



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0119383
(43) 공개일자 2020년10월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G01R 31/367 (2019.01) G01R 31/382 (2019.01)
G01R 31/392 (2019.01) G06N 20/20 (2019.01)
G06N 3/08 (2006.01)

(52) CPC특허분류

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

(21) 출원번호 10-2019-0034200

(22) 출원일자 2019년03월26일

심사청구일자 2019년03월26일

(71) 출원인

서강대학교산학협력단

서울특별시 마포구 백범로 35 (신수동, 서강대학교)

(72) 발명자

김홍석

서울특별시 마포구 서강대길 40, 103동 202호(대
홍동, 마포자이2차아파트)

최요환

서울특별시 송파구 올림픽로 99, 122동 104호(잠
실동, 잠실엘스)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인충현

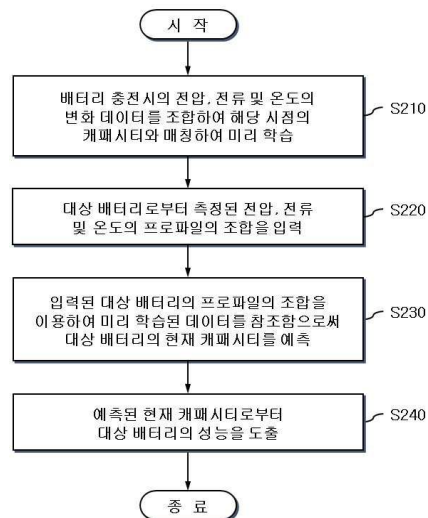
전체 청구항 수 : 총 19 항

(54) 발명의 명칭 **인공 지능에 기반하여 배터리의 상태를 추정하는 장치 및 방법**

(57) 요약

본 발명은 인공 지능에 기반하여 배터리의 상태를 추정하는 기술에 관한 것으로, 배터리의 상태 추정 방법은, 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 조합하여 해당 시점의 캐패시티와 매칭하여 미리 학습하고, 대상 배터리로부터 측정된 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 프로파일의 조합을 입력받고, 입력된 대상 배터리의 프로파일의 조합을 이용하여 미리 학습된 데이터를 참조함으로써 대상 배터리의 현재 캐패시티를 예측하며, 예측된 현재 캐패시티로부터 대상 배터리의 성능을 도출한다.

대 표 도 - 도2



(52) CPC특허분류

G01R 31/392 (2019.01)

G06N 20/20 (2019.01)

G06N 3/08 (2013.01)

(72) 발명자

류승형

세종특별자치시 시청대로 236, 305동 1901호(소담동, 새샘마을3단지)

박경남

서울특별시 강서구 마곡중앙5로1길 21, N동 1412호(마곡동, 럭스나인 오피스텔)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 20161210200360

부처명 산업통상자원부

과제관리(전문)기관명 한국산업기술평가관리원

연구사업명 산업기술혁신사업(RCMS)

연구과제명 커뮤니티에너지공급(CES) 시설 기반 분산자원 활용 마이크로그리드 BM 개발 및 실증

기 여 율 1/1

과제수행기관명 한국전자통신연구원

연구기간 2018.01.01 ~ 2019.03.31

명세서

청구범위

청구항 1

배터리 상태 추정 장치가 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 조합하여 해당 시점의 캐패시티와 매칭하여 미리 학습하는 단계;

상기 배터리 상태 추정 장치가 대상 배터리로부터 측정된 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 프로파일의 조합을 입력받는 단계;

상기 배터리 상태 추정 장치가 입력된 상기 대상 배터리의 프로파일의 조합을 이용하여 상기 미리 학습된 데이터를 참조함으로써 상기 대상 배터리의 현재 캐패시티를 예측하는 단계; 및

상기 배터리 상태 추정 장치가 예측된 상기 현재 캐패시티로부터 상기 대상 배터리의 성능을 도출하는 단계;를 포함하는, 배터리의 상태 추정 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 미리 학습하는 단계는,

배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 동시에 반복적으로 측정하되, 각각의 측정 시점마다 캐패시티와 함께 매칭하여 저장하는 단계;

측정 데이터 셋(set)을 지도 학습(supervised learning) 방식으로 학습시켜 복수 개의 학습 모델 파라미터를 설정하는 단계; 및

검증(validation) 과정을 통해 캐패시티 예측 성능이 가장 높은 하이퍼파라미터(hyperparameter)를 선택하는 단계;를 포함하는, 배터리의 상태 추정 방법.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 미리 학습하는 단계는,

측정 데이터 셋(set)으로부터 미리 설정된 기준에 부합하지 않는 비정상(abnormal) 데이터 또는 아웃라이어(outlier) 데이터를 제거하고 정규화(normalization)하는 단계;를 더 포함하는, 배터리의 상태 추정 방법.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

학습을 위한 상기 변화 데이터는,

동시에 측정된 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 변화 데이터를 해당 측정 시점의 캐패시티와 함께 조합하여 하나의 데이터 셋을 형성하되, 시계열적인 흐름에 따라 각각 배터리 열화의 패턴을 나타내는 다수의 데이터 셋을 매트릭스(matrix) 형식의 데이터로 가공하는, 배터리의 상태 추정 방법.

청구항 5

제 1 항에 있어서,

학습을 위한 상기 변화 데이터는,

배터리 충전시의 프로파일 내에 이전까지의 랜덤한 방전으로 인한 다양한 배터리 열화의 패턴이 반영되는 것을 특징으로 하는, 배터리의 상태 추정 방법.

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 미리 학습하는 단계는,

Feedforward neural network (FNN), Convolutional neural network (CNN), 및 Recurrent Neural Networks (RNN)을 포함하는 복수 개의 머신 러닝(machine learning) 기법을 이용하여 예측 모델을 생성하고, 각각의 예측 모델과 실제의 캐패시터 간의 오차 메트릭(error metric)이 최소화되는 예측 모델을 선택하는, 배터리의 상태 추정 방법.

청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 미리 학습하는 단계는,

장기 의존성(long term dependency)을 갖는 시계열 데이터들 간의 패턴을 학습하는 Long short-term memory (LSTM) 또는 Gated Linear Unit (GLU) 중 어느 하나의 머신 러닝 기법을 이용하여 배터리 열화의 시계열적인 패턴 학습을 수행하는, 배터리의 상태 추정 방법.

청구항 8

제 1 항에 있어서,

상기 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도는,

정전류(constant current) 및 정전압(constant voltage) 충전시 일정 기간 동안 동일한 시간 간격을 기준으로 샘플링(sampling)되어 시계열적으로 측정된 변화 데이터인, 배터리의 상태 추정 방법.

청구항 9

제 1 항에 있어서,

상기 대상 배터리의 성능을 도출하는 단계는,

상기 대상 배터리에 대해 주어진 정격 용량 (rated capacity) 대비 상기 현재 캐패시터의 비율로부터 상기 대상 배터리의 성능 상태(state of health, SoH)를 산출하는, 배터리의 상태 추정 방법.

청구항 10

제 1 항 내지 제 9 항 중에 어느 한 항의 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체.

청구항 11

배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 조합하여 해당 시점의 캐패시터와 매칭하여 미리 학습한 데이터를 저장하는 저장부;

대상 배터리로부터 측정된 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 프로파일의 조합을 입력받는 입력부;

상기 저장부에 저장된 학습 데이터를 이용하여 상기 대상 배터리의 성능을 도출하는 프로그램을 저장하는 메모리; 및

상기 프로그램을 구동하는 적어도 하나의 프로세서;를 포함하되,

상기 메모리에 저장된 프로그램은,

상기 입력부를 통해 입력된 상기 대상 배터리의 프로파일의 조합을 이용하여 상기 저장부 내의 미리 학습된 데이터를 참조함으로써 상기 대상 배터리의 현재 캐패시터를 예측하고, 예측된 상기 현재 캐패시터로부터 상기 대상 배터리의 성능을 도출하는 명령어를 포함하는, 배터리의 상태 추정 장치.

청구항 12

제 11 항에 있어서,

상기 메모리에 저장된 프로그램은,

배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 동시에 반복적으로 측정하되, 각각의 측정 시점마다 캐패시티와 함께 매칭하여 저장하고, 측정 데이터 셋(set)을 지도 학습(supervised learning) 방식으로 학습시켜 복수 개의 학습 모델 파라미터를 설정하며, 검증(validation) 과정을 통해 캐패시티 예측 성능이 가장 높은 하이퍼파라미터(hyperparameter)를 선택함으로써, 미리 학습하는 명령어를 포함하는, 배터리의 상태 추정 장치.

청구항 13

제 12 항에 있어서,

상기 메모리에 저장된 프로그램은,

측정 데이터 셋(set)으로부터 미리 설정된 기준에 부합하지 않는 비정상(abnormal) 데이터 또는 아웃라이어(outlier) 데이터를 제거하고 정규화(normalization)하는 명령어를 더 포함하는, 배터리의 상태 추정 장치.

청구항 14

제 11 항에 있어서,

학습을 위한 상기 변화 데이터는,

동시에 측정된 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 변화 데이터를 해당 측정 시점의 캐패시티와 함께 조합하여 하나의 데이터 셋을 형성하되, 시계열적인 흐름에 따라 각각 배터리 열화의 패턴을 나타내는 다수의 데이터 셋을 매트릭스(matrix) 형식의 데이터로 가공되어 상기 저장부에 저장되는, 배터리의 상태 추정 장치.

청구항 15

제 11 항에 있어서,

학습을 위한 상기 변화 데이터는,

배터리 충전시의 프로파일 내에 이전까지의 랜덤한 방전으로 인한 다양한 배터리 열화의 패턴이 반영되는 것을 특징으로 하는, 배터리의 상태 추정 장치.

청구항 16

제 11 항에 있어서,

상기 저장부는,

Feedforward neural network (FNN), Convolutional neural network (CNN), 및 Recurrent Neural Networks (RNN)을 포함하는 복수 개의 머신 러닝(machine learning) 기법을 이용하여 예측 모델을 생성하고, 각각의 예측 모델과 실제의 캐패시티 간의 오차 메트릭(error metric)이 최소화되는 예측 모델을 선택함으로써, 미리 학습된 데이터를 저장하는, 배터리의 상태 추정 장치.

