(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0163952
(43) 공개일자 2024년11월19일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01C 21/34 (2006.01) *B60L 3/12* (2006.01)
B60L 58/12 (2019.01) *G06N 3/08* (2023.01)
G06Q 50/40 (2024.01)
(52) CPC특허분류
G01C 21/3469 (2013.01)
B60L 3/12 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0061193
(22) 출원일자 2023년05월11일
심사청구일자 2023년05월11일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)
(72) 발명자
원동준
서울특별시 서초구 신반포로15길 19 아크로리버파크 111동 702호
한동준
인천광역시 남동구 하촌로60번길 11 동인빌라 가동 401호
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인세신

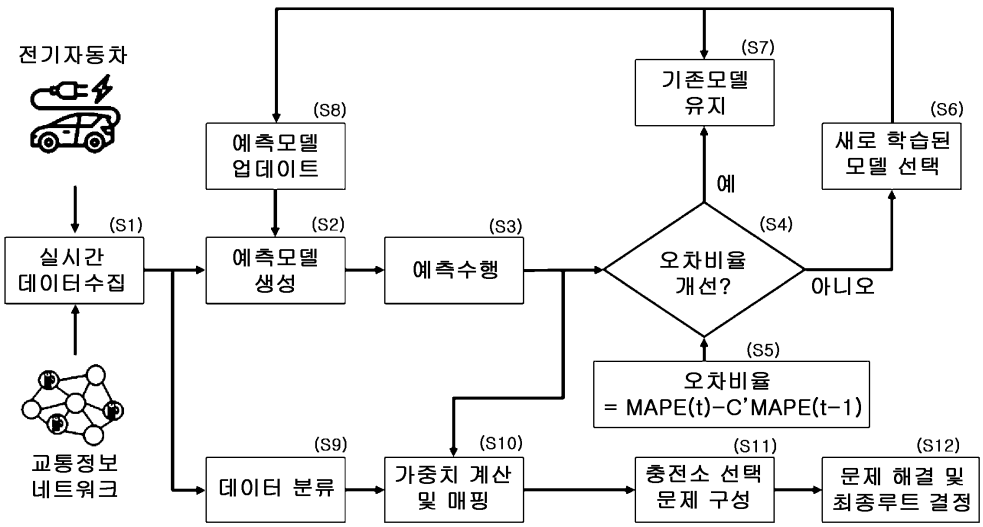
전체 청구항 수 : 총 5 항

(54) 발명의 명칭 **전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치**

(57) 요 약

본 발명에 따른 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치는, 도로형상 및 충전소현황을 포함하는 지도정보를 저장하는 지도저장부; 자차로부터 주행거리 및 SOC(배터리 잔존용량)를 포함하는 자차정보를 실시간으로 수집하고, 상기 수집된 자차정보를 에너지소비예측모델에 적용하여 주행가능거리 및 SOC 변화량을 계산하고, 계산된 상기 주행가능거리 및 상기 SOC변화량과 상기 지도정보와 실시간으로 획득된 교통정보를 경로선정및충전계획알고리즘에 적용하여 운전자가 요청한 출발지로부터 목적지까지의 주행경로를 설정하는 경로산정부; 및 상기 자차정보를 누적하고, 미리정해진 분량의 자차정보가 수집된 경우에 상기 누적된 자차정보로 재학습을 수행하여 새로운 에너지소비예측모델을 생성하고, 이전의 에너지소비예측모델을 상기 생성된 새로운 에너지소비예측모델로 업데이트하는 업데이트부를 포함한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
B60L 58/12 (2019.02)
G01C 21/3484 (2013.01)
G06N 3/08 (2023.01)
G06Q 50/40 (2024.01)
B60L 2240/68 (2013.01)
B60L 2240/72 (2013.01)
B60Y 2200/91 (2013.01)
Y02T 10/7072 (2020.08)
Y02T 10/72 (2020.08)

(72) 발명자
최길수
인천광역시 미추홀구 토금남로 79 우성아파트 101동 1408호

무하마드아샨
인천광역시 미추홀구 독배로 386

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1415176493
과제번호	20214000000820
부처명	산업통상자원부
과제관리(전문)기관명	한국에너지기술평가원
연구사업명	에너지인력양성(R&D)
연구과제명	자율주행 전기차와 전력망의 통합 최적 운영 및 사이버 보안 기술 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	인하대학
연구기간	2021.12.01 ~ 2022.11.30

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711116062
과제번호	2019M3F2A1073401
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	에너지클라우드기술개발(과기정통부)(R&D)
연구과제명	에너지 클라우드 가상물리시스템 설계 및 최적 운영 기술 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	인하대학교
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

도로형상 및 충전소현황을 포함하는 지도정보를 저장하는 지도저장부;

자차로부터 주행거리 및 SOC(배터리 잔존용량)를 포함하는 자차정보를 실시간으로 수집하고, 상기 수집된 자차정보를 에너지소비예측모델에 적용하여 주행가능거리 및 SOC변화량을 계산하고, 계산된 상기 예측주행가능거리 및 상기 SOC변화량과 상기 지도정보와 실시간으로 획득된 교통정보를 경로선정및충전계획알고리즘에 적용하여 운전자가 요청한 출발지로부터 목적지까지의 주행경로를 설정하는 경로산정부; 및

상기 자차정보를 누적하고, 미리정해진 분량의 자차정보가 수집된 경우에 상기 누적된 자차정보로 재학습을 수행하여 새로운 에너지소비예측모델을 생성하고, 이전의 에너지소비예측모델을 상기 생성된 새로운 에너지소비예측모델로 업데이트하는 업데이트부를 포함하는, 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 업데이트부는:

현재 제공된 주행 경로를 따른 주행이 완료되고 차량이 주행중이 아닌 때에, 상기 이전의 에너지소비예측모델을 상기 생성된 새로운 에너지소비예측모델로 업데이트하는 것을 특징으로 하는, 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 업데이트부는:

상기 실시간 수집되는 자차정보와 상기 이전의 에너지소비예측모델에 의해 계산된 예측결과들 사이의 오차 비율($E_{beforetrain}$)을 계산하고, 및 상기 실시간 수집되는 자차정보와 상기 새로운 에너지소비예측모델에 의해 계산된 예측결과들 사이의 오차 비율(E_{set})을 계산하고,

