



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0052437
(43) 공개일자 2020년05월15일

- | | |
|---|--|
| (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
<i>F24F 11/64</i> (2018.01) <i>G06N 3/08</i> (2006.01)
(52) CPC특허분류
<i>F24F 11/64</i> (2018.01)
<i>G06N 3/08</i> (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0129980
(22) 출원일자 2018년10월29일
심사청구일자 없음 | (71) 출원인
에스케이텔레콤 주식회사
서울특별시 중구 을지로 65 (을지로2가)
(72) 발명자
윤대균
서울 중구을지로 65 SKT타워
유승호
서울 중구을지로 65 SKT타워
(74) 대리인
이철희 |
|---|--|

전체 청구항 수 : 총 11 항

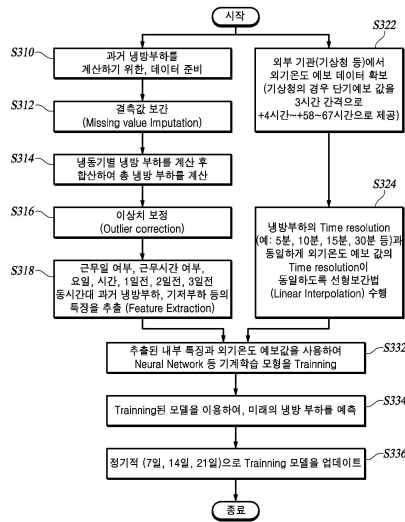
(54) 발명의 명칭 소규모 이력 데이터에서 냉방부하를 예측하기 위한 학습 방법 및 장치

(57) 요약

소규모 이력 데이터에서 냉방부하를 예측하기 위한 학습 방법 및 장치를 개시한다.

본 실시예는 과거 이력 데이터가 적은 제한적인 상황에서도 적절한 피쳐(Feature)를 추출(Extraction)하고 외기 온도 예보값 등 냉방부하와 상관관계가 높을 것으로 예상되는 피쳐를 이용하여, 근무 여부의 변화, 외기온도의 급격한 변화에도 적응적으로 대응하여 미래의 냉방부하를 예측하는 기계학습 방법을 제공한다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

F24F 2110/12 (2018.01)

F24F 2130/10 (2018.01)

명세서

청구범위

청구항 1

BEMS(Building Energy Management System)로부터 건물에 대한 센서 데이터를 수집하는 데이터 수집부;

상기 센서 데이터에 대한 결측값(缺測值, Missing Value)을 보간(Imputation/Interpolation)한 결측 보간 데이터를 생성하고, 상기 결측 보간 데이터로부터 부하 예측 요소를 추출하는 센서데이터 보간부;

외부 기관으로부터 수집한 외기온도 예보 데이터에 대한 시간 분해능(Time Resolution)을 보간한 외기온도 보간 데이터를 생성하는 외기온도 보간부;

상기 부하 예측 요소와 상기 외기온도 보간 데이터를 기반으로 기계학습 모델을 트레이닝(Training)하여 상기 건물에 대한 냉방부하 예측모델을 생성하는 학습부; 및

상기 냉방부하 예측모델을 기반으로 입력된 미래시점의 입력 피쳐(Input Feature)에 대응하는 미래시점의 냉방 부하값을 예측하는 예측부

를 포함하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측장치.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 센서데이터 보간부는,

상기 BEMS로부터 상기 건물에 대한 상기 센서 데이터를 수집하는 데이터 수집부;

상기 센서 데이터에 대한 결측값을 보간한 상기 결측 보간 데이터를 생성하는 결측 보간부;

상기 결측 보간 데이터를 기반으로 냉동기별 냉방부하를 산출하는 냉방부하 산출부;

상기 냉동기별 냉방부하를 기반으로 이상치를 보정한 이상치 보정 데이터를 생성하는 이상치 보정부; 및

상기 이상치 보정 데이터로부터 상기 부하 예측 요소를 추출하는 특징 추출부

를 포함하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측장치.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 냉방부하 산출부는,

상기 결측 보간 데이터로부터 추출한 냉동기 냉수 입구온도[℃], 냉동기 냉수 출구온도[℃], 냉동기 냉수펌프 유량[m³/h], 냉수 비중[kg/m³], 냉수 비 열[kcal/℃] 항목을 이용하여 상기 냉동기별 냉방부하를 산출하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측장치.

청구항 4

제 2 항에 있어서,

상기 이상치 보정부는,

상기 냉동기별 냉방부하 상의 이상치(Outlier)를 전후로 기 설정된 시간 평균값을 이용하여 이상치 보정(Outlier Correction)을 수행하여 상기 이상치 보정 데이터를 생성하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측장치.

청구항 5

제 2 항에 있어서,

상기 특징 추출부는,

상기 이상치 보정 데이터로부터 미래시점의 냉방부하를 예측하는데 필요한 상기 부하 예측 요소를 추출(Feature Extraction)하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측장치.

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 외기온도 보간부는,

상기 외부 기관으로부터 상기 외기온도 예보 데이터를 수집하는 외기온도 수집부; 및

상기 외기온도 예보 데이터에 대한 시간 분해능을 보간한 외기온도 보간 데이터를 생성하는 시간 분해능 보간부를 포함하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측장치.

청구항 7

제 6 항에 있어서,

상기 시간 분해능 보간부는,

상기 외기온도 예보 데이터에 포함되는 기 설정된 예보시간 단위와 냉방부하의 시간 분해능(Time Resolution)이 비일치하는 경우, 선형보간법(Linear Interpolation)을 이용하여 상기 외기온도 예보 데이터 중 비어있는 구간을 보간하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측장치.

청구항 8

제 1 항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 부하 예측 요소와 상기 외기온도 보간 데이터를 이용하여 뉴럴 네트워크(Neural Network)로 기계학습 모형을 트레이닝하여 상기 냉방부하 예측모형을 생성하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측장치.

청구항 9

제 8 항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 뉴럴 네트워크로 트레이닝할 때 사용되는 파라미터(Parameter)로 하이퍼 파라미터(Hyper Parameter)를 이용하며, 히든 레이어(Hidden Layer)별 노드(Node)의 개수를 가변하면서, 상기 냉방부하 예측모형을 생성하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측장치.

청구항 10

제 1 항에 있어서,

시간이 경과함에 따라 상기 부하 예측 요소와 상기 외기온도 보간 데이터가 축적되면, 주기적으로 기계학습 모형을 트레이닝하여 상기 냉방부하 예측모형을 업데이트하는 업데이트부를

추가로 포함하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측장치.

청구항 11

BEMS로부터 건물에 대한 센서 데이터를 수집하는 과정;

상기 센서 데이터에 대한 결측값을 보간한 결측 보간 데이터를 생성하는 과정;

상기 결측 보간 데이터로부터 부하 예측 요소를 추출하는 과정;

외부 기관으로부터 수집한 외기온도 예보 데이터에 대한 시간 분해능을 보간한 외기온도 보간 데이터를 생성하는 과정;

상기 부하 예측 요소와 상기 외기온도 보간 데이터를 기반으로 기계학습 모형을 트레이닝하여 상기 건물에 대한 냉방부하 예측모형을 생성하는 과정; 및

상기 냉방부하 예측모형을 기반으로 입력된 미래시점의 입력 피처에 대응하는 미래시점의 냉방부하값을 예측하는 과정

을 포함하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 실시예는 소규모 이력 데이터에서 냉방부하를 예측하기 위한 학습 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 이하에 기술되는 내용은 단순히 본 실시예와 관련되는 배경 정보만을 제공할 뿐 종래기술을 구성하는 것이 아니다.

[0003] 상시 또는 계절적으로 냉방이 필요한 비주거용 건물인 데이터 센터(Data Center), 오피스 빌딩 등에서 빅데이터, 기계학습(Machine Learning) 기반으로 전력 소비를 절감하고자 하는 시도가 있어왔다.

[0004] 전력 소비를 절감할 수 있는 냉방 운전 패턴을 추천하기 위해서는 전제 조건으로 미래의 냉방부하를 정확하게 예측할 수 있어야 한다. 냉방부하를 과소 추정하는 경우에는 데이터 센터 내 서버의 과부하나 상주 근무 인력의 불평(Complain)을 초래할 수 있다. 냉방부하를 과대하게 추정하는 경우에는 전력 낭비가 발생한다. 단, 보수적인 운용을 위해서는 과소 추정보다는 과대추정이 나올 수 있다.

[0005] 냉방부하란 냉방에 필요한 열을 의미한다. 수요측에서 냉방에 필요한 열을 직접(Direct)적으로 계산할 수 있고, 공급측에서 제공해준 열을 간접적(Indirect)적으로 계산할 수 있다.

[0006] 수요측에서 냉방에 필요한 열을 계산하기 위해서는 층별 상주인원, 희망온도, 서버 부하 등의 데이터가 있어야 하나 현실적으로 데이터 수집이 어렵다. 냉방부하 즉, 냉동기가 제공한 열은 간접적인 방식으로 계산이 가능하다.

[0007] 냉동기가 복수 개일 경우 각 냉동기별로 계산된 냉방부하를 합산하여 총 냉방부하를 계산한다. 익일의 냉방부하를 예측하는 방법으로는 전일의 냉방부하를 그대로 사용하는 방법, 통계적 기법, 다양한 기계학습 방법을 이용할 수 있으나, 각 방법은 한계가 존재한다.

[0008] 먼저, 익일의 냉방부하 예측으로 전일의 냉방부하를 그대로 사용하는 경우, 외기온도 및 사용 패턴이 크게 다르지 않다는 가정하에 적용이 간편할 수 있으나, 근무여부의 변화 및 외기온도의 급격한 변화에 대응할 수 없다.

[0009] 익일의 냉방부하 예측으로 ARIMA(Auto-regressive Integrated Moving Average) 모형을 이용하는 경우, 전통적인 시계열분석 방법으로 비안정적 시계열(Non Stationary Series)에도 적용할 수 있다는 장점이 있으나, 예보 데이터를 활용하기 어렵다.

[0010] 익일의 냉방부하 예측으로 RNN(Recurrent Neural Networks)을 이용하는 경우, 시계열 분석에 적합할 수 있으나, 확보된 데이터의 수가 적을 경우 성능을 보장할 수 없다는 문제가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0011] 본 실시예는 과거 이력 데이터가 적은 제한적인 상황에서 부하 예측에 필요한 피처(Feature)를 추출(Extraction)하고, 냉방부하와 상관관계가 높을 것으로 예상되는 외기온도 예보값을 이용하여, 근무 여부의 변화, 외기온도의 급격한 변화에도 적응적으로 대응하여 미래의 냉방부하를 예측하는 기계학습 방법을 제공하는 데 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0012] 본 실시예의 일 측면에 의하면, BEMS(Building Energy Management System)로부터 건물에 대한 센서 데이터를 수집하는 데이터 수집부; 상기 센서 데이터에 대한 결측값(缺測值, Missing Value)을 보간(Imputation/Interpolation)한 결측 보간 데이터를 생성하고, 상기 결측 보간 데이터로부터 부하 예측 요소를 추출하는 센서데이터 보간부; 외부 기관으로부터 수집한 외기온도 예보 데이터에 대한 시간 분해능(Time Resolution)을 보간한 외기온도 보간 데이터를 생성하는 외기온도 보간부; 상기 부하 예측 요소와 상기 외기온도 보간 데이터를 기반으로 기계학습 모델을 트레이닝(Training)하여 상기 건물에 대한 냉방부하 예측모델을 생성하는 학습부; 및 상기 냉방부하 예측모델을 기반으로 입력된 미래시점의 입력 피쳐(Input Feature)에 대응하는 미래시점의 냉방부하값을 예측하는 예측부를 포함하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측장치를 제공한다.