청구항 17

제 11 항에 있어서,

상기 저장부는,

장기 의존성(long term dependency)을 갖는 시계열 데이터들 간의 패턴을 학습하는 Long short-term memory (LSTM) 또는 Gated Linear Unit (GLU) 중 어느 하나의 머신 러닝 기법을 이용하여 배터리 열화의 시계열적인 패턴 학습을 수행함으로써, 미리 학습된 데이터를 저장하는, 배터리의 상태 추정 장치.

청구항 18

제 11 항에 있어서,

상기 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도는,

정전류(constant current) 및 정전압(constant voltage) 충전시 일정 기간 동안 동일한 시간 간격을 기준으로 샘플링(sampling)되어 시계열적으로 측정된 변화 데이터인, 배터리의 상태 추정 장치.

청구항 19

제 11 항에 있어서,

상기 메모리에 저장된 프로그램은,

상기 대상 배터리에 대해 주어진 정격 용량 (rated capacity) 대비 상기 현재 캐패시티의 비율로부터 상기 대상 배터리의 성능 상태(state of health, SoH)를 산출함으로써, 상기 대상 배터리의 성능을 도출하는, 배터리의 상태 추정 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 배터리의 상태를 추정하는 기술에 관한 것으로, 특히 배터리로부터 측정된 데이터를 이용한 인공지능 기법에 기반하여 해당 배터리의 잔여 수명을 예측할 수 있도록 배터리의 상태를 추정하는 장치, 방법 및 그 방법을 기록한 기록매체에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 배터리는 최초 생산된 시점으로부터 충방전을 반복함에 따라 점진적으로 성능이 저하되며, 사용 환경에서 요구하는 최소한의 기준에 부합하지 못하는 시점에 그 수명을 다했다는 판단과 함께 폐기된다. 따라서, 사용중인 배터리의 상태를 평가하고 잔존 수명을 예측하는 기술이 매우 중요하다. 이러한 배터리의 상태를 추정하는 종래의 방법들은 모델-기반 방법(model-based method)과 데이터-구동 방법(data-driven method)과 같이 크게 2가지로 구분할 수 있다.

[0003] 모델-기반 방법은 전기화학 모델(Electrochemical Model)과 등가회로 모델(Equivalent Circuit Model; ECM)로 분류 가능하다. 전기화학 모델은 배터리 내부 입자들의 물리적인 움직임을 편미분 방정식(Partial Differential Equations; PDE) 및 시공간에 대한 상미분 방정식(Ordinary Differential Equations; ODE)로 수식화한 모델링으로서 정확성은 높지만 수학적 복잡성이 높고 실제 필드에서 적용하기에는 아직까지 무리가 있다는 단점이 존재한다. 등가회로 모델은 전기회로의 저항, 캐패시터 등 각종 소자들을 활용하여 배터리의 특성을 나타낸 가장 보편적인 모델로 구현과 적용이 용이하다는 장점은 있지만 정확성은 전기화학 모델에 비해 상대적으로 떨어진다는 단점이 존재한다. 이하에서 인용된 선행기술문헌에는 배터리 등가회로를 통해 배터리의 상태를 추정하는 기술이 제시되어 있다.

[0004] 이에 비해 데이터-구동 방법은 관측된 데이터만으로 시스템의 상태를 예측하는 기법으로서 최근 주목을 받고 있는 방법이다. 배터리 내부의 전기화학적 특성에 대한 복잡한 메커니즘 및 파라미터 모델링이 필요 없으나, 배터리에 관해 축적된 데이터 자체를 해석하는 고도화된 지식과 대량의 데이터와 현재 예측하고자 하는 대상으로부터 측정된 데이터를 매칭하는 기술적 노하우 등이 요구된다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 한국특허공개공보 제2018-0058057, 2018.05.31. 공개, "배터리 상태 추정 방법, 그 방법을 수행하는 장치 및 컴퓨터 프로그램"

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명이 해결하고자 하는 기술적 과제는, 종래의 배터리 상태 추정 기술이 전기화학 모델이나 등가회로 모델

을 활용함에 따라 수학적 복잡도가 증가하고 이에 수반된 하드웨어 자원에 과도한 부하가 가해지는 문제를 해결하고, 배터리의 상태를 나타내는 지표를 활용함에 있어서 단편적인 지표의 활용만으로는 배터리의 상태 추정에 정확도가 떨어지는 약점을 극복하고자 한다.

과제의 해결 수단

- [0007] 상기 기술적 과제를 해결하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 방법은, 배터리 상태 추정 장치가 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 조합하여 해당 시점의 캐패시티와 매칭하여 미리 학습하는 단계; 상기 배터리 상태 추정 장치가 대상 배터리로부터 측정된 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 프로파일의 조합을 입력받는 단계; 상기 배터리 상태 추정 장치가 입력된 상기 대상 배터리의 프로파일의 조합을 이용하여 상기 미리 학습된 데이터를 참조함으로써 상기 대상 배터리의 현재 캐패시티를 예측하는 단계; 및 상기 배터리 상태 추정 장치가 예측된 상기 현재 캐패시티로부터 상기 대상 배터리의 성능을 도출하는 단계;를 포함한다.
- [0008] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 방법에서, 상기 미리 학습하는 단계는, 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 동시에 반복적으로 측정하되, 각각의 측정 시점마다 캐패시티와 함께 매칭하여 저장하는 단계; 측정 데이터 셋(set)을 지도 학습(supervised learning) 방식으로 학습시켜 복수 개의 학습 모델 파라미터를 설정하는 단계; 및 검증(validation) 과정을 통해 캐패시티 예측 성능이 가장 높은 하이퍼파라미터(hyperparameter)를 선택하는 단계;를 포함할 수 있다. 또한, 상기 미리 학습하는 단계는, 측정 데이터 셋(set)으로부터 미리 설정된 기준에 부합하지 않는 비정상(abnormal) 데이터 또는 아웃라이어(outlier) 데이터를 제거하고 정규화(normalization)하는 단계;를 더 포함할 수 있다.
- [0009] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 방법에서, 학습을 위한 상기 변화 데이터는, 동시에 측정된 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 변화 데이터를 해당 측정 시점의 캐패시티와 함께 조합하여 하나의 데이터 셋을 형성하되, 시계열적인 흐름에 따라 각각 배터리 열화의 패턴을 나타내는 다수의 데이터 셋을 매트릭스(matrix) 형식의 데이터로 가공할 수 있다.
- [0010] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 방법에서, 학습을 위한 상기 변화 데이터는, 배터리 충전시의 프로파일 내에 이전까지의 랜덤한 방전으로 인한 다양한 배터리 열화의 패턴이 반영된다.
- [0011] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 방법에서, 상기 미리 학습하는 단계는, Feedforward neural network (FNN), Convolutional neural network (CNN), 및 Recurrent Neural Networks (RNN)을 포함하는 복수 개의 머신러닝(machine learning) 기법을 이용하여 예측 모델을 생성하고, 각각의 예측 모델과 실제의 캐패시티 간의 오차 메트릭(error metric)이 최소화되는 예측 모델을 선택할 수 있다.
- [0012] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 방법에서, 상기 미리 학습하는 단계는, 장기 의존성(long term dependency)을 갖는 시계열 데이터들 간의 패턴을 학습하는 Long short-term memory (LSTM) 또는 Gated Linear Unit (GLU) 중 어느 하나의 머신러닝 기법을 이용하여 배터리 열화의 시계열적인 패턴 학습을 수행할 수 있다.
- [0013] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 방법에서, 상기 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도는, 정전류(constant current) 및 정전압(constant voltage) 충전시 일정 기간 동안 동일한 시간 간격을 기준으로 샘플링(sampling)되어 시계열적으로 측정된 변화 데이터인 것이 바람직하다.
- [0014] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 방법에서, 상기 대상 배터리의 성능을 도출하는 단계는, 상기 대상 배터리에 대해 주어진 정격 용량 (rated capacity) 대비 상기 현재 캐패시티의 비율로부터 상기 대상 배터리의 성능 상태(state of health, SoH)를 산출할 수 있다.
- [0015] 나아가, 이하에서는 상기 기재된 배터리의 상태 추정 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체를 제공한다.
- [0016] 상기 기술적 과제를 해결하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 장치는, 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 조합하여 해당 시점의 캐패시티와 매칭하여 미리 학습한 데이터를 저장하는 저장부; 대상 배터리로부터 측정된 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 프로파일의 조합을 입력받는 입력부; 상기 저장부에 저장된 학습 데이터를 이용하여 상기 대상 배터리의 성능을 도출하는 프로그램을 저장하는 메모리; 및 상기 프로그램을 구동하는 적어도 하나의 프로세서;를 포함하되, 상기 메모리에 저장된 프로그램은, 상기 입력부를 통해 입력된 상기 대상 배터리의 프로파일의 조합을 이용하여 상기 저장부 내의 미리 학습된 데이터를 참조함으로써 상기 대상 배터리의 현재 캐패시티를 예측하고, 예측된 상기 현재 캐패시티로

부터 상기 대상 배터리의 성능을 도출하는 명령어를 포함한다.

