리의 파라미터를 입력받고,  
 상기 배터리의 배터리 순환 시뮬레이션을 수행하고,  
 상기 배터리 순환 시뮬레이션의 결과인 전산유체역학 데이터 세트를 저장하고,  
 상기 SOC/SOH 학습부는 상기 전산유체역학 데이터 세트를 로드하고,  
 상기 전산유체역학 데이터 세트의 전처리를 수행하고,  
 전처리가 수행된 상기 전산유체역학 데이터 세트를 학습할 기계학습 모델을 생성하고,  
 상기 배터리 순환 시뮬레이션 결과를 토대로 기계학습 모델을 학습하고,  
 상기 데이터 생성부에서는 검증된 전산유체역학 시뮬레이션으로 실험을 대체하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템.

#### 청구항 2

제 1항에 있어서,  
 상기 전산유체역학 모델링은 하기 수학식으로 모델링된 버틀러-볼머 운동 (Butler-Volmer kinetic) 식을 사용하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템.

$$j = j_0 \left[ \exp\left(\frac{\alpha n F \eta}{RT}\right) - \exp\left(-\frac{\alpha n F \eta}{RT}\right) \right]$$

여기서, j : 전류밀도,

j<sub>0</sub> : 교환전류밀도,

α : 전달계수,

F: 패러데이 상수,

n : 과전압,

R : 기체상수,

T : 온도.

#### 청구항 3

제 2항에 있어서,

상기 데이터 생성부는 상기 버틀러-볼머 운동식에 대해 선형 구성 요소로 줄이는 선형화를 수행하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템.

**청구항 4**

제 3항에 있어서,

상기 데이터 생성부는 상기 선형화 이후 저차원 형태로 근사화하여 계산 시간을 줄일 수 있는 차수 감소 모델링을 수행하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템.

**청구항 5**

삭제

**청구항 6**

삭제

**청구항 7**

삭제

**청구항 8**

삭제

**청구항 9**

삭제

**청구항 10**

삭제

**청구항 11**

삭제

**청구항 12**

삭제

**청구항 13**

삭제

**청구항 14**

삭제

**청구항 15**

제 1항에 있어서,

상기 SOC/SOH 예측부는 학습된 상기 기계학습 모델을 사용하여 현장에 적용된 상기 배터리의 SOC/SOH를 예측하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템.

**청구항 16**

제 15항에 있어서,

상기 SOC/SOH 예측부는 현장에 적용된 상기 배터리에 대해 예측한 상기 배터리의 SOC/SOH와 실측값을 토대로 상기 SOC/SOH 학습부를 업데이트하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예

측 시스템.

**청구항 17**

제 16항에 있어서,

상기 SOC/SOH 예측부는 기계학습과 더불어 물리학 모델을 모두 결합하여 예측 정확도가 높은 모델을 생성하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템.

**청구항 18**

데이터 생성부에서 전산유체역학 모델링을 통해 배터리와 관련된 데이터를 생성하는 데이터 생성단계;

상기 데이터 생성단계에서 생성된 상기 데이터를 이용해 SOC/SOH 학습부에서 배터리 SOC/SOH(충전상태(State of charge)/건강상태(State of health))를 예측하는 SOC/SOH 예측모델을 학습하는 SOC/SOH 학습단계; 및

상기 SOC/SOH 학습단계에서 학습된 상기 SOC/SOH 예측모델을 통해 SOC/SOH 예측부에서 배터리의 SOC/SOH 예측값을 도출하는 SOC/SOH 예측단계;를 포함하고,

상기 데이터 생성단계는 시뮬레이션을 위한 상기 배터리의 형상을 미리 생성하는 배터리 형상 생성단계,

상기 배터리의 경계 조건 및 초기 조건을 설정하는 경계조건 및 초기조건 설정단계,

상기 배터리의 조합인 그리드를 생성하는 배터리 그리드 생성단계,

상기 배터리의 파라미터를 입력받는 파라미터 입력단계,

상기 배터리의 배터리 순환 시뮬레이션을 수행하는 배터리 순환 시뮬레이션단계, 및

상기 배터리 순환 시뮬레이션의 결과인 전산유체역학 데이터 세트를 저장하는 결과 저장단계를 포함하고,

상기 SOC/SOH 학습단계는 상기 전산유체역학 데이터 세트를 로드하는 전산유체역학 데이터 세트 로드단계,

상기 전산유체역학 데이터 세트의 전처리를 수행하는 전산유체역학 데이터 세트 전처리단계,

전처리가 수행된 상기 전산유체역학 데이터 세트를 학습할 기계학습 모델을 생성하는 기계학습 모델 생성단계, 및

상기 배터리 순환 시뮬레이션 결과를 토대로 기계학습 모델을 학습하는 기계학습 모델 학습단계를 포함하고,

상기 데이터 생성단계에서는 검증된 전산유체역학 시뮬레이션으로 실험을 대체하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법.

**청구항 19**

제 18항에 있어서,

상기 전산유체역학 모델링은 하기 수학적식으로 모델링된 버틀러-볼머 운동 (Butler-Volmer kinetic) 식을 사용하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법.

$$j = j_0 \left[ \exp\left(\frac{\alpha n F \eta}{RT}\right) - \exp\left(-\frac{\alpha n F \eta}{RT}\right) \right]$$

여기서, j : 전류밀도,

j<sub>0</sub> : 교환전류밀도,

a : 전달계수,

F: 패러데이 상수,

n : 과전압,

R : 기체상수,

T : 온도.

**청구항 20**

제 19항에 있어서,

상기 데이터 생성단계에서는 상기 버틀러-볼머 운동식에 대해 선형 구성 요소로 줄이는 선형화를 수행하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법.

**청구항 21**

제 20항에 있어서,

상기 데이터 생성단계에서는 상기 선형화 이후 저차원 형태로 근사화하여 계산 시간을 줄일 수 있는 차수 감소 모델링을 수행하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법.

**청구항 22**

삭제

**청구항 23**

삭제

**청구항 24**

삭제

**청구항 25**

삭제

**청구항 26**

삭제

**청구항 27**

삭제

**청구항 28**

삭제

**청구항 29**

삭제

**청구항 30**

삭제

**청구항 31**

삭제

**청구항 32**

제 18항에 있어서,

상기 SOC/SOH 예측단계에서는 학습된 상기 기계학습 모델을 사용하여 상기 SOC/SOH 예측부에서 현장에 적용된 상기 배터리의 SOC/SOH를 예측하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법.

**청구항 33**

제 32항에 있어서,

상기 SOC/SOH 예측단계에서는 현장에 적용된 상기 배터리에 대해 예측한 상기 배터리의 SOC/SOH와 실측값을 토대로 상기 SOC/SOH 학습부를 업데이트하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법.