상기 오차 비율($E_{beforetrain}$)에 소정의 조정계수를 적용한 값이 상기 오차 비율(E_{set})보다 클 때, 상기 이전의 에너지소비예측모델을 상기 새로운 에너지소비예측모델로 업데이트하는 것을 특징으로 하는, 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 오차 비율(E)은,

RMSE, MAE, MSE, MAPE, MPE 중 하나의 방식으로 계산되는 것을 특징으로 하는, 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 경로산정부의 상기 경로선정및충전계획알고리즘은, 다음의 수식이 최소가 되는 경로를 설정하여 운전자에게 제공하도록 설계되고,

$$\sum_{t=1}^{time}\sum_{i=1}^{CS}\omega_{time}^{t,i}\,\omega_{SOC}^{t,i}\pi_{ch}^{t}P_{ch}^{t}\,\alpha_{i}^{t}$$

상기 가중치들($\omega_{time}^{t,i}$, $\omega_{SOC}^{t,i}$)은 다음의 수식에 의해서 결정되는 것을 특징으로 하는, 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치.

$$\begin{cases}\omega_{time}^{t,i} = \frac{1}{2}\left|\frac{t_{CS}^{t,i}}{t_{CS,max}^{t,i}}\right| + \frac{1}{2}\left|\frac{t_{D}^{t,i}}{t_{D,max}^{t,i}}\right| \\ \omega_{SOC}^{t,i} = \frac{1}{2}\left|\frac{SOC_{CS}^{t,i}}{SOC_{CS,max}^{t,i}}\right| + \frac{1}{2}\left|\frac{SOC_{D}^{t,i}}{SOC_{D,max}^{t,i}}\right|\end{cases}$$

여기서, t는 상기 차량이 주행하는 시간을 포함하는 타임스텝[??]이고, i는 충전소의 번호이고, $\omega_{time}^{t,i}$는 출발지로부터 i번째 충전소를 통과하여 목적지에 이르는 경로에서 타임스텝(t)의 시간가중치이고, $\omega_{SOC}^{t,i}$는 출발지로부터 i번째 충전소를 통과하여 목적지에 이르는 경로에서 타임스텝(t)에서 소비된 SOC의 가중치이고, π_{ch}^{t}는 타임스텝(t)에서의 충전비용이고, P_{ch}^{t}는 타임스텝(t)에서의 충전량이고, α_{i}^{t}는 타임스텝(t)에서 충전소의 선택여부를 표시하는 이진변수이고,

$t_{CS}^{t,i}$는 타임스텝(t)에서 출발지로부터 i번째 충전소까지의 해당 경로에서의 걸리는 시간이고, $t_{D}^{t,i}$는 타임스텝(t)에서 i번째 충전소로부터 목적지까지의 해당 경로에서의 걸리는 시간이고, $SOC_{CS}^{t,i}$는 각 타임스텝(t)에서 출발지로부터 i번째 충전소까지의 해당 경로에서의 SOC변화량이고, $SOC_{D}^{t,i}$는 타임스텝(t)에서 i번째 충전소로부터 목적지까지의 해당 경로에서의 SOC변화량이고,

$t_{CS,\max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 출발지로부터 각 충전소까지 소요되는 시간 중 최대인 시간이고, $t_{D,\max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 각 충전소로부터 목적지까지 소요되는 시간 중 최대인 시간이고, $SOC_{CS,\max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 출발지로부터 각 충전소까지 소비되는 SOC변화량 중 최대 SOC변화량이고, $SOC_{D,\max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 각 충전소로부터 목적지까지 소비되는 SOC변화량 중 최대인 SOC변화량임.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은, 전기자동차에 있어서 목적지까지의 최적 경로산정부를 선정하는 장치에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는, 전기자동차의 에너지 소비를 예측하여 충전 계획을 포함하는 최적 경로를 수립하는 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 온실가스를 저감하기 위한 목표에 부응하여, 수송 분야에 있어서 기존 내연기관 차량들을 전기자동차로 전환하고자 하는 노력 및 정책이 이루어지고 있다.

[0003] 한편, 전기자동차의 주행 거리는 2021년을 기준으로 가솔린 차량(664㎞)대비 절반 수준인 349㎞에 머물러 있는 실정이다. 따라서, 전기자동차의 주행 특성에 맞추어 전력 소비를 예측하고, 올바른 주행 및 충전 계획 수립이 사전에 수행되어야 하며, 주행 계획 구간 내 에너지 소비 예측이 정확히 이루어져야 할 필요가 있다.

[0004] 하지만, 실제로, 전기자동차의 에너지 소비 형태는 실시간으로 변화하는 교통 상황, 운전자의 주행 습관 등 다양한 요인에 영향을 받으므로, 정확한 예측이 불가능하다.

[0005] 최근에는 인공지능 기술 발전이 활발히 진행되면서, 복잡한 이해관계를 가지고 있는 데이터 사이의 수식 모델이

구현되고 있으며, 구현된 모델들은 다양한 분야에서 높은 성능을 보여주고 있다.

[0006] 하지만, 기존의 인공지능 모델들은 사전 학습 형태로 구현되어 있어서, 새로운 데이터에 대해 신속하게 대응하기 어렵다. 특히, 기존의 인공지능 모델들을 전기자동차의 주행 경로 산정에 적용하는 경우에는, 학습해야 할 주행 거리 및 조건들이 천차만별이기 때문에, 기존의 인공지능 모델에 의한 주행 경로 산정의 예측 성능이 낮다.

[0007] 따라서, 전기자동차의 주행 경로 산정의 예측 성능을 높일 수 있는 방안으로서, 기존의 인공지능 모델을 적용하는 것이 아니라, 데이터가 축적될수록 높은 성능을 보이는 실시간 학습의 형태로 구현하는 것이 제안되고 있다.

[0008] 예를 들면, EVBox HPC 400kW는 최적화된 동적 로드 밸런싱을 지원하며, 충전 관리를 위해 충전 시간 최적화, 사용자 지정 충전 요금 설정, 충전 동작에 대한 실시간 정보 제공, 전기자동차 충전 상황에 따른 충전소 배정 등의 기능을 제시하고 있다.