- [0017] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 장치에서, 상기 메모리에 저장된 프로그램은, 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 동시에 반복적으로 측정하되, 각각의 측정 시점마다 캐패시티와 함께 매칭하여 저장하고, 측정 데이터 셋(set)을 지도 학습(supervised learning) 방식으로 학습시켜 복수 개의 학습 모델 파라미터를 설정하며, 검증(validation) 과정을 통해 캐패시티 예측 성능이 가장 높은 하이퍼파라미터(hyperparameter)를 선택함으로써, 미리 학습하는 명령어를 포함할 수 있다. 또한, 상기 메모리에 저장된 프로그램은, 측정 데이터 셋(set)으로부터 미리 설정된 기준에 부합하지 않는 비정상(abnormal) 데이터 또는 아웃라이어(outlier) 데이터를 제거하고 정규화(normalization)하는 명령어를 더 포함할 수 있다.
- [0018] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 장치에서, 학습을 위한 상기 변화 데이터는, 동시에 측정된 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 변화 데이터를 해당 측정 시점의 캐패시티와 함께 조합하여 하나의 데이터 셋을 형성하되, 시계열적인 흐름에 따라 각각 배터리 열화의 패턴을 나타내는 다수의 데이터 셋을 매트릭스(matrix) 형식의 데이터로 가공되어 상기 저장부에 저장될 수 있다.
- [0019] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 장치에서, 학습을 위한 상기 변화 데이터는, 배터리 충전시의 프로파일 내에 이전까지의 랜덤한 방전으로 인한 다양한 배터리 열화의 패턴이 반영된다.
- [0020] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 장치에서, 상기 저장부는, Feedforward neural network (FNN), Convolutional neural network (CNN), 및 Recurrent Neural Networks (RNN)을 포함하는 복수 개의 머신 러닝(machine learning) 기법을 이용하여 예측 모델을 생성하고, 각각의 예측 모델과 실제의 캐패시티 간의 오차 메트릭(error metric)이 최소화되는 예측 모델을 선택함으로써, 미리 학습된 데이터를 저장할 수 있다.
- [0021] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 장치에서, 상기 저장부는, 장기 의존성(long term dependency)을 갖는 시계열 데이터들 간의 패턴을 학습하는 Long short-term memory (LSTM) 또는 Gated Linear Unit (GLU) 중 어느 하나의 머신 러닝 기법을 이용하여 배터리 열화의 시계열적인 패턴 학습을 수행함으로써, 미리 학습된 데이터를 저장할 수 있다.
- [0022] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 장치에서, 상기 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도는, 정전류(constant current) 및 정전압(constant voltage) 충전시 일정 기간 동안 동일한 시간 간격을 기준으로 샘플링(sampling)되어 시계열적으로 측정된 변화 데이터인 것이 바람직하다.
- [0023] 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 장치에서, 상기 메모리에 저장된 프로그램은, 상기 대상 배터리에 대해 주어진 정격 용량 (rated capacity) 대비 상기 현재 캐패시티의 비율로부터 상기 대상 배터리의 성능 상태(state of health, SoH)를 산출함으로써, 상기 대상 배터리의 성능을 도출할 수 있다.

발명의 효과

- [0024] 본 발명의 실시예들은, 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 변화 데이터를 조합하여 해당 시점의 캐패시티와 매칭하여 머신 러닝 기법을 통해 학습하고 현재의 배터리 상태를 추정함으로써 복잡한 수학적 연산이나 회로 모델 없이도 빠르게 실시간 데이터 상태의 추정이 가능하고, 판단의 근거로 활용되는 배터리 충전시의 3가지 속성을 조합한 변화 데이터가 이전까지의 랜덤한 방전으로 인한 다양한 배터리 열화의 패턴을 반영함으로써 대상 배터리의 상태를 보다 정확하게 예측할 수 있다는 장점을 갖는다.

도면의 간단한 설명

- [0025] 도 1은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 배터리 노화에 따라 달라지는 충전시의 전압, 전류, 및 온도의 프로파일 변화를 예시한 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 방법을 도시한 흐름도이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 도 2의 배터리의 상태 추정 방법에서 변화 데이터를 미리 학습하는 과정을 보다 구체적으로 도시한 흐름도이다.
- 도 4는 학습을 위한 데이터 셋의 조합 데이터 구조를 예시한 도면이다.
- 도 5는 본 발명의 실시예들이 제안하는 인공지능에 기반한 배터리 상태 추정 프레임워크를 도시한 도면이다.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 장치를 도시한 블록도이다.

도 7 내지 도 10은 본 발명의 실시예들에 따른 배터리 상태 추정 방법을 시뮬레이션한 비교 결과를 예시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0026] 본 발명의 실시예들을 설명하기에 앞서, 배터리의 노화에 따라 나타나는 물리 화학적 특징을 살펴보고, 이로부터 본 발명의 안출 동기를 소개하도록 한다.
- [0027] 도 1은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 배터리 노화에 따라 달라지는 충전시의 전압, 전류, 및 온도의 프로파일 변화를 예시한 도면으로, 최초의 새로운 배터리 셀과 노후 셀의 차이를 비교하여 보여준다. 도 1을 참조하면, 가로축의 사이클이 진행됨에 따라 전압은 4.2V에 도달하는 시점이 빨라지며, 전류는 이에 따라 정전류(constant current)에서 전류가 감소하는 시점이 빨라진다. 또한 최대 온도에 도달하는 시점 또한 배터리가 노화되어감에 따라 빨라지는 양상을 확인할 수 있다.
- [0028] 실질적으로 배터리 노화에 따라 나타나는 여러가지 물리 화학적 특징들이 존재하나, 안정적이고 효과적으로 배터리의 노화 상태를 판단하기 위해서는 다양한 특징 지표 중에서 모니터링하기에 적절한 지표를 선택하는 것과 해당 지표의 측정 시점을 특정하는 것이 필수적이다. 본 발명의 실시예들은 배터리의 상태를 나타내는 상태 지표로서 적어도 3가지 항목을 선택하였는데, 전압, 전류, 및 온도가 바로 그것이다. 특히, 이들 지표 중 어느 하나만을 선택하는 단일 지표가 아니라, 3가지 항목을 조합하는 복합 지표를 판단 기준으로 설정함으로써 보다 높은 예측 정확도를 달성하고자 하였다. 무엇보다도 모니터링 대상이 되는 지표는 측정에 용이하여야 하는데, 이들 3가지 지표는 이러한 요구에 부합하였다.
- [0029] 또한, 측정의 시점을 결정함에 있어서, '방전시' 또는 '휴지시'가 아닌 '충전시'를 선택하였다. 배터리 동작은 충전과 휴지기, 그리고 방전으로 이루어져 있으며, 충전은 일반적으로 미리 정해진 프로토콜에 의해 정전류-정전압(constant-current constant-voltage; CC-CV) 방식으로 이루어지는 반면, 방전은 사용자의 패턴에 따라 랜덤한 양상을 보인다. 때문에 충전시 변화하는 전압, 전류, 온도 패턴을 데이터-구동 방법에 활용하는 것이 좋다. 특히, 어차피 랜덤한 방전으로 인한 배터리 열화는 그 다음에 수행되는 충전시 변화되는 프로파일에 반영되기 때문에 충전을 기준으로 삼는 것은 적절한 방법으로 판단된다.
- [0030] 요약하건대, 이하에서 제안되는 본 발명의 실시예들은 배터리 노화에 따라 변화하는 충전시 프로파일(전압, 전류, 온도)을 이후 제안하는 머신 러닝 기법을 통해 학습시킨 후 향후 배터리의 상태(특히 건강상태)를 높은 신뢰도로 예측하고자 하였다. 즉, 연산 복잡도가 높거나 실시간 적용에 무리가 있는 전기화학 모델이나 등가회로 모델 등을 활용하지 않고, 현재 배터리의 상태를 나타내는 특정 지표(속성)만으로도 빠르고 간단하게 배터리의 상태를 예측하고자 하였다. 결과적으로 사이클에 따라 달라지는 충전시의 전압(V), 전류(I), 온도(T)의 변화 양상을, 해당 시점의 캐패시터와 함께 적절히 학습시킴으로써 특정 사이클에서 충전시 전압, 전류, 온도의 스냅샷(snap-shot)을 통해 캐패시터를 예측할 수 있다.
- [0031] 배터리 상태 추정에 관한 종래의 방법들은 단일 프로파일(예를 들어, 전압 속성만을 사용)을 활용하거나 전류 프로파일을 활용하더라도 부수적으로 활용하는 수준이었다. 하지만 가용할 수 있는 다양한 데이터가 있는 환경에서는 단일 데이터의 활용이 아니라 다양한 데이터의 열화에 따른 각각의 패턴 변화를 활용하는 것이 예측의 정확도를 높일 수 있는데, 본 발명의 실시예들에서는 그러한 키(key) 속성으로서, 전압, 전류 및 온도의 3가지의 조합을 제시하였다.
- [0032] 이하에서는 도면을 참조하여 본 발명의 실시예들을 구체적으로 설명하도록 한다. 다만, 하기의 설명 및 첨부된 도면에서 본 발명의 요지를 흐릴 수 있는 공지 기능 또는 구성에 대한 상세한 설명은 생략한다. 덧붙여, 명세서 전체에서, 어떤 구성 요소를 '포함'한다는 것은, 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라, 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.
- [0033] 본 발명에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "구비하다" 등의 용어는 실시된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0034] 특별히 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미이다. 일반적

으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미인 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0035] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 방법을 도시한 흐름도이다.

[0036] S210 단계에서, 배터리 상태 추정 장치는, 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 조합하여 해당 시점의 캐패시티와 매칭하여 미리 학습한다. 여기서, 상기 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도는, 정전류(constant current) 및 정전압(constant voltage) 충전시 일정 기간 동안 동일한 시간 간격을 기준으로 샘플링(sampling)되어 시계열적으로 측정된 변화 데이터인 것이 바람직하다. 앞서 소개한 바와 같이, 배터리의 사용에 있어서 충전, 휴지, 방전 중 '충전시'를 기준으로 샘플링된 데이터를 대상으로 하며, 이때 충전 이전까지의 랜덤한 방전으로 인한 배터리 열화는 연속하여 수행되는 충전시 변화되는 프로파일에 반영되었다는 점에 주목하여야 한다.