**청구항 34**

제 33항에 있어서,

상기 SOC/SOH 예측단계에서는 기계학습과 더불어 물리학 모델을 모두 결합하여 예측 정확도가 높은 모델을 생성하는 것을 특징으로 하는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법.

**발명의 설명**

**기술 분야**

- [0001] 본 발명은 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템 및 방법에 관한 것으로, 상세하게는, 전산유체역학(Computational fluid dynamics; CFD)에서 생성된 합성 데이터를 기반으로 배터리의 SOC/SOH를 예측하는 것이다. 여기서, CFD 모델은 기계 학습 모델을 처음부터 훈련하는데 사용될 수 있는 데이터를 생성하는 것이다.
- [0002] 또한, 본 발명은 기계 학습 모델을 활용한 SOC/SOH 예측 시스템의 개발에 중점을 두고 있는데, 이 접근은 실험의 시간 소모적인 특성과 매개 변수 변이의 제한을 해결하는 시스템 및 방법에 관한 것이다.
- [0003] 한편, CFD 시뮬레이션을 활용함으로써 예측 시스템의 프로세스가 더 효율적으로 이루어지며 반복이 더 빠르게 진행되어 상세한 데이터 추출이 가능한데, 본 발명은 실험 데이터만을 기반으로 훈련된 모델보다 개선된 정확도를 제공하는 것이다.

**배경 기술**

- [0004] 배터리는 SOH(State Of Health)를 기준으로 잔존가치에 따라 분류된다. 일반적으로 회수된 배터리는 배터리 팩의 충방전 시험을 통한 SOH 테스트를 거친 후 내부 구성 모듈 단위로 분해되어, 모듈의 충·방전 시험을 통한 SOH 테스트를 거치게 된다.
- [0005] 이러한 평가 방법은 배터리 팩과 내부 구성 모듈 각각에 대해 진행해야 하므로 시간적 복잡도와 전력 소모가 크며, 또한, 배터리 SOH는 열화 가속화 현상으로 인해 비선형적 감소 경향이 확인된다.
- [0006] 기존 연구에서는 기계 학습을 통해 배터리의 SOC/SOH를 예측할 수 있으나 주로 시간이 많이 걸리고 비용이 많이 드는 실험 데이터를 사용하여 SOC/SOH 예측 모델을 훈련하는 것에 중점을 두고 있다. 일부분에서는 데이터 세트 크기를 줄임으로써 이러한 문제를 해결하려고 시도했지만, 이러한 접근 방식은 종종 데이터 제한 문제로 인해 정확도가 낮은 모델을 만들어 예측의 정확도를 떨어뜨리는 단점이 있다.
- [0007] 또 다른 전략으로는 기존 데이터를 통해 데이터를 합성하여 생성하는 데이터 확대 기술이 있으나, 과적합(기계 학습에서 데이터에 대한 학습이 과하게 수행되는 현상으로, 학습 대상 데이터에 대한 오차는 감소하지만, 실제 사례에 적용할 경우 오차가 증가하는 문제를 수반함)의 위험이 있어 특정 데이터 포인트에는 예외적으로 높은 정확도를 보이지만, 이는 예측 모델의 신뢰도에 심각한 문제를 초래한다.
- [0008] 따라서, 사용 후 배터리의 SOH를 수식을 통해 계산해 내는 방법에는 한계가 있고, 정확도 높은 예측 방법이 어려운 단점이 있어 이를 극복하려는 연구가 지속되어 왔다.
- [0009] 그 일례로, 대한민국 공개특허공보 제10-2020-0164100호에서는 이차전지 배터리팩의 전압 추이에 대한 빅데이터를 기반으로, 불특정 배터리팩의 충방전 전압의 변화 추이를 통해 배터리팩의 수명을 추정하는 인공지능을 이용한 이차전지 배터리팩의 수명추정 장치에 관해 개시하고 있다.
- [0010] 그러나, 이 경우에도 실험 데이터가 훈련된 기계 학습 예측 모델을 통해 배터리의 건강 상태와 충전 상태를 예측하는 단계에 있으며, 데이터를 생성하기 위해 실험을 진행하고 이를 훈련데이터로 사용하는 것은 많은 시간이

소요된다.

[0011] 또한, 기계 학습 모델을 위해 다양한 매개 변수를 사용하여 실험을 진행할 경우에는 데이터 생성에 소요되는 시간의 문제로 인해 변수의 다양성과 변동 측면에서 한계가 생기며, 이는 배터리 충전상태와 건강상태 예측 모델에 대한 정확도에 영향을 줄 수 있으며, 모델의 신뢰도를 얻기 어려운 단점이 있다.

### 선행기술문헌

#### 특허문헌

[0012] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제10-2020-0164100호(2020.11.30)

### 발명의 내용

#### 해결하려는 과제

[0013] 본 발명의 목적은, 전산유체역학(Computational fluid dynamics; CFD) 모델링을 통해 관련된 데이터를 생성하고, 이를 이용해 배터리 충전상태 및 건강상태를 예측하는 기계 학습 모델을 학습시켜 충전상태 및 건강상태 예측 모델의 정확도를 향상시킬 수 있는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템 및 방법을 제공하는 것이다.

[0014] 본 발명은 전산유체역학 모델링을 통해 관련된 데이터를 생성함으로써, 충전상태 및 건강상태 예측 모델의 학습에 소요되는 시간 및 비용을 감소시킬 수 있는 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템 및 방법을 제공하는데 또 다른 목적이 있다.

#### 과제의 해결 수단

[0015] 본 발명에 따른 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템은 전산유체역학 모델링을 통해 배터리와 관련된 데이터를 생성하는 데이터 생성부, 생성된 데이터를 이용해 배터리 SOC/SOH(충전상태(State of charge)/건강상태(State of health))를 예측하는 SOC/SOH 예측모델을 학습하는 SOC/SOH 학습부, 및 학습된 SOC/SOH 예측모델을 통해 배터리의 SOC/SOH 예측값을 도출하는 SOC/SOH 예측부를 포함할 수 있다.

[0016] 여기서, 전산유체역학 모델링은 하기 수학적식으로 모델링된 버틀러-볼머 운동 (Butler-Volmer kinetic) 식을 사용할 수 있다.

$$j = j_0 \left[ \exp\left(\frac{\alpha n F \eta}{RT}\right) - \exp\left(-\frac{\alpha n F \eta}{RT}\right) \right]$$

[0017] 여기서, j : 전류밀도,  
 [0018] j<sub>0</sub> : 교환전류밀도,

[0019] α : 전달계수,

[0020] F: 패러데이 상수,

[0021] n : 과전압,

[0022] R : 기체상수,

[0023] T : 온도.

[0024] 또한, 데이터 생성부는 버틀러-볼머 운동식에 대해 선형 구성 요소로 줄이는 선형화를 수행할 수 있다.