[0009] 또한, 현대자동차그룹의 "전기차 충전 서비스 플랫폼(E-CSP)"은 충전소 운영을 위한 관제 시스템과 충전사업자와 회원 간 충전 중개를 위한 로밍 시스템을 포함하는 구조를 제시하고 있다.

[0010] 또한, SCALAR의 "모두의 충전" 플랫폼은 EV 서비스형 소프트웨어(EV-SaaS), 찾아가는 충전 서비스(대리충전), 전기자동차 전용 커넥티드카 연동 서비스, 충전소 실시간 정보 제공 등 전기자동차 관련 다양한 서비스들을 제시하고 있다.

[0011] 그러나 이러한 서비스들은, 주행 경로 및 충전 서비스와 관련한 다양한 정보를 제공함으로써, 사용자의 선택의 폭을 넓혀줄 수 있지만, 차량에서 충전소까지 주행할 때 소모되는 에너지를 고려하지 않고 있다. 이것은, 예측된 에너지 소모량보다 실제 주행에 따른 에너지 소모량이 더 큰 경우, 충전소에 도달하지 못하게 될 수 있는 문제점을 내포한다.

[0012] 즉, 기존의 기술들은 전기자동차용 충전 인프라가 제공할 수 있는 충전소 별 충전 가격, 충전 가능 현황 등을 고려하여 충전 계획을 산정하고 있지만, 차량의 실제 에너지 소비량에 따른 불확실성을 고려하지 않고 있다.

[0013] [관련 자료]

[0014] 공개특허 10-2016-0066310 (2016.06.10)

[0015] 공개특허 10-2020-0043556 (2020.04.28.)

[0016] 등록특허 10-1865729 (2018.06.01)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0017] 따라서, 본 발명은, 실시간 학습 기반의 인공지능 모델을 적용하여, 전기자동차의 주행에 따른 에너지 소모를 정확히 예측하고, 정확히 예측된 에너지 소모량에 근거하여, 전기자동차의 경로 계획 및 충전 계획을 효율적으로 수립할 수 있는 장치 및 방법을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0018] 상술한 바와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치는, 도로형상 및 충전소현황을 포함하는 지도정보를 저장하는 지도저장부; 자차로부터 주행거리 및 SOC(배터리 잔존용량)를 포함하는 자차정보를 실시간으로 수집하고, 상기 수집된 자차정보를 에너지소비예측모델에 적용하여 예측주행가능거리 및 예측SOC변화량을 계산하고, 계산된 상기 예측주행가능거리 및 상기 예측SOC변화량과 상기 지도정보와 실시간으로 획득된 교통정보를 경로선정및충전계획알고리즘에 적용하여 운전자가 요청한 출발지로부터 목적지까지의 주행경로를 설정하는 경로산정부; 및 상기 자차정보를 누적하고, 미리정해진 분량의 자차정보가 수집된 경우에 상기 누적된 자차정보로 재학습을 수행하여 새로운 에너지소비예측모델을 생성하고, 이전의 에너지소비예측모델을 상기 생성된 새로운 에너지소비예측모델로 업데이트하는 업데이트부를 포함한다.

[0019] 또한, 상기 업데이트부는: 현재 제공된 주행 경로를 따른 주행이 완료되고 차량이 주행중이 아닌 때에, 상기 이전의 에너지소비예측모델을 상기 생성된 새로운 에너지소비예측모델로 업데이트할 수 있다.

[0020] 또한, 상기 업데이트부는: 상기 실시간 수집되는 자차정보와 상기 이전의 에너지소비예측모델에 의해 계산된 상기 예측결과들 사이의 오차 비율($E_{beforetrain}$)을 계산하고, 및 상기 실시간 수집되는 자차정보와 상기 새로운 에너지소비예측모델에 의해 계산된 예측결과들 사이의 오차 비율(E_{set})을 계산하고, 상기 오차 비율($E_{beforetrain}$)에 소정의 조정계수를 적용한 값이 상기 오차 비율(E_{set})보다 클 때, 상기 이전의 에너지소비예측모델을 상기 새로운 에너지소비예측모델로 업데이트할 수 있다.

[0021] 여기서, 상기 오차 비율(E)은, RMSE, MAE, MSE, MAPE, MPE 중 하나의 방식으로 계산될 수 있다.

[0022] 또한, 상기 경로산정부의 상기 경로선정및충전계획알고리즘은, 다음의 수식이 최소가 되는 경로를 설정하여 운전자에게 제공하도록 설계될 수 있다.

[0023] $$\sum_{t=1}^{time}\sum_{i=1}^{CS}\omega_{time}^{t,i}\,\omega_{SOC}^{t,i}\,\pi_{ch}^{t}P_{ch}^{t}\,\alpha_{i}^{t}$$

[0024] 여기서, 상기 가중치들($\omega_{time}^{t,i}$, $\omega_{SOC}^{t,i}$)은 다음의 수식에 의해서 결정될 수 있다.

[0025] $$\begin{cases}\omega_{time}^{t,i}=\frac{1}{2}\left|\frac{t_{CS}^{t,i}}{t_{CS,max}^{t,i}}\right|+\frac{1}{2}\left|\frac{t_{D}^{t,i}}{t_{D,max}^{t,i}}\right| \\ \omega_{SOC}^{t,i}=\frac{1}{2}\left|\frac{SOC_{CS}^{t,i}}{SOC_{CS,max}^{t,i}}\right|+\frac{1}{2}\left|\frac{SOC_{D}^{t,i}}{SOC_{D,max}^{t,i}}\right|\end{cases}$$

