



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0125445
(43) 공개일자 2022년09월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G01R 31/367 (2019.01) G01R 31/36 (2019.01)
G01R 31/382 (2019.01) G01R 31/392 (2019.01)

(52) CPC특허분류

G01R 31/367 (2019.01)
G01R 31/3648 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2021-0029259

(22) 출원일자 2021년03월05일

심사청구일자 2021년03월05일

(71) 출원인

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

최정일

경기도 고양시 일산서구 대산로 142, 307동 1302호(주엽동, 문촌마을3단지아파트)

김성윤

인천광역시 부평구 길주남로10번길 21, 102동 401호(부평동, 래미안부평)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

민영준

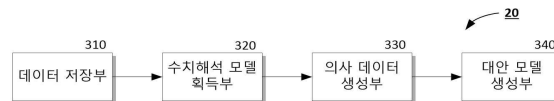
전체 청구항 수 : 총 19 항

(54) 발명의 명칭 BMS, 이를 위한 적응형 모델 제공 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명은 BMS가 배터리를 관측하여 수집한 데이터를 수신하여 저장하는 데이터 저장부, 저장된 데이터를 이용하여 미리 지정된 수치해석 모델이 배터리를 모사하도록 수정하여 배터리 모델을 획득하는 수치해석 모델 획득부, 배터리의 가상 동작 환경을 설정하고, 설정된 가상 동작 환경을 선택배터리 모델에 입력하여, 배터리 모델에서 출력되는 의사 데이터를 획득하는 의사 데이터 생성부 및 시간과 동작 환경에 따른 의사 데이터의 분포 패턴을 분석하여, 시간 및 동작 환경에서 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 구성된 대안 모델을 획득하는 대안 모델 생성부를 포함하여, 낮은 계산 비용으로 실시간으로 배터리 상태를 분석할 수 있는 BMS, 이를 위한 적응형 모델 제공 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

G01R 31/382 (2019.01)

G01R 31/392 (2019.01)

(72) 발명자

최윤영

경기도 고양시 덕양구 화신로 311, 915동 404호(화정동, 별빛마을9단지아파트)

양민규

서울특별시 마포구 모래내로3길 11, 1028호(성산동)

장준호

경기도 성남시 분당구 판교로 519, 707동 404호(야탑동, 탑마을경남아너스빌)

하진호

서울특별시 서대문구 연희로16길 20, 204호(연희동)

김경현

서울특별시 중구 동호로10길 30, 112동 1101호(신당동, 약수하이츠)

명세서

청구범위

청구항 1

BMS가 배터리를 관측하여 수집한 데이터를 수신하여 저장하는 데이터 저장부;

저장된 데이터를 이용하여 미리 지정된 수치해석 모델이 배터리를 모사하도록 수정하여 배터리 모델을 획득하는 수치해석 모델 획득부;

상기 배터리의 가상 동작 환경을 설정하고, 설정된 가상 동작 환경을 설상기 배터리 모델에 입력하여, 상기 배터리 모델에서 출력되는 의사 데이터를 획득하는 의사 데이터 생성부; 및

시간과 동작 환경에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 분석하여, 시간 및 동작 환경에서 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 구성된 대안 모델을 획득하는 대안 모델 생성부를 포함하는 적응형 모델 제공 장치.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 대안 모델 생성부는

상기 의사 데이터의 분포 패턴을 모의하기 위해 시간에 관한 기저 함수와 동작 환경에 관한 기저함수로 구성되는 심플 모델을 구성하고, 상기 심플 모델이 시간에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 시간에 관한 기저 함수를 수정하며, 수정된 심플 모델이 동작 환경에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 더 추종하도록 동작 환경에 관한 기저함수를 추가 수정하여 상기 대안 모델을 획득하는 적응형 모델 제공 장치.

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 대안 모델 생성부는

적합 직교 분해법(Proper orthogonal decomposition)을 기반으로 상기 의사 데이터의 시간적 특징을 분석하여 가장 특징적인 데이터로부터 순차적으로 나열하고, 나열된 의사 데이터 중 기지정된 개수만큼 추출하여, 상기 심플 모델이 추출된 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 감소 순차 모델(이하 ROM)을 획득하는 적응형 모델 제공 장치.

청구항 4

제3항에 있어서, 상기 대안 모델 생성부는

상기 ROM에 가상 동작 환경을 입력하여, 상기 ROM에서 출력되는 값과 상기 의사 데이터 사이의 오차가 최소가 되도록, 상기 ROM의 동작 환경에 관한 기저함수를 수정하여 상기 대안 모델을 획득하는 적응형 모델 제공 장치.

청구항 5

제1항에 있어서, 상기 데이터 저장부는

상기 배터리가 1회 충방전되는 사이클 단위로 최근 기지정된 사이클 동안 수집되어 전송된 데이터를 누적 저장하는 적응형 모델 제공 장치.

청구항 6

제1항에 있어서, 상기 데이터 저장부는

상기 배터리의 동작 환경을 관측하여 획득된 동작 환경 데이터와 배터리의 전압을 나타내는 전압 데이터를 포함하는 데이터를 인가받아 저장하는 적응형 모델 제공 장치.

청구항 7

제6항에 있어서, 상기 수치해석 모델 획득부는

상기 데이터 중 동작 환경 데이터를 상기 수치해석 모델에 입력하고, 수치해석 모델의 출력과 상기 데이터 중 전압 데이터 사이의 오차가 가능한 수준에서 최소가 되도록 상기 수치해석 모델의 조절 가능한 파라미터를 변경하여 상기 배터리 모델을 획득하는 적응형 모델 제공 장치.

청구항 8

제7항에 있어서, 상기 수치해석 모델 획득부는

상기 수치해석 모델로서 의사 2차원(Pseudo-two-dimensional model: P2D) 모델을 이용하는 적응형 모델 제공 장치.

청구항 9

BMS를 위한 적응형 모델 제공 방법에 있어서,

상기 BMS가 배터리를 관측하여 수집한 데이터를 수신하여 저장하는 단계;

저장된 데이터를 이용하여 미리 지정된 수치해석 모델이 배터리를 모사하도록 수정하여 배터리 모델을 획득하는 단계;

상기 배터리의 가상 동작 환경을 설정하고, 설정된 가상 동작 환경을 설상기 배터리 모델에 입력하여, 상기 배터리 모델에서 출력되는 의사 데이터를 획득하는 단계; 및

시간과 동작 환경에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 분석하여, 시간 및 동작 환경에서 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 구성된 대안 모델을 생성하는 단계를 포함하는 적응형 모델 제공 방법.

청구항 10

제9항에 있어서, 상기 대안 모델을 생성하는 단계는

상기 의사 데이터의 분포 패턴을 모의하기 위해 시간에 관한 기저 함수와 동작 환경에 관한 기저함수로 구성된 심플 모델을 구성하는 단계;

상기 심플 모델이 시간에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 시간에 관한 기저 함수를 수정하는 단계; 및

수정된 심플 모델이 동작 환경에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 더 추종하도록 동작 환경에 관한 기저함수를 추가 수정하는 단계를 포함하는 적응형 모델 제공 방법.

청구항 11

제10항에 있어서, 상기 시간에 관한 기저 함수를 수정하는 단계는

적합 직교 분해법(Proper orthogonal decomposition)을 기반으로 상기 의사 데이터의 시간적 특징을 분석하여 가장 특징적인 데이터로부터 순차적으로 나열하는 단계;

나열된 의사 데이터 중 기지정된 개수만큼 추출하는 단계; 및

상기 심플 모델이 추출된 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 감소 순차 모델(이하 ROM)을 획득하는 단계를 포함하는 적응형 모델 제공 방법.

청구항 12

제11항에 있어서, 상기 추가 수정하는 단계는

상기 ROM에 가상 동작 환경을 입력하는 단계; 및

상기 ROM에서 출력되는 값과 상기 의사 데이터 사이의 오차가 최소가 되도록, 상기 ROM의 동작 환경에 관한 기저함수를 수정하여 상기 대안 모델을 획득하는 단계를 포함하는 적응형 모델 제공 방법.

청구항 13

제9항에 있어서, 상기 저장하는 단계는

상기 배터리가 1회 충방전되는 사이클 단위로 최근 기지정된 사이클 동안 수집되어 전송된 데이터를 누적 저장하는 적응형 모델 제공 방법.

청구항 14

제13항에 있어서, 상기 데이터 각각은

상기 배터리의 동작 환경을 관측하여 획득된 동작 환경 데이터와 배터리의 전압을 나타내는 전압 데이터를 포함하는 적응형 모델 제공 방법.

청구항 15

제14항에 있어서, 상기 배터리 모델을 획득하는 단계는

상기 데이터 중 동작 환경 데이터를 상기 수치해석 모델에 입력하는 단계; 및

상기 수치해석 모델의 출력과 상기 데이터 중 전압 데이터 사이의 오차가 가능한 수준에서 최소가 되도록 상기 수치해석 모델의 조절 가능한 파라미터를 변경하여 상기 배터리 모델을 획득하는 단계를 포함하는 적응형 모델 제공 방법.