[0025] 여기서, 데이터 생성부는 선형화 이후 저차원 형태로 근사화하여 계산 시간을 줄일 수 있는 차수 감소 모델링 (Reduced order modeling; ROM)을 수행할 수 있다.

[0026] 또한, 데이터 생성부는 시뮬레이션을 위한 배터리의 형상을 미리 생성할 수 있다.

[0027] 또한, 데이터 생성부는 시뮬레이션을 위한 배터리의 형상을 미리 생성할 수 있다.

- [0028] 여기서, 데이터 생성부는 배터리의 경계 조건 및 초기 조건을 설정할 수 있다.
- [0029] 또한, 데이터 생성부는 배터리의 조합인 그리드를 생성할 수 있다.
- [0030] 여기서, 데이터 생성부는 배터리의 파라미터를 입력받는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0031] 또한, 데이터 생성부는 배터리의 배터리 순환 시뮬레이션을 수행할 수 있다.
- [0032] 여기서, 데이터 생성부는 배터리 순환 시뮬레이션의 결과인 전산유체역학 데이터 세트를 저장할 수 있다.
- [0033] 또한, SOC/SOH 학습부는 전산유체역학 데이터 세트를 로드할 수 있다.
- [0034] 여기서, SOC/SOH 학습부는 전산유체역학 데이터 세트의 전처리를 수행할 수 있다.
- [0035] 또한, SOC/SOH 학습부는 전처리가 수행된 전산유체역학 데이터 세트를 학습할 기계학습 모델을 생성할 수 있다.
- [0036] 여기서, SOC/SOH 학습부는 배터리 순환 시뮬레이션 결과를 토대로 기계학습 모델을 학습할 수 있다.
- [0037] 또한, SOC/SOH 예측부는 학습된 기계학습 모델을 사용하여 현장에 적용된 배터리의 SOC/SOH를 예측할 수 있다.
- [0038] 한편, SOC/SOH 예측부는 현장에 적용된 배터리에 대해 예측한 배터리의 SOC/SOH와 실측값을 토대로 SOC/SOH 학습부를 업데이트할 수 있다.
- [0039] 또한, SOC/SOH 예측부는 기계학습과 더불어 물리학 모델을 모두 결합하여 예측 정확도가 높은 모델을 생성할 수 있다.
- [0040] 본 발명의 다른 실시예에 따른 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법은 데이터 생성부에서 전산유체역학 모델링을 통해 배터리와 관련된 데이터를 생성하는 데이터 생성단계, 데이터 생성단계에서 생성된 데이터를 이용해 SOC/SOH 학습부에서 배터리 SOC/SOH(충전상태(State of charge)/건강상태(State of health))를 예측하는 SOC/SOH 예측모델을 학습하는 SOC/SOH 학습단계, 및 SOC/SOH 학습단계에서 학습된 SOC/SOH 예측모델을 통해 SOC/SOH 예측부에서 배터리의 SOC/SOH 예측값을 도출하는 SOC/SOH 예측단계를 포함할 수 있다.
- [0041] 여기서, 전산유체역학 모델링은 하기 수학적식으로 모델링된 버틀러-볼머 운동 (Butler-Volmer kinetic) 식을 사용할 수 있다.

[0042] 
$$j = j_0 \left[ \exp\left(\frac{\alpha n F \eta}{RT}\right) - \exp\left(-\frac{\alpha n F \eta}{RT}\right) \right]$$

- [0043] 여기서, j : 전류밀도,
- [0044] j<sub>0</sub> : 교환전류밀도,
- [0045] α : 전달계수,
- [0046] F: 패러데이 상수,
- [0047] n : 과전압,
- [0048] R : 기체상수,
- [0049] T : 온도.

- [0050] 또한, 데이터 생성단계에서는 버틀러-볼머 운동식에 대해 선형 구성 요소로 줄이는 선형화를 수행할 수 있다.
- [0051] 여기서, 데이터 생성단계에서는 선형화 이후 저차원 형태로 근사화하여 계산 시간을 줄일 수 있는 차수 감소 모델링을 수행할 수 있다.
- [0052] 또한, 데이터 생성단계는 시뮬레이션을 위한 배터리의 형상을 미리 생성하는 배터리 형상 생성단계를 포함할 수 있다.
- [0053] 여기서, 데이터 생성단계는 배터리의 경계 조건 및 초기 조건을 설정하는 경계조건 및 초기조건 설정단계를 포함할 수 있다.

- [0054] 또한, 데이터 생성단계는 배터리의 조합인 그리드를 생성하는 배터리 그리드 생성단계를 포함할 수 있다.
- [0055] 여기서, 데이터 생성단계는 배터리의 파라미터를 입력받는 파라미터 입력단계를 포함할 수 있다.
- [0056] 또한, 데이터 생성단계는 배터리의 배터리 순환 시뮬레이션을 수행하는 배터리 순환 시뮬레이션단계를 포함할 수 있다.
- [0057] 여기서, 데이터 생성단계는 배터리 순환 시뮬레이션의 결과인 전산유체역학 데이터 세트를 저장하는 결과 저장 단계를 포함할 수 있다.
- [0058] 또한, SOC/SOH 학습단계는 전산유체역학 데이터 세트를 로드하는 전산유체역학 데이터 세트 로드단계를 포함할 수 있다.
- [0059] 여기서, SOC/SOH 학습단계는 전산유체역학 데이터 세트의 전처리를 수행하는 전산유체역학 데이터 세트 전처리 단계를 포함할 수 있다.
- [0060] 또한, SOC/SOH 학습단계는 전처리가 수행된 전산유체역학 데이터 세트를 학습할 기계학습 모델을 생성하는 기계 학습 모델 생성단계를 포함할 수 있다.
- [0061] 여기서, SOC/SOH 학습단계는 배터리 순환 시뮬레이션 결과를 토대로 기계학습 모델을 학습하는 기계학습 모델 학습단계를 포함할 수 있다.
- [0062] 또한, SOC/SOH 예측단계에서는 학습된 기계학습 모델을 사용하여 SOC/SOH 예측부에서 현장에 적용된 배터리의 SOC/SOH를 예측할 수 있다.
- [0063] 여기서, SOC/SOH 예측단계에서는 현장에 적용된 배터리에 대해 예측한 배터리의 SOC/SOH와 실측값을 토대로 SOC/SOH 학습부를 업데이트할 수 있다.
- [0064] 또한, 상기 SOC/SOH 예측단계에서는 기계학습과 더불어 물리학 모델을 모두 결합하여 예측 정확도가 높은 모델을 생성할 수 있다.