[0026] 위 수식들에서, t는 상기 차량이 주행하는 시간을 포함하는 타임스텝[??]이고, i는 충전소의 번호이고, $\omega_{time}^{t,i}$는 출발지로부터 i번째 충전소를 통과하여 목적지에 이르는 경로에서 타임스텝(t)의 시간가중치이고, $\omega_{SOC}^{t,i}$는 출발지로부터 i번째 충전소를 통과하여 목적지에 이르는 경로에서 타임스텝(t)에서 소비된 SOC의 가중치이고, π_{ch}^{t}는 타임스텝(t)에서의 충전비용이고, P_{ch}^{t}는 타임스텝(t)에서의 충전량이고, α_{i}^{t}는 타임스텝(t)에서 충전소의 선택여부를 표시하는 이진변수이고, $t_{CS}^{t,i}$는 타임스텝(t)에서 출발지로부터 i번째 충전소까지의 해당 경로에서의 걸리는 시간이고, $t_{D}^{t,i}$는 타임스텝(t)에서 i번째 충전소로부터 목적지까지의 해당 경로에서의 걸리는 시간이고, $SOC_{CS}^{t,i}$는 각 타임스텝(t)에서 출발지로부터 i번째 충전소까지의 해당 경로에서의 SOC변화량이고, $SOC_{D}^{t,i}$는 타임스텝(t)에서 i번째 충전소로부터 목적지까지의 해당 경로에서의 SOC변화량이고, $t_{CS,max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 출발지로부터 각 충전소까지 소요되는 시간 중 최대인 시간이고, $t_{D,max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 각 충전소로부터 목적지까지 소요되는 시간 중 최대인 시간이고, $SOC_{CS,max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 출발지로부터 각 충전소까지 소비되는 SOC변화량 중 최대 SOC변화량이고, $SOC_{D,max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 각 충전소로부터 목적지까지 소비되는 SOC변화량 중 최대인 SOC변화량이다.

발명의 효과

[0027] 상술한 바와 같은 구성을 포함하는 본 발명에 의하면, 전기자동차의 주행에 따른 에너지 소모를 정확히 예측하고 전기자동차의 경로 계획 및 충전 계획을 효율적으로 수립할 수 있는 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

[0028] 이로써, 전기자동차에 의해 추구되는 다양한 목적(주행 시간 최소화, 충전 비용 최소화)을 균형적으로 고려하여 사용자의 이익이 최대화될 수 있다.

[0029] 또한, 높은 정확도로 에너지 소비량을 예측하고, 충전 계획을 포함하는 최적의 주행 경로를 선정할 수 있으므로, 배터리 부족 상황 발생을 회피하여 안정적인 주행이 가능하게 된다.

도면의 간단한 설명

[0030] 도 1은, 본 발명에 따른, 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 방법의 처리 구

조를 설명한다.

도 2는, 본 발명에 따른, 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치의 구조를 도시한다.

도 3은 에너지 소비 예측 모델로서 사용되는 LSTM 모델의 기본적인 구조를 도시한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0031] 이하, 본 발명의 실시예들에 따른 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치에 대해 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0032] 이하의 도면들에서 동일한 참조부호는 동일한 구성요소를 지칭한다. 도면들에서 각 구성요소의 크기는 설명의 명료성과 이해를 위해 과장되어 있을 수 있다.

[0033] 또한, 이하에 설명되는 실시예는 단지 예시적인 것에 불과한 것이므로, 추가적인 다양한 변형이 가능할 것이다.

[0034] 본 명세서의 방법을 구성하는 단계들에 대한 설명에 있어서, 명백하게 순서를 지정하는 기재가 없다면, 각 단계들은 적당한 순서로 행해질 수 있다. 또한, 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한 다수의 표현을 포함할 수 있으며, "상기" 및 이와 유사한 지시 용어는 단수 및 다수 모두에 해당하는 것일 수 있다.

[0035] 또한, 명세서에 기재된 "부", "부재", "멤버", "모듈" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어와 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0036] 도면에 도시된 구성 요소들 간의 선들의 연결 또는 관련된 요소들은 기능적, 물리적 및/또는 회로적 연결들을 예시적으로 나타낸 것으로서, 실제 구현에서는 대체 가능하거나 추가의 다양한 기능적, 물리적 및/또는 회로적 연결들을 포함할 수 있다.

[0037] 모든 예시들 또는 예시적인 용어의 사용은, 발명의 기술적 사상을 상세히 설명하기 위한 목적인 것으로서, 청구범위에 의해 한정되지 않는 이상, 이런 예시들 또는 예시적인 용어로 인해 발명의 범위가 한정되는 것은 아니다.

[0038] 본 발명은, 전기자동차의 데이터베이스와 내비게이션 또는 원격 교통관제 서버에서 제공하는 교통망 정보를 참고하여 계산할 수 있는 구간별 주행 거리 및 소요 시간에 기반하여 에너지 소비예측을 수행하고, 예측된 결과를 전기자동차의 경로 선정 및 충전 계획 수립에 적용하는 것을 목적으로 한다. 이러한 목적은, 실시간 학습 기반의 에너지 소비 예측 모델 최적화 알고리즘과 각 데이터를 활용한 경로 선정 및 충전 계획 수립 알고리즘에 의해서 구현될 수 있다.

[0039] 이하에서는 첨부된 도면들을 참고하여, 본 발명에 따른, 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치 및 방법을 상세하게 설명하도록 한다.

[0040] 먼저, 본 발명에서 제안하는 전기자동차의 충전 및 경로 설정 방식의 구조에 대해 도 1을 참고하여 설명한다.

[0041] 본 발명을 구현하기 위한 선결 조건으로서, 도로 형상 및 충전소 현황을 포함하는 지도 정보가 준비된다. 또한, 차량에 탑재된 내비게이션 시스템은, SOC(state of charge; 배터리 잔존 용량)를 고려하지 않고서, 출발지에서 목적지에 이르는 동안에 경유할 수 있는 각 충전소까지의 거리와 시간, 상기 충전소에서 목적지까지의 거리와 시간, 충전소를 경유하지 않는 경우의 거리와 시간에 대한 정보를 제공할 수 있다.

[0042] 도 1의 절차는, 본 발명에 따른 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치(이하, '장치'라 함)(100)에 의해서 수행된다. 상기 장치의 구조는 도 2를 참고할 수 있다.

[0043] 전기자동차의 에너지 소비 예측을 통한 최적 경로 및 충전 계획 수립 장치(100)는, 소정의 주기마다 원격 교통관제 서버와의 통신을 통해서 교통 정보를 수집하고, 또한, 실시간으로 전기자동차로부터 주행 거리 및 SOC를 포함하는 자차 정보를 수집한다.

[0044] 이후, 출발지로부터 목적지까지의 충전소를 경유하는 경로를 포함하거나 포함하지 않는 다양한 주행 경로를 설정하고, 교통 정보를 고려하여 각각의 주행 경로마다의 미리결정된 타임스텝마다의 예상주행거리 및 예상에너지 사용량을 계산하고, 각 타임스텝에서 계산된 예상주행거리 및 예상에너지사용량에 가중치를 적용하고, 가중치를 적용한 결과를 통해서 최적 경로를 선정하여 차량에 전달할 수 있다.