[0037] 학습에 있어서는 머신 러닝 기법의 다양한 방법론들이 활용될 수 있으나, 본 발명의 실시예들이 적용되는 배터리 상태 추정의 경우에는 지도 학습법(supervised learning) 중에서 적어도 Feedforward neural network (FNN), Convolutional neural network (CNN), 및 Recurrent Neural Networks (RNN)을 포함하는 기법, 특히 시계열적인 데이터 간의 상관 관계를 반영할 수 있는 접근 방법이 유용함을 실험적으로 검증하였다. 특히, 본 발명의 실시예들에서는 배터리의 상태를 나타내는 다양한 속성 중 이상의 3가지 속성(전압, 전류, 온도)에 집중하였으며, 이들의 조합으로부터 단일의 속성만을 이용하는 것과는 현저하게 다르게 배터리의 상태 추정이 매우 정확하게 이루어질 수 있음을 확인하였다. 따라서, 이들 3가지 속성과 그에 따른 캐패시티를 함께 조합하여 학습이 이루어질 수 있도록 제어한다. 이후 머신 러닝 기법과 관련하여 보다 구체적으로 설명하도록 한다.

[0038] S220 단계에서, 상기 배터리 상태 추정 장치는, 대상 배터리로부터 측정된 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 프로파일의 조합을 입력받는다. S210 단계의 학습 과정에서 3가지 속성의 조합에 따라 학습이 이루어졌으므로, 금번 S220 단계에서도 동일한 속성을 입력받을 필요가 있다.

[0039] S230 단계에서, 상기 배터리 상태 추정 장치는, S220 단계를 통해 입력된 상기 대상 배터리의 프로파일의 조합을 이용하여 상기 S210 단계에서 미리 학습된 데이터를 참조함으로써 상기 대상 배터리의 현재 캐패시티를 예측한다. 즉, 캐패시티 값을 모르는 현재의 3가지 속성의 조합이 어떠한 캐패시티에 해당하는지를 도출한다.

[0040] 배터리의 캐패시티는 배터리가 노화되어감에 따라 점차 감소하게 되는데 이와 함께 전압, 전류, 온도 프로파일 또한 변화가 나타나므로 과거에 획득한 전압, 전류, 온도 프로파일의 변화 데이터를 캐패시티와 매칭하여 학습하면, 특정 전압, 전류, 온도 프로파일의 스냅샷(snap-shot) 양상을 보고 현재 배터리의 캐패시티를 예측할 수 있다. 이상의 과정은 S210 단계의 학습 과정을 통해 3가지 속성의 조합과 해당 시점의 캐패시티가 학습 과정을 통해 모델링됨으로써 수행될 수 있는데, 배터리의 상태 변화 내지 열화가 시계열적인 데이터라는 점에서 시간의 추이에 따른 캐패시티 변화를 정교하게 학습할 필요가 있음을 재차 확인할 수 있다.

[0041] S240 단계에서, 상기 배터리 상태 추정 장치는, S230 단계를 통해 예측된 상기 현재 캐패시티로부터 상기 대상 배터리의 성능을 도출한다. 여기서, 대상 배터리의 성능을 도출하는 금번 단계는, 상기 대상 배터리에 대해 주어진 정격 용량 (rated capacity) 대비 상기 현재 캐패시티의 비율로부터 상기 대상 배터리의 성능 상태(state of health, SoH)를 산출하는 것이 바람직하다. 이러한 배터리의 성능 상태는 다음의 수학적 식 1을 통해 산출될 수 있다.

수학적 식 1

$$\text{SoH}(\%) = \frac{C_i}{C_0} \times 100$$

[0042]

[0043] 여기서, C_i 는 i 번째 사이클에서의 캐패시티이고, C_0 는 정격 용량(rated capacity)을 나타낸다.

[0044] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 도 2의 배터리의 상태 추정 방법에서 변화 데이터를 미리 학습하는 과정(S210)을 보다 구체적으로 도시한 흐름도이다.

- [0045] S211 단계에서, 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 동시에 반복적으로 측정하되, 각각의 측정 시점마다 캐패시티와 함께 매칭하여 저장한다. 이때 반복하여 측정됨에 있어서 시간의 추이에 따라 배터리의 노화가 나타날 수 있도록 일정한 시간 간격마다 측정이 이루어지는 것이 바람직하며, 각각의 구간별 측정값은 해당 시점의 배터리 상태를 나타내는 대표값을 의미한다. 물론 배터리 건강 상태를 나타내는 결과값은 캐패시티에 해당한다.
- [0046] S212 단계에서, 측정 데이터 셋(set)으로부터 미리 설정된 기준에 부합하지 않는 비정상(abnormal) 데이터 또는 아웃라이어(outlier) 데이터를 제거하고 정규화(normalization)한다. 배터리 제조사나 해당 배터리 운용 환경으로부터 축적된 측정값의 범위가 있다면 통상적인 범위를 벗어나는 비정상 데이터나 아웃라이어 데이터를 배제하는 것이 바람직하다. 이를 위해 측정 데이터 셋에 포함된 개별 측정 데이터들이 정규분포에 따른다고 가정할 때, 일정 범위를 벗어나는 데이터를 삭제할 수 있을 것이다. 또한 정규화를 통해 과도한 학습에 의한 오버피팅(overfitting)을 방지할 수도 있다.
- [0047] S213 단계에서, 측정 데이터 셋(set)을 지도 학습(supervised learning) 방식으로 학습시켜 복수 개의 학습 모델 파라미터를 설정한다. 앞서, 3가지 변화 데이터와 함께 해당 측정 시점의 캐패시티를 함께 매칭하였으므로, 일종의 정답이 주어진 지도 학습의 방식에 따라 학습시킴으로써 변화 데이터의 조합으로부터 예상되는 캐패시티의 예측을 도모할 수 있다.
- [0048] S214 단계에서, 검증(validation) 과정을 통해 캐패시티 예측 성능이 가장 높은 하이퍼파라미터(hyperparameter)를 선택한다. 훈련 데이터로부터 학습이 진행됨에 따라 테스트 데이터를 통해 정확도를 판정하기에 앞서, 검증 데이터를 마련하여 최적의 학습 방법을 도출할 수 있다. 즉, 학습에 의해 최적의 값이 결정되는 연결 강도인 매개 변수 외에 학습을 효과적으로 수행하기 위해 설정되는 하이퍼파라미터(예를 들어, 학습률, 은닉층의 뉴런 수 등)를 결정하여야 한다. 이때, 훈련 데이터, 검증 데이터 및 테스트 데이터는 앞서 기술한 데이터 셋과 동일한 포맷(format)으로 생성할 수 있을 것이다.
- [0049] 도 4는 학습을 위한 데이터 셋의 조합 데이터 구조를 예시한 도면으로서, 단일 시점에 측정된 하나의 데이터 셋(410)과 이러한 데이터 셋들이 시계열적으로 누적된 전체 데이터 셋(420)의 구조를 보여준다.
- [0050] 보다 구체적으로, 본 발명의 실시예들이 채택하고 있는 학습을 위한 변화 데이터는, 동시에 측정된 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 변화 데이터를 해당 측정 시점의 캐패시티와 함께 조합하여 하나의 데이터 셋(410)을 형성하되, 시계열적인 흐름에 따라 각각 배터리 열화의 패턴을 나타내는 다수의 데이터 셋(420)을 매트릭스(matrix) 형식의 데이터로 가공할 수 있다. 이때의 누적되는 데이터 셋은 시간의 흐름에 따라 일정 시간마다 선택되거나, 또는 일정한 간격의 배터리의 충전 횟수마다 선택된 샘플링 데이터인 것이 바람직하다. 이러한 생성 방식으로 인해, 학습을 위한 상기 변화 데이터는, 배터리 충전시의 프로파일 내에 이전까지의 랜덤한 방전으로 인한 다양한 배터리 열화의 패턴이 반영되는 특징이 나타난다.
- [0051] 도 5는 본 발명의 실시예들이 제안하는 인공 지능에 기반한 배터리 상태 추정 프레임워크를 도시한 도면이다.
- [0052] 배터리 원시 데이터 데이터베이스(510)에는, 전기차(Electric vehicle) 또는 에너지 저장장치(Energy storage system) 등 배터리를 이용하는 어플리케이션에 장착된 배터리 관리 시스템(Battery management system)에서 측정된 충전 또는 방전시의 전압(V), 전류(I), 온도(T) 및 캐패시티 데이터가 저장된다. 이때, 본 발명의 실시예들이 목표로 하는 학습 대상으로는 충전시의 데이터만이 선택적으로 활용되는 것이 바람직하다.
- [0053] 이제, 배터리 원시 데이터베이스(510)로부터 데이터 처리 모듈(520)로 이상의 측정 데이터가 입력되면, 아웃라이어(outlier) 및 비정상(abnormal) 데이터를 제거하는 데이터 클렌징(data cleansing)이 수행되고, 적절한 정규화(normalization) 과정을 거쳐 학습을 진행하기 위한 전압, 전류, 온도, 캐패시티 데이터 셋으로 가공되며, 이들 데이터 셋은, 훈련 셋(training set), 평가 셋(validation set), 테스트 셋(test set)으로 구분되어 데이터베이스(530)에 저장된다.
- [0054] 훈련 모듈(540)은 훈련 셋(training set)과 평가 셋(validation set)을 통해 각각 평가 학습 모델(550)에서 FNN, CNN, LSTM 등의 적절한 학습 모델 파라미터를 설정하고, 이렇게 설정된 모델을 평가 모듈(560)의 테스트 셋(test set)을 통해 최종 검증함으로써 캐패시티를 예측한다. 여기서, 학습 모델을 미리 학습하는 과정은, Feedforward neural network (FNN), Convolutional neural network (CNN), 및 Recurrent Neural Networks (RNN)을 포함하는 복수 개의 머신 러닝(machine learning) 기법을 이용하여 예측 모델을 생성하고, 각각의 예측 모델과 실제의 캐패시티 간의 오차 메트릭(error metric)이 최소화되는 예측 모델을 선택할 수 있다. 특히, 상기 미리 학습하는 과정은, 장기 의존성(long term dependency)을 갖는 시계열 데이터들 간의 패턴을 학습하는

Long short-term memory (LSTM) 또는 Gated Linear Unit (GLU) 중 어느 하나의 머신 러닝 기법을 이용하여 배터리 열화의 시계열적인 패턴 학습을 수행하는 것이 바람직하다.