**발명의 효과**

- [0065] 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템 및 방법은 전산유체역학 (Computational fluid dynamics; CFD) 모델링을 통해 관련된 데이터를 생성하고, 이를 이용해 배터리 충전상태 및 건강상태를 예측하는 기계 학습 모델을 학습시켜 충전상태 및 건강상태 예측 모델의 정확도를 향상시킬 수 있는 장점이 있다.
- [0066] 또한, 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템 및 방법은 전산유체역학 모델링을 통해 관련된 데이터를 생성함으로써, 충전상태 및 건강상태 예측 모델의 학습에 소요되는 시간 및 비용을 감소시킬 수 있는 장점이 있다.
- [0067] 상세하게는, 기계 학습 모델 훈련 전에 실험 데이터를 CFD 시뮬레이션으로 대체하여 다양한 응용에 유연하게 대응할 수 있는 솔루션을 제시할 수 있다. 이는 효율성과 매개 변수 변이의 유연성을 향상시킨다.

**도면의 간단한 설명**

- [0068] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템을 나타낸 개략구성도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법을 나타낸 순서도이다.
- 도 3은 도 2의 데이터 생성단계를 상세히 나타낸 순서도이다.
- 도 4는 도 2의 SOC/SOH 학습단계를 상세히 나타낸 순서도이다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

- [0069] 이하, 본 발명의 실시를 위한 구체적인 실시예를 첨부된 도면들을 참조하여 설명한다.
- [0070] 본 발명을 설명함에 있어서 제 1, 제 2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 구성요

소들은 용어들에 의해 한정되지 않을 수 있다. 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제 1 구성요소는 제 2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제 2 구성요소도 제 1 구성요소로 명명될 수 있다.

- [0071] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 연결되어 있거나 접속되어 있다고 언급되는 경우에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해될 수 있다.
- [0072] 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다.
- [0073] 본 명세서에서, 포함하다 또는 구비하다 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것으로서, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해될 수 있다.
- [0074] 또한, 도면에서의 요소들의 형상 및 크기 등은 보다 명확한 설명을 위해 과장될 수 있다.
- [0075] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템 및 방법에 대해 상세히 설명한다.
- [0077] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템을 나타낸 개략구성도이다.
- [0078] 도 1에서 알 수 있는 바와 같이, 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템은 전산유체역학 모델링을 통해 배터리와 관련된 데이터를 생성하는 데이터 생성부(100), 생성된 데이터를 이용해 배터리 SOC/SOH(충전상태(State of charge)/건강상태(State of health))를 예측하는 SOC/SOH 예측모델을 학습하는 SOC/SOH 학습부(200), 및 학습된 SOC/SOH 예측모델을 통해 배터리의 SOC/SOH 예측값을 도출하는 SOC/SOH 예측부(300)로 이루어진다.
- [0079] 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템은 전산유체역학 모델에 의해 생성된 상세 데이터를 기반으로 훈련된 기계 학습을 통해 배터리 충전상태와 건강상태를 예측할 수 있는 시스템으로서, 향상된 배터리 충전상태 (State of charge; SOC) 및 건강상태 (State of health; SOH)의 예측 모델을 통해 배터리 상태 예측 및 관리를 토대로 배터리의 수명을 연장하고 유지 관리 계획을 개선할 수 있는 장점이 있다.
- [0080] 본 발명에서 이러한 충전상태 및 건강상태 예측 모델은 전산유체역학 (Computational fluid dynamics; CFD) 시뮬레이션과 기계 학습 (Machine learning)을 이용하여 수행할 수 있는데, 즉 전산유체역학 모델링을 통해 관련된 데이터를 생성하고, 이를 이용해 배터리 충전상태 및 건강상태를 예측하는 기계 학습 모델을 학습시킴으로써 충전상태 및 건강상태 예측 모델의 정확도를 향상시키는 동시에 소요시간 및 비용을 감소시킬 수 있다.
- [0081] 따라서, 기존 대부분의 방법들은 주로 시간이 많이 걸리고 비용이 많이 드는 실험 데이터를 사용하여 예측 모델을 훈련하는 것에 중점을 두고 있는 반면, 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템은 기존의 예측 모델이 가지는 문제점을 데이터 생성 단계에서 검증된 전산유체역학 시뮬레이션으로 실험을 대체하여 해결할 수 있는 특징이 있다.
- [0082] 여기서, 전산유체역학 시뮬레이션은 시간 효율 측면에서 물리적 실험에 비해 현저한 이점을 제공하며, 특히, 전산유체역학 시뮬레이션을 위한 변수와 값을 지정하는 과정은 일반적으로 배터리 충전상태와 건강상태 실험을 설계하고 구현하는 것에 비해 빠른 장점이 있다.
- [0083] 그러나, 전산유체역학 모델의 초기 모델은 높은 세분성으로 인해 상당한 계산 리소스가 필요하고 모델의 정확한 결과를 위해 복잡한 메시를 적용하였을 때, 주어진 조건에서 단일 시뮬레이션의 결과 해석에 소요된 시간은 장시간이 걸리는 단점이 있다.
- [0084] 따라서, 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템은 모델의 단순화를 위해 선형화와 차수 감소 모델링이라는 두가지 기술을 통합하여 전산유체역학 모델을 적용하였다.
- [0085] 여기서, 시스템 방정식을 선형 구성 요소로 줄이는 과정인 선형화는 정확도가 높으며 계산 작업을 간소화하는데 도움이 되며, 또한 선형화 기술과 동시에 모델을 저차원 형태로 근사화하여 계산 시간을 줄일 수 있는 차수

감소 모델링 기술을 통하여 계산 소요 시간을 줄일 수 있다.

- [0086] 예를 들어, 차수 감소 모델의 구현에 소요되는 계산 시간이 50시간 걸리는 결과 해석을 2분으로 감소시킬 수 있는 장점이 있어, 모델의 개선을 통해 높은 정밀도는 유지하면서 시뮬레이션의 효율성과 실현 가능성을 크게 높일 수 있다.
- [0087] 또한, 전산유체역학 모델은 매개 변수 조정에 따른 결과를 빠르게 얻을 수 있는데, 기존 실험 데이터를 활용한 데이터 생성 과정에서는 변수 조정을 하기 위해 물리적 설정 변화를 주어야 하기 때문에 시간이 많이 걸리지만, 전산유체역학 시뮬레이션은 매개 변수 조정과 시뮬레이션의 반복에 시간이 적게 소요된다는 장점이 있다.
- [0088] 한편, 데이터 생성을 위해 전산유체역학 모델링은 아래 수학적 식 1에 의해 정의된 버틀러-볼머 운동(Butler-Volmer kinetic) 식을 따른 전산유체역학 모델링을 사용하는데, 이는 배터리 내에서 발생하는 전기 화학 현상을 시뮬레이션하기 위한 물리 방정식이다.
- [0089] 또한, 데이터 생성부(100)는 전산유체역학 모델의 단순화를 위해 버틀러-볼머 운동식에 대해 선형 구성 요소로 줄이는 선형화를 수행하고, 선형화 이후 저차원 형태로 근사화하여 계산 시간을 줄일 수 있는 차수 감소 모델링을 통합해 전산유체역학 모델을 사용할 수도 있다. 이러한 모델링을 통한 데이터 생성은 많은 비용과 시간을 요구하는 실험 데이터 수집을 대체할 수 있고, 생성된 데이터를 사용하여 SOC/SOH 예측 모델을 기계학습 모델을 통해 훈련할 수 있다.