[0045] 한편, 차량의 주행시의 실제 에너지 소비 특성은 다양한 작동 조건에 따라 다르다. 따라서, 장치(100)는, 실시간으로 수집되어 누적한 자차정보가 미리설정된 분량에 이르면 또는 미리정해진 시간 주기마다 또는 목적지까지의 주행이 완료된 이후에, 누적된 자차정보를 이용하여 재학습하여 이전의 에너지소비예측모델을 강화함으로써, 이후의 에너지 소비 특성을 정확하게 예측할 수 있게 된다.

[0046] 예를 들면, 지도정보저장부(110)에서, 전기자동차로부터 자차의 주행 정보를 수집하고, 네트워크를 통해서 교통정보를 획득한다(S1). 주행 정보는 예를 들면, 이전의 주행 거리, 에너지 소비 이력, 충전 이력, 현재의 위치, 주행 속도, 주행 거리 등을 포함할 수 있다. 교통 정보는, 예를 들면, 도로 지형, 구간별 교통 상황, 구간별 주행 소요 시간, 충전소 위치, 충전 비용 등을 포함할 수 있으며, 상기 정보를 바탕으로 계산되는 각 지점간의 예상 주행 소요 시간 등을 포함할 수 있다.

[0047] 경로산정부(130)에서는, 전기자동차의 주행 정보 중에서, 이전의 주행 거리와 에너지 소비 이력을 통해 인공지능을 통한 사전 학습을 통해서 예측 모델을 생성할 수 있다(S2). 여기서 인공지능은 LSTM 알고리즘을 포함할 수 있다. 그리고 생성된 예측 모델을 이용해서 현재 상황에서의 소정의 출발지로부터 소정의 목적지까지에 이르는 다양한 주행 경로를 산정하고, 각 주행 경로를 분석하여 최적 경로를 예측한다(S3).

[0048] LSTM 모델의 기본적인 구조는 도 3을 참고할 수 있는데, 도시된 구조는 LSTM 모델을 구성하는 하나의 반복 모듈에 해당한다.

[0049] 업데이트부(130)는, 소정의 주기마다, 재학습을 수행하여 새로운 예측 모델을 생성한다. 그리고 현재 사용된 예측 모델에 의한 오차 비율과 새로 생성한 예측 모델에 의해 계산한 오차 비율을 계산하고, 현재 사용된 예측 모델에 소정의 조정계수를 곱한 값과 새로운 계산된 오차 비율을 비교한다(S4). 오차 비율은 MAPE 계산 방식으로 계산될 수 있다(S5). 한편, 현재 사용된 예측모델의 오차비율과 조정계수와의 곱이 새로운 예측모델의 오차비율보다 크면, 현재 사용된 예측 모델을 새로운 예측 모델로 업데이트하게 된다(S6, S8). 만일, 현재 사용된 예측 모델의 오차비율과 조정계수의 곱이 새로운 예측모델의 오차비율보다 여전히 작으면, 현재 사용되고 있는 예측 모델을 계속 사용할 수 있다(S7).

[0050] 경로산정부(120)는, 실시간으로 획득되는 주행정보와 교통정보를 획득하고(S9), 획득한 정보를 이용하여 각 구간별 가중치를 계산하고 매핑한다. 가중치는, 예를 들면, 거리, 시간, SOC에 대해서 계산될 수 있다(S10). 이어서, 주행 경로에서 충전소를 선택하고 충전을 수행하는 문제를 구성한다(S11). 문제는, 비선형 혼합 정수 계획법으로 구성될 수 있다. 구성된 비선형 혼합 정수 계획법 문제를, 해결함으로써 전기자동차에 대한 충전소를 포함하는 최적의 경로가 결정될 수 있다.

[0051] 충전소를 포함하는 최적의 경로를 결정하기 위한, 상기 비선형 혼합 정수 계획법 문제를 구성하고 해결하는 방법에 대해서, 설명한다.

[0052] 1. 배터리 특성을 고려한 에너지소비예측모델

[0053] 본 발명에서 적용할 에너지소비예측모델은 다음과 같은 계산들을 포함할 수 있다.

[0054] 차량의 에너지 소모량은 주행사이클이 종료된 이후마다 계산되며, 최종 소모된 에너지는 배터리마다 제공되는 고유의 계산 모델을 통해 SOC 형태로 관리된다.

[0055] 먼저, 차량의 특정 타임스텝(t)에서의 평균속도와 주행사이클로부터 구해진 가속도는 다음의 수식으로 표현될 수 있다.

[0056] $$a_{acc}(t)=U(t)-U(t-1)$$

[0057] $$U_{avg}(t)=\frac{U(t)-U(t-1)}{2}$$

[0058] 여기서, U는 주행사이클에서 나타나는 속도이다. U_{avg}는 해당 타임스텝에서의 평균 속도를 의미하고, a_{acc}는 가속도를 의미한다.

[0059] 도로의 노면과 차량 사이에 작용하는 힘, 즉, 노면마찰력(F_v)은 다음과 같이 계산된다.

[0060] $$F_v=A_{cd}+b_{cd}U_{avg}(t)+C_{cd}U_{avg}^2(t)$$

[0061] 여기서, a_{cd}, b_{cd} 및 c_{cd}는 관성감속(coast-down) 계수이다.

[0062] 차량의 견인력(F_t)은 다음과 같이 계산될 수 있다.

[0063] $$F_t = F_v + Ma_{acc}(t) + Mg\sin\theta$$

[0064] 여기서, M은 차량의 질량, g는 중력가속도, Θ는 경사각이다.

[0065] 다음으로, 차량의 구동축에 필요한 총 토크는 견인 토크와 회전 가속에 필요한 토크의 합으로 나타낼 수 있다. 총 축토크와 축의 각속도는 다음과 같이 계산될 수 있다.

[0066] $$T_{axle}(t) = \gamma_{wheel}(F_v(t) + Ma_{acc}(t)) + \frac{J}{\gamma_{wheel}} a_{acc}(t)$$

[0067] $$\omega_{axle}(t) = \frac{U_{avg}(t)}{\gamma_{wheel}}$$

[0068] 여기서, γ_{wheel}은 바퀴의 반지름이고, J는 구동 차축 관성이다.