[0013] 본 실시예의 다른 측면에 의하면, BEMS로부터 건물에 대한 센서 데이터를 수집하는 과정; 상기 센서 데이터에 대한 결측값을 보간한 결측 보간 데이터를 생성하는 과정; 상기 결측 보간 데이터로부터 부하 예측 요소를 추출하는 과정; 외부 기관으로부터 수집한 외기온도 예보 데이터에 대한 시간 분해능을 보간한 외기온도 보간 데이터를 생성하는 과정; 상기 부하 예측 요소와 상기 외기온도 보간 데이터를 기반으로 기계학습 모델을 트레이닝하여 상기 건물에 대한 냉방부하 예측모델을 생성하는 과정; 및 상기 냉방부하 예측모델을 기반으로 입력된 미래시점의 입력 피쳐에 대응하는 미래시점의 냉방부하값을 예측하는 과정을 포함하는 것을 특징으로 하는 냉방부하 예측방법을 제공한다.

발명의 효과

[0014] 이상에서 설명한 바와 같이 본 실시예에 의하면, 과거 이력 데이터가 적은 제한적인 상황에서 부하 예측에 필요한 피쳐(Feature)를 추출(Extraction)하고, 냉방부하와 상관관계가 높을 것으로 예상되는 외기온도 예보값을 이용하여, 근무 여부의 변화, 외기온도의 급격한 변화에도 적응적으로 대응하여 미래의 냉방부하를 예측하는 기계학습 방법을 제공하는 효과가 있다.

[0015] 본 실시예에 의하면, 데이터 센터, 오피스 빌딩 등의 비주거용 건물에서 냉방부하를 예측하는 기계학습 방법에 관한 것으로서, 특히 과거의 운용 데이터가 1년 미만으로 적게 수집되어 기계학습 기법 및 통계적 기법을 적용하기 어려운 상황에 적용 가능한 효과가 있다.

[0016] 본 실시예에 의하면, 소규모 이력데이터만 존재하는 상황에서도, 기계 학습 모델을 사용하여 미래의 냉방부하를 정확하게 예측할 수 있다. 소규모 이력데이터만 존재하더라도 근무 여부(임시 공휴일 등), 외기온도의 급격한 변화에도 대응하여 정확하게 냉방부하를 예측할 수 있는 효과가 있다.

[0017] 본 실시예에 의하면, 부하 예측에 필요한 피쳐(Feature)을 적절하게 추출하고 선택하여, 탄력적으로 기계학습 모델을 구성하고 성능을 향상시킬 수 있다. 데이터가 추가적으로 적재된 이후에도 모델을 다시 트레이닝(Training)하여, 활용할 수 있으며 더 높은 성능을 기대할 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

- [0018] 도 1은 본 실시예에 따른 기계학습모델 기반의 건물설비 시스템을 개략적으로 나타낸 블록 구성도이다.
- 도 2는 본 실시예에 따른 냉방부하 예측장치를 개략적으로 나타낸 블록 구성도이다.
- 도 3은 본 실시예에 따른 소규모 이력 데이터에서 냉방부하를 예측하기 위한 학습 방법을 설명하기 위한 순서도이다.
- 도 4는 본 실시예에 따른 이상치 보정 전후의 냉방부하, 전력 사용량을 나타낸 그래프이다.
- 도 5는 본 실시예에 따른 단기 예보 외기온도, 실황분석자료 외기온도, 총 냉방부하의 패턴을 나타낸 그래프이다.
- 도 6a 내지 도 6g는 본 실시예에 따른 평일 주간의 단계별 피쳐를 모델에 적용한 결과를 나타낸 그래프이다.
- 도 7a 내지 도 7h는 본 실시예에 따른 평일 야간의 단계별 피쳐를 모델에 적용한 결과를 나타낸 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0019] 이하, 본 실시예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0020] 도 1은 본 실시예에 따른 기계학습모델 기반의 건물설비 시스템을 개략적으로 나타낸 블록 구성도이다.

- [0021] 본 실시예에 따른 건물설비 시스템은 건물(110), 건물설비 운영장치(120), BEMS(Building Energy Management System)(130), 냉방부하 예측장치(140), 외기온도 측정장치(150) 및 운영자 단말기(160)를 포함한다. 건물설비 시스템에 포함된 구성요소는 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0022] 기계학습모델 기반의 건물설비 시스템은 도 1에 도시된 바와 같이, 건물설비 시스템의 현재 상태 진단과 기계학습 모델을 이용한 효율적 운전 조건 탐색하도록 하는 건물설비 운영을 수행한다.
- [0023] 건물(110)은 고효율, 저에너지로 운전하고자 하는 BEMS(130)를 포함한 대형 건물을 의미한다. 건물(110)에 포함된 건물 설비는 BEMS(130)와 연결되어 건물 운영 및 에너지 관련 데이터를 BEMS(130)로 전달한다. 건물(110)은 주로 건물 내 에너지 소비와 연관이 있는 설비 시스템과 관련된 항목 측정을 위한 센서, 계측기 등을 포함한다.
- [0024] 건물설비 운영장치(120)는 BEMS(130)와 냉방부하 예측장치(140)를 포함한다. 건물설비 운영장치(120)는 BEMS(130)와 냉방부하 예측장치(140)를 포함하여 하나의 장치로 구현될 수 있으나 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0025] BEMS(130)는 건설기술과 ICT(Information & Communication Technology) 기술, 에너지기술을 기반으로 건물(110)에 대한 각종 설비에 대한 출력치를 측정하는 센서 데이터를 생성한다. BEMS(130)는 각종 설비에 대한 출력치를 모두 포함한 센서 데이터를 냉방부하 예측장치(140)로 전송한다.
- [0026] 본 실시예에 따른 냉방부하 예측장치(140)는 소규모 이력 데이터로부터 미래의 냉방부하를 예측한다. 냉방부하 예측장치(140)는 소규모 이력 데이터로부터 미래의 냉방부하를 예측하는 것이 바람직하나 반드시 이에 한정되는 것은 아니며, 소규모 이력 데이터로부터 미래의 난방부하를 예측하는 것으로 구현가능하다.
- [0027] 냉방부하 예측장치(140)는 BEMS(130)로부터 건물(110)에 대한 센서 데이터를 수집하고 외기온도 측정장치(150)로부터 외기온도 예보 데이터를 수집한다. 외기온도 예보 데이터는 냉방부하 예측장치(140)에서 냉방부하를 예측하는데 중요한 피쳐(Feature) 중의 하나로 기본 백본(Backbone)으로써 활용될 수 있다.
- [0028] 냉방부하 예측장치(140)는 센서 데이터에 대한 결측값(缺測值, Missing Value)을 보간(Imputation/Interpolation)한 결측 보간 데이터로부터 부하 예측 요소를 추출한다. 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 예보 데이터에 대한 시간 분해능(Time Resolution)을 보간한 외기온도 보간 데이터를 생성한다. 냉방부하 예측장치(140)는 부하 예측 요소와 외기온도 보간 데이터를 기반으로 기계학습 모델을 트레이닝(Training)하여 건물(110)에 대한 냉방부하 예측모델을 생성한다. 냉방부하 예측장치(140)는 냉방부하 예측모델을 기반으로 입력된 미래시점의 입력 피쳐(Input Feature)에 대응하는 미래시점의 냉방부하값을 예측한다. 냉방부하 예측장치(140)는 미래시점의 냉방부하값을 운영자 단말기(160)로 전송한다.
- [0029] 일반적으로 많은 수의 과거 데이터(전년 동월 등)가 존재하면, 딥러닝(Deep Learning), RNN(Recurrent Neural Network)을 적용하기 용이하나, 본 실시예에 따른 냉방부하 예측장치(140)는 과거 데이터가 적게 수집된 경우에도 필수 피쳐(Feature)를 추출(Extraction)하면 소규모 과거 데이터만으로 일정 수준 이상의 정확도를 갖는 냉방부하 예측이 가능하다.
- [0030] 냉방부하 예측장치(140)는 당일 또는 익일의 냉방부하를 예측하는데, 24시간 이내의 과거 데이터를 이용하는 것이 바람직하나, 운영상의 제약 조건으로 과거 데이터를 이용할 수 없는 상황이라면 1일전, 2일전, 3일전의 데이터를 보조적으로 이용 가능하다.
- [0031] 냉방부하 예측을 위해 추출한 피쳐들은 근무일여부, 요일, 시간 정보 등의 피쳐(Feature)로 이용 가능하다. 또한, 냉방부하 예측을 위해 추출한 피쳐들은 성능에 긍정적인 영향이 있는 것으로 확인되면 부하 예측 요소로 결정될 수 있다.
- [0032] 냉방부하 예측장치(140)는 건물(110)에 구비된 설비 시스템에 대한 ‘데이터 기반 기계학습 모델’인 ‘냉방부하 예측모델’을 구축하고, ‘냉방부하 예측모델’을 이용하여 운영자가 효율적으로 건물 설비를 운영하도록 한다. 냉방부하 예측장치(140)는 기계학습 모델의 일종인 인공신경망(ANN: Artificial Neural Network)을 이용하여 건물(110)에 구비된 설비 중 냉동기의 성능을 예측하는 모델(‘냉방부하 예측모델’)을 구축한다.
- [0033] 냉방부하 예측장치(140)는 ‘냉동기 성능예측 모델’을 이용하여 건물(110)에 구비된 설비의 운영상태를 진단하고 효율적인 운영 방안을 생성하여 운영자 단말기(160)로 전송한다. 운영자는 운영자 단말기(160)에 출력된 운영 방안을 기반으로 효율적인 운전방식으로 건물(110) 내 설비를 운영할 수 있다.
- [0034] 냉방부하 예측장치(140)는 건물(110)에 구비된 설비로부터 측정된 센서 데이터를 이용한 ‘데이터 기반 기계학

습 모델' 을 이용하여, 일반적인 물리 모델의 한계점을 극복하고, 건물설비 시스템, 특히 냉동기에 대하여 현재 운영 상태 진단과 최적의 운영 조건 등을 탐색한다.