청구항 16

제15항에 있어서, 상기 수치해석 모델은

의사 2차원(Pseudo-two-dimensional model: P2D) 모델인 적응형 모델 제공 방법.

청구항 17

배터리를 관측하여 기지정된 데이터를 수집하는 데이터 수집부;

수집된 데이터를 기지정된 클라우드 서버로 전송하고, 상기 클라우드 서버로부터 상기 배터리를 모의하도록 구성된 대안 모델을 수신하는 통신부;

이후 수집되는 데이터를 상기 대안 모델에 입력하여, 상기 배터리의 상태를 분석하는 대안 모델 저장부; 및

분석된 상기 배터리의 상태에 따라 상기 배터리를 제어하는 배터리 제어부를 포함하고,

상기 대안 모델은

상기 클라우드 서버로 전송된 데이터를 기반으로 획득되는 수치해석 기반 배터리 모델을 이용하여 다수의 의사 데이터를 생성하고, 시간과 동작 환경에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 분석하여, 시간 및 동작 환경에서 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 생성되는 BMS.

청구항 18

제17항에 있어서, 상기 수치해석 기반 배터리 모델은

전송된 데이터 중 동작 환경 데이터를 미리 지정된 수치해석 모델에 입력하여 상기 수치해석 모델의 출력과 상기 데이터 중 전압 데이터 사이의 오차가 가능한 수준에서 최소가 되도록 상기 수치해석 모델의 조절 가능한 파라미터를 변경하여 획득되는 BMS.

청구항 19

제18항에 있어서, 상기 대안 모델은

상기 의사 데이터의 분포 패턴을 모의하기 위해 시간에 관한 기저 함수와 동작 환경에 관한 기저함수로 구성되는 심플 모델을 구성하고, 상기 심플 모델이 시간에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 시간에 관한 기저 함수를 수정하며, 수정된 심플 모델이 동작 환경에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 더 추종하도록 동작 환경에 관한 기저함수를 추가 수정하여 획득되는 BMS.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 배터리 관리 시스템, 모델 제공 장치 및 방법에 관한 것으로, BMS, 이를 위한 적응형 모델 제공 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 이차전지 분야에서 부각되고 있는 중요한 이슈는 배터리 관리 시스템(Battery Management System: 이하 BMS)과 관련된 모델링이다. 기존의 BMS는 주로 전기 회로 모델(Electric circuit model: 이하 ECM)을 이용하여 배터리 상태를 분석하여 제어하였다. ECM은 적은 수의 파라미터를 사용하여 배터리를 모델링하여 매우 적은 계산 비용을 바탕으로 실시간 계산이 가능한 장점이 있다. 그러나 ECM은 오직 배터리의 입력 전압 및 출력 전압만을 표현하기에 적합할 뿐, 배터리 내부의 실제 화학 반응과 SEI 레이어(Solid Electrolyte Interphase layer) 성장, 부반응, 노화, 열전달 등과 같은 물리적 반응을 표현하기에는 한계가 존재한다.

[0003] 특히 최근에는 전기 자동차(EV)에서 리튬 이온 배터리 사용이 늘어남에 따라 배터리 노화에 대한 문제점이 중요해지고 있다. 이에 전기 자동차 등에 사용되는 리튬 이온 배터리의 상태를 해석하기 위해서는 수치해석 모델 중 편미분 방정식 기반의 의사 2차원 모델(Pseudo-two-dimensional model: 이하 P2D 모델)에 기초하는 배터리 모델이 적합하다고 알려져 있다. 다만 P2D 모델은 기본적으로 1차원 전극과 각 전극 그리드 포인트 내부의 1차원 리튬 이온 입자를 수송 방정식, 확산 방정식, 버틀러 볼머 방정식(Butler-Volmer's equation), 전하 보존 방정식을 이용하는 수치해석 모델이므로 계산 비용이 높다. 여기서 배터리 내부 상태를 표현하는 식은 편미분 방정식이 매우 비선형적인 특성을 가지는 대수 방정식과 결합되어 있기 때문에 더욱 높은 계산 비용을 요구할 뿐만 아니라 풀기 어렵다는 문제가 있다.

[0004] 더 큰 문제점은, 실제 배터리와 유사한 모델을 구현하기 위해 전극 차원을 2차원, 3차원으로 확장하는 경우, 전극의 차원과 고체 입자 차원의 합인 $4(= 3 + 1)$ 차원 수치해석 문제가 되어 계산비용이 격자수(n)의 4승으로 증가한다는 점이다. 그리고 이러한 문제는 P2D 모델과 유사하게 수송방정식, 확산방정식, 버틀러 볼머식, 전하 보존 방정식을 이용하는 대부분의 수치 해석 알고리즘 기반 모델에 동일하게 적용된다.

[0005] 따라서 P2D 모델과 같은 수치해석 모델을 기반으로 구축되는 배터리 모델은 전기 자동차와 같이 배터리 상태에 대한 실시간 분석 및 제어가 필요한 BMS에 적용되기 어렵다는 한계가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 한국 공개 특허 제10-2020-0109092호 (2020.09.22 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명의 목적은 실시간으로 배터리 상태를 분석하여 배터리를 제어할 수 있는 BMS를 제공하는데 있다.

[0008] 본 발명의 다른 목적은 BMS가 이전 획득한 데이터를 기반으로 수치해석기반 배터리 모델보다 매우 단순화된 대안 모델을 획득하여, BMS가 낮은 계산 비용으로 빠르게 배터리 상태를 분석할 수 있도록 하는 적응형 모델 제공 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0009] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 BMS를 위한 적응형 모델 제공 장치는 BMS가 배터리를 관측하여 수집한 데이터를 수신하여 저장하는 데이터 저장부; 저장된 데이터를 이용하여 미리 지정된 수치해석 모델이 배터리를 모사하도록 수정하여 배터리 모델을 획득하는 수치해석 모델 획득부; 상기 배터리의 가상 동작 환경을 설정하고, 설정된 가상 동작 환경을 설정기 배터리 모델에 입력하여, 상기 배터리 모델에서 출력되는 의사 데이터를 획득하는 의사 데이터 생성부; 및 시간과 동작 환경에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 분석하여, 시간 및 동작 환경에서 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 구성된 대안 모델을 획득하는 대안

모델 생성부를 포함한다.

- [0010] 상기 대안 모델 생성부는 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 모의하기 위해 시간에 관한 기저 함수와 동작 환경에 관한 기저함수로 구성되는 심플 모델을 구성하고, 상기 심플 모델이 시간에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 시간에 관한 기저 함수를 수정하며, 수정된 심플 모델이 동작 환경에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 더 추종하도록 동작 환경에 관한 기저함수를 추가 수정하여 상기 대안 모델을 획득할 수 있다.
- [0011] 상기 대안 모델 생성부는 적합 직교 분해법(Proper orthogonal decomposition)을 기반으로 상기 의사 데이터의 시간적 특징을 분석하여 가장 특징적인 데이터로부터 순차적으로 나열하고, 나열된 의사 데이터 중 기지정된 개수만큼 추출하여, 상기 심플 모델이 추출된 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 감소 순차 모델(이하 ROM)을 획득할 수 있다.
- [0012] 상기 대안 모델 생성부는 상기 ROM에 가상 동작 환경을 입력하여, 상기 ROM에서 출력되는 값과 상기 의사 데이터 사이의 오차가 최소가 되도록, 상기 ROM의 동작 환경에 관한 기저함수를 수정하여 상기 대안 모델을 획득할 수 있다.
- [0013] 상기 데이터 저장부는 상기 배터리가 1회 충방전되는 사이클 단위로 최근 기지정된 사이클 동안 수집되어 전송된 데이터를 누적 저장할 수 있다.
- [0014] 상기 수치해석 모델 획득부는 상기 데이터 중 동작 환경 데이터를 상기 수치해석 모델에 입력하고, 수치해석 모델의 출력과 상기 데이터 중 전압 데이터 사이의 오차가 가능한 수준에서 최소가 되도록 상기 수치해석 모델의 조절 가능한 파라미터를 변경하여 상기 배터리 모델을 획득할 수 있다.
- [0015] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 BMS를 위한 적응형 모델 제공 방법은 상기 BMS가 배터리를 관측하여 수집한 데이터를 수신하여 저장하는 단계; 저장된 데이터를 이용하여 미리 지정된 수치해석 모델이 배터리를 모사하도록 수정하여 배터리 모델을 획득하는 단계; 상기 배터리의 가상 동작 환경을 설정하고, 설정된 가상 동작 환경을 설상기 배터리 모델에 입력하여, 상기 배터리 모델에서 출력되는 의사 데이터를 획득하는 단계; 및 시간과 동작 환경에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 분석하여, 시간 및 동작 환경에서 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 구성된 대안 모델을 생성하는 단계를 포함한다.
- [0016] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 또 실시예에 따른 BMS는 배터리를 관측하여 기지정된 데이터를 수집하는 데이터 수집부; 수집된 데이터를 기지정된 클라우드 서버로 전송하고, 상기 클라우드 서버로부터 상기 배터리를 모의하도록 구성된 대안 모델을 수신하는 통신부; 이후 수집되는 데이터를 상기 대안 모델에 입력하여, 상기 배터리의 상태를 분석하는 대안 모델 저장부; 및 분석된 상기 배터리의 상태에 따라 상기 배터리를 제어하는 배터리 제어부를 포함한다.
- [0017] 상기 대안 모델은 상기 클라우드 서버로 전송된 데이터를 기반으로 획득되는 수치해석 기반 배터리 모델을 이용하여 다수의 의사 데이터를 생성하고, 시간과 동작 환경에 따른 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 분석하여, 시간 및 동작 환경에서 상기 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하도록 생성될 수 있다.