**수학적 식 1**

[0090] 
$$j = j_0 \left[ \exp\left(\frac{\alpha n F \eta}{RT}\right) - \exp\left(-\frac{\alpha n F \eta}{RT}\right) \right]$$

- [0091] 여기서, j : 전류밀도, j0 : 교환전류밀도, α : 전달계수, F: 패러데이 상수, n : 과전압, R : 기체상수, T : 온도.
- [0093] 이를 상세히 설명하면, 우선, 데이터 생성부(100)는 시뮬레이션을 위한 배터리의 형상을 미리 생성하고, 배터리를 운용하는데 필요한 경계 조건 및 초기 조건을 설정하며, 배터리의 작은 셀의 조합의 방법 및 구성인 그리드를 생성해 배터리의 파라미터인 전압(voltage), 전류(current), 온도(temperature)을 토대로 배터리의 배터리 순환 시뮬레이션을 수행할 수 있으며, 수행한 시뮬레이션의 결과인 전산유체역학 데이터 세트를 저장할 수 있다.
- [0094] 한편, SOC/SOH 학습부(200)는 전산유체역학 데이터 세트를 로드한 후 유효한 데이터만 선택하는 전산유체역학 데이터 세트의 전처리를 수행하고, 전처리가 수행된 전산유체역학 데이터 세트를 학습할 기계학습 모델을 생성하여 이를 토대로 다양한 조건의 기계학습 모델을 학습한다.
- [0095] 여기서, 전산유체역학 시뮬레이션의 데이터 수집은 자동화되고 쉽게 반복할 수 있으므로 여러번의 데이터 생성에 필요한 시간이 줄어들게 된다. 이와 더불어, 전산유체역학 시뮬레이션은 물리적 실험만으로 얻기 어렵거나 심지어는 불가능 할 수 있는 매우 상세한 데이터와 광범위한 매개 변수를 추출할 수 있는 장점을 가지고 있어, 기계 학습 모델의 신뢰도를 높일 수 있다.
- [0096] 이후, SOC/SOH 예측부(300)는 학습된 기계학습 모델을 사용하여 전기 자동차(electric vehicle)나 ESS(energy storage system)와 같은 현장에 적용된 배터리의 SOC/SOH를 예측할 수 있으며, 예측한 배터리의 SOC/SOH와 실측값을 토대로 SOC/SOH 학습부(200)를 업데이트할 수도 있다.
- [0097] 따라서, 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템은 향상된 배터리 SOC/SOH의 예측 모델을 통해 배터리 상태 예측 및 관리를 토대로 배터리의 수명을 연장하고 유지 관리 계획을 개선할 수 있는 장점이 있다.
- [0099] 한편, 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템은 기계학습과 더불어 물리학 모델(400)을 모두 결합하여 예측 정확도가 높은 모델을 생성할 수도 있다.
- [0100] 이 하이브리드 접근법은 기계학습 모델에만 의존하여 SOC/SOH를 예측할 경우 물리적 현상과 일관되지 않은 결과

가 나올 수 있다는 문제를 해결할 수 있는 장점이 있다.

[0101] 또한, 전산유체역학 모델은 전산유체역학 소프트웨어 비용이 상당하여 계산 비용이 많이 들고, 순수 물리학 모델은 물리 법칙에 부합하는 결과를 제공하지만 기계 학습 모델에서의 결과 정확도가 부족한 단점이 있다.

[0102] 따라서, 이러한 단점을 해결하고 각 접근법의 강점을 활용하기 위해 아래 수학적 2와 같은 가중치 방법을 사용하여 결과를 생성할 수 있다.

**수학적 2**

[0103] 
$$Y_{\text{hybrid}} = Y_{\text{ML}}W_{\text{ML}} + Y_{\text{Physics}}W_{\text{Physics}}$$

[0104] 여기서,  $Y_{\text{hybrid}}$  : 하이브리드 모델 결과,

[0105]  $Y_{\text{ML}}$  : 기계 학습 모델 결과(SOC/SOH 학습부(200) 결과),

[0106]  $W_{\text{ML}}$  : 기계 학습 모델에 대한 가중치,

[0107]  $Y_{\text{Physics}}$  : 물리 모델 결과,

[0108]  $W_{\text{Physics}}$  : 물리 모델에 대한 가중치.

[0110] 이때, 가중치는 아래 수학적 3과 같이, 0 ~ 1 의 범위에 속하며 가중치의 합은 1과 같다.

**수학적 3**

[0111] 
$$W_{\text{ML}} + W_{\text{Physics}} = 1$$

[0113] 가중치는 오차를 최소화하는 것을 목표로 하는 최적화 과정을 통해 결정되며, 아래 수학적 4에서 개략적으로 설명된 평균 제곱근 오차(Root mean square error; RMSE)에 의해 정량화될 수 있다.

**수학적 4**

[0114] 
$$\min_{0 \leq W_{\text{ML}} \leq 1} \text{RMSE} = \sqrt{\frac{(y_{\text{data}} - y_{\text{hybrid}})^2}{n}}$$

[0116] 이와 같이, 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템은 개별 모델과 관련된 제한을 최소화하는 동시에 각 모델의 이점을 최대화할 수 있으며, 모델의 정확도가 향상됨을 보장하는 한편, 각 데이터의 강점을 최종 결과에 반영할 수 있는 장점이 있다.

[0118] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법을 나타낸 순서도이며, 도 3 및 도 4는 도 2를 상세히 설명하기 위한 세부 순서도이다.

[0119] 이하, 도 2 내지 도 4를 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법을 설명한다.

[0120] 먼저, 도 2를 참조하면, 본 발명에 따른 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법은 데이터 생성부(100)에서 전산유체역학 모델링을 통해 배터리와 관련된 데이터를 생성하는 데이터 생성단계(S100), 데이터 생성단계(S100)에서 생성된 데이터를 이용해 SOC/SOH 학습부(200)에서 배터리 SOC/SOH(충전상태(State

of charge)/건강상태(State of health))를 예측하는 SOC/SOH 예측모델을 학습하는 SOC/SOH 학습단계(S200), 및 SOC/SOH 학습단계(S200)에서 학습된 SOC/SOH 예측모델을 통해 SOC/SOH 예측부(300)에서 배터리의 SOC/SOH 예측값을 도출하는 SOC/SOH 예측단계(S300)로 이루어진다.