- [0055] 본 발명의 실시예들에서는, 역전파(backpropagation)의 오류가 매우 작거나 큰 경우 가중치 행렬에 원하지 않는 값을 전달하여 혼란 실패를 야기하는 문제를 해소하기 위해 장기 의존성을 학습하기 위한 기술적 수단을 더 포함할 수 있다. 이를 위해, 메모리 셀(memory cell) 전체 사슬을 관통하여 정보를 전달하는 셀 상태(cell state) 및 셀 상태에 정보를 추가하거나 삭제하는 게이트(gate)를 구비한다. 이러한 게이트는 벡터값의 얼마만큼을 통과시킬지를 결정하는 것으로서, 입력 게이트, 포겟 게이트(forget gate) 및 출력 게이트를 포함한다. 특히, 본 발명의 실시예들은 셀 상태에서부터 어떤 정보를 버릴 것인지를 결정하기 위해 시그모이드(sigmoid) 함수로 구성된 포겟 게이트(forget gate)를 통해 과거의 셀 상태에서 어떤 정보를 제거할지를 결정할 수 있다. 예를 들어, 포겟 게이트의 출력값에 따라 이전 단계 상태의 유지 여부를 유지하거나 제거하도록 동작함으로써, 시계열적인 배터리 데이터 셋 중에 현재 시점에 영향을 미치는 과거 데이터의 영향을 제어한다.
- [0056] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 배터리의 상태 추정 장치(50)를 도시한 블록도로서, 앞서 도 2를 통해 기술한 배터리의 상태 추정 방법을 하드웨어의 관점에서 재구성한 것이다. 따라서, 여기서는 설명의 중복을 피하고자 각 구성의 개요만을 약술하도록 한다.
- [0057] 저장부(10)는, 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 조합하여 해당 시점의 캐패시티와 매칭하여 미리 학습한 데이터를 저장하는 구성이다. 이때, 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도는, 정전류(constant current) 및 정전압(constant voltage) 충전시 일정 기간 동안 동일한 시간 간격을 기준으로 샘플링(sampling)되어 시계열적으로 측정된 변화 데이터인 것이 바람직하다.
- [0058] 입력부(20)는, 대상 배터리로부터 측정된 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 프로파일의 조합을 입력받는 구성이다.
- [0059] 메모리(30)는, 상기 저장부(10)에 저장된 학습 데이터를 이용하여 상기 대상 배터리의 성능을 도출하는 프로그램을 저장하는 구성으로서, 이러한 프로그램은 적어도 하나의 프로세서(40)를 통해 구동될 수 있다. 여기서, 상기 메모리(30)에 저장된 프로그램은, 상기 입력부(20)를 통해 입력된 상기 대상 배터리의 프로파일의 조합을 이용하여 상기 저장부(10) 내의 미리 학습된 데이터를 참조함으로써 상기 대상 배터리의 현재 캐패시티를 예측하고, 예측된 상기 현재 캐패시티로부터 상기 대상 배터리의 성능을 도출하는 명령어를 포함한다.
- [0060] 보다 구체적으로, 메모리(30)에 저장된 프로그램은, 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 적어도 3가지 변화 데이터를 동시에 반복적으로 측정하되, 각각의 측정 시점마다 캐패시티와 함께 매칭하여 저장하고, 측정 데이터 셋(set)을 지도 학습(supervised learning) 방식으로 학습시켜 복수 개의 학습 모델 파라미터를 설정하며, 검증(validation) 과정을 통해 캐패시티 예측 성능이 가장 높은 하이퍼파라미터(hyperparameter)를 선택함으로써, 미리 학습하는 명령어를 포함할 수 있다. 또한, 상기 메모리에 저장된 프로그램은, 측정 데이터 셋(set)으로부터 미리 설정된 기준에 부합하지 않는 비정상(abnormal) 데이터 또는 아웃라이어(outlier) 데이터를 제거하고 정규화(normalization)하는 명령어를 더 포함할 수 있다. 나아가, 상기 메모리(30)에 저장된 프로그램은, 상기 대상 배터리에 대해 주어진 정격 용량 (rated capacity) 대비 상기 현재 캐패시티의 비율로부터 상기 대상 배터리의 성능 상태(state of health, SoH)를 산출함으로써, 상기 대상 배터리의 성능을 도출할 수 있다.
- [0061] 한편, 학습을 위한 상기 변화 데이터는, 동시에 측정된 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 변화 데이터를 해당 측정 시점의 캐패시티와 함께 조합하여 하나의 데이터 셋을 형성하되, 시계열적인 흐름에 따라 각각 배터리 열화의 패턴을 나타내는 다수의 데이터 셋을 매트릭스(matrix) 형식의 데이터로 가공되어 상기 저장부에 저장되는 것이 바람직하다. 특히, 학습을 위한 상기 변화 데이터는, 배터리 충전시의 프로파일 내에 이전까지의 랜덤한 방전으로 인한 다양한 배터리 열화의 패턴이 반영된다.
- [0062] 저장부(10)는, Feedforward neural network (FNN), Convolutional neural network (CNN), 및 Recurrent Neural Networks (RNN)을 포함하는 복수 개의 머신 러닝(machine learning) 기법을 이용하여 예측 모델을 생성하고, 각각의 예측 모델과 실제의 캐패시티 간의 오차 메트릭(error metric)이 최소화되는 예측 모델을 선택함으로써, 미리 학습된 데이터를 저장할 수 있다. 또한, 상기 저장부(10)는, 장기 의존성(long term dependency)을 갖는 시계열 데이터들 간의 패턴을 학습하는 Long short-term memory (LSTM) 또는 Gated Linear Unit (GLU) 중 어느 하나의 머신 러닝 기법을 이용하여 배터리 열화의 시계열적인 패턴 학습을 수행함으로써, 미리 학습된 데이터를 저장하는 것이 바람직하다.
- [0063] 이하에서는, 본 발명의 실시예들을 다양한 방식으로 구현한 시뮬레이션 결과와 그 평가를 소개하도록 한다. 이

를 위해, NASA에서 제공하는 리튬이온 18650 실린더 타입 배터리 셋 4개(#5, #6, #7, #18)로 시뮬레이션 진행했으며 3개의 배터리는 학습, 1개의 배터리는 테스트하는 방법으로 번갈아가며 총 4번을 시행하였고, 최종 오차 메트릭(error metric) 계산시에는 이 값들을 평균 내어 예측 시스템의 일반적인 성능을 비교하였다. 도 4의 데이터 구조를 채택하여 도 5를 통해 제안하였던 프레임워크를 기반으로 FNN-1, FNN-2, CNN-1, CNN-2, LSTM과 같이 총 5개의 예측모델을 구축하여 성능을 비교하였다. Baseline은 전압(V)만 사용하여 예측을 진행한 FNN-1이다.

표 1

V만 이용한 케이스	V, I, T를 이용한 케이스
FNN-1 (baseline)	MC-FNN-1
FNN-2	MC-FNN-2
CNN-1	MC-CNN-1
CNN-2	MC-CNN-2
LSTM	MC-LSTM

MC : Multi-channel

사용된 오차 메트릭은, mean absolute percentage error (MAPE), mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE)이며, 각각 다음의 수학적 2 내지 수학적 4로 표현될 수 있다.

수학적 2

$$\text{MAPE}(\%) = \frac{100}{H} \sum_{h=1}^H \frac{|l(h) - \hat{l}(h)|}{l(h)}$$

수학적 3

$$\text{MAE} = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H |l(h) - \hat{l}(h)|$$

수학적 4

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{H} \sum_{h=1}^H (l(h) - \hat{l}(h))^2}$$

여기서, $l(h)$ 는 실제 캐패시티, $\hat{l}(h)$ 는 예측된 캐패시티, H는 예측된 포인트의 개수를 나타낸다.

도 7 내지 도 10은 본 발명의 실시예들에 따른 배터리 상태 추정 방법을 시뮬레이션한 비교 결과를 예시한 도면이다.

기본적으로 V만 이용한 결과와 V, I, T 모두를 이용한 결과의 성능을 비교한다. 도 7은 충전시의 전압 데이터(V)만 이용했을 경우 각각의 배터리 셋(#5, 6, 7, 18)을 테스트 셋으로 하고 나머지 3개의 배터리 셋으로 학습

시킨 경우이다. 머신 러닝 방법 중에는 LSTM의 성능이 가장 좋은 것으로 나타나며 이는 시계열 데이터에 강건한 장점을 가진 LSTM의 특징으로 인한 결과로 볼 수 있다. 테스트한 배터리마다 예측 패턴이 다른 이유는 활용한 배터리 셋의 캐패시터 감소 경향이 서로 다르기 때문이다.

[0072]

도 8은 충전시의 전압, 전류, 온도 데이터를 활용하여(multi-channel) 캐패시터를 예측한 결과(총 4개의 배터리 셋에 대한 예측)를 도시한 도면이다. 앞서 도 7과 같은 방식으로 예측한 결과이며, 여기에서도 LSTM의 성능이 타 FNN, CNN 방법보다 좋은 성능을 가짐을 확인하였다. V만 활용한 경우와 비교해서는 실제 캐패시터 경향인 검정색 실선을 훨씬 잘 따라가는 좋은 성능을 나타냄을 확인할 수 있으며, 이를 오차 메트릭을 통해 수치적으로 나타낸 결과는 다음의 표 2 및 표 3에서 살펴보도록 한다.