발명의 효과

- [0018] 따라서, 본 발명의 실시예에 따른 BMS, 이를 위한 적응형 모델 제공 장치 및 방법은 최근 기지정된 기간 동안 획득된 데이터를 기반으로 수치해석 기반 배터리 모델을 획득하고, 획득된 수치해석 기반 배터리 모델을 이용하여 다수의 의사 데이터를 생성한 후, 생성된 의사 데이터를 기반으로 수치해석 기반 배터리 모델보다 단순화된 대안 모델을 적응적으로 생성하여 이후 배터리 상태 분석에 이용함으로써 BMS가 낮은 계산 비용으로 빠르게 배터리 상태를 분석할 수 있다. 그러므로 현재 배터리 상태에 대한 실시간 분석 및 제어를 수행할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0019] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 BMS와 적응형 모델 제공 장치를 포함하는 전체 시스템의 구성을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 BMS의 개략적 구조를 나타낸다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 적응형 모델 제공 장치의 개략적 구조를 나타낸다.
- 도 4는 본 실시예에 따른 적응형 모델 제공 장치에서 생성된 적응형 모델의 성능을 시뮬레이션한 결과를

나타낸다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 적응형 모델 제공 방법을 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0020] 본 발명과 본 발명의 동작상의 이점 및 본 발명의 실시예에 의하여 달성되는 목적을 충분히 이해하기 위해서는 본 발명의 바람직한 실시예를 예시하는 첨부 도면 및 첨부 도면에 기재된 내용을 참조하여야만 한다.
- [0021] 이하, 첨부한 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예를 설명함으로써, 본 발명을 상세히 설명한다. 그러나, 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며, 설명하는 실시예에 한정되는 것이 아니다. 그리고, 본 발명을 명확하게 설명하기 위하여 설명과 관계없는 부분은 생략되며, 도면의 동일한 참조부호는 동일한 부재임을 나타낸다.
- [0022] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라, 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "...기", "모듈", "블록" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어 또는 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.
- [0023] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 BMS와 적응형 모델 제공 장치를 포함하는 전체 시스템의 구성을 설명하기 위한 도면이다.
- [0024] 본 실시예에서 BMS는 전기 자동차용 배터리를 관리하는 것으로 가정한다. 이에 도 1에서 BMS는 자동차(10)에 구비된다. BMS는 각종 센서를 이용하여 자동차 배터리의 각종 상태를 감지하여 다수의 데이터를 획득한다. 여기서 획득되는 데이터에는 전압, 온도, 전류 등이 포함될 수 있다. 기존의 BMS는 주로 P2D 모델과 같이 수치해석 기법으로 배터리를 모사하도록 미리 설정된 수치해석 기반 배터리 모델에 데이터를 입력하고, 수치해석 기반 배터리 모델의 출력을 배터리 상태로 획득한다. 여기서 배터리 상태에는 대표적으로 충전 상태(State of Charge: 이하 SOC) 등이 포함될 수 있다.
- [0025] 그러나 본 실시예에 따른 BMS는 획득된 데이터를 직접 수치해석 기반 배터리 모델에 인가하지 않는다. 대신 본 실시예에 따른 BMS는 획득된 데이터를 적응형 모델 제공 장치(20)로 전송하고, 적응형 모델 제공 장치(20)로부터 데이터에 대응하여 최적화되어 획득되는 수치해석 기반 배터리 모델이 간략화된 대안 모델(Surrogate Model)을 인가받아 저장한다. 그리고 이후 획득되는 데이터를 저장된 대안 모델의 입력으로 인가하여 배터리 상태를 분석한다. 그리고 분석된 배터리 상태에 따라 배터리를 제어한다.
- [0026] 한편 적응형 모델 제공 장치(20)는 BMS로부터 전송된 데이터를 저장하고, 기지정된 사이클 동안 누적 저장된 데이터를 기반으로 수치해석 기반 배터리 모델을 획득하고, 획득된 배터리 모델을 이용하여 다수의 의사 데이터를 생성한 후, 생성된 의사 데이터를 기반으로 수치해석 기반 배터리 모델보다 낮은 계산 비용을 갖도록 단순화된 대안 모델을 적응적으로 생성하여 BMS로 전송한다.
- [0027] 여기서 사이클은 배터리의 충전 전 기간으로, 일 예로 이전 충전 종료 이후 방전 시점부터 다음 충전 종료 시점까지로 설정되거나, 충전 시작 시점으로부터 다음 충전 시작 시점 등으로 설정될 수 있다.
- [0028] 그리고 적응형 모델 제공 장치(20)는 클라우드 서버 등으로 구현될 수 있다.
- [0029] 상기한 바와 같이, 수치해석 기반 배터리 모델은 매우 높은 계산 비용을 요구하므로, 수치해석 기반 배터리 모델이 적용된 BMS는 배터리의 상태를 실시간으로 분석할 수 없으며, 이로 인해 배터리를 안정적으로 제어할 수 없게 된다. 일 예로 BMS가 배터리의 충전 또는 방전 시에 충전 상태나 방전 상태를 즉각적으로 확인할 수 없으므로, 과충전 또는 과방전 상태를 유발하는 문제가 발생할 수 있다.
- [0030] 이에 BMS가 획득한 데이터를 수치해석 기반 배터리 모델이 저장된 클라우드 서버로 전송하고, 클라우드 서버로부터 배터리 상태를 수신하여 배터리를 제어하는 방안도 제안된 바 있다. 그러나 이는 실시간 데이터 전송이 요구되어 항상 안정적인 통신 네트워크가 구축되어 있어야만 할 뿐만 아니라, 다수의 BMS로부터 데이터가 전송되는 경우, 클라우드 서버에서도 부하가 크게 증가한다는 한계가 있다.
- [0031] 그에 반해 본 실시예에서는 BMS가 획득된 데이터를 적응형 모델 제공 장치(20)로 전송하고, 적응형 모델 제공 장치(20)로부터 수치해석 기반 배터리 모델이 간략화된 대안 모델을 인가받아 낮은 계산 비용으로 배터리 상태를 직접 분석할 수 있으므로, 실시간으로 배터리 상태를 직접 분석하여 제어할 수 있다. 또한 데이터와 대안 모델을 실시간으로 송수신하지 않아도 되므로, 네트워크 상태에 따른 영향을 적게 받을 수 있을 뿐만 아니라,

기지정된 간격(예를 들면 5사이클) 단위로 대안 모델을 생성하므로 적응형 모델 제공 장치(20)의 부하 증가를 억제할 수 있다.

[0032] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 BMS의 개략적 구조를 나타낸다.

[0033] 도 2를 참조하면, BMS(200)는 데이터 수집부(210), 통신부(220), 대안 모델 저장부(230), 배터리 상태 분석부(240) 및 배터리 제어부(250)를 포함할 수 있다.

[0034] 데이터 수집부(210)는 배터리(100)의 상태를 확인하기 위한 각종 데이터를 획득하여 저장한다. 데이터 수집부(210)는 일 예로 배터리(100)에 대한 전압 데이터(V)와 환경 데이터(Y)를 획득할 수 있다. 여기서 환경 데이터(Y)에는 온도나 전류 등과 같이 배터리의 동작 환경에 대한 데이터가 포함될 수 있다. 그리고 데이터 수집부(210)는 배터리(100)가 동작하는 동안 기지정된 주기로 데이터를 반복 획득할 수 있다.

[0035] 데이터 수집부(210)는 획득된 데이터를 실시간으로 배터리 상태 분석부(240)로 전달한다. 그리고 데이터 수집부(210)는 획득된 데이터를 누적 저장하고, 누적 저장된 데이터를 통신부(220)를 통해 적응형 모델 제공 장치(20)로 전송한다. 데이터 수집부(210)는 최근 기지정된 사이클 동안 획득된 데이터들을 누적하여 저장하고, 누적 저장된 데이터들을 기지정된 주기로 적응형 모델 제공 장치(20)로 전송할 수도 있다. 일 예로 데이터 수집부(210)는 매 사이클 동안 획득되어 누적 저장된 데이터를 적응형 모델 제공 장치(20)로 전송하거나, 최근 기지정된 횟수의 사이클 동안 누적 저장된 데이터를 적응형 모델 제공 장치(20)로 전송할 수 있다.