- [0035] 냉방부하 예측장치(140)는 '데이터 기반 기계학습 모델' 인 '냉방부하 예측모델' 을 기반으로 운영자가 건물(110)의 현재 운전 상태를 확인하고 최적의 운전 조건으로 운영할 수 있도록 한다. 냉방부하 예측장치(140)에서 구축한 '데이터 기반 기계학습 모델' 은 추후 자동제어의 영역으로의 확장이 용이하다.
- [0036] 외기온도 측정장치(150)는 일종의 기상청 서버 또는 외부 기관 서버로서, 하드웨어적으로 통상적인 웹서버(Web Server) 또는 네트워크 서버와 동일한 하드웨어 모듈을 포함한다. 외기온도 측정장치(150)는 외기온도를 측정된 외기온도 예보 데이터를 생성하여 냉방부하 예측장치(140)로 전송한다.
- [0037] 운영자 단말기(160)는 운영자의 키 조작에 따라 네트워크를 경유하여 각종 웹 페이지 데이터를 수신할 수 있는 전자기기를 의미한다. 운영자 단말기(160)는 태블릿 PC(Tablet PC), 랩톱(Laptop), 개인용 컴퓨터(PC: Personal Computer), 스마트폰(Smart Phone), 개인휴대용 정보단말기(PDA: Personal Digital Assistant) 및 이동통신 단말기(Mobile Communication Terminal) 등 중 어느 하나일 수 있다.
- [0038] 운영자 단말기(160)는 네트워크를 경유하여 건물설비 운영장치(120)에 접속하기 위한 웹 브라우저와 프로그램을 저장하기 위한 메모리, 프로그램을 실행하여 연산 및 제어하기 위한 마이크로프로세서 등을 구비한다.
- [0039] 도 2는 본 실시예에 따른 냉방부하 예측장치를 개략적으로 나타낸 블록 구성도이다.
- [0040] 본 실시예에 따른 냉방부하 예측장치(140)는 센서데이터 보간부(210), 외기온도 보간부(220), 학습부(230), 예측부(240) 및 업데이트부(250)를 포함한다. 냉방부하 예측장치(140)에 포함된 구성요소는 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0041] 냉방부하 예측장치(140)에 포함된 각 구성요소는 장치 내부의 소프트웨어적인 모듈 또는 하드웨어적인 모듈을 연결하는 통신 경로에 연결되어 상호 간에 유기적으로 동작할 수 있다. 이러한 구성요소는 하나 이상의 통신 버스 또는 신호선을 이용하여 통신한다.
- [0042] 도 2에 도시된 냉방부하 예측장치(140)의 각 구성요소는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 소프트웨어적인 모듈, 하드웨어적인 모듈 또는 소프트웨어와 하드웨어의 결합으로 구현될 수 있다.
- [0043] 센서데이터 보간부(210)는 BEMS(130)로부터 수집한 건물(110)에 대한 센서 데이터에 대한 결측값을 보간(Imputation/Interpolation)한 결측 보간 데이터로부터 부하 예측 요소를 추출한다. 센서데이터 보간부(210)는 데이터 수집부(212), 결측 보간부(214), 냉방부하 산출부(216), 이상치 보정부(218) 및 특징 추출부(219)를 포함한다. 센서데이터 보간부(210)에 포함된 구성요소는 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0044] 데이터 수집부(212)는 BEMS(130)로부터 건물(110)에 대한 센서 데이터를 수집한다. 결측 보간부(214)는 센서 데이터에 대한 결측이 발견되면, 센서 데이터에 대한 결측값을 보간한 결측 보간 데이터를 생성한다.
- [0045] 냉방부하 산출부(216)는 결측 보간 데이터를 기반으로 냉동기별 냉방부하를 산출한다. 냉방부하 산출부(216)는 결측 보간 데이터로부터 추출한 냉동기 냉수 입구온도[℃], 냉동기 냉수 출구온도[℃], 냉동기 냉수펌프 유량[m³/h], 냉수 비중[kg/m³], 냉수 비 열[kcal/℃] 항목을 이용하여 냉동기별 냉방부하를 산출한다.
- [0046] 이상치 보정부(218)는 냉동기별 냉방부하를 기반으로 이상치를 보정한 이상치 보정 데이터를 생성한다. 이상치 보정 데이터는 BEMS(130)로부터 수신된 센서 데이터의 측정 항목을 모두 포함한 데이터를 의미한다. 이상치 보정부(218)는 냉동기별 냉방부하 상의 이상치(Outlier)를 전후로 기 설정된 시간(예컨대, 30분간) 평균값을 이용하여 이상치 보정(Outlier Correction)을 수행하여 이상치 보정 데이터를 생성한다.
- [0047] 특징 추출부(219)는 이상치 보정 데이터로부터 부하 예측 요소를 추출한다. 특징 추출부(219)는 이상치 보정 데이터로부터 미래시점의 냉방부하를 예측하는데 필요한 부하 예측 요소(근무일 여부, 근무시간 여부, 요일, 시간, 1일전, 2일전, 3일전, 동시간대 과거 냉방부하 등)를 추출(Feature Extraction)한다.
- [0048] 외기온도 보간부(220)는 외기온도 측정장치(150)로부터 수집한 외기온도 예보 데이터에 대한 시간 분해능(Time Resolution)을 보간한 외기온도 보간 데이터를 생성한다. 외기온도 보간부(220)는 외기온도 수집부(222), 시간 분해능 보간부(224)를 포함한다. 외기온도 보간부(220)에 포함된 구성요소는 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0049] 외기온도 수집부(222)는 외기온도 측정장치(150)로부터 외기온도 예보 데이터를 수집한다. 시간 분해능 보간부

(224)는 외기온도 예보 데이터에 대한 시간 분해능을 보간한 외기온도 보간 데이터를 생성한다. 시간 분해능 보간부(224)는 외기온도 예보 데이터에 포함되는 기 설정된 예보시간 단위와 냉방부하의 시간 분해능(Time Resolution)(예컨대, 5분, 10분, 15분, 30분 등)이 비일치하는 경우, 선형보간법(Linear Interpolation)을 이용하여 외기온도 예보 데이터 중 비어있는 구간을 보간한다.

- [0050] 학습부(230)는 부하 예측 요소와 외기온도 보간 데이터를 기반으로 기계학습 모델을 트레이닝(Training)하여 건물(110)에 대한 냉방부하 예측모델을 생성한다. 학습부(230)는 부하 예측 요소와 외기온도 보간 데이터를 이용하여 뉴럴 네트워크(Neural Network)로 기계학습 모델을 트레이닝하여 냉방부하 예측모델을 생성한다. 학습부(230)는 뉴럴 네트워크로 트레이닝할 때 사용되는 파라미터(Parameter)로 하이퍼 파라미터(Hyper Parameter)를 이용하며, 히든 레이어(Hidden Layer)별 노드(Node)의 개수를 가변하면서, 냉방부하 예측모델을 생성한다.
- [0051] 예측부(240)는 냉방부하 예측모델을 기반으로 입력된 미래시점의 입력 피쳐(Input Feature)에 대응하는 미래시점의 냉방부하값을 예측한다. 업데이트부(250)는 시간이 경과함에 따라 부하 예측 요소와 외기온도 보간 데이터가 축적되면, 주기적(예컨대, 7일, 14일, 21일 등)으로 기계학습 모델을 트레이닝하여 냉방부하 예측모델을 업데이트한다.
- [0052] 도 3은 본 실시예에 따른 소규모 이력 데이터에서 냉방부하를 예측하기 위한 학습 방법을 설명하기 위한 순서도이다.
- [0053] 냉방부하 예측장치(140)는 BEMS(130)로부터 과거 냉방부하를 계산하기 위한 센서 데이터를 수집한다(S310). 단계 S310에서, 냉방부하 예측장치(140)는 BEMS(130)로부터 냉방부하를 계산하기 위한 필요 데이터로서 냉동기 냉수 입구온도, 냉동기 냉수 출구온도, 냉동기 냉수펌프 유량 등을 추출한다.
- [0054] BEMS(130)는 건물(110)로부터 센서 데이터를 수집한다. BEMS(130)에서 건물(110)로부터 센서 데이터를 수집할 때, 센서의 오류, 센서에서 서버로의 데이터 전송 오류 등으로 인해 결측값(Missing Values)이 발생할 수 있다.
- [0055] 냉방부하 예측장치(140)는 BEMS(130)로부터 수집한 센서 데이터에 결측값이 발생하는 경우, 결측값 발생전 데이터와 결측값 발생후 데이터를 이용하여 보간(Imputation/Interpolation)을 수행하여 결측 보간 데이터를 생성한다(S312).
- [0056] 냉방부하 예측장치(140)는 결측 보간 데이터로부터 냉동기 냉수 입구온도[℃], 냉동기 냉수 출구온도[℃], 냉동기 냉수펌프 유량[m³/h], 냉수 비중[kg/m³], 냉수 비 열[kcal/℃] 항목을 추출한다.
- [0057] 냉방부하 예측장치(140)는 냉동기 냉수 입구온도[℃], 냉동기 냉수 출구온도[℃], 냉동기 냉수펌프 유량[m³/h], 냉수 비중[kg/m³], 냉수 비 열[kcal/℃] 항목을 이용하여 냉동기별 냉방부하를 이용하여 냉동기별 냉방부하를 계산한다(S314).
- [0058] 냉방부하 예측장치(140)는 [수학식 1]을 이용하여 냉동기별 냉방부하를 산출한다.

수학식 1

$$\begin{aligned} \text{냉동기별 냉방 부하} = & \{ \text{냉동기 냉수 입구온도}[^\circ\text{C}] - \text{냉동기 냉수 출구온도}[^\circ\text{C}] \} \\ & \times \text{냉동기 냉수펌프 유량}[m^3/h] \times \text{냉수 비중}[kg/m^3] \\ & \times \text{냉수 비 열}[kcal/^\circ\text{C}] \end{aligned}$$

- [0059] ...
- [0060] 단계 S314에서, 냉방부하 예측장치(140)는 냉동기가 복수 개의 경우, 냉동기의 냉방부하를 합산하여 총 냉방부하를 계산한다.
- [0061] 냉방부하 예측장치(140)는 냉동기별 냉방부하 상의 이상치(Outlier)를 전후로 기 설정된 시간(예컨대, 30분간) 평균값을 이용하여 이상치 보정(Outlier Correction)을 수행하여 이상치 보정 데이터를 생성한다(S316).
- [0062] 단계 S316에서, 건물(110) 내의 냉동기의 운전 패턴이 변함에 따라 갑자기 부하의 값이 급격하게 커지거나, 낮아지는 이상치(Outlier)가 발생할 수 있다. 냉방부하 예측장치(140)는 냉동기별 운전상태를 고려하여 이상치의 전, 후 30분간 평균값 등을 사용하여 이상치를 보정한다. 냉방부하 예측장치(140)는 이상치를 보정한 예시는 도 4와 같다.