[0069] 마지막으로, 구동모터에서 발생된 토크(T_m)와 구동 차축에 전달된 토크(T_{axle}) 사이의 관계는, 감속 기어의 비율과 효율에 기초하여 정의될 수 있다. 결과적으로, 모터구동($T_{axle} > 0$)과 회생($T_{axle} < 0$)에 대한, 모터 토크(T_m) 및 모터 동력(P_m)의 방정식은 각각 다음과 같이 계산된다.

[0070] $$P_{axle}(t) = T_{axle}(t)\omega_{axle}(t)$$

$$T_m(t) = \begin{cases} \frac{T_{axle}(t)}{\zeta_{gear}\eta_{gear}}, & T_{axle} > 0 \\ \frac{\eta_{gear}}{\zeta_{gear}} T_{axle(t)}, & T_{axle} < 0 \end{cases}$$

$$P_m(t) = \begin{cases} \frac{P_{axle}(t)}{\eta_{gear}}, & T_{axle} > 0 \\ \eta_{gear} P_{axle}(t), & T_{axle} < 0 \end{cases}$$

[0071] 여기서, P_{axle}은 차축에서 발생하는 동력이고, ζ_{gear}는 기어비이고, η_{gear}는 기어 효율이다.

[0072] 예를 들어, 감속기 효율을 97%, 변속기 회생율을 100%로 가정하면, 모터의 각속도(ω_m)은 다음과 같이 기어비의 곱으로 표현될 수 있다.

[0073] $\omega_m = \zeta_{gear}\,\omega_{axle}$

[0074] 한편, 차량의 에너지 손실은, 모터 손실과 인버터 손실을 포함한다. 결합된 모터/인버터의 효율은 다음과 같이 표현될 수 있다.

[0075] $$\eta_c(t) = f_c(T_m(t), \omega_m(t))$$

[0076] 여기서, η_c는 효율 맵핑 함수(f_c)에 의한 모터 효율과 인버터 효율의 곱에 해당한다.

[0077] 최종 전기 입력(P_e)은 다음과 같이 정리된다.

[0078] $$P_e = \frac{P_m}{\eta_m \eta_i}(t)$$

[0079] 여기서, η_m는 모터의 효율이고, η_i는 모터에 전력을 공급하는 인버터의 효율이다.

[0080] 배터리의 계산 모델을 선택하는 것도 차량의 에너지소비예측모델의 성능을 향상시키는 데에 중요하다. 특정의

타임스텝에서의 배터리의 잔여 충전량을 나타내는 SOC(t)는 다음과 같이 계산될 수 있다.

[0081] $$SOC(t) = SOC(t-1) - \int \frac{I_{bat}(t)}{C_{cell}} d\tau$$

[0082] 여기서, C_{cell}은 배터리셀의 정전용량이고, $I_{bat}(t)$는 타임스텝에서의 해당 배터리셀의 전류이다.

[0083] 2. 에너지소비예측모델의 업데이트

[0084] 본 발명에서는 차량의 에너지 소비량을 실시간으로 예측하기 위해 사용되는 에너지소비예측모델을 LSTM(Long Short-Term Memory)에 적용한다. LSTM은 일반적인 회귀 문제에서 좋은 솔루션으로 적용될 수 있다. 또한, LSTM은 이전 데이터에 대한 특성을 계속 고려할 수 있기 때문에 복잡한 비선형성이 있는 데이터에 대해 높은 학습 성능을 보인다. 일반적인 LSTM 구조를 도 2에 도시한다.

[0085] 실시간 학습을 수행할 때, 새로운 학습 결과를 이전의 모델에 적용하기 위한 기준을 선택하는 것은 매우 중요하다. 일반적으로 RMSE, MAE, MAPE와 같은 다양한 오차 계산 방식을 사용하여 학습 모델을 평가하고, 오차 비율이 소정의 범위를 벗어나게 커지면, 이전의 모델에 새로운 학습 결과를 적용하는 방식으로, 모델을 업데이트한다.

[0086] 본 발명에서는, MAPE를 사용하여 실시간 학습 조건을 비교한다. MAPE의 방정식은 다음과 같다.

[0087] $$\boldsymbol{MAPE} = \frac{\boldsymbol{100}}{\boldsymbol{n}} \times \sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}} \left| \frac{\boldsymbol{Y_i - \widehat{Y_i}}}{\boldsymbol{Y_i}} \right|$$

[0088] 여기서, n은 반복수이고, Y_i는 i번째 실제값이고, $\widehat{\boldsymbol{Y_i}}$ 는 i번째 예측값이다.

[0089] 한편, MAPE가 개선되는 시점마다, 모델의 업데이트가 이루어진다면, 대용량 데이터셋을 통한 실시간 학습과 다를 바가 없을 것이며, 상당한 시스템 부하를 초래할 것이다. 따라서, 본 발명에서는, MAPE에 조정계수를 적용하여, 모델이 수시로 업데이트되는 것을 방지하고자 한다. 조정계수(C)를 적용하는 방식은 다음과 같다.

[0090] $$\boldsymbol{MAPE_{set} < (1 + C) \times MAPE_{beforetrain}}$$

[0091] 여기서, $MAPE_{set}$는 새로운 데이터셋에 대한 에너지소비예측모델의 오차 비율을 의미하고, $MAPE_{beforetrain}$는 새로운 데이터셋에 대한 기존의 에너지소비예측모델의 오차 비율을 의미한다. 기존의 모델에 의한 오차 비율에 조정계수(C)를 적용한 값이, 새로운 에너지소비예측모델에 의한 오차 비율보다 커지면, 에너지소비예측모델의 업데이트가 수행된다.

[0092] 본 발명에서, 타임스텝(t)은, 출발지로부터 목적지까지의 거리에 기초하여 결정될 수 있다. 즉, 예를 들면, 타임스텝은 1분, 10분, 30분, 1시간과 같이 정해질 수 있다.

[0093] 3. 차량의 충전 계획 및 경로 선정 문제

[0094] 전기자동차의 충전 계획을 포함하여 경로를 선정하기 위해서, 출발지, 출발 시간 및 목적지, 출발지로부터 목적지 사이의 도로 구간별 교통 상황 등의 정보를 이용한다. 기존의 기술에서는, 차량의 경로를 선택하고 충전소를 선택하는 것은 소요 시간 최소화 문제로 간주되어 계산되었으며, 이때에는, 충전 비용은 고려되지 않는다.