[0036] 이때 데이터 수집부(210)는 획득되는 데이터들을 각 사이클 단위로 구분하여 저장할 수 있다.

[0037] 데이터 수집부(210)는 배터리(100)의 상태를 신속하게 분석 가능하도록 획득된 데이터를 즉시 배터리 상태 분석부(240)로 전달하는 반면, 적응형 모델 제공 장치(20)로는 기지정된 기간 동안 누적 저장된 데이터를 전송하여, 적응형 모델 제공 장치(20)가 대안 모델을 생성할 때 획득된 데이터의 관측 오차 등에 의한 영향이 저감되도록 한다. 또한 적응형 모델 제공 장치(20)와의 통신 네트워크 상황에 의한 영향이 줄어들도록 할 수 있다.

[0038] 통신부(220)는 데이터 수집부(210)에서 전달되는 데이터를 적응형 모델 제공 장치(20)로 전송하고, 적응형 모델 제공 장치(20)로부터 대안 모델을 인가받아 대안 모델 저장부(230)로 전달한다.

[0039] 대안 모델 저장부(230)는 적응형 모델 제공 장치(20)로부터 통신부(220)를 통해 전달된 대안 모델을 인가받아 저장한다. 이때 대안 모델 저장부(230)는 이전 저장된 대안 모델이 존재하면, 인가된 대안 모델을 기존 저장된 대안 모델을 대체하여 저장할 수 있다. 즉 가장 최근에 획득된 대안 모델을 저장할 수 있다. 배터리(100)는 사용함에 따라 점차 노화가 진행되며, 이러한 노화는 배터리(100)의 동작 환경에 따라 상이하게 진행될 수 있다. 따라서 특정 시점에서 배터리(100)의 상태에 대응하는 수치해석 배터리 모델을 획득하고, 수치해석 배터리 모델을 대체하도록 단순화한 대안 모델을 생성하더라도, 시간이 지난 이후 배터리(100)의 상태는 이전 대안 모델에 따라 분석되는 배터리 상태와 상이할 수 있다. 이에 본 실시예에서는 적응형 모델 제공 장치(20)는 최근 기지정된 사이클 동안 획득된 데이터를 기반으로 대안 모델을 주기적으로 획득하고, 대안 모델 저장부(230)는 현재 배터리 상태를 가장 잘 표현할 수 있는 가장 최근에 획득된 대안 모델을 인가받아 저장한다. 그리고 대안 모델 저장부(230)는 저장된 대안 모델을 배터리 상태 분석부(240)로 전달한다.

[0040] 배터리 상태 분석부(240)는 대안 모델 저장부(230)에 저장된 대안 모델을 인가받고 데이터 수집부(210)로부터 데이터를 인가받아, 인가된 데이터를 대안 모델에 입력하여 출력을 획득함으로써, 배터리(100)의 상태를 분석하고, 분석 결과를 배터리 제어부(250)로 전달한다.

[0041] 여기서 대안 모델은 상기한 바와 같이, 적응형 모델 제공 장치(20)가 BMS(200)가 이전 기지정된 사이클 동안 획득한 데이터를 기반으로 수치해석 기반 배터리 모델을 획득하고, 획득된 배터리 모델을 이용하여 다수의 의사 데이터를 생성한 후, 생성된 의사 데이터를 기반으로 수치해석 기반 배터리 모델보다 단순화된 배터리 모델이므로 낮은 계산 비용을 요구한다. 이에 배터리 상태 분석부(240)는 대안 모델을 이용하여 인가된 데이터로부터 빠르게 배터리 상태를 분석할 수 있다.

[0042] 비록 대안 모델은 이전 기지정된 사이클 동안 획득된 데이터를 이용하여 획득된 배터리 모델인 반면, 데이터는 배터리(100)를 관측하여 획득된 값이지만 일반적으로 배터리(100)의 노화와 같은 상태 변화는 상당한 시간에 걸쳐 진행되므로, 대안 모델을 구성하기 위한 데이터가 획득되는 시점과 현재 데이터가 획득되는 시점 사이의 차이로 인한 배터리 상태 오차는 크지 않다고 볼 수 있다.

[0043] 도 2에서는 설명의 편의를 위하여, 대안 모델 저장부(230)와 배터리 상태 분석부(240)를 구분하여

도시하였으나, 배터리 상태 분석부(240)는 대안 모델 저장부(230)에 포함될 수 있다.

- [0044] 한편 배터리 제어부(250)는 배터리 상태 분석부(240)의 배터리 상태 분석 결과에 따라 배터리가 안정적으로 동작할 수 있도록 기지정된 방식으로 배터리를 제어한다.
- [0045] 결과적으로 본 실시예에 따른 BMS(200)는 배터리(100)로부터 획득된 데이터를 적응형 모델 제공 장치(20)가 이전 획득된 데이터를 기반으로 간략화된 형태의 대안 모델에 적용하여 낮은 계산 비용으로 빠르게 배터리(100)의 상태를 판별하고, 판별된 배터리 상태에 따라 배터리(100)를 제어할 수 있다.
- [0046] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 적응형 모델 제공 장치의 개략적 구조를 나타낸다.
- [0047] 도 3을 참조하면, 적응형 모델 제공 장치(20)는 데이터 저장부(310), 수치해석 모델 획득부(320), 의사 데이터 생성부(330) 및 대안 모델 생성부(340)를 포함할 수 있다.
- [0048] 데이터 저장부(310)는 BMS(200)로부터 전송된 데이터를 저장한다. 이때 데이터는 매 사이클 단위 또는 기지정된 사이클 단위(예를 들면 3 사이클)로 전송될 수 있으며, 데이터 저장부(310)는 전송된 데이터를 누적하여 저장할 수 있다.
- [0049] 수치해석 모델 획득부(320)는 데이터 저장부(310)에 저장된 데이터를 기반으로 배터리(100)를 수치해석 기법에 따라 모사하는 수치해석 기반 배터리 모델을 생성한다. 수치해석 모델 획득부(320)는 데이터 저장부(310)에 저장된 데이터 중 최근 기지정된 다수 사이클(예를 들면 6 사이클) 동안의 데이터를 인가받아 수치해석 기반 배터리 모델을 생성한다. 여기서 수치해석 모델 획득부(320)가 가장 최근 1사이클 동안의 데이터가 아닌 기지정된 다수 사이클 동안의 데이터를 인가받는 것은 BMS(200)의 데이터 수집부(210)가 배터리(200)로부터 데이터를 수집할 때 발생할 수 있는 관측 오차가 배터리 모델에 미치는 영향을 줄이기 위해서이다.
- [0050] 수치해석 모델 획득부(320)에는 P2D 모델과 같은 수치해석 모델이 미리 설정되며, 데이터 저장부(310)로부터 데이터가 인가되면, 인가된 데이터에 따라 기설정된 수치해석 모델을 변경함으로써, 현재 배터리(100)의 상태에 대응하는 배터리 모델을 생성할 수 있다.
- [0051] 의사 데이터 생성부(330)는 수치해석 모델 획득부(320)에서 생성된 배터리 모델에 임의의 데이터를 인가하고, 인가된 임의의 데이터에 대한 출력 데이터를 획득하여 의사 데이터를 생성한다. 즉 배터리 모델을 기반으로 다양한 가상 조건에서의 배터리 상태를 나타내는 다수의 의사 데이터를 생성한다.
- [0052] 그리고 대안 모델 생성부(340)는 의사 데이터 생성부(330)에서 생성된 다수의 의사 데이터를 기반으로 수치해석 기반 배터리 모델보다 간략화된 대안 모델을 생성한다.
- [0053] 대안 모델 생성부(340)는 시간 및 동작 환경에 따른 다수의 의사 데이터의 분포 패턴으로부터 수치해석 기반 배터리 모델보다 낮은 계산 비용을 가지면서 수치해석 기반 배터리 모델과 유사하게 배터리(100)의 동작을 모사할 수 있는 대안 모델을 획득할 수 있다.
- [0054] 이하에서는 도 2 및 도 3을 참조하여, 적응형 모델 제공 장치(20)가 대안 모델을 생성하는 과정을 구체적으로 설명한다.
- [0055] 상기한 바와 같이, BMS(200)의 데이터 수집부(210)가 배터리(100)에 대한 전압 데이터(V)와 환경 데이터(Y)를 획득하는 경우, 데이터 저장부(310)에 저장된 데이터 중 k번째 사이클에서 주기적으로 배터리를 관측하여 획득한 전압 데이터(V_{obs}^k)와 환경 데이터(Y_{obs}^k)는 각각 수학적 1 및 2로 표현될 수 있다.