- [0063] 냉방부하 예측장치(140)는 이상치 보정 데이터로부터 미래시점의 냉방부하를 예측하는데 필요한 부하 예측 요소 (근무일 여부, 근무시간 여부, 요일, 시간, 1일전, 2일전, 3일전, 동시간대 과거 냉방부하 등)를 추출(Feature Extraction)한다(S318).
- [0064] 단계 S318에서, 냉방부하 예측장치(140)는 이상치 보정 데이터로부터 미래의 냉방부하를 예측하는데 필요한 예측 요소인 근무일 여부, 근무시간 여부, 요일, 시간, 1일전, 2일전, 3일전, 동시간대 과거 냉방부하 등을 부하 예측 요소로서 추출한다. 부하 예측 요소는 BEMS(130)에 저장되어 있는 값을 의미하며, 미래에도 예측 가능한 값을 의미한다.
- [0065] 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 측정장치(150)(예컨대, 기상청)으로부터 외기온도 예보 데이터를 수신한다 (S322). 단계 S322에서, 냉방부하 예측장치(140)에서 계산하는 냉방부하는 열이므로, 외기온도와 높은 양의 상관관계가 있기 때문에 냉방부하 예측장치(140)는 외부 기관인 외기온도 측정장치(150)로부터 외기온도 예보 데이터를 수신한다.
- [0066] 외기온도 예보 데이터에 포함된 단기예보 외기온도, 실황분석자료 외기온도, 냉방부하 간의 높은 양의 상관관계는 도 5에 도시된 바와 같다. 예컨대, 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 측정장치(150)(예컨대, 기상자료개방포털)로부터 전국을 5km × 5km 간격으로 격자화하여 읍, 면, 동 단위로 상세한 날씨를 외기온도 예보 데이터로서 수신한다.
- [0067] 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 측정장치(150)(예컨대, 기상자료개방포털)로부터 매시각 해당 시간의 실시간 예보를 실황분석자료로서 수신한다. 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 측정장치(150)(예컨대, 기상자료개방포털)로부터 초단기예보로서 발표시간 1시간 후부터 최대 4시간까지의 예보를 매시 30분마다 일 24회 발표하는 외기온도 예보 데이터를 수신할 수 있다. 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 측정장치(150)(예컨대, 기상자료개방포털)로부터 단기예보로서 2시부터 3시간 간격으로 일 8회, +4시간부터 +58~67시간 뒤까지 발표하는 외기온도 예보 데이터를 수신할 수 있다. 냉방부하 예측장치(140)는 단기예보 외기온도 값을 이용한다.
- [0068] 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 예보 데이터에 포함되는 기 설정된 예보시간 단위와 냉방부하의 시간 분해능(Time Resolution)(예컨대, 5분, 10분, 15분, 30분 등)이 비일치하는 경우, 선형보간법(Linear Interpolation)을 이용하여 외기온도 예보 데이터 중 비어있는 구간을 보간한다(S324).
- [0069] 단계 S324에서, 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 예보 데이터에 포함되는 단기예보의 경우 3시간 단위로 발표되므로, 냉방부하의 시간 분해능(예컨대, 5분, 10분, 15분, 30분 등)과 맞지 않을 수 있으므로, 외기온도 예보값에 비어있는 구간을 선형보간법을 수행한 값으로 채운다.
- [0070] 냉방부하 예측장치(140)는 단계 S318에서 추출된 부하 예측 요소와 단계 S324에서 선형보간한 외기온도 예보값을 이용한 뉴럴 네트워크(Neural Network) 등 기계학습 모델을 트레이닝(Training)한다(S332).
- [0071] 단계 S332에서, 냉방부하 예측장치(140)는 뉴럴 네트워크 모델을 트레이닝(Training)할 때 사용되는 파라미터(Parameter)로 하이퍼 파라미터(Hyper Parameter)를 이용한다. 히든 레이어(Hidden Layer)의 개수는 2 Hidden Layer Neural Network을 기본으로 하나, 히든 레이어의 개수를 1, 5, 10, 20, 30개로 변경할 수 있다.
- [0072] 냉방부하 예측장치(140)는 히든 레이어별 노드(Node)의 개수는 32개를 기본으로 하고, 노드의 개수를 8개, 16개, 64개 등으로 변경할 수 있다. 냉방부하 예측장치(140)는 뉴럴 네트워크 모델을 트레이닝(Training)할 때 이용하는 액티베이션(Activation) 함수는 "relu", 옵티마이저(Optimizer)는 "Adam"을 사용할 수 있다. 입력 노드(Input Node)는 단계 S318과 단계 S324에서 준비된 피쳐(Feature)의 개수와 동일하다. 출력 노드(Output Node)는 해당 시점의 냉방부하값이다.
- [0073] 냉방부하 예측장치(140)는 특정 시점의 입력 피쳐(Input Feature)가 주어졌을 때, 냉방부하 값을 예측하도록 기계학습 모델이 트레이닝되면, 트레이닝된 모델을 이용하여 미래 시점의 입력 피쳐(Input feature)의 값을 입력하면, 미래시점의 냉방부하 값을 예측한다(S334).
- [0074] 일 실시예로 냉방부하 예측장치(140)에서 적용한 데이터의 수는 트레이닝 데이터의 수는 10,368개 (5월8일 ~ 9월4일까지의 120일 동안의 15분 간격 데이터(11520 개 = 120 × 96) 의 90%)이고, 밸리데이션 데이터 (Validation Data)의 수는 1,152개(도 6a 내지 도 6g에 도시된 바와 같이, 5월8일 ~ 9월4일까지의 120일 동안의 15분 간격 데이터(11520개 = 120 × 96) 의 10%)이다.
- [0075] 냉방부하 예측장치(140)는 성능 측정 지표로 CVMRSE(Coefficient of Variation of the Root Mean Squared Error)와 최대부하상대오차를 사용한다. 냉방부하 예측장치(140)는 CVMRSE와 최대부하상대오차를 각각 [수학적

2], [수학식 3]를 이용하여 계산한다.

수학식 2

$$\text{CVRMSE} = \frac{\text{예측값과 측정값의 RMSE}}{\text{측정값의 평균}} \times 100$$

[0076]

수학식 3

$$\text{최대부하상대오차} = \frac{(\text{예측값의 최대값} - \text{측정값의 최대값})}{\text{측정값의 최대값}} \times 100$$

[0077]

[0078] 냉방부하 예측장치(140)는 단계 S332에서 트레이닝한 기계학습 모델을 이용하여 미래의 냉방부하를 예측한다.

[0079] 냉방부하 예측장치(140)는 시간이 경과함에 따라 데이터가 축적되면, 주기적 (7일, 14일, 21일 등)으로 트레이닝(Training) 모델을 업데이트한다(S336). 단계 S336에서, 냉방부하 예측장치(140)는 7일, 14일 단위로 트레이닝 모델을 업데이트할 수 있다.

[0080] 도 3에서는 단계 S310 내지 단계 S336을 순차적으로 실행하는 것으로 기재하고 있으나, 반드시 이에 한정되는 것은 아니다. 다시 말해, 도 3에 기재된 단계를 변경하여 실행하거나 하나 이상의 단계를 병렬적으로 실행하는 것으로 적용 가능할 것이므로, 도 3은 시계열적인 순서로 한정되는 것은 아니다.

[0081] 전술한 바와 같이 도 3에 기재된 본 실시예에 따른 소규모 이력 데이터에서 냉방부하를 예측하기 위한 학습 방법은 프로그램으로 구현되고 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 기록될 수 있다. 본 실시예에 따른 소규모 이력 데이터에서 냉방부하를 예측하기 위한 학습 방법을 구현하기 위한 프로그램이 기록되고 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 컴퓨터 시스템에 의하여 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록장치를 포함한다.

[0082] 도 4는 본 실시예에 따른 이상치 보정 전후의 냉방부하, 전력 사용량을 나타낸 그래프이다.

[0083] 건물(110) 내의 냉동기의 운전 패턴이 변함에 따라 갑자기 부하의 값이 급격하게 커지거나, 낮아지는 이상치(Outlier)가 발생할 수 있는데, 냉방부하 예측장치(140)는 도 4에 도시된 바와 같이, 냉동기별 운전상태를 고려하여 이상치를 전후로 30분간의 평균값을 사용하여 이상치 보정을 수행한다.

[0084] 도 4의 (a)는 보정 전 전체 냉방부하(total calorie)를 나타낸 그래프이며, 도 4의 (b)는 보정 후 전체 냉방부하(total calorie corr)를 나타낸 그래프이며, 도 4의 (c)는 전체 전력 사용량(total elec)을 나타낸 그래프이다.

[0085] 도 5는 본 실시예에 따른 단기 예보 외기온도, 실황분석자료 외기온도, 총 냉방부하의 패턴을 나타낸 그래프이다.

[0086] 도 5에 도시된 바와 같이, 단기예보 외기온도, 실황분석자료 외기온도, 총 냉방부하 간의 높은 상관관계가 있다. 도 5의 (a)는 단기 예보 외기온도(f_0A_temp)를 나타낸 그래프이다. 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 측정장치(150)(예컨대, 기상자료개방포털)로부터 전국을 5km × 5km 간격으로 격자화하여 읍, 면, 동 단위로 상세한 날씨를 외기온도 예보 데이터로 수신한다. 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 측정장치(150)(예컨대, 기상자료개방포털)로부터 매시각 해당 시간의 실시간 예보를 실황분석자료로서 수신한다. 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 측정장치(150)(예컨대, 기상자료개방포털)로부터 초단기예보로서 발표시간 1시간 후부터 최대 4시간까지의 예보를 매시 30분마다 일 24회 발표하는 외기온도 예보 데이터를 수신한다. 냉방부하 예측장치(140)는 외기온도 측정장치(150)(예컨대, 기상자료개방포털)로부터 단기예보로서 2시부터 3시간 간격으로 일 8회, +4시간부터 +58~67시간 뒤까지 발표하는 외기온도 예보 데이터를 수신한다. 냉방부하 예측장치(140)는 단기예보

외기온도 값을 이용한다.

- [0087] 도 5의 (b)는 실험분석자료 외기온도(OA_temp)를 나타낸 그래프이다. 도 5의 (c)는 총 냉방부하의 패턴(total_calorie)을 나타낸 그래프이다.
- [0088] 도 6a 내지 도 6g는 본 실시예에 따른 평일 주간의 단계별 피치를 모델에 적용한 결과를 나타낸 그래프이다.
- [0089] 외기온도 예보값만을 사용 (# of feature: 1개, CVRMSE: 6.2%, 최대부하 상대오차: -7.5%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 6a에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0090] 도 6a에 도시된 그래프에 추가로 근무일여부, 근무시간여부를 사용(오전 8시~ 오후7:45분이 근무시간, 이외 비 근무시간) (# of feature: 3개 (1 + 2), CVRMSE: 2.81%, 최대부하 상대오차: -2.33%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 6b에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0091] 도 6b에 도시된 그래프에 추가로 동시간대 1일전, 2일전, 3일전 냉방부하 값, 외기온도, 근무일여부를 포함(# of feature: 12개 (1 + 2 + 3 × 3), CVRMSE: 4.41%, 최대부하 상대오차: 1.87%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 6c에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0092] 요일(7개)과 시간(15분 단위 데이터일 경우 하루 96개)등의 Cyclic feature는 Sine 또는 Cosine으로 변환하여 2개의 피쳐로 표현 가능하다. Sine 함수와 Cosine 함수는 2 × 파이 (Π)의 주기를 갖기 때문에, [수학식 4]와 [수학식 5]를 이용하여 변환 가능하다.