표 2

Model	RMSE	MAE	MAPE(%)
FNN-1 (baseline)	0.0736	0.0655	4.7100
FNN-2	0.0633	0.0557	3.6500
CNN-1	0.0701	0.0623	4.0020
CNN-2	0.0766	0.0687	4.4187
LSTM	0.0288	0.0210	1.3770

[0073]

표 3

Model	RMSE	MAE	MAPE(%)
MC-FNN-1	0.0379	0.0329	1.9800
MC-FNN-2	0.0298	0.0242	1.7300
MC-CNN-1	0.0584	0.0443	2.8961
MC-CNN-2	0.0443	0.0364	2.3731
MC-LSTM	0.0246	0.0159	1.0320

[0074]

[0075]

표 2 및 표 3은 전체 결과를 오차 메트릭으로 나타낸 것이다. 동일한 방식의 학습 모델을 사용한 경우끼리 비교해보면 단일 데이터 V만 사용한 경우보다 V, I, T 모두를 사용한 경우의 RMSE, MAE, MAPE 모두 확연히 감소함을 확인할 수 있다.

[0076]

도 9는 학습 구조에 사용한 파라미터의 수와 MAPE의 관계를 나타내는 그래프이다. 빨간색 세모 표시가 V만 사용한 방법이고 파란색 동그라미 표시가 V, I, T 모두 사용한 방법이다. 1:1로 동일한 방법에 대해 비교해 보았을 때 후자의 에러가 더 낮다는 것을 확인할 수 있다. 검정색 점선 동그라미로 표시된 FNN-2와 MC-FNN-1을 비교해 보면, MC-FNN-1이 사용한 파라미터 수가 훨씬 적지만 FNN-2보다 1.67% 포인트 MAPE가 낮은, 즉 더 좋은 성능을 나타냄을 보이고 있다. 이를 통해서 단순히 학습시 활용한 파라미터 수의 증가로 인한 정확도 향상이 아니라, 본 발명의 실시예들이 제안하는 3가지 속성의 조합에 따른 다중 채널(multi-channel) 기반의 방식이 높은 정확도로 캐패시터를 예측한다는 것을 확인할 수 있다. 이는 검정색 실선 네모로 표시된 CNN-2와 MC-CNN-1의 비교를 통해서도 동일하게 확인할 수 있다.

[0077]

도 10은 각 배터리 셋에서 실험한 결과에 대해 V의 경우와 V, I, T 모두를 활용한 경우의 MAPE를 비교한 그림이다. 점선으로 표시된 바(bar) 부분은 V, I, T를 모두 활용한 값이고, 그 위에 쌓여있는 점선 바(bar) 부분까지 합한 것이 V만 이용했을 때의 MAPE이다. 모든 배터리 셋의 시뮬레이션 경우에 대하여 V, I, T를 활용하는 것이 더 낮은 에러율을 보임을 알 수 있고, 최대 4.85% 포인트 MAPE 차이까지 나는 경우를 확인할 수 있다(배터리

#18, FNN-2 케이스).

[0078] 상기된 본 발명의 실시예들에 따르면, 배터리 충전시의 전압, 전류 및 온도의 변화 데이터를 조합하여 해당 시점의 캐패시터와 매칭하여 머신 러닝 기법을 통해 학습하고 현재의 배터리 상태를 추정함으로써 복잡한 수학적 연산이나 회로 모델 없이도 빠르게 실시간 데이터 상태의 추정이 가능하고, 판단의 근거로 활용되는 배터리 충전시의 3가지 속성을 조합한 변화 데이터가 이전까지의 랜덤한 방전으로 인한 다양한 배터리 열화의 패턴을 반영함으로써 대상 배터리의 상태를 보다 정확하게 예측할 수 있다는 장점을 갖는다. 특히, 본 발명의 실시예들이 제안하는 머신 러닝 기법은 다양한 오픈소스의 제공(예를 들어, Tensorflow)과 고속의 병렬 처리가 가능한 컴퓨터 하드웨어의 발달에 따라 연산 능력(computational power)의 증가로 인해 보다 용이한 구현이 가능해질 것으로 예상된다.

[0079] 한편, 본 발명은 실시예들은 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록 매체에 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드로 구현하는 것이 가능하다. 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록 매체는 컴퓨터 시스템에 의하여 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록 장치를 포함한다.

[0080] 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록 매체의 예로는 ROM, RAM, CD-ROM, 자기 테이프, 플로피디스크, 광 데이터 저장 장치 등을 포함한다. 또한, 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록 매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어, 분산 방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장되고 실행될 수 있다. 그리고 본 발명을 구현하기 위한 기능적인(functional) 프로그램, 코드 및 코드 세그먼트들은 본 발명이 속하는 기술 분야의 프로그래머들에 의하여 용이하게 추론될 수 있다.

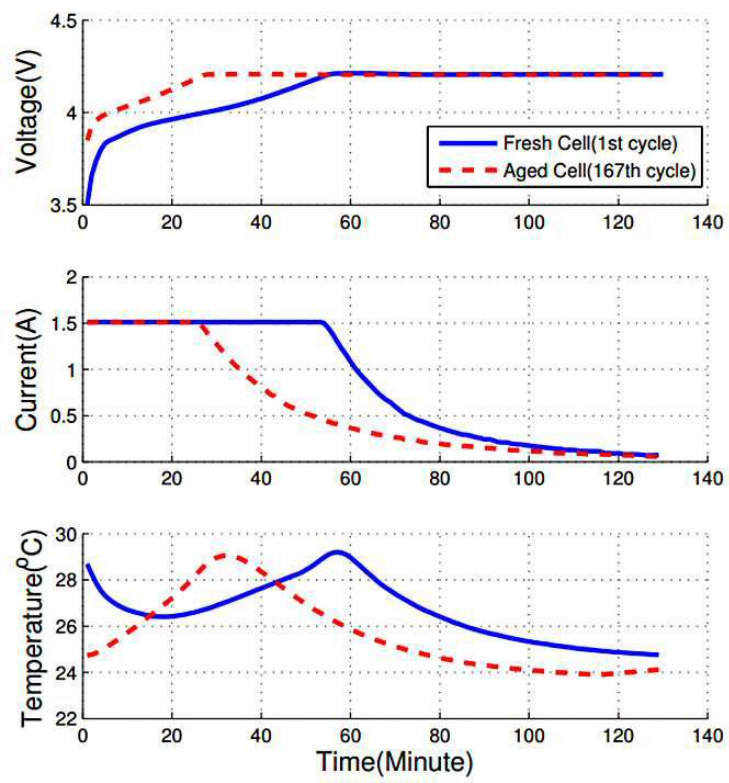
[0081] 이상에서 본 발명에 대하여 그 다양한 실시예들을 중심으로 살펴보았다. 본 발명에 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 변형된 형태로 구현될 수 있음을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 개시된 실시예들은 한정적인 관점이 아니라 설명적인 관점에서 고려되어야 한다. 본 발명의 범위는 전술한 설명이 아니라 특허청구범위에 나타나 있으며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명에 포함된 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

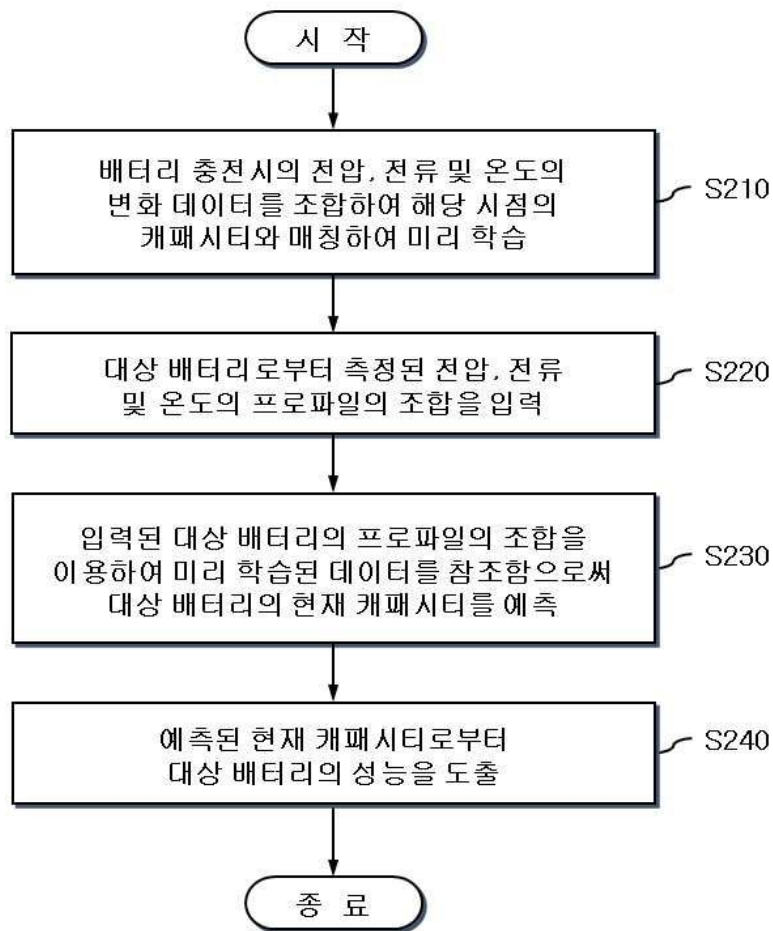
[0082] 50: 배터리의 상태 추정 장치
10: 저장부
20: 입력부
30: 메모리
40: 프로세서