수학적 1

[0056]
$$V_{obs}^k = [v_{1,obs}^k, v_{2,obs}^k, \dots, v_{N,obs}^k]^T$$

수학식 2

[0057]
$$Y_{obs}^k = [y_{1,obs}^k, y_{2,obs}^k, \dots, y_{N,obs}^k]^T$$

[0058] (여기서 k 는 사이클, $n = \{1, 2, \dots, N\}$ 은 사이클 내에서 데이터가 샘플링된 순서를 나타낸다.)

[0059] 그리고 최근 기지정된 다수 사이클($k-5, k-4, \dots, k$) 동안의 누적 전압 데이터(V_{obs}^k)와 누적 환경 데이터(\mathbb{Y}_{obs}^k)는 각각 수학식 3 및 4으로 표현될 수 있다.

수학식 3

[0060]
$$V_{obs}^k = [V_{obs}^{k-5}, V_{obs}^{k-4}, \dots, V_{obs}^k]$$

수학식 4

[0061]
$$\mathbb{Y}_{obs}^k = [Y_{obs}^{k-5}, Y_{obs}^{k-4}, \dots, Y_{obs}^k]$$

[0062] 수치해석 모델 획득부(320)는 미리 설정된 수치해석 모델이 배터리(100)에 대응하도록 최적화하기 위한 최적화 목적함수(F)를 만족하는 수치해석 모델의 파라미터(p)를 탐색하여 적용함으로써, 수치해석 모델을 배터리(100)에 대응하는 배터리 모델을 획득한다.

[0063] 여기서 최적화 목적 함수(F)는 수학식 5로 표현될 수 있다.

수학식 5

[0064]
$$F(p; \mathbb{Y}_{obs}^k, V_{obs}^k) = (V_{model}(p; \mathbb{Y}_{obs}^k) - V_{obs}^k)^2$$

[0065] 수학식 5에 따르면, 최적화 목적함수(F)는 누적 환경 데이터(\mathbb{Y}_{obs}^k)와 파라미터(p)에 따른 수치해석 모델의 전압 데이터($V_{model}(p; \mathbb{Y}_{obs}^k)$)과 획득된 전압 데이터(V_{obs}^k) 사이의 오차 제곱을 나타낸다.

[0066] 그러므로 최적화 목적함수(F)가 작을수록 수치해석 모델은 배터리를 정확하게 모사하는 것으로 볼 수 있으므로, 최적화 목적함수(F)가 수학식 6을 만족하도록 하는 최적 파라미터(p_{opt}^k)를 탐색하여 수치해석 모델에 적용함으로써, 수치해석 기반 배터리 모델을 획득할 수 있다.

수학식 6

[0067]
$$F(p_{opt}^k; \mathbb{Y}_{obs}^k, V_{obs}^k) < F(p; \mathbb{Y}_{obs}^k, V_{obs}^k) \quad \forall p \in \Omega$$

[0068] 여기서 Ω 는 설정 가능한 파라미터(p) 집합을 나타낸다.

[0069] 즉 설정 가능한 파라미터(p) 중 목적 함수(F)가 최소가 되도록 하는 파라미터를 탐색하여 최적 파라미터(p_{opt}^k)로 설정할 수 있다.

[0070] 수치해석 모델 획득부(320)는 유전 알고리즘, 파티클 군집 최적화 방법 과 같은 최적화 기법을 이용하여 최적 파라미터(p_{opt}^k)를 탐색할 수 있다.

[0071] 이에 의사 데이터 생성부(330)는 수치해석 모델 획득부(320)가 수치해석 모델에 최적 파라미터(p_{opt}^k)를 적용하여 획득한 배터리 모델에 다수(여기서는 일 예로 M개)의 가상 환경 데이터(Y_{oper}^m)를 각각 대입하여, 수학적 7과 같이 의사 데이터($V_{pseudo}^{k,m}$)를 획득한다.

수학적 7

$$[0072] V_{model}(p_{opt}^k; Y_{oper}^m) = V_{pseudo}^{k,m} = [v_{1,pseudo}^{k,m}, v_{2,pseudo}^{k,m}, \dots, v_{N,pseudo}^{k,m}]^T$$

[0073] 여기서 m은 가상 환경 데이터 식별자로서 $m = \{1, \dots, M\}$ 이다.

[0074] 이때 의사 데이터($V_{pseudo}^{k,m}$)는 가상 환경 데이터(Y_{oper}^m)에 대응하는 전압 데이터(V_{model})이다.

[0075] M개의 가상 환경 데이터(Y_{oper}^m)에 대한 전체 의사 데이터(V_{pseudo}^k)는 수학적 8로 표현될 수 있다.

수학적 8

$$[0076] V_{pseudo}^k = [V_{pseudo}^{k,1}, V_{pseudo}^{k,2}, \dots, V_{pseudo}^{k,M}]$$

[0077] 수학적 1 및 2에 따르면, 각 사이클에서 N개의 데이터가 획득되는 것으로 가정하였으므로, 수학적 8의 의사 데이터(V_{pseudo}^k)는 $N \times M$ 행렬 형태로 획득될 수 있다.

[0078] 여기서는 수치해석 모델 획득부(320)가 수치해석 모델 중 P2D 모델을 이용하도록 설정된 것으로 가정한다. 그리고 P2D 모델은 수학적 9 내지 수학적 13로 표현되는 5개의 방정식을 지배 방정식으로 이용하여 이차전지의 상태를 해석하는 수치해석 모델이다. 이에 의사 데이터 생성부(330)는 다수(여기서는 일 예로 M개)의 가상 환경 데이터(Y_{oper}^m)를 수학적 9 내지 수학적 13에 적용하여 의사 데이터(V_{pseudo}^k)를 획득할 수 있다.

[0079] 5개의 지배 방정식 중 수학적 9는 전극 내 고체 입자 내부의 농도 분포를 해석하기 위한 수송 방정식을 나타낸다.

수학적 9

$$[0080] \frac{\partial c_{1,k}}{\partial t} = D_{1,k}^{eff} \frac{1}{r^2} \frac{\partial}{\partial r} \left(r^2 \frac{\partial c_{1,k}}{\partial r} \right)$$

[0081] 여기서 각 기호에 대한 아래 첨자 1과 2는 각각 고체 입자에 대한 물리량(1)과 액체 상태에서의 물리량(2)을 나타내고, 아래 첨자 k($k \in \{p, s, n\}$)는 도메인 영역을 나타내는 기호로 양극(p), 분리막(s) 및 음극(n)을 나타낼 수 있다.

[0082] 이에 수학적 9에서 $c_{1,k}$ 는 고체 입자 내부에서 도메인 영역(k)에 따른 리튬이온 농도, $D_{1,k}^{eff}$ 는 고체 입자에서 도메인 영역(k)에 따른 확산 계수, r은 구형 좌표계를 나타낸다.

[0083] 그리고 수학적 10은 전극 내 전해질 내부 농도 분포를 해석하기 위한 수송 방정식을 나타낸다.

수학식 10

$$\varepsilon_k \frac{\partial c_{2,k}}{\partial t} = \nabla \cdot (D_{2,k}^{\text{eff}} \nabla c_{2,k}) + a_k(1 - t_+)j_k$$

여기서 ε_k 는 도메인 영역(k)에 따른 공극률을 나타내고, $c_{2,k}$ 는 액체 상태에서 도메인 영역(k)에 따른 리튬이온 농도, $D_{2,k}^{\text{eff}}$ 는 액체 상태에서 도메인 영역(k)에 따른 확산 계수, a_k 는 도메인 영역(k)에 따른 다공성 전극의 활성화 면적 비율, t_+ 는 수율, j_k 는 도메인 영역(k)에 따른 고체 입자 표면에서 전기화학 반응으로 인한 단위부피당 리튬이온의 양을 나타낸다.

한편 수학식 11은 전극 내부 고체 입자 간의 전위 분포를 해석하기 위한 전하 보존 방정식을 나타낸다.

수학식 11

$$\nabla \cdot (\sigma_k^{\text{eff}} \nabla \phi_{1,k}) = a_k F j_k$$

여기서 σ_k^{eff} 는 도메인 영역(k)에 따른 고체상의 유효전도도, $\phi_{1,k}$ 는 고체 입자 내부에서 도메인 영역(k)에 따른 전위를 나타내며, F 는 패러데이 상수를 나타낸다.

또한 수학식 12는 전극 내부 전해질 내부의 전위 분포를 해석하기 위한 전하 보존 방정식을 나타낸다.

수학식 12

$$\nabla \cdot (\kappa_k^{\text{eff}} \nabla \phi_{2,k}) - \nabla \cdot \left[\kappa_k^{\text{eff}} \frac{2RT}{F} \nabla (\ln c_{2,k}) \right] = -a_k F j_k$$

여기서 κ_k^{eff} 는 도메인 영역(k)에 따른 전해질상의 유효전도도, $\phi_{2,k}$ 는 액체 상태에서 도메인 영역(k)에 따른 전위, R 은 기체 상수 및 T 는 온도를 나타낸다.