수학식 4

$$\text{Sine 변환} = \text{Sin} \frac{(2 \times \Pi \times \text{Cyclic Feature})}{\text{Cyclic Feature의 총 수}}$$

- [0093] -
- [0094] Cyclic Feature는 예컨대, 요일일 경우 0, 1, 2 ... , 5, 6이 될 수 있으며, 예컨대, 96개의 Time Points 일 경우 0, 1, 2, ... , 94, 95이 될 수 있다. Cyclic Feature의 총 수는 요일이 될 경우 7이 될 수 있으며, 96개의 Time Points 일 경우 96이 될 수 있다.

수학식 5

$$\text{Cosine 변환} = \text{Cosine} \frac{(2 \times \Pi \times \text{Cyclic Feature})}{\text{Cyclic Feature의 총 수}}$$

- [0095] -
- [0096] Cyclic Feature는 예컨대, 요일일 경우 0, 1, 2 ... , 5, 6이 될 수 있으며, 예컨대, 96개의 Time Points 일 경우 0, 1, 2, ... , 94, 95이 될 수 있다. Cyclic Feature의 총 수는 요일이 될 경우 7이 될 수 있으며, 96개의 Time Points 일 경우 96이 될 수 있다.
- [0097] 도 6c에 도시된 그래프에 추가로 [수학식 4]와 [수학식 5]를 이용하여 Sine과 Cosine으로 변환한 요일정보(2개)를 포함(# of feature: 14개 (1 + 2 + 3 × 3 + 2), CVRMSE: 4.96%, 최대부하 상대오차: 2.53%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 6d에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0098] 도 6d에 도시된 그래프에 추가로 [수학식 4]와 [수학식 5]를 이용하여 Sine과 Cosine으로 변환한 시간정보(2개)를 포함(# of feature: 16개 (1 + 2 + 3 × 3 + 2 + 2), CVRMSE: 3.28%, 최대부하 상대오차: 0.62%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 6e에 도시된 그래프와 같이 나타난다.

- [0099] 도 6e에 도시된 그래프에서 과거 냉방부하 정보 제외(동시간대 1일전, 2일전, 3일전) (# of feature: 7개 (1 + 2 + 3 × 3 + 2 + 2 - 3 × 3), CVRMSE: 2.4%, 최대부하 상대오차: -2.65%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 6f에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0100] 도 6e에 도시된 그래프에서 외기온도 예보 정보를 제외 (# of feature: 15개 (1 + 2 + 3 × 3 + 2 + 2 - 1), CVRMSE: 5.17%, 최대부하 상대오차: 3.65%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 6g에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0101] 예컨대, 냉방부하 예측장치(140)는 4개월 미만의 소규모 이력 데이터로부터 피처를 추출하여 기계학습 모델을 트레이닝하면 높은 정확도로 미래의 냉방부하를 예측할 수 있다. 예컨대, 미국의 냉난방공조기술자학회(ASHRAE; American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers)가 제안하는 모델의 성능 기준치는 1시간 단위를 예측할 때의 CVRMSE는 30% 이내이고, 1달 단위를 예측할 때의 CVRMSE는 15% 이내이다. 본 실시예에 따른 15분 단위의 CVRMSE 값은 6e에 도시된 모델 기준 3.28 %이므로 미국의 냉난방공조기술자학회에서 제안하는 모델의 성능 기준치를 상회함을 알 수 있다.
- [0102] 도 7a 내지 도 7h는 본 실시예에 따른 평일 야간의 단계별 피처를 모델에 적용한 결과를 나타낸 그래프이다.
- [0103] 특히, 평일 주간에 비해 냉방부하의 패턴이 다른 평일 야간의 경우에, 도 7g에서 볼 수 있듯이 기저부하의 피처를 추가하여 성능을 높였다. 외기온도 예보값만을 사용 (# of feature: 1개, CVRMSE: 5.07%, 최대부하 상대오차: -6.31%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 7a에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0104] 도 7a에 도시된 그래프에 추가로 근무일여부, 근무시간여부를 사용(오전 8시~ 오후7:45분이 근무시간, 이외 비 근무시간) (# of feature: 3개 (1 + 2), CVRMSE: 5.17%, 최대부하 상대오차: -6.42%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 7b에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0105] 도 7b에 도시된 그래프에 추가로 동시간대 2일전, 3일전 (1일전은 제약조건으로 인해 제외되었다고 가정) 냉방부하 값, 외기온도, 근무여부를 포함 (# of feature: 9개 (1 + 2 + 2 × 3), CVRMSE: 3.11%, 최대부하 상대오차: -2.9%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 7c에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0106] 도 7c에 도시된 그래프에 추가로 수학적 식 4와 수학적 식 5를 이용하여 Sine과 Cosine으로 변환한 요일정보 (2개)를 포함 (# of feature: 11개 (1 + 2 + 2 × 3 + 2), CVRMSE: 3.04%, 최대부하 상대오차: -3.41%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 7d에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0107] 도 7d에 도시된 그래프에 추가로 수학적 식 4와 수학적 식 5를 이용하여 Sine과 Cosine으로 변환한 시간정보 (2개)를 포함(# of feature: 13개 (1 + 2 + 2 × 3 + 2 + 2), CVRMSE: 3.83%, 최대부하 상대오차: -2.04%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 7e에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0108] 도 7e에 도시된 그래프에서 과거 냉방부하 정보 제외(동시간대 2일전, 3일전) (# of feature: 7개 (1 + 2 + 2 × 3 + 2 + 2 - 2 × 3), CVRMSE: 5.02%, 최대부하 상대오차: -1.36%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 7f에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0109] 도 7e에 도시된 그래프에서 기저부하 정보를 포함 (# of feature: 14개 (1 + 2 + 2 × 3 + 2 + 2 + 1), CVRMSE: 2.31%, 최대부하 상대오차: -0.18%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 7g에 도시된 그래프와 같이 나타난다. 기저부하란 일정 시간 동안에 계속적으로 걸리는 부하를 의미하며, 이 경우 건물의 냉방부하 패턴이 평일 주간과 그 외 시간 (평일 야간, 주말 주/야간)이 상이한 것을 파악하여 야간 시간의 기저부하를 예컨대 15분 단위의 데이터일때, 전일 22시~ 당일 3시45분까지의 24 time points의 냉방부하의 평균 값을 기저 부하로 추정하였다.
- [0110] 도 7g에 도시된 그래프에서 외기온도 예보 정보를 제외 (# of feature: 13개 (1 + 2 + 2 × 3 + 2 + 2 + 1 - 1), CVRMSE: 2.27%, 최대부하 상대오차: 0.69%)한 경우의 예측값(Predicted)과 측정값(Measured)은 도 7h에 도시된 그래프와 같이 나타난다.
- [0111] 이상 설명은 본 실시예의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 실시예가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 실시예의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서, 본 실시예들은 본 실시예의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 실시예의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 실시예의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 실시예의

권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

산업상 이용가능성

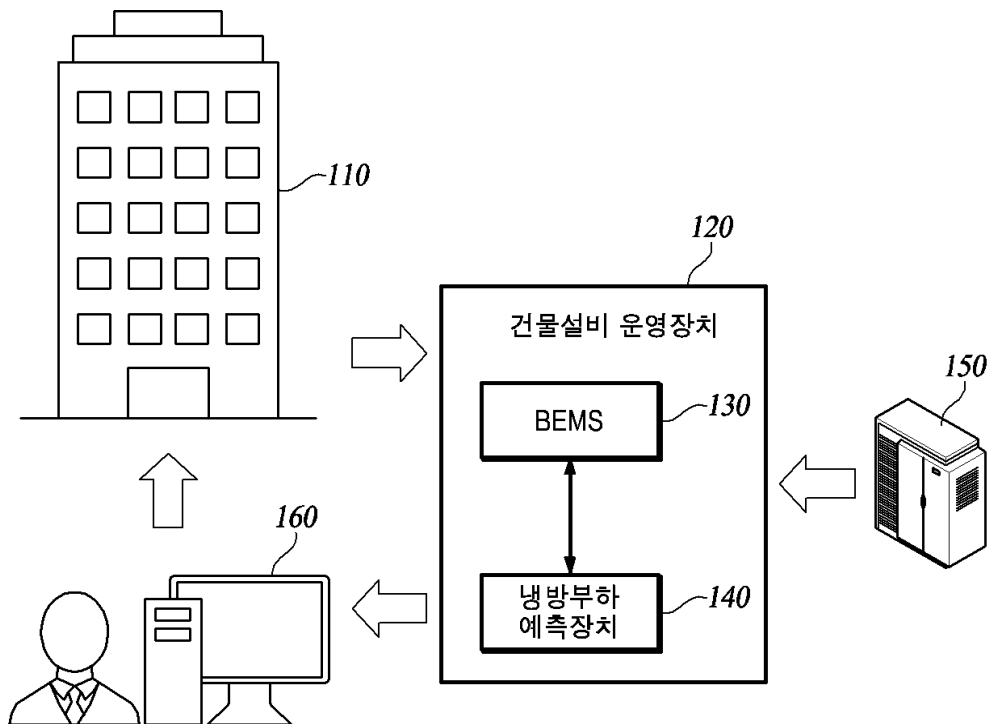
[0112] 이상에서 설명한 바와 같이 본 실시예는 기계학습모델 기반 냉방부하를 예측 분야에 적용되어, 과거 이력 데이터가 적은 제한적인 상황에서도 미래의 냉방부하를 예측하는 효과를 발생하는 유용한 발명이다.