- [0121] 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법은 전산유체역학 모델에 의해 생성된 상세 데이터를 기반으로 훈련된 기계 학습을 통해 배터리 충전상태와 건강상태를 예측할 수 있는 방법으로서, 향상된 배터리 충전상태 (State of charge, SOC) 및 건강상태 (State of health, SOH)의 예측 모델을 통해 배터리 상태 예측 및 관리를 토대로 배터리의 수명을 연장하고 유지 관리 계획을 개선할 수 있는 장점이 있다.
- [0122] 이러한 충전상태 및 건강상태 예측 모델은 전산유체역학 (Computational fluid dynamics; CFD) 시뮬레이션과 기계 학습 (Machine learning)을 이용하여 수행할 수 있는데, 즉 전산유체역학 모델링을 통해 관련된 데이터를 생성하고, 이를 이용해 배터리 충전상태 및 건강상태를 예측하는 기계 학습 모델을 학습시켜 충전상태 및 건강상태 예측 모델의 정확도를 향상시키는 동시에 소요시간 및 비용을 감소시킬 수 있다.
- [0123] 따라서, 기존 대부분의 방법들이 주로 시간이 많이 걸리고 비용이 많이 드는 실험 데이터를 사용하여 예측 모델을 훈련하는 것에 중점을 두고 있는 반면, 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법은 기존의 예측 모델이 가지는 문제점을 데이터 생성 단계에서 검증된 전산유체역학 시뮬레이션으로 실험을 대체하여 해결할 수 있는 특징이 있다.
- [0124] 여기서, 전산유체역학 시뮬레이션의 장점은 도 1에서 설명한 바, 상세한 설명은 생략한다.
- [0125] 한편, 데이터 생성을 위해 전산유체역학 모델링은 상기 수학적 식 1에 의해 정의된 버틀러-볼머 운동(Butler-Volmer kinetic) 식을 따른 전산유체역학 모델링을 사용하고, 이를 선형 구성 요소로 줄이는 선형화를 수행하며 선형화 이후 저차원 형태로 근사화하여 계산 시간을 줄일 수 있는 차수 감소 모델링을 통합해 전산유체역학 모델을 사용할 수도 있으며, 이에 대해서는 도 1에서 설명한 바, 상세한 설명은 생략한다.
- [0127] 도 3은 도 2의 데이터 생성단계(S100)를 상세히 나타낸 순서도이다.
- [0128] 도 3에서 알 수 있는 바와 같이, 데이터 생성단계(S100)는 시뮬레이션을 위한 배터리의 형상을 미리 생성하는 배터리 형상 생성단계(S110), 배터리의 경계 조건 및 초기 조건을 설정하는 경계조건 및 초기조건 설정단계(S120), 배터리의 조합인 그리드를 생성하는 배터리 그리드 생성단계(S130), 배터리의 파라미터를 입력받는 파라미터 입력단계(S140), 배터리의 배터리 순환 시뮬레이션을 수행하는 배터리 순환 시뮬레이션단계(S150), 및 배터리 순환 시뮬레이션의 결과인 전산유체역학 데이터 세트를 저장하는 결과 저장단계(S160)로 이루어진다.
- [0129] 즉, 데이터 생성부(100)는 배터리 형상 생성단계(S110)에서 시뮬레이션을 위한 배터리의 형상을 미리 생성하고, 경계조건 및 초기조건 설정단계(S120)에서 배터리를 운용하는데 필요한 경계 조건 및 초기 조건을 설정하며, 배터리 그리드 생성단계(S130)에서 배터리의 작은 셀의 조합의 방법 및 구성인 그리드를 생성한다.
- [0130] 이후, 파라미터 입력단계(S140)에서 배터리의 파라미터인 전압(voltage), 전류(current), 온도(temperature)를 입력하고, 이를 토대로 배터리 순환 시뮬레이션단계(S150)에서 배터리의 배터리 순환 시뮬레이션을 수행하며, 결과 저장단계(S160)에서 수행한 시뮬레이션의 결과인 전산유체역학 데이터 세트를 저장할 수 있다.
- [0132] 도 4는 도 2의 SOC/SOH 학습단계(S200)를 상세히 나타낸 순서도이다.
- [0133] 도 4에서 볼 수 있는 바와 같이, SOC/SOH 학습단계(S200)는 전산유체역학 데이터 세트를 로드하는 전산유체역학 데이터 세트 로드단계(S210), 전산유체역학 데이터 세트의 전처리를 수행하는 전산유체역학 데이터 세트 전처리 단계(S220), 전처리가 수행된 전산유체역학 데이터 세트를 학습할 기계학습 모델을 생성하는 기계학습 모델 생성단계(S230), 및 배터리 순환 시뮬레이션 결과를 토대로 기계학습 모델을 학습하는 기계학습 모델 학습단계(S240)로 이루어진다.
- [0134] 즉, SOC/SOH 학습부(200)는 전산유체역학 데이터 세트 로드단계(S210)에서 전산유체역학 데이터 세트를 로드한 후 전산유체역학 데이터 세트 전처리단계(S220)에서 유효한 데이터만 선택하는 전산유체역학 데이터 세트의 전처리를 수행한다.
- [0135] 이후, 전처리가 수행된 전산유체역학 데이터 세트를 학습할 기계학습 모델을 기계학습 모델 생성단계(S230)에서 생성하고, 이를 토대로 기계학습 모델 학습단계(S240)에서 다양한 조건의 기계학습 모델을 학습한다.
- [0136] 여기서, 전산유체역학 시뮬레이션의 데이터 수집은 자동화되고 쉽게 반복할 수 있으므로 여러번의 데이터 생성에 필요한 시간이 줄어들게 되고, 또한 전산유체역학 시뮬레이션은 물리적 실험만으로 얻기 어렵거나 심지어는

불가능 할 수 있는 매우 상세한 데이터와 광범위한 매개 변수를 추출할 수 있어 기계 학습 모델의 신뢰도를 높일 수 있다.