마지막으로 수학식 13은 전극 반응에서 전자교환 과정의 속도와 전극위치의 관계를 나타내는 버틀러 볼머 방정식을 나타낸다.

수학식 13

$$j_k = 2k_k^{\text{eff}} \sqrt{c_{2,k}(c_{1,k}^{\text{max}} - c_{1,k}^*)c_{1,k}^*} \sinh \left[\frac{0.5R}{FT} \eta_k \right]$$

여기서 $c_{1,k}^{\text{max}}$ 는 고체 입자 내부에서 도메인 영역(k)에 따른 최대 리튬이온 농도, n_k 는 도메인 영역(k)에 따른 활성화 과전위를 나타낸다.

수학식 9 내지 13으로 표현되는 이차전지 모델의 5개의 지배 방정식은 이차전지의 내부에서 발생하는 반응으로 인한 내부 상태 변화를 계산할 수 있도록 하는 방정식으로, P2D 모델의 5개의 지배 방정식을 이용하여 전압 데이터(V_{model})인 의사 데이터($V_{\text{pseudo}}^{k,m}$)하는 상세한 방식은 공지된 기술이므로 여기서는 상세하게 설명하지 않는다.

수학식 9 내지 수학식 13에 가상 환경 데이터(V_{oper}^m)를 적용하여, 의사 데이터(V_{pseudo}^k)가 획득되면, 대안 모델 생

성부(340)는 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 분포 패턴에 따라 대안 모델을 획득한다.

[0097] 대안 모델은 수치해석 기반 배터리 모델에 비해 매우 낮은 계산 비용을 갖도록 간략화되어야 하며, 데이터 수집부(210)에서 획득하는 데이터만으로 배터리의 상태를 추정할 수 있도록 구성되는 것이 바람직하다. 따라서 본 실시예에서 대안 모델을 데이터 수집부(210)가 획득할 수 있는 시간(x)과 동작 환경(y)을 기반으로 배터리(100)의 상태를 추정할 수 있도록 대안 모델을 생성한다.

[0098] 이를 위해, 대안 모델 생성부(340)는 시간(x)과 동작 환경(y)을 기반으로 하는 심플 모델을 구성하고, 구성된 심플 모델이 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 분포 패턴을 추종하도록 수정하여 대안 모델을 획득할 수 있다.

[0099] 대안 모델 생성부(340)는 시간(x)과 동작 환경(y)을 기반으로 구성되는 가상 공간에 의사 데이터(V_{pseudo}^k)를 투영하고, 가상 공간에 투영된 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 분포 패턴을 추종하는 간단한 함수를 추출함으로써 대안 모델을 획득할 수 있다.

[0100] 시간(x)과 동작 환경(y)을 기반으로 구성되는 가상 공간에 투영된 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 분포 패턴은 시간(x)에 의존하고 동작 환경(y)에 독립적인 시간 기저 함수와 동작 환경(y)에 의존하고 시간(x)에 독립적인 환경 기저 함수가 조합된 형태로 구성될 수 있다. 다만 가상 공간에 투영된 모든 의사 데이터(V_{pseudo}^k)를 정확하게 추정하는 함수를 추출하는 것은 데이터 수집시의 관측 오류 및 의사 데이터(V_{pseudo}^k) 획득 과정에서의 오차 등을 고려할 때 매우 비효율적일 뿐만 아니라 대안 모델이 복잡한 형식으로 나타나게 된다. 그러므로 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 패턴을 근사하는 간략화된 함수를 추출할 필요가 있다.

[0101] 이에 본 실시예의 대안 모델 생성부(340)는 우선 시간(x)에 따른 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 분포 패턴을 근사하는 심플 모델을 추출하기 위해 감소 순차 모델(Reduced-order model: 이하 ROM)을 설정하고, 이후 설정된 ROM이 동작 환경(y)에 따른 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 분포 패턴에 대응하도록 조절하여 대안 모델을 획득할 수 있다.

[0102] 대안 모델 생성부(340)는 적합 직교 분해법(Proper orthogonal decomposition: 이하 POD), 주성분 분석(Principal component analysis: PCA) 기법 등을 이용하여 ROM을 설정할 수 있으며, 다명의 카오스 확장 기법(polynomial chaos expansion: 이하 PCE), 크리깅(Kriging), 가우시안 프로세스(Gaussian process) 또는 다층 퍼셉트론(Multi-layer perceptron) 기법 등을 이용하여 ROM을 대안 모델로 변형시킬 수 있다.

[0103] 여기서는 일 예로 대안 모델 생성부(340)가 POD 기법을 이용하여 의사 데이터(V_{pseudo}^k)에서 시간(x)에 따른 분포 특징 위치를 추출하여 ROM을 설정하고, PCE를 이용하여 설정된 ROM에 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 동작 환경(y)에 의한 영향을 반영함으로써 대안 모델이 되도록 조절하는 것으로 가정한다.

[0104] 이에 POD 기법을 이용하여 가상 환경 데이터(Y_{oper}^m)에 대응하는 N개의 의사 데이터($V_{pseudo}^{k,m}$) 중 시간(x)에 대해 가장 특징적인 데이터로부터 기지정된 개수(L)만큼 순차적으로 나열된 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하는 ROM을 수학적 식 14와 같이 설정한다.

수학적 식 14

$$V(\mathbf{x}; \mathbf{y}) \approx \sum_{l=1}^L v_l(\mathbf{y}) \psi_l(\mathbf{x})$$

[0105]

[0106] 여기서 $V(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 는 가상 공간에 투영된 의사 데이터($V_{pseudo}^{k,m}$)이고, $\psi_l(\mathbf{x})$ 는 의사 데이터(V_{pseudo}^k)에서 가장 특징적인 의사 데이터($v(\mathbf{x}, \mathbf{y})$)에 대한 특징 순차 시간 기저 함수를 나타내고, $l(l = 1, 2, \dots, L)$ 은 순차 나열된 L개의 특징 순차 시간 기저 함수($\psi_l(\mathbf{x})$)의 인덱스로서, 사이클 기간 동안 획득되는 데이터 수(N)보다 작은 기지정된 상수($L \ll N$)이다. 그리고 $v_l(\mathbf{y})$ 는 ROM에서 동작 환경에 따라 결정되는 특징 순차 시간 기저 함수($\psi_l(\mathbf{x})$)의 계수이다.

[0107] 즉 POD는 N개의 의사 데이터(V_{pseudo}^k)를 기지정된 방식으로 시간(x)에 관하여 특징적인 순서로 나열하고, 이중 가장 높은 특징을 갖는 의사 데이터로부터 기지정된 L개만큼을 추출하여, 추출된 L개의 의사 데이터($v(x, y)$)의 패턴을 근사하도록 ROM를 구성할 수 있다.

[0108] 여기서 특징 순차 시간 기저 함수($\{\psi_l(\mathbf{x})\}_{l=1}^L$)는 수학식 15의 고유값(Eigenvalue) 문제를 만족하는 고유 벡터(Eigenvector)(ψ)를 획득하고, 고유벡터(ψ)의 고유값(λ)이 큰 순서로 상위 L개를 선택함으로써 획득될 수 있다.

수학식 15

[0109]
$$(V_{pseudo}^k)(V_{pseudo}^k)^T \psi = \lambda \psi$$

[0110] 수학식 15의 고유값 문제는 수학식 16의 특이값 분해(Singular Value Decomposition: SVD) 기법을 이용하여 계산될 수 있다.

수학식 16

[0111]
$$V_{pseudo}^k = \Psi \Sigma \Xi^T, \Sigma = \begin{pmatrix} D & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

[0112] 여기서 $D = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_L) \in \mathbb{R}^{L \times L}$ 이고, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_L$ 은 특이값이며, $\Psi \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 와 $\Xi \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 는 정규 직교 행렬로서, 각각 $\Psi \Psi^T = \Psi^T \Psi = I_N$ 와 $\Xi \Xi^T = \Xi^T \Xi = I_M$ 를 만족한다. I_N 과 I_M 은 단위 행렬이다.

[0113] 특이값 분해 기법의 특성으로 인해, 고유값(λ_l)과 특이값(σ_l)은 $\lambda_l = \sigma_l^2 > 0$ 을 만족하고, Ψ 의 첫 L개의 열은 수학식 15을 만족하는 고유벡터들의 행렬로서 수학식 17로 표현될 수 있다.

수학식 17

[0114]
$$\tilde{\Psi} = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_L] \in \mathbb{R}^{N \times L}$$

[0115] POD에 의해 수학식 14의 특징 순차 시간 기저 함수($\psi_l(\mathbf{x})$)가 결정되면, ROM에서 동작 환경에 따라 결정되는 계수($v_l(\mathbf{y})$)를 설정해야 한다. 그리고 동작 환경에 따라 결정되는 계수($v_l(\mathbf{y})$)는 PCE를 이용하여 수학식 18과 같이 근사될 수 있다.