부호의 설명

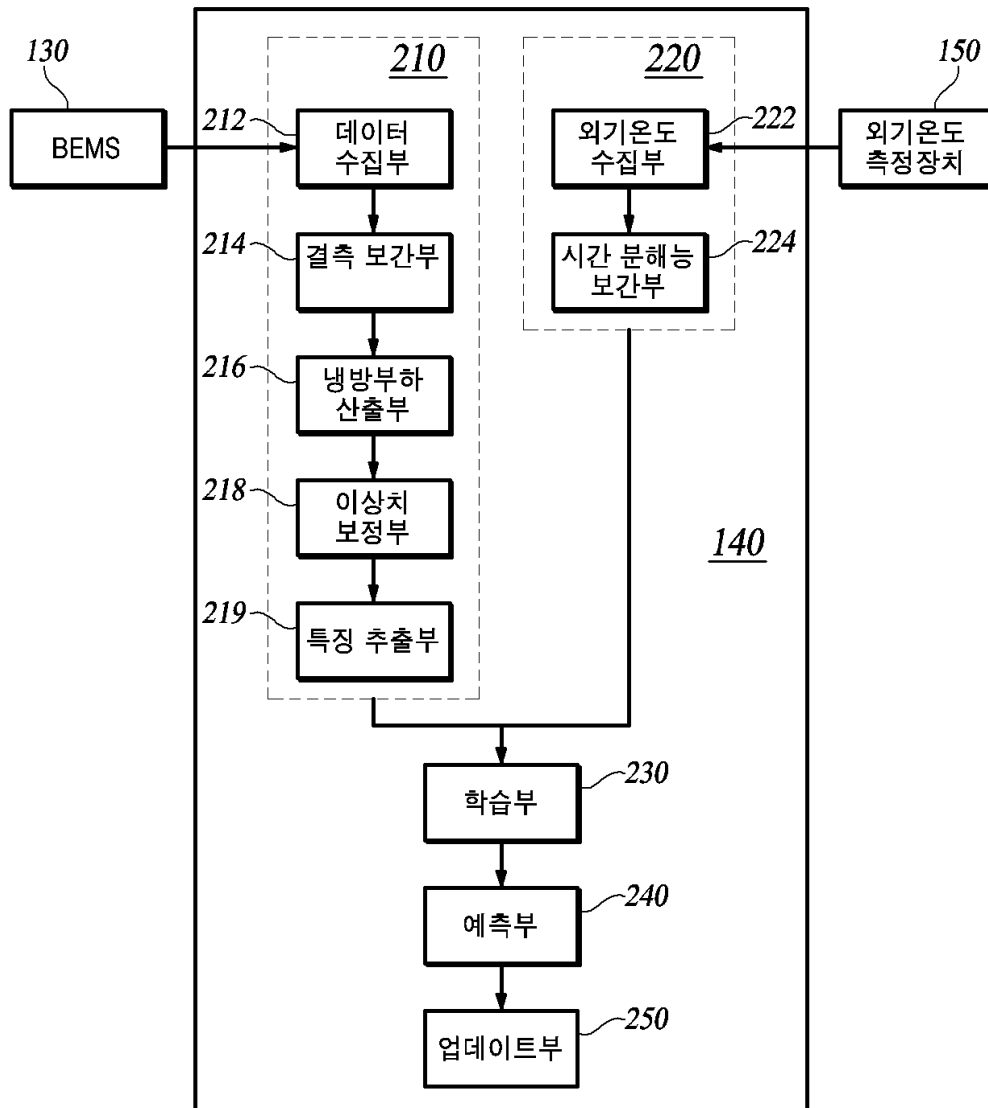
- [0113] 110: 건물 120: 건물설비 운영장치
 130: BEMS 140: 냉방부하 예측장치
 150: 외기온도 측정장치 160: 운영자 단말기
 210: 센서데이터 보관부
 212: 데이터 수집부 214: 결측 보관부
 216: 냉방부하 산출부 218: 이상치 보정부
 219: 특징 추출부
 220: 외기온도 보관부
 222: 외기온도 수집부 224: 시간 분해능 보관부
 230: 학습부 240: 예측부
 250: 업데이트부