도면

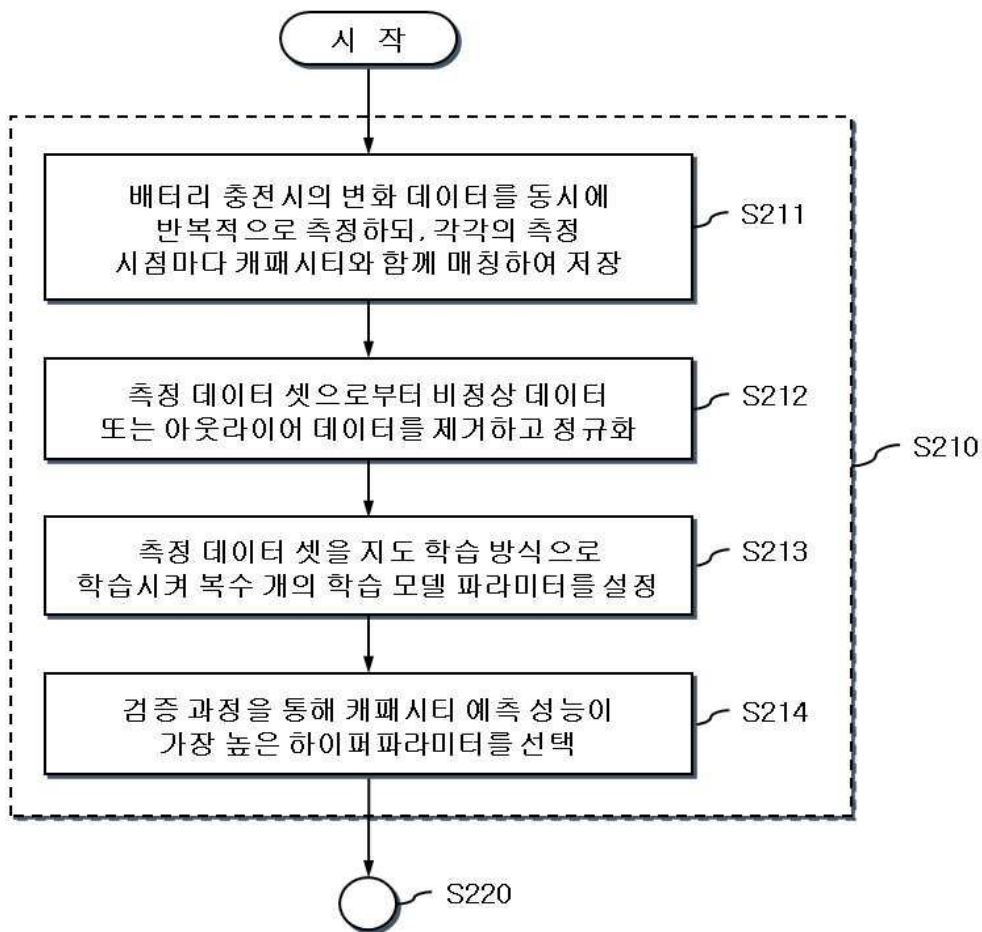
도면1



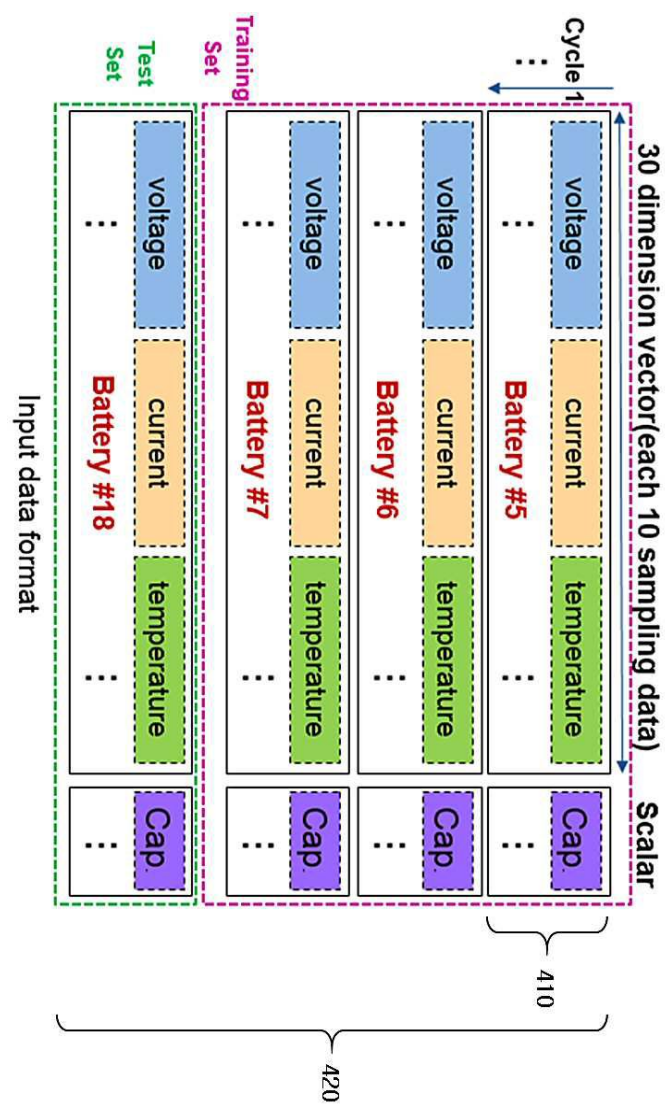
도면2



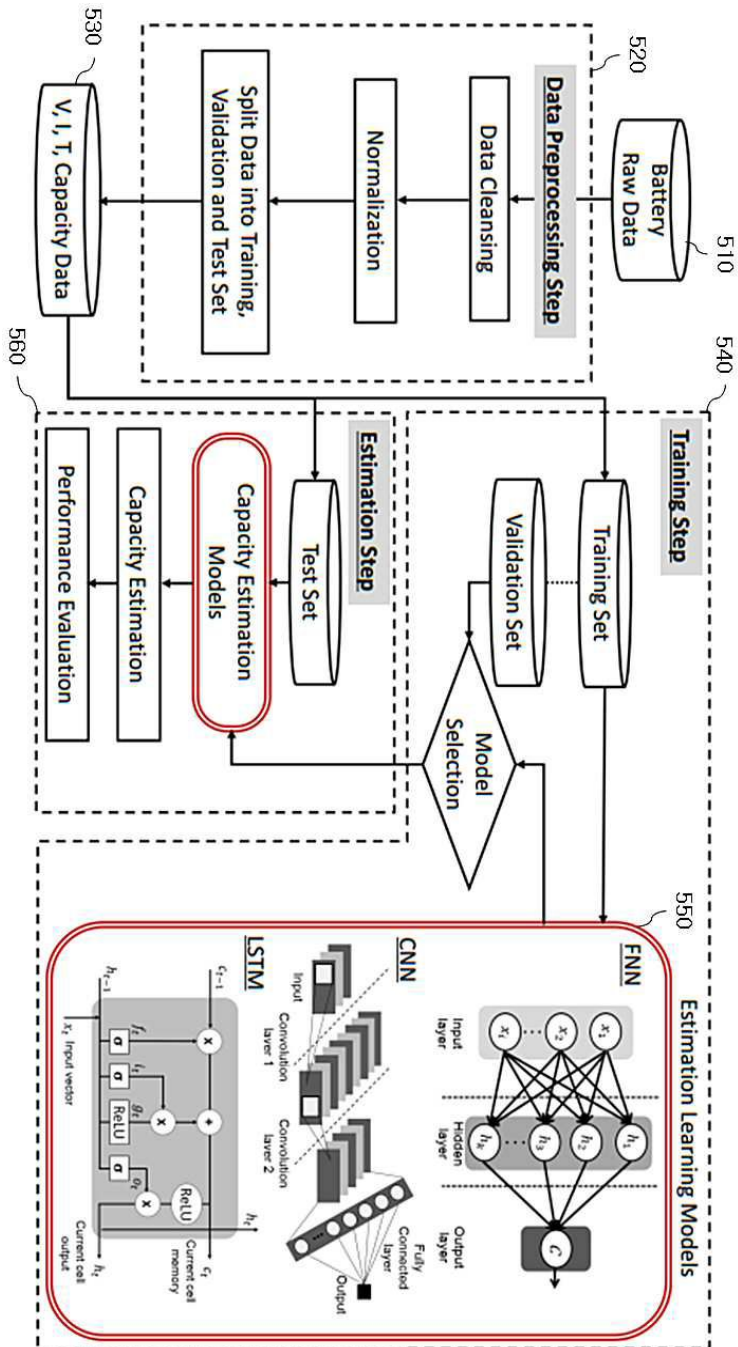
도면3



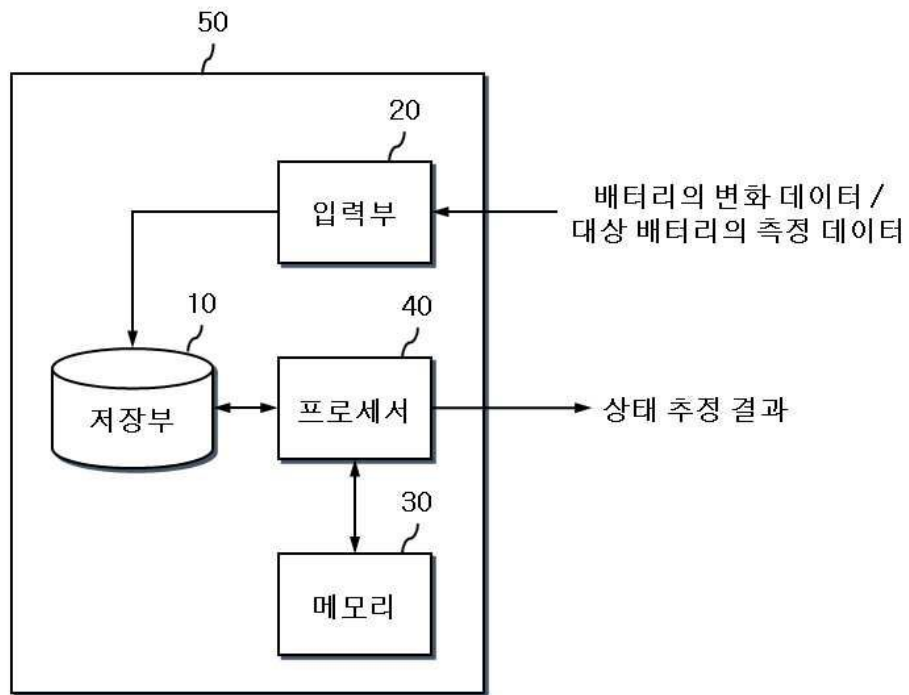