수학식 18

[0116]
$$v_l(\mathbf{y}) \approx \sum_q c_{l,q} \Phi_q(\mathbf{y})$$

[0117] 여기서 $\Phi_q(\mathbf{y}) = \phi_{q_1}(y_1) \cdot \phi_{q_2}(y_2) \cdots \phi_{q_Q}(y_Q)$ 는 환경 데이터(y)의 확률 분포에 대해 정규직교하는 다변량 다항식으로, 환경 데이터(y)의 사전 확률 분포(예를 들면, 온도는 Gaussian 분포, 전류는 Uniform 분포)에 따라 형태가 미리 정해진다. 또한 환경 데이터(y)가 2차원 이상의 다변량 데이터인 경우, q는 $q = q_1 + \dots + q_Q$ 를 만

족하는 중 인덱스(multi-index)이다.

[0118] 일 예로 환경 데이터(y)가 온도와 전류의 두 가지 데이터를 포함하는 경우(Q = 2), q = 2 는 2차 다항식 온도와 0차 다항식 전류, 1차 다항식 온도와 1차 다항식 전류 및 0차 다항식 온도와 2차 다항식 전류의 기저 조합을 포함한다.

[0119] 그리고 $c_{l,q}$ 는 1번째 특징 순차 시간 기저 함수($\psi_l(\mathbf{x})$)에 대응하는 PCE 계수로서, Intrusive 방법, Non-Intrusive Stochastic Galerkin 방법, Non-Intrusive Stochastic Collocation 방법 등을 사용하여 획득할 수 있다.

[0120] 이에 POD 기법에 따라 시간에 따른 패턴을 반영하는 수학적 14의 ROM에서 PCE 기법에 따라 계수($v_l(\mathbf{y})$)가 동작 환경에 따른 패턴을 반영하도록 수학적 18을 대입하여, P2D 모델을 근사한 대안 모델($V_{\text{POD-PCE}}(\mathbf{x}; \mathbf{y})$)을 수학적 19와 같이 획득할 수 있다.

수학적 19

$$V(\mathbf{x}; \mathbf{y}) \approx V_{\text{POD-PCE}}(\mathbf{x}; \mathbf{y}) = \sum_{l=1}^L \left(\sum_{q=0}^{Q-1} c_{l,q} \Phi_q(\mathbf{y}) \right) \psi_l(\mathbf{x})$$

[0122] 다만 수학적 18의 PCE 계수($c_{l,q}$)는 상기한 기법을 이용하여 미리 계산될 수도 있으나, 본 실시예에서는 의사 데이터(V_{pseudo}^k)가 이미 획득되어 있으므로, 수학적 19와 같이 대안 모델($V_{\text{POD-PCE}}(\mathbf{x}; \mathbf{y})$)을 먼저 구성한 후, 가상 환경 데이터(Y_{oper}^m)와 의사 데이터(V_{pseudo}^k)를 적용하여 Non-Intrusive 회귀 기반 방법을 이용하게 되면 PCE 계수($c_{l,q}$)를 더욱 용이하게 추정할 수 있다.

[0123] 수학적 19로부터 가상 환경 데이터(Y_{oper}^m)와 의사 데이터(V_{pseudo}^k)를 이용하여 PCE 계수($c_{l,q}$)를 추정하는 경우, PCE 계수($c_{l,q}$)는 대안 모델($V_{\text{POD-PCE}}(\mathbf{x}; \mathbf{y})$)과 의사 데이터(V_{pseudo}^k) 사이의 L_2 -놈(L_2 norm) 오차가 최소화되도록 수학적 20에 따라 추정될 수 있다.

수학적 20

$$c_{l,q} = \arg \min_{\mathbf{c}} \|V_{\text{POD-PCE}}(\mathbf{x}; \mathbf{y}, \mathbf{c}) - V_{\text{pseudo}}^k(\mathbf{x}; \mathbf{y})\|_2^2$$

[0125] 그리고 추정된 PCE 계수($c_{l,q}$)를 적용함으로써, 수치해석 기반 배터리 모델인 P2D 모델을 POD-PCE 기법으로 근사한 대안 모델($V_{\text{POD-PCE}}(\mathbf{x}; \mathbf{y})$)을 획득할 수 있다.

[0126] 수학적 19에 수학적 20에 따라 추정된 PCE 계수($c_{l,q}$)를 적용하여 대안 모델($V_{\text{POD-PCE}}(\mathbf{x}; \mathbf{y})$)이 완전하게 구성되면, BMS(200)는 대안 모델($V_{\text{POD-PCE}}(\mathbf{x}; \mathbf{y})$)을 이용하여 배터리(100)의 상태를 추정할 수 있다.

[0127] BMS(200)는 일 예로 배터리(100)에서 획득된 데이터에 따른 시간(x)과 동작 환경(y)을 기반으로 배터리 전압의 평균(μ) 및 분산(var)을 각각 수학적 21 및 22와 같이 계산할 수 있다.

수학식 21

$$\begin{aligned}\mu(V_{POD-PCE}(\mathbf{x}; \mathbf{y})) &= E \left[\sum_{l=1}^L v_l(\mathbf{y}) \psi_l(\mathbf{x}) \right] \\ &= \sum_{l=1}^L E[v_l(\mathbf{y})] \psi_l(\mathbf{x}) = \sum_{l=1}^L c_{l,0} \psi_l(\mathbf{x})\end{aligned}$$

수학식 22

$$\begin{aligned}\text{var}(V_{POD-PCE}(\mathbf{x}; \mathbf{y})) &= \text{var} \left[\sum_{l=1}^L v_l(\mathbf{y}) \psi_l(\mathbf{x}) \right] \\ &= \sum_{l_1=1}^L \sum_{l_2=1}^L \psi_{l_1}(\mathbf{x}) \psi_{l_2}(\mathbf{x}) \text{Cov}(v_{l_1}(\mathbf{y}), v_{l_2}(\mathbf{y}))\end{aligned}$$

여기서 Cov 함수는 수학식 23으로 계산될 수 있다.

수학식 23

$$\text{Cov}(v_{l_1}(\mathbf{y}), v_{l_2}(\mathbf{y})) = E[(v_{l_1}(\mathbf{y}) - c_{l_1,0})(v_{l_2}(\mathbf{y}) - c_{l_2,0})] = \sum_q^{Q-1} c_{l_1,q} c_{l_2,q}$$

결과적으로 BMS(200)는 미리 계산된 시간 기저 함수 특징 순차 시간 기저 함수($\psi_l(\mathbf{x})$)와 PCE 계수($c_{l,q}$)의 선형 조합으로 배터리(100)의 전압을 간단하게 계산할 수 있다.

도 4는 본 실시예 따른 적응형 모델 제공 장치에서 생성된 적응형 모델의 성능을 시뮬레이션한 결과를 나타낸다.

도 4에서 (a)는 기존의 P2D 모델과 본 실시예에 따른 대안 모델 이용하여 배터리의 SOC에 따른 전압을 추정한 결과를 나타내고, (b)는 P2D 모델과 대안 모델의 추정 결과에 대한 오차를 나타낸다.

도 4의 (a)와 (b)를 살펴보면, 본 실시예에 따른 대안 모델은 매우 간단한 연산만으로 배터리 전압이 도출됨에도 불구하고, 매우 높은 계산 비용을 요구하는 P2D와 비교하여도 대략 0.01V 이내의 극히 작은 오차를 나타냄을 알 수 있다. 결과적으로 본 실시예에 따른 적응형 모델 제공 장치(20)는 기존의 복잡한 수치해석 기반 배터리 모델을 대체하여 매우 단순하면서도 유사한 수준으로 현재의 배터리를 모사할 수 있는 대안 모델을 제공할 수 있으며, BMS는 대안 모델을 이용하여 배터리(100)의 상태를 실시간으로 분석 및 제어할 수 있다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 적응형 모델 제공 방법을 나타낸다.

도 3을 참조하여, 도 5의 적응형 모델 제공 방법을 설명하면, 우선 BMS(200)가 배터리(100)를 관측하여 수집한 데이터를 수신하여 저장한다(S10). 여기서 수신된 데이터에는 데이터가 획득된 시간과 온도나 전류와 같은 배터리(100)의 환경 데이터(Y_{obs}^k) 및 배터리 전압 데이터(V_{obs}^k)가 포함될 수 있다. 그리고 데이터는 배터리(100)의 1회 충방전에 해당하는 매 사이클마다 수신될 수도 있으나, 기지정된 다수 사이클 단위로 수신될 수도 있다. 또한 수신된 데이터는 누적 저장되며, 이때 가장 최근 수신된 데이터로부터 이전 기지정된 사이클까지의 데이터가 누적 저장될 수 있다.