도면

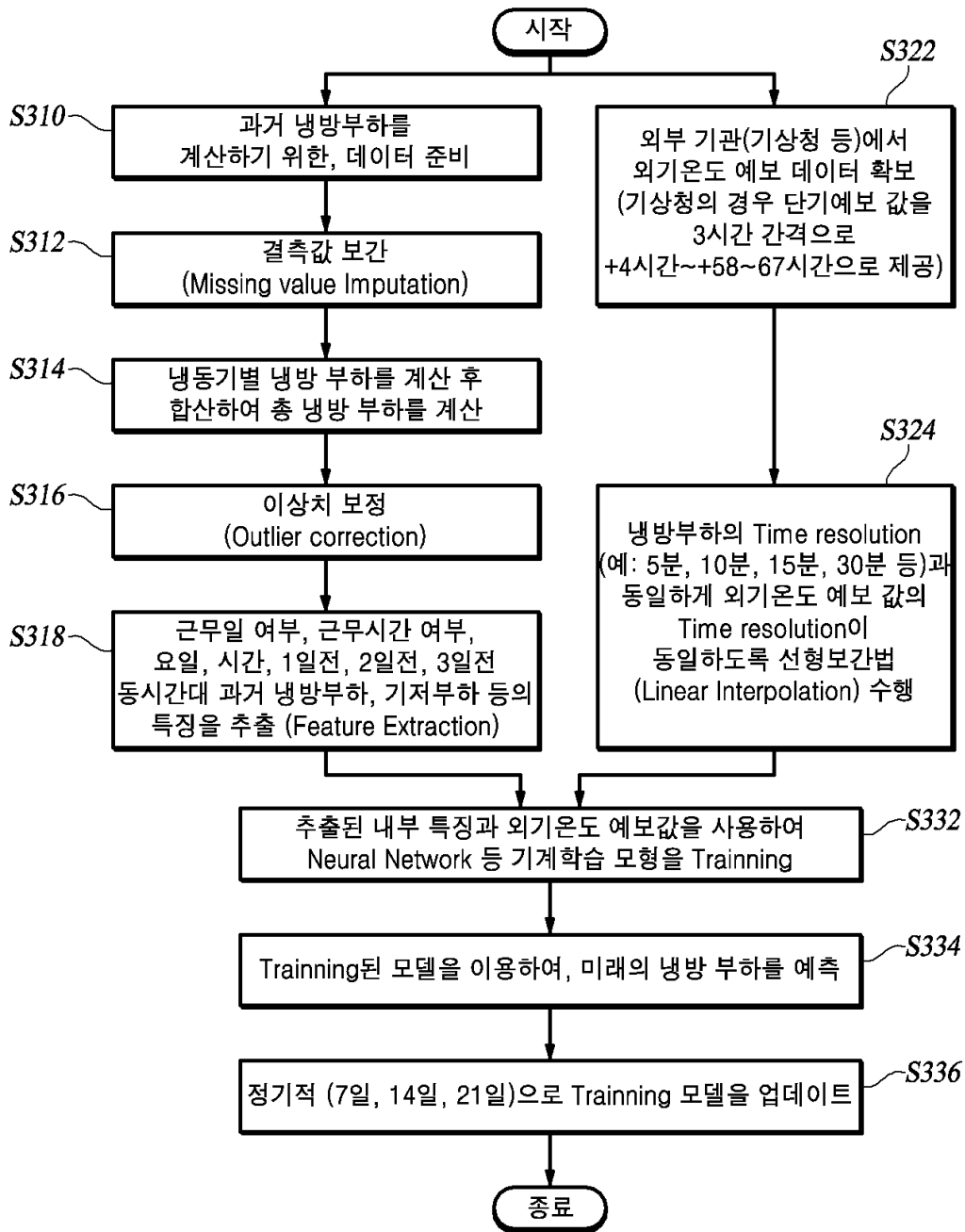
도면1



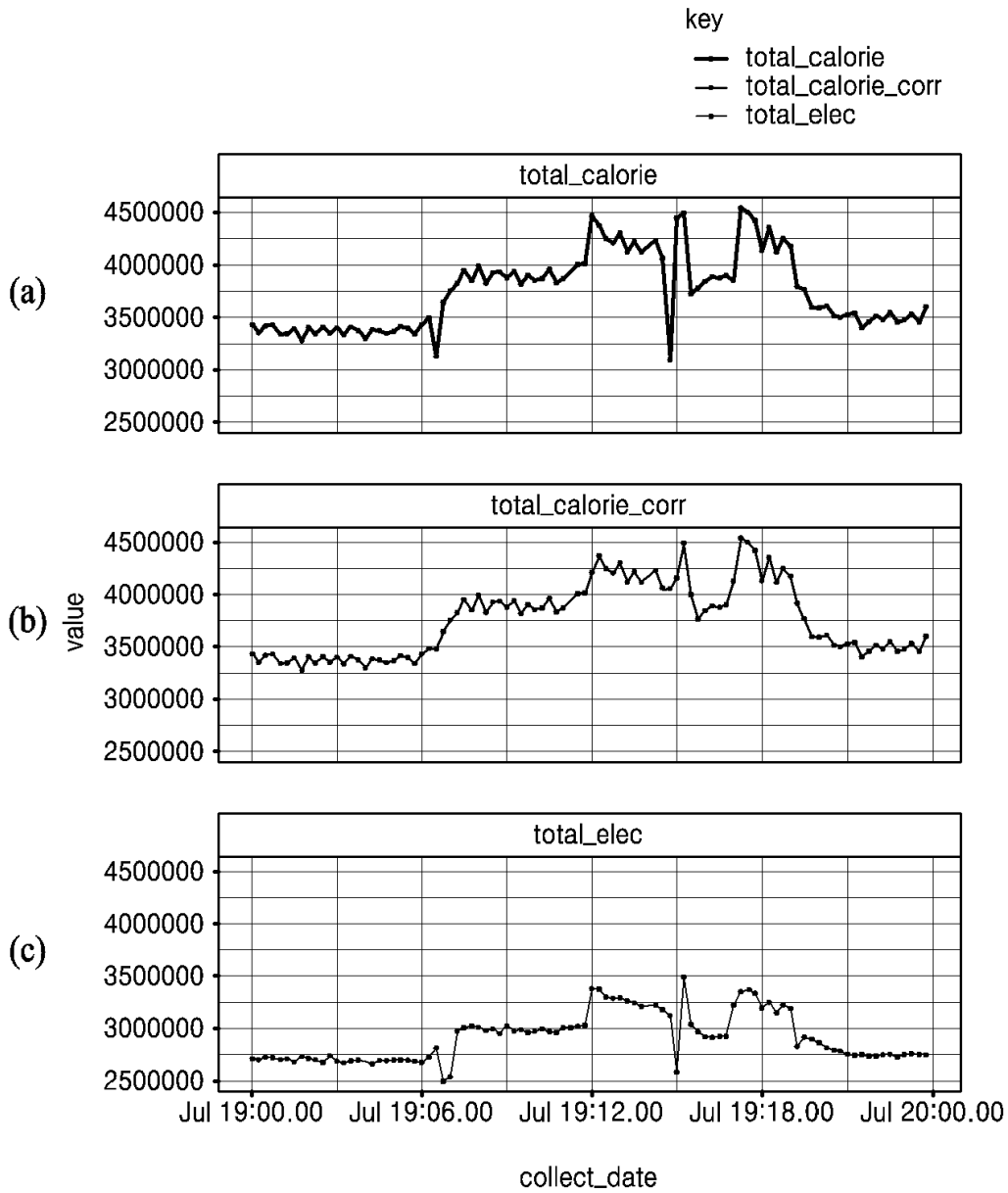
도면2



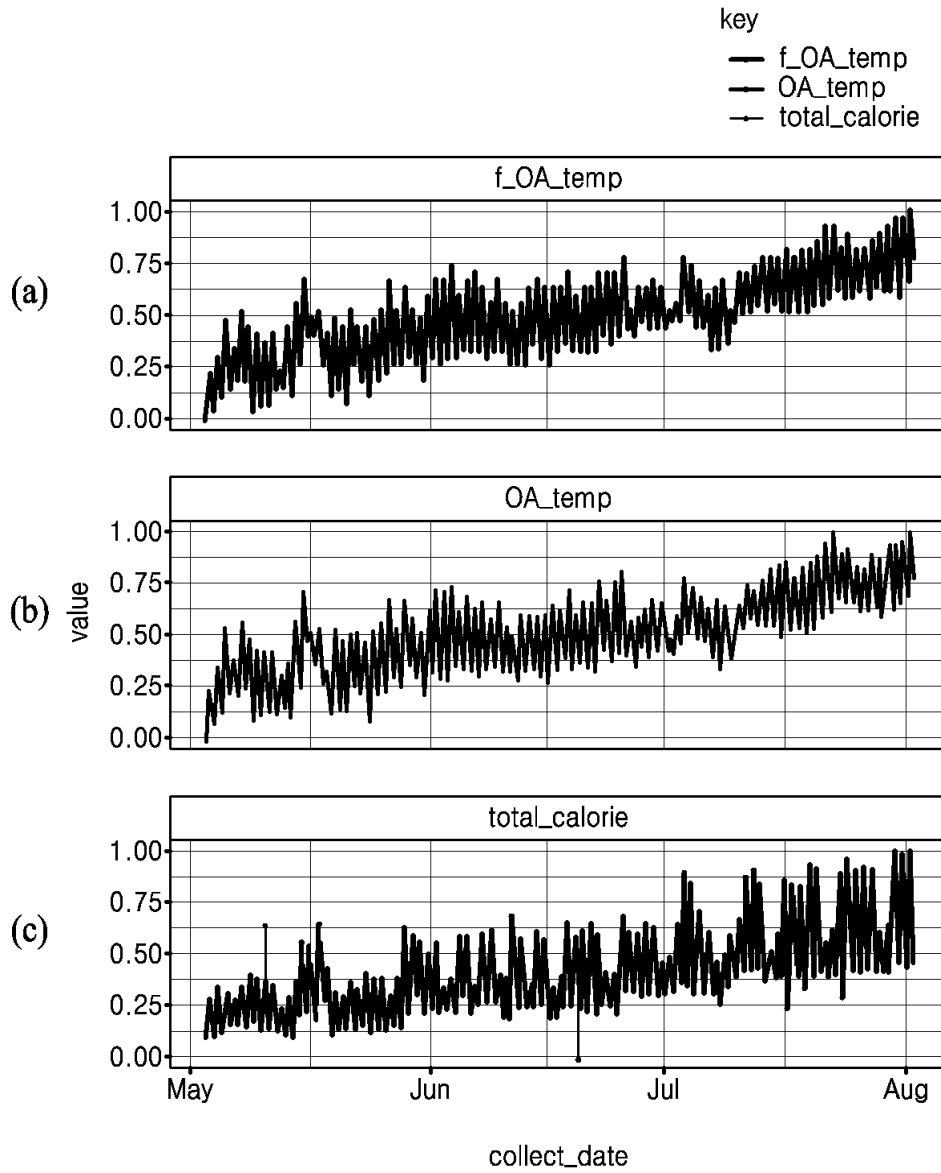
도면3



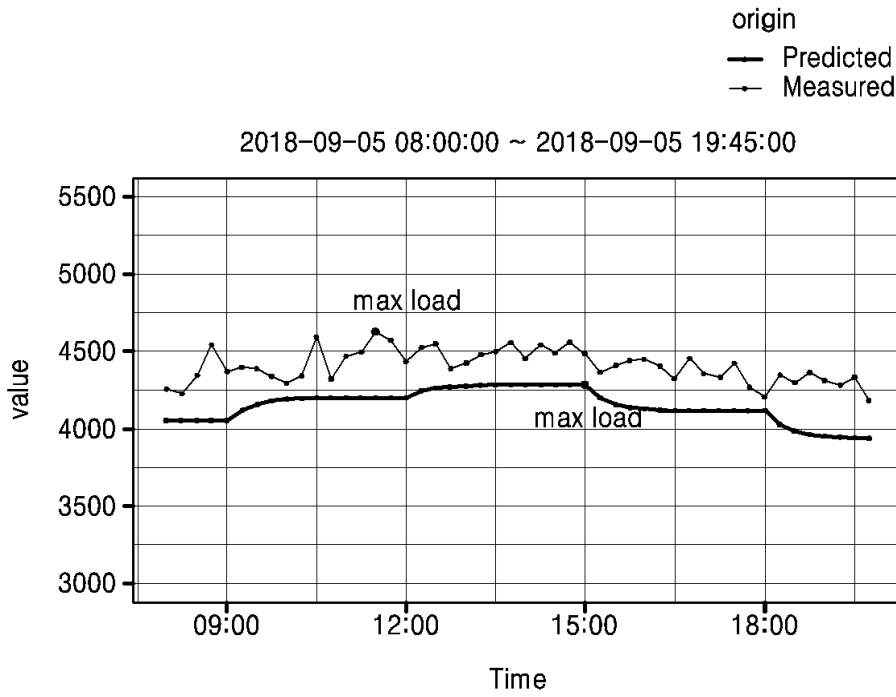
도면4



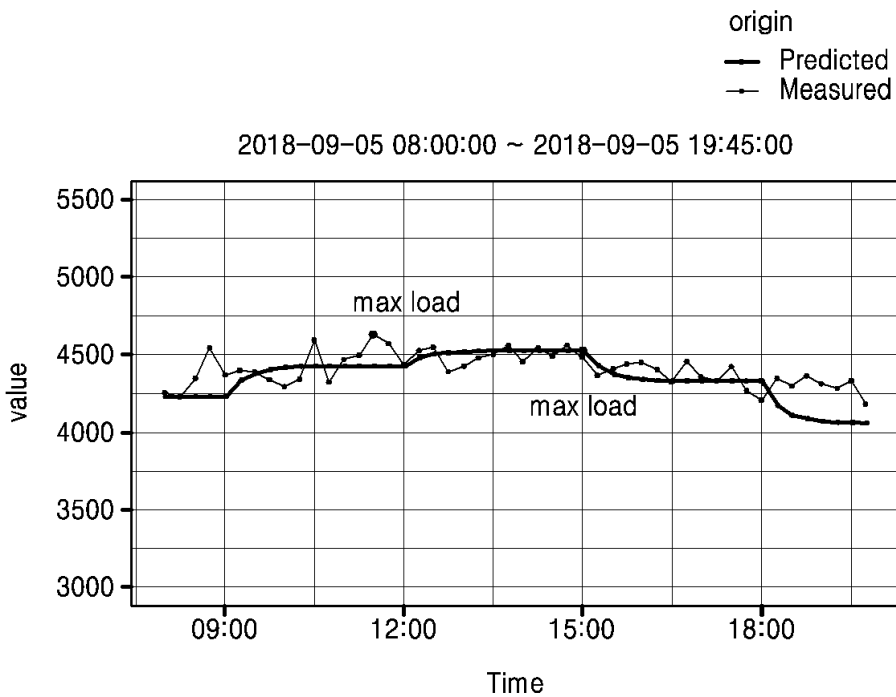
도면5



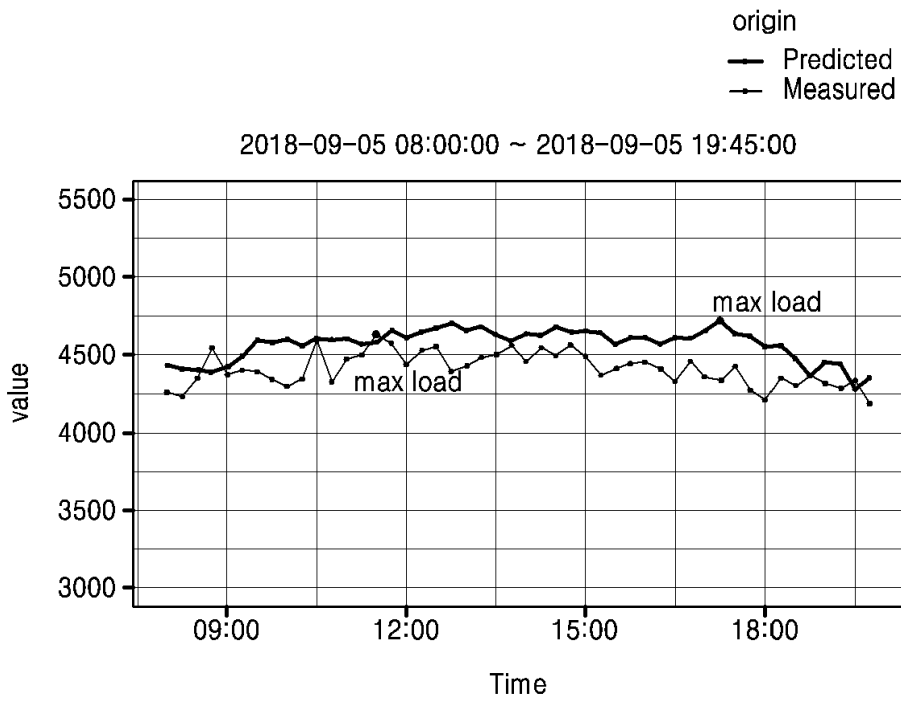
도면6a