도면4



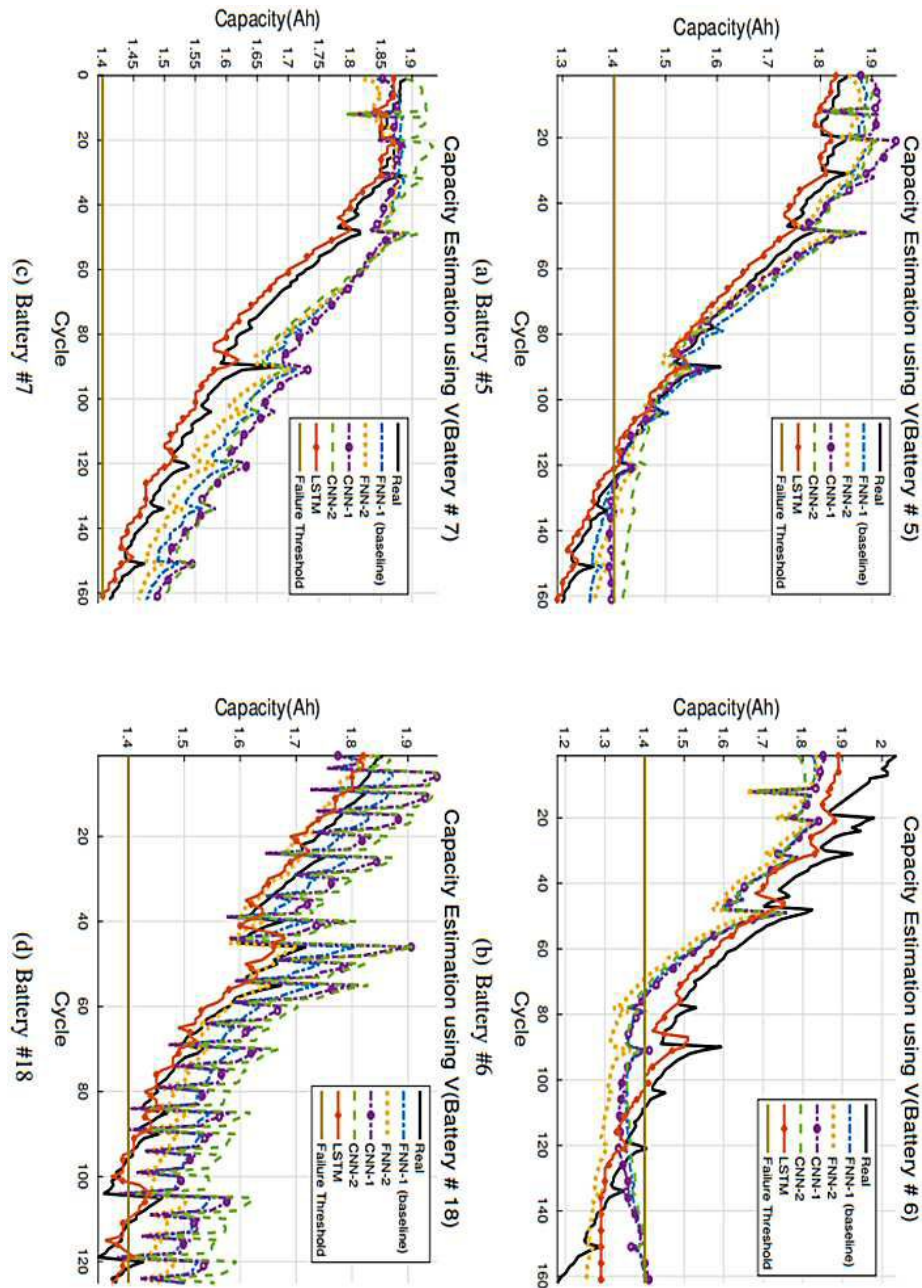
도면5



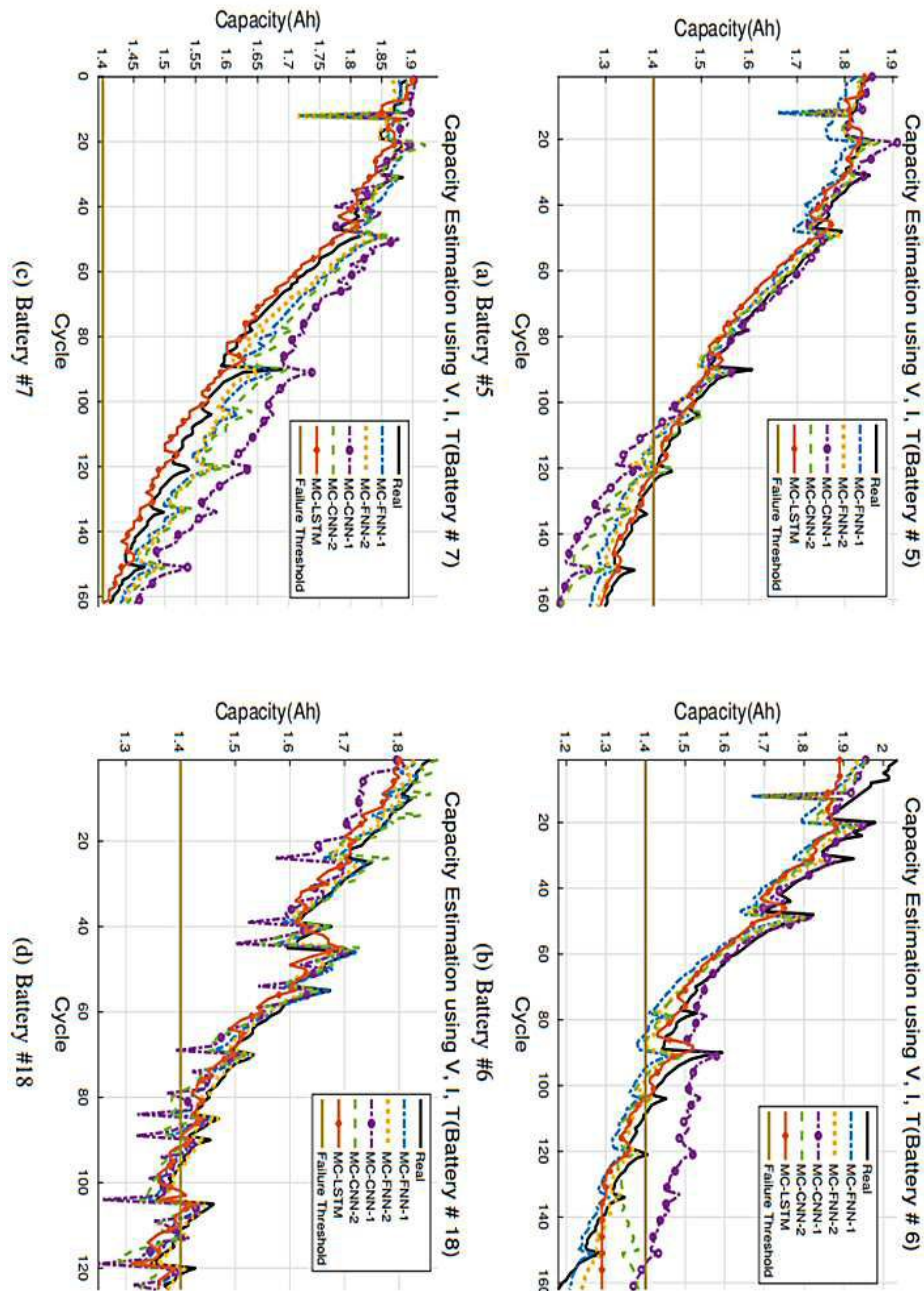
도면6



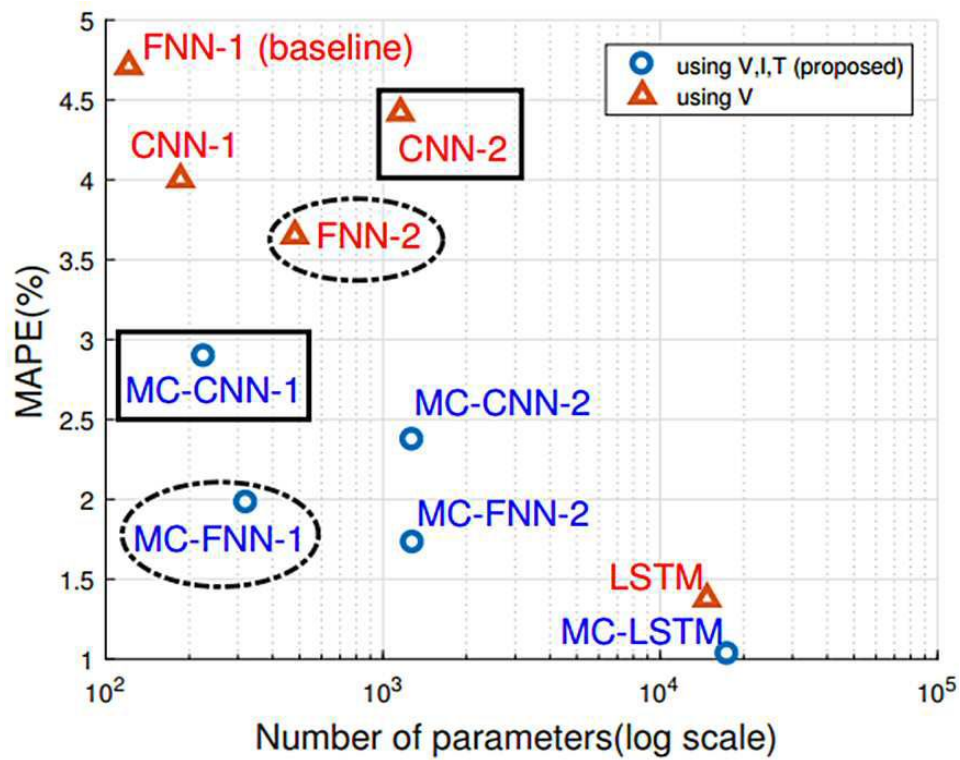
도면7



도면8



도면9



도면10