데이터가 누적 저장되면, 누적 저장된 데이터를 이용하여 미리 지정된 수치해석 모델이 누적 저장된 데이터의

패턴을 추정하도록 변경하여 배터리(100)를 모사하는 배터리 모델을 획득한다(S20). 즉 미리 설정된 수치해석 모델에 환경 데이터(Y_{obs}^k)를 입력하여, 출력되는 데이터가 획득된 전압 데이터(V_{obs}^k)와 유사하도록 수치해석 모델의 파라미터(p)를 최적화함으로써 수치해석 기반 배터리 모델을 획득할 수 있다.

[0139] 이때, 수집된 데이터의 오차를 고려하여 다수 사이클 동안 획득된 누적 환경 데이터(\mathbb{Y}_{obs}^k)와 누적 전압 데이터(\mathbb{V}_{obs}^k)를 이용하여 배터리 모델을 획득할 수 있다. 그리고 수치해석 모델은 다양하게 설정될 수 있으나 일 예로 P2D 모델이 설정될 수 있다.

[0140] 수치해석 기반 배터리 모델이 획득되면, 획득된 수치해석 기반 배터리 모델에 임의로 설정된 다양한 가상 환경 데이터(Y_{oper}^m)를 입력하여, 가상 환경 데이터(Y_{oper}^m)에 대응하는 다수의 의사 데이터(V_{pseudo}^k)를 생성한다(S30). 여기서 가상 환경 데이터(Y_{oper}^m)는 배터리(100)의 실제 동작 환경을 고려하여 다양하게 설정될 수 있으며, 각 가상 환경 데이터(Y_{oper}^m)에 대응하는 의사 데이터(V_{pseudo}^k)를 각각 획득할 수 있다.

[0141] 의사 데이터가 생성되면, 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 시간과 동작 환경에 따른 분포 패턴을 추종하기 위한 심플 모델을 구성한다(S40). 여기서 심플 모델은 배터리 내부의 물리 화학적 반응을 추정하여 배터리를 모사하는 수치해석 기반 배터리 모델과 달리 단순히 시간과 동작 환경에만 기반하여 배터리를 모사하도록 시간 기저 함수와 동작 환경 기저 함수로 구성되는 간략화된 모델을 의미한다. 이는 시간과 동작 환경을 기반으로 하는 가상 공간에 의사 데이터(V_{pseudo}^k)를 투영하고, 가상 공간에 투영된 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 분포 패턴을 추출하는 것으로 볼 수도 있다.

[0142] 그리고 심플 모델이 시간 및 동작 환경에서 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 패턴을 추종하도록 수정한다(S50). 이때, 심플 모델은 우선 시간에 기반하여 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 패턴을 추종하도록 설정된 이후, 동작 환경에서도 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 패턴을 추종하도록 추가 수정될 수 있다. 시간에 기반하여 의사 데이터(V_{pseudo}^k)의 패턴을 추종하는 심플 모델은 ROM으로 획득될 수 있다.

[0143] 그리고 ROM은 일 예로 POD 기법을 이용하여 의사 데이터(V_{pseudo}^k)에서 시간(x)에 대해 가장 특징적인 데이터로부터 기지정된 개수(L)만큼 순차적으로 나열된 의사 데이터의 분포 패턴을 추종하여 획득될 수 있다.

[0144] 그리고 ROM이 동작 환경에 따른 의사 데이터(V_{pseudo}^k)를 추종하도록, ROM의 동작 환경 파라미터인 계수를 추가 수정할 수 있으며, 동작 환경 파라미터인 계수는 PCE 기법에 따라 PCE 계수로 근사적으로 추정될 수 있다. 여기서 PCE 계수는 ROM에 동작 환경을 입력하여 출력되는 데이터와 미리 획득된 의사 데이터(V_{pseudo}^k) 사이의 오차가 최소가 되도록 계산되어 획득될 수 있다.

[0145] 시간 및 동작 환경에서 의사 데이터(V_{pseudo}^k)를 추종하도록 수정된 심플 모델은 대안 모델로서 획득되며, 획득된 대안 모델은 배터리(100)를 관리하는 BMS(200)로 전달된다. 이에 BMS(200)는 이후 배터리(100)를 관측하여 데이터가 획득되면 획득된 데이터를 대안 모델에 입력하여 배터리(100)의 상태를 추정하고, 추정된 배터리 상태를 기반으로 배터리를 제어한다.

[0146] 본 발명에 따른 방법은 컴퓨터에서 실행시키기 위한 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다. 여기서 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 또한 컴퓨터 저장 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함하며, ROM(판독 전용 메모리), RAM(랜덤 액세스 메모리), CD(컴팩트 디스크)-ROM, DVD(디지털 비디오 디스크)-ROM, 자기 테이프, 플로피 디스크, 광데이터 저장장치 등을 포함할 수 있다.

[0147] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다.

[0148] 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

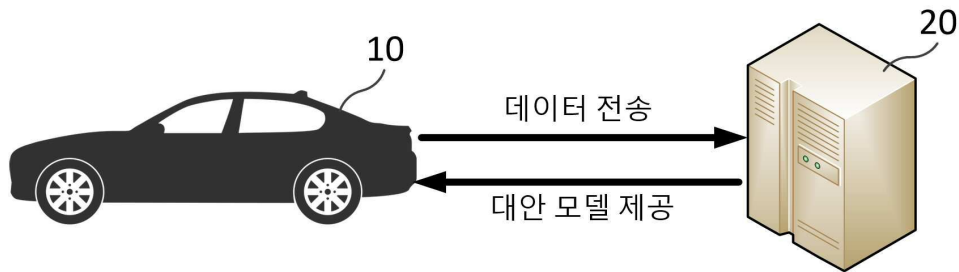
부호의 설명

[0149]

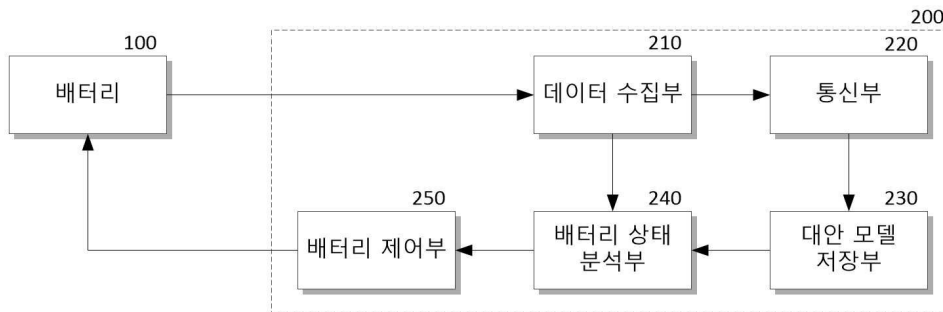
10: 차량 20: 적응형 모델 제공 장치
 100: 배터리 200: BMS
 210: 데이터 수집부 220: 통신부
 230: 대안 모델 저장부 240: 배터리 상태 분석부
 250: 배터리 제어부 310: 데이터 저장부
 320: 수치해석 모델 획득부 330: 의사 데이터 생성부
 340: 대안 모델 생성부

도면

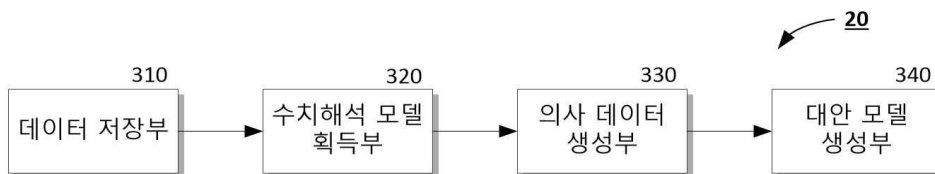
도면1



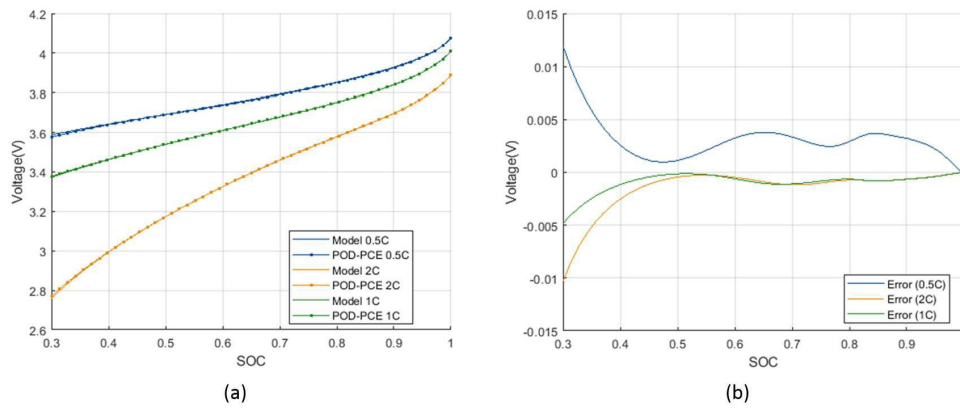
도면2



도면3



도면4



도면5