- [0137] 한편, SOC/SOH 예측단계(S300)에서는 SOC/SOH 학습단계(S200)에서 학습된 기계학습 모델을 사용하여 전기 자동차(electric vehicle)나 ESS(energy storage system)와 같은 현장에 적용된 배터리의 SOC/SOH를 SOC/SOH 예측부(300)에서 예측할 수 있으며, 예측한 배터리의 SOC/SOH와 실측값을 토대로 SOC/SOH 학습부(200)를 업데이트할 수도 있다.
- [0138] 이와 같은 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법은 향상된 배터리 SOC/SOH의 예측 모델을 통해 배터리 상태 예측 및 관리를 토대로 배터리의 수명을 연장하고 유지 관리 계획을 개선할 수 있는 장점이 있다.
- [0139] 한편, 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법은 기계학습과 더불어 물리학 모델(400)을 모두 결합하여 예측 정확도가 높은 모델을 생성할 수도 있다.
- [0140] 이 하이브리드 접근법은 기계학습 모델에만 의존하여 SOC/SOH를 예측할 경우 물리적 현상과 일관되지 않은 결과가 나올 수 있다는 문제를 해결할 수 있는 장점이 있다.
- [0141] 또한, 전산유체역학 모델은 전산유체역학 소프트웨어 비용이 상당하여 계산 비용이 많이 들고, 순수 물리학 모델은 물리 법칙에 부합하는 결과를 제공하지만 기계 학습 모델에서의 결과 정확도가 부족한 단점이 있다.
- [0142] 따라서, 이러한 단점을 해결하고 각 접근법의 강점을 활용하기 위해 상기 수학식 2와 같은 가중치 방법을 사용하여 결과를 생성할 수 있으며, 이때 가중치는 상기 수학식 3과 같이 0 ~ 1의 범위에 속하고 가중치의 합은 1과 같다.
- [0143] 한편, 가중치는 오차를 최소화하는 것을 목표로 하는 최적화 과정을 통해 결정되는데, 상기 수학식 4에서 개략적으로 설명된 평균 제곱근 오차(Root mean square error, RMSE)에 의해 정량화될 수 있다.
- [0144] 따라서, 본 발명에 의한 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 방법은 개별 모델과 관련된 제한을 최소화하는 동시에 각 모델의 이점을 최대화할 수 있으며, 모델의 정확도가 향상됨을 보장하는 한편, 각 데이터의 강점을 최종 결과에 반영할 수 있는 장점이 있다.
- [0146] 이상과 같이 본 발명에 따른 전산유체역학 및 기계학습모델 기반 배터리 SOC/SOH 예측 시스템 및 방법은 전산유체역학(Computational fluid dynamics; CFD) 모델링을 통해 관련된 데이터를 생성하고, 이를 이용해 배터리 충전상태 및 건강상태를 예측하는 기계 학습 모델을 학습시켜 충전상태 및 건강상태 예측 모델의 정확도를 향상시킬 수 있으며, 또한 전산유체역학 모델링을 통해 관련된 데이터를 생성함으로써 충전상태 및 건강상태 예측 모델의 학습에 소요되는 시간 및 비용을 감소시킬 수 있다.
- [0148] 본 발명의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 여기에 개시된 실시예들과 관련하여 설명된 다양한 예시적인 논리 블록들, 모듈들, 프로세서들, 수단들, 회로들 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, (편의를 위해, 여기에서 소프트웨어로 지칭되는) 다양한 형태들의 프로그램 또는 설계 코드 또는 이들 모두의 결합에 의해 구현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 하드웨어 및 소프트웨어의 이러한 상호 호환성을 명확하게 설명하기 위해, 다양한 예시적인 컴포넌트들, 블록들, 모듈들, 회로들 및 단계들이 이들의 기능과 관련하여 위에서 일반적으로 설명되었다. 이러한 기능이 하드웨어 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 특정한 애플리케이션 및 전체 시스템에 대하여 부과되는 설계 제약들에 따라 좌우된다. 본 발명의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 각각의 특정한 애플리케이션에 대하여 다양한 방식으로 설명된 기능을 구현할 수 있으나, 이러한 구현 결정들은 본 발명의 범위를 벗어나는 것으로 해석되어서는 안 될 것이다.
- [0149] 여기서 제시된 다양한 실시예들은 방법, 장치, 또는 표준 프로그래밍 및/또는 엔지니어링 기술을 사용한 제조 물품(article)으로 구현될 수 있다. 용어 제조 물품은 임의의 컴퓨터-판독가능 저장장치로부터 액세스 가능한 컴퓨터 프로그램, 캐리어, 또는 매체(media)를 포함한다. 예를 들어, 컴퓨터-판독가능 저장매체는 자기 저장 장치(예를 들면, 하드 디스크, 플로피 디스크, 자기 스트립, 등), 광학 디스크(예를 들면, CD, DVD, 등), 스마트 카드, 및 플래쉬 메모리 장치(예를 들면, EEPROM, 카드, 스틱, 키 드라이브, 등)를 포함하지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 또한, 여기서 제시되는 다양한 저장 매체는 정보를 저장하기 위한 하나 이상의 장치 및/또는 다른 기계-판독가능한 매체를 포함한다.
- [0150] 제시된 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조는 예시적인 접근들의 일례임을 이해하도록 한다. 설계 우선순위들에 기반하여, 본 발명의 범위 내에서 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층

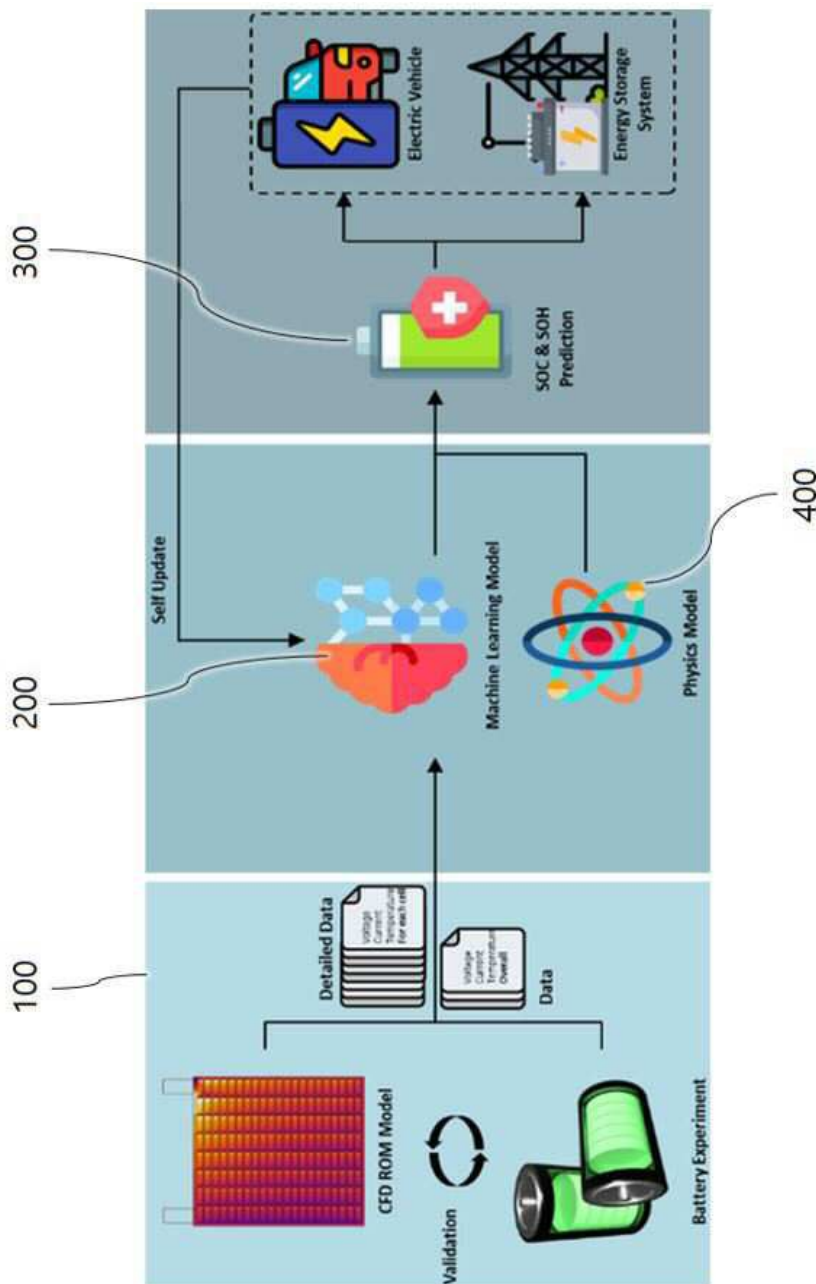
구조가 재배열될 수 있다는 것을 이해하도록 한다. 첨부된 방법 청구항들은 샘플 순서로 다양한 단계들의 엘리먼트들을 제공하지만 제시된 특정한 순서 또는 계층 구조에 한정되는 것을 의미하지는 않는다.