[0095] 본 발명에서는, 차량의 경로를 선택하고 충전소를 선택할 때, 시간 가중치와 SOC 소모량 가중치를 고려한다. 이러한 솔루션은 MINLP(Mixed Integer Non-linear Programming)로 표현될 수 있으며, 메타 휴리스틱(Meta Heuristic) 기법 중 하나인 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)을 통해 해결된다. 정의된 문제에 대한 목적 함수는 다음과 같이 표현될 수 있다.

[0096] $$\sum_{\boldsymbol{t=1}}^{\boldsymbol{time}} \sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{CS}} \boldsymbol{\omega_{time}^{t,i}\, \omega_{SOC}^{t,i} \pi_{ch}^{t} P_{ch}^{t} \alpha_{i}^{t}}$$

[0097] 즉, 상기 목적 함수의 값을 최소화시키는 문제로 정의될 수 있다.

[0098] 여기서, t는 상기 차량이 주행하는 시간을 포함하는 타임스텝이고, i는 충전소의 순번이고, $\boldsymbol{\pi_{ch}^{t}}$는 소정의 타임스텝(t)에서의 충전 비용을 의미하고, $\boldsymbol{P_{ch}^{t}}$ 는 타임스텝(t)에서의 전기자동차의 충전량을 의미한다. $\boldsymbol{\alpha_{i}^{t}}$ 는 타임스텝(t)에서의 충전소 선택 여부를 가리키는 이진 변수를 의미한다. 충전소 선택 이진 변수는 1 또는 0의 값을

가지며, 이진 변수가 1이면 해당 충전소를 선택하는 것을 의미하고, 0이면 충전소를 선택하지 않는 것을 의미한다.

[0099] 각 요소에 대한 가중치는 Max-Abs 정규화를 통해 계산된다. 여기서, t는 타임스텝이고, i는 충전소의 순번이고, $\omega_{time}^{t,i}$는 타임스텝(t)에서, 출발지로부터 i번째 충전소를 경유하여 목적지까지 주행하는 데에 걸리는 시간에 대한 가중치를 의미한다. $\omega_{SOC}^{t,i}$는, 타임스텝(t)에서, 출발지에서 i번째 충전소를 경유하여 목적지까지 주행하는 데에 소요된 SOC에 대한 가중치를 의미한다. 이 가중치들은, 출발지와 충전소 사이에서 결정되는 값과, 충전소와 목적지 사이에서 결정되는 값으로 표현될 수 있으며, 다음과 같이 정의된다.

[0100]
$$\begin{cases} \omega_{time}^{t,i} = \frac{1}{2}\left|\frac{t_{CS}^{t,i}}{t_{CS,max}^{t}}\right| + \frac{1}{2}\left|\frac{t_{D}^{t,i}}{t_{D,max}^{t}}\right| \\ \omega_{SOC}^{t,i} = \frac{1}{2}\left|\frac{SOC_{CS}^{t,i}}{SOC_{CS,max}^{t}}\right| + \frac{1}{2}\left|\frac{SOC_{D}^{t,i}}{SOC_{D,max}^{t}}\right| \end{cases}$$

[0101] 여기서, $t_{CS}^{t,i}$는 타임스텝(t)에서 출발지로부터 i번째 충전소까지의 해당 경로에서의 걸리는 시간이고, $t_{D}^{t,i}$는 타임스텝(t)에서 i번째 충전소로부터 목적지까지의 해당 경로에서의 걸리는 시간이고, $SOC_{CS}^{t,i}$는 각 타임스텝(t)에서 출발지로부터 i번째 충전소까지의 해당 경로에서의 SOC변화량이고, $SOC_{D}^{t,i}$는 타임스텝(t)에서 i번째 충전소로부터 목적지까지의 해당 경로에서의 SOC변화량이다.

[0102] 한편, $t_{CS,\max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 출발지로부터 각 충전소까지 소요되는 시간 중 최대인 시간이고, $t_{D,\max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 각 충전소로부터 목적지까지 소요되는 시간 중 최대인 시간이고, $SOC_{CS,\max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 출발지로부터 각 충전소까지 소비되는 SOC변화량 중 최대 SOC변화량이고, $SOC_{D,\max}^{t}$는 타임스텝(t)에서 각 충전소로부터 목적지까지 소비되는 SOC변화량 중 최대인 SOC변화량이다.

[0103] 적어도 하나의 충전소를 경유하는 다수의 경로를 설정하고, 각 경로마다 상기 가중치들을 결정하고자 하면, 다음과 같은 행렬로 표현될 수 있다.

[0104]
$$\omega_{time} = \begin{bmatrix} \omega_{time}^{1,1} & \omega_{time}^{1,2} & \cdots & \omega_{time}^{1,n_cs} \\ \omega_{time}^{2,1} & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \omega_{time}^{t,1} & \cdots & \cdots & \omega_{time}^{t,n_cs} \end{bmatrix}$$

$$\omega_{SOC} = \begin{bmatrix} \omega_{SOC}^{1,1} & \omega_{SOC}^{1,2} & \cdots & \omega_{SOC}^{1,n_cs} \\ \omega_{SOC}^{2,1} & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \omega_{SOC}^{t,1} & \cdots & \cdots & \omega_{SOC}^{t,n_cs} \end{bmatrix}$$

[0105] 한편, 최적 경로를 선정하는 문제는, 충전소 선택 이진 변수에 대한 제약 조건을 고려해야 한다. 경로를 선정할 때에는, 적어도 하나의 충전소를 포함하는 경우를 고려한다. 이때, 산정된 경로 내에 복수의 충전소가 존재할 수 있기 때문에, 각 충전소에 대해서 충전을 하지 않을 가능성을 표현하는 무충전 변수(α_{non}^{t})도 고려되어야 한다.

[0106] 이로써, 충전소 선택 여부를 가리키는 이진 변수는 각 경로에 대해서, 합이 항상 1이어야 한다.