[0151]

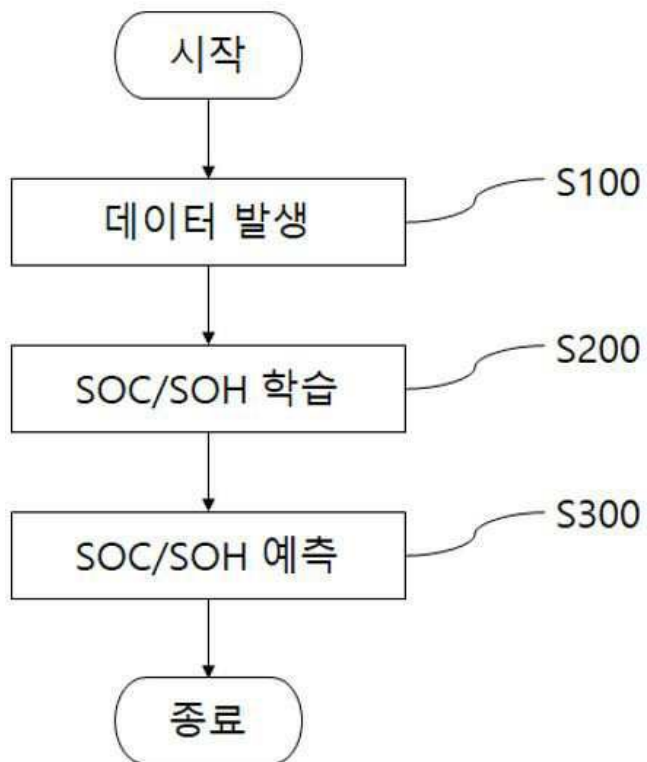
제시된 실시예들에 대한 설명은 임의의 본 발명의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 발명의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이며, 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 발명의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 발명은 여기에 제시된 실시예들로 한정되는 것이 아니라, 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

도면

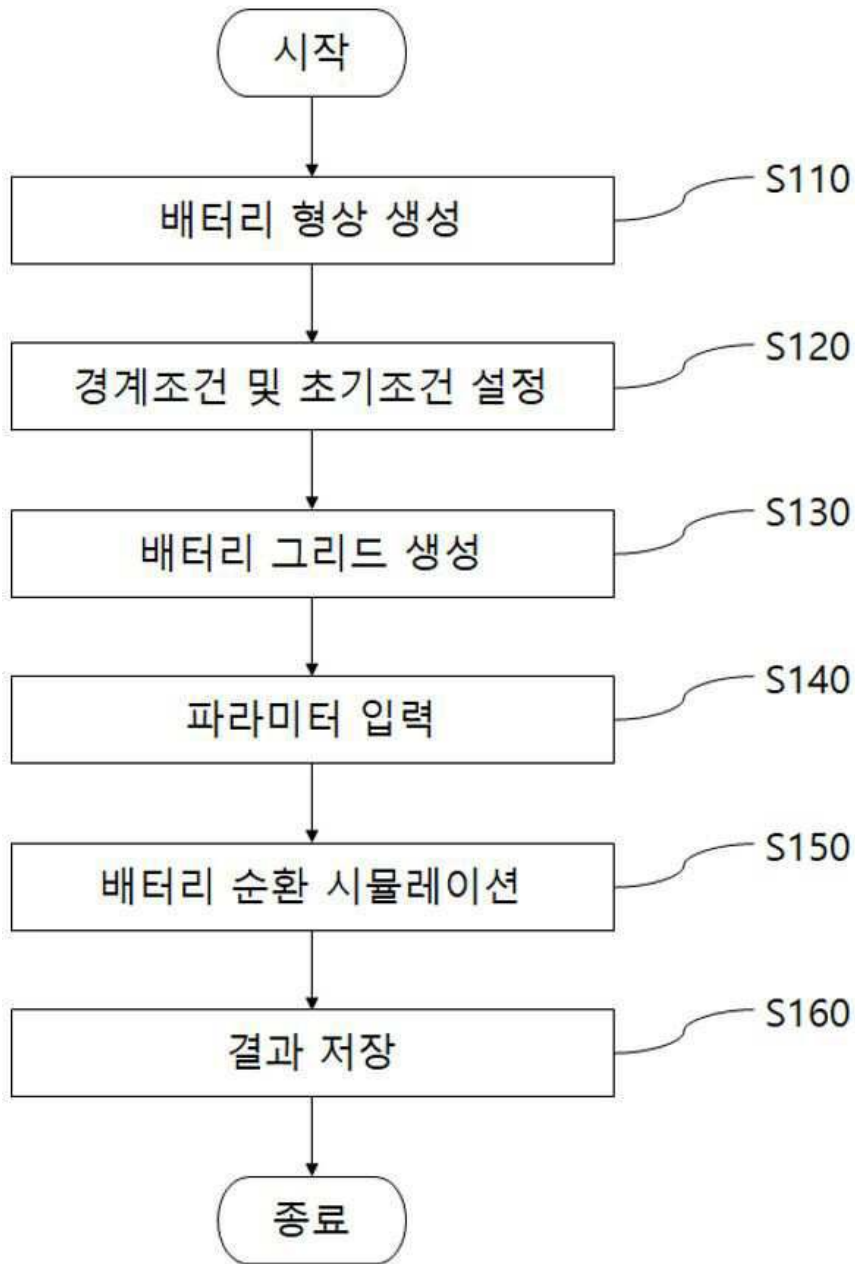
도면1



도면2



도면3



도면4