[0107]
$$\sum_{i=1}^{CS} \alpha_i^t + \alpha_{non}^t = 1$$

[0108] 여기서, α_i^t는 타임스텝(t)에서 i번째 충전소를 선택하는지를 나타내는 이진 변수이고, α_{non}^t는 타임스텝(t)에서 i번째 충전소를 선택하지 않을 것을 나타내는 이진 변수이다.

[0109] 전기자동차의 경우, SOC를 고려할 때에는, 주행정보를 함께 고려해야 한다. 충전소가 선택되면 충전을 수행하는 것으로 간주된다. 이때의 충전량은 충전기의 정격전력보다 낮은 값이어야 한다. 이에 대한 제약은 다음과 같이 표현된다.

$$\sum_{i=1}^{CS} \alpha_i^t = \mu_{ch}^t$$

[0110] $$P_{ch}^t \leq \mu_{ch}^t P_{rate}$$

[0111] 여기서, μ_{ch}^t는 타임스텝(t)에서의 충전 여부를 의미하는 이진 변수로 1 또는 0의 값을 갖는다. P_{rate}는 충전기의 출력량을 나타낸다.

[0112] 또한, 감소된 SOC변화량은, 주행시에 소모되는 값으로 표현되며, 충전소 선택 변수와 비선택 변수를 곱한 값에 해당한다.

[0113] 충전소에 도착했을 때의 SOC 값은 예측된 최소값보다 낮아서는 안된다. 이러한 제약 조건은 다음과 같이 표현된다.

$$SOC(t+1) = SOC(t) + \eta_{ch} P_{ch}^t - SOC_{non}^t \alpha_{non}^t - \sum_{i=1}^{CS} (SOC_{CS}^{t,i} + SOC_D^{t,i}) \alpha_i^t$$

[0114] $$SOC_{min} \leq SOC(t) - \sum_{i=1}^{CS} SOC_{CS}^{t,i} \alpha_i^t$$

[0115] 여기서, η_{ch}는 충전 효율이고, SOC_{non}^t는 타임스텝(t)에서의 SOC변화량의 합계이고, SOC_{min}은 SOC변화량의 최소값이다.

[0116] 또한, 설정된 주행 계획에 따른 주행이 완료된 후 새로운 주행을 위해서는 초기 배터리 용량(SOC_{ini})이 주행 완료시의 배터리 용량(SOC_{end})과 같아야 한다는 등식을 고려할 수 있다.

[0117] $$SOC(end) = SOC_{ini}$$

[0118] 마지막으로, 충전 시간이 이어지는 타임스텝에서의 주행에 영향을 미치지 않도록 시간적 제약도 함께 고려해야 한다. 충전시 소요되는 시간을 아래와 같이 단순화할 수 있다. 따라서, 산정된 주행 경로를 따른 총 소요 시간이, 미리정의된 시간 간격 내에 존재해야 한다는 제약 조건이 다음과 같이 표현될 수 있다.

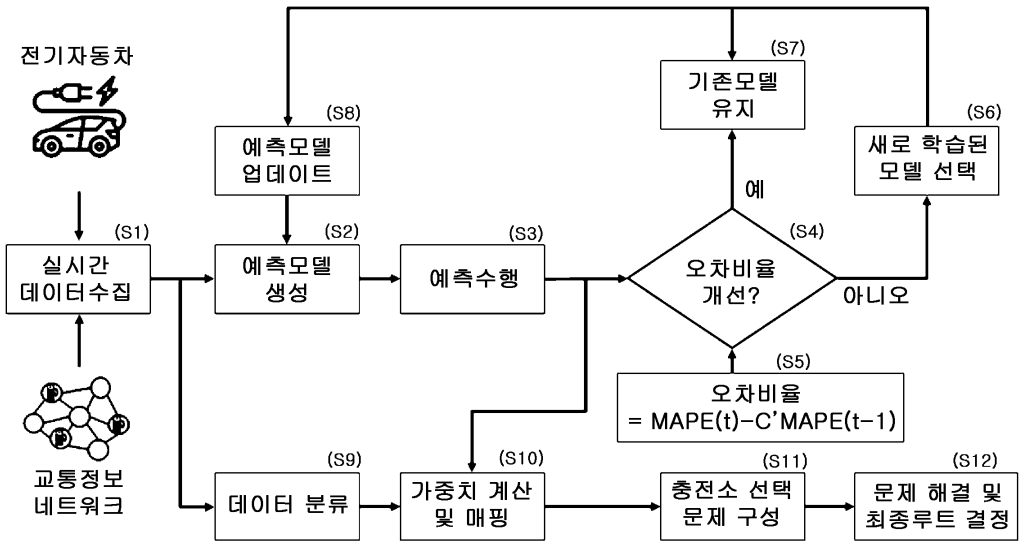
$$t_{ch}^t = \frac{P_{ch}^t}{P_{rate}}$$

[0119] $$t_{CS}^{t,i} + t_D^{t,i} + t_{ch}^t \leq t$$

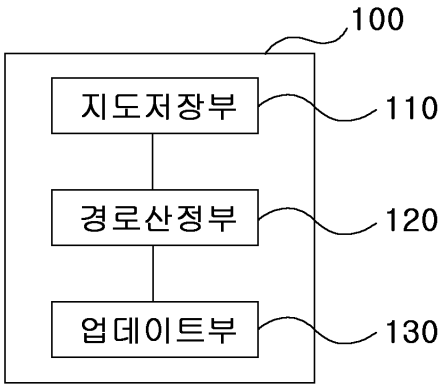
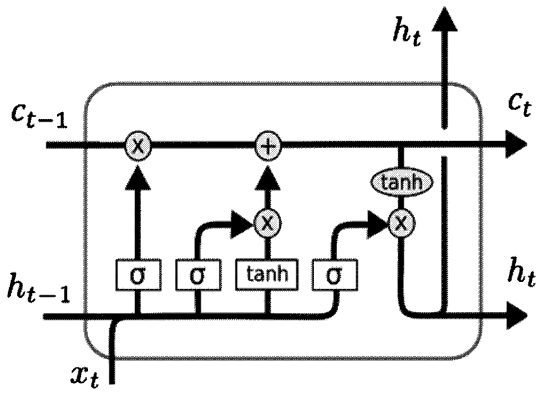
[0120] 여기서, t_{ch}^t는 타임스텝(t) 내에서의 충전 시간이다.

도면

도면1



도면2



도면3