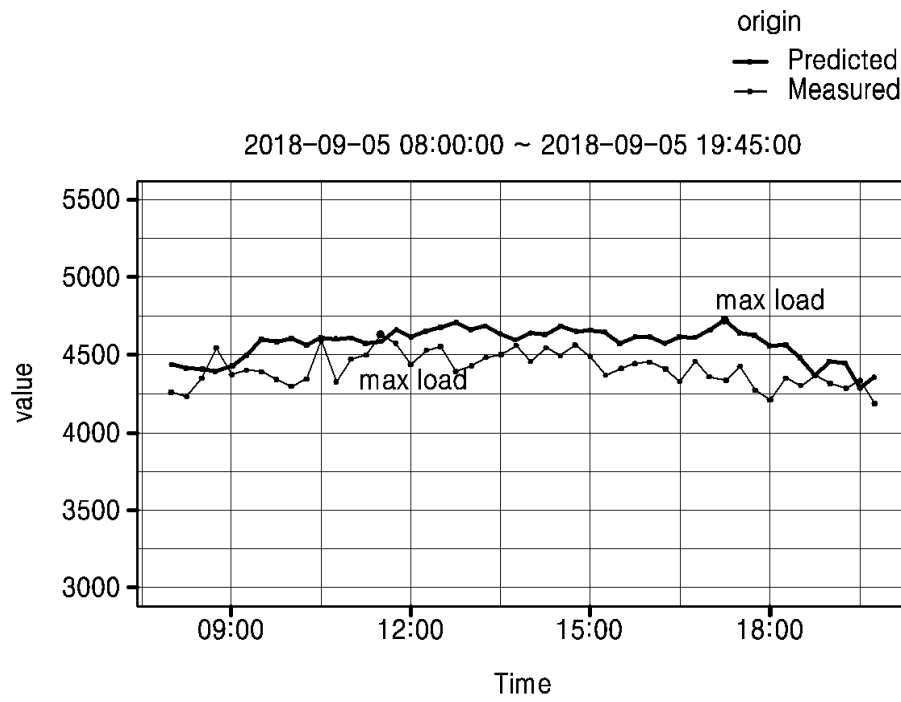
도면6b



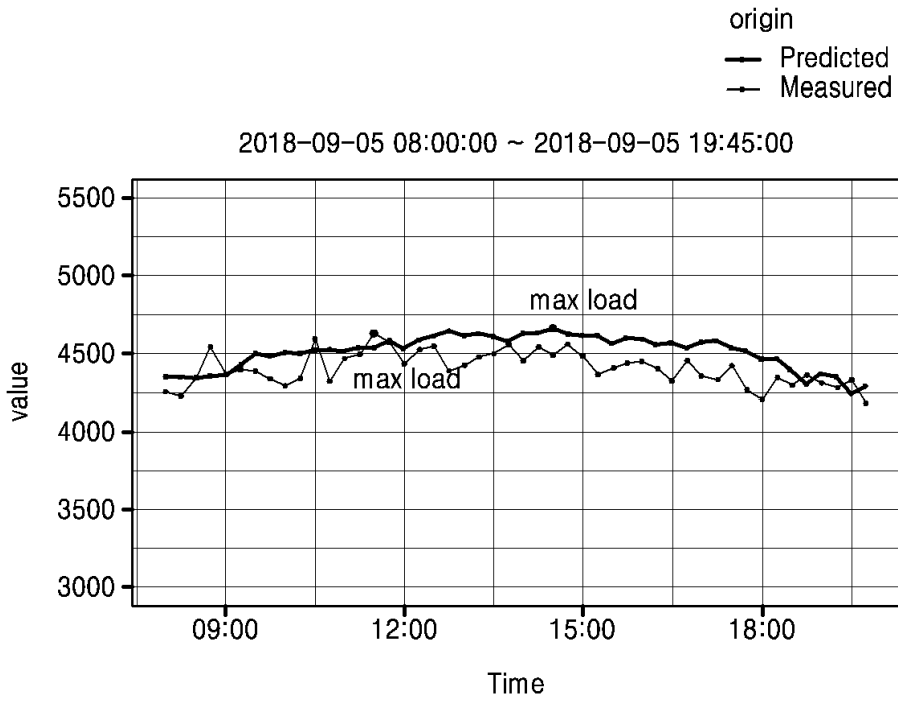
도면6c



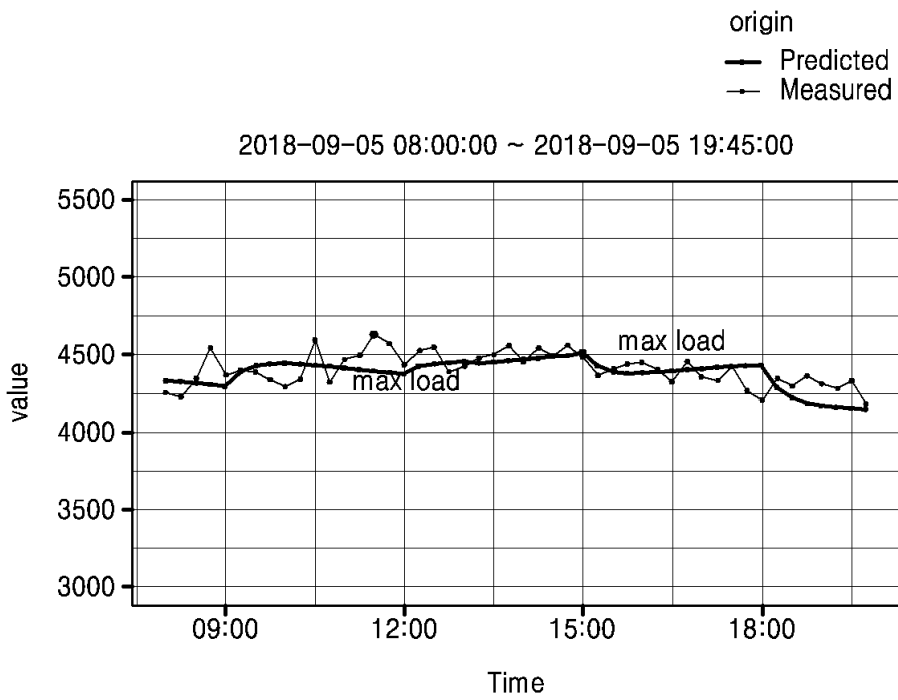
도면6d



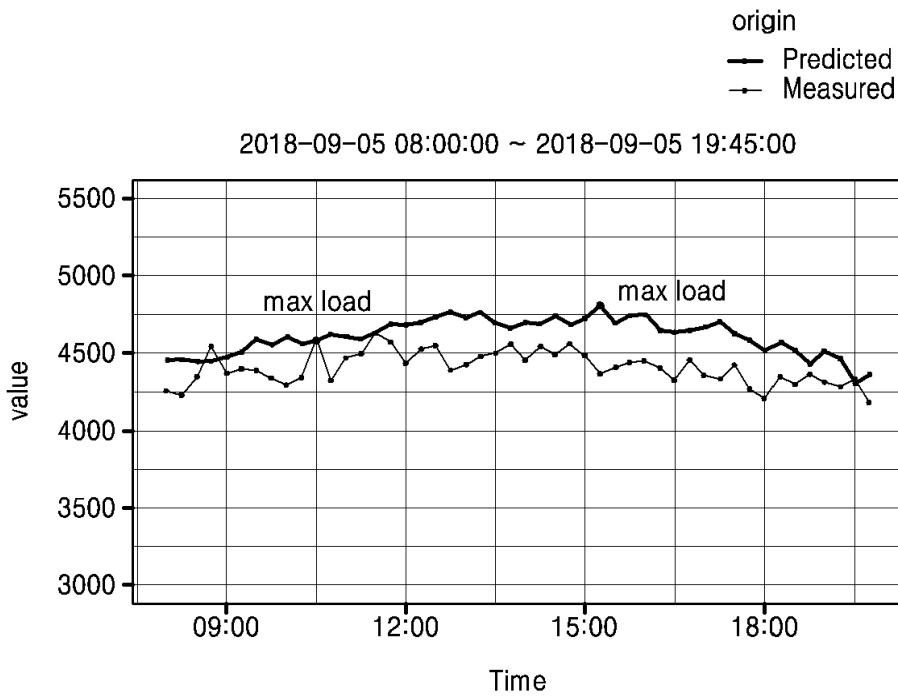
도면6e



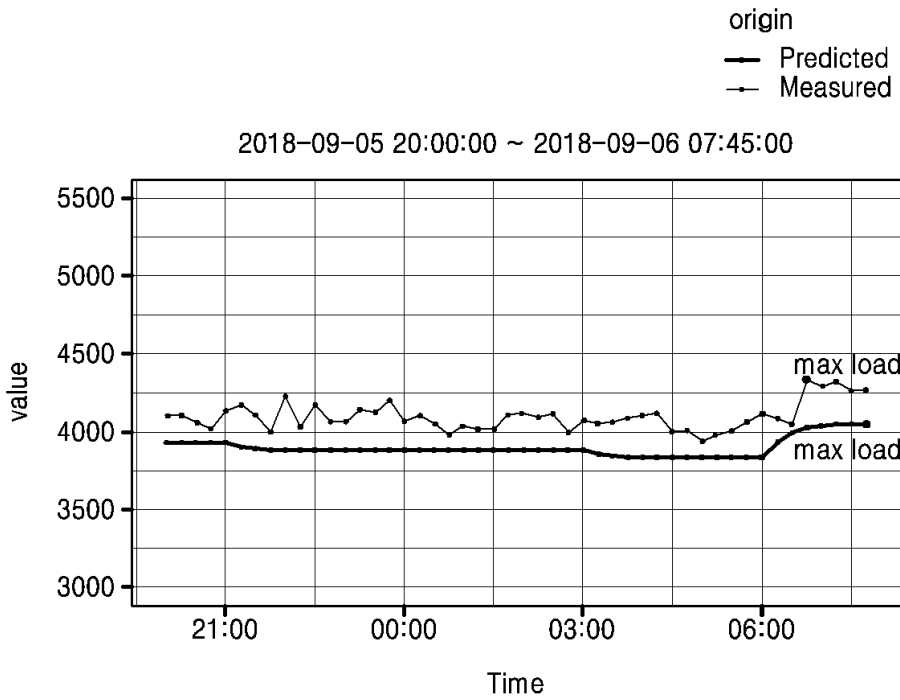
도면6f



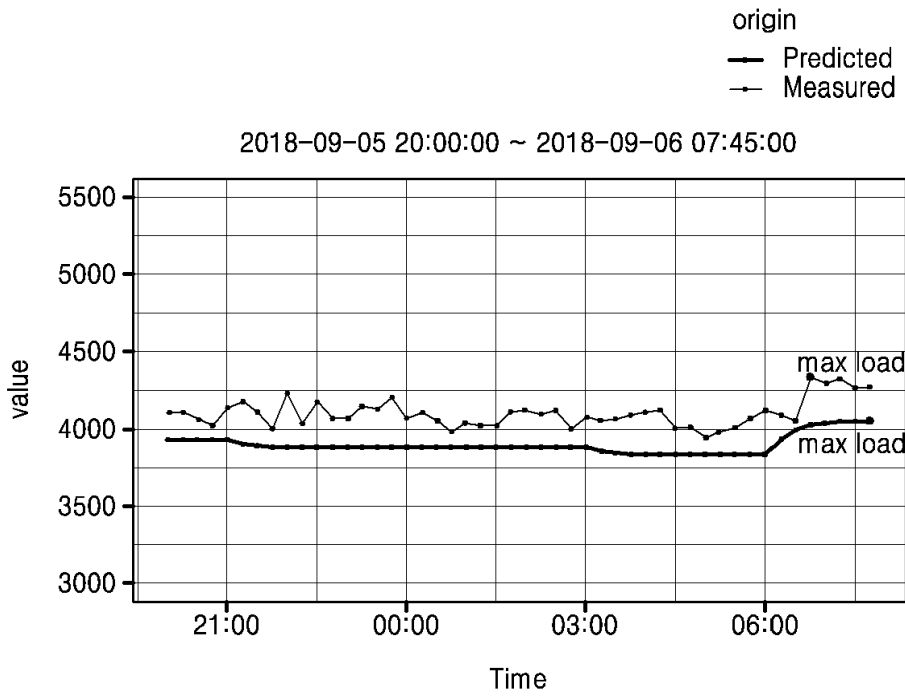
도면6g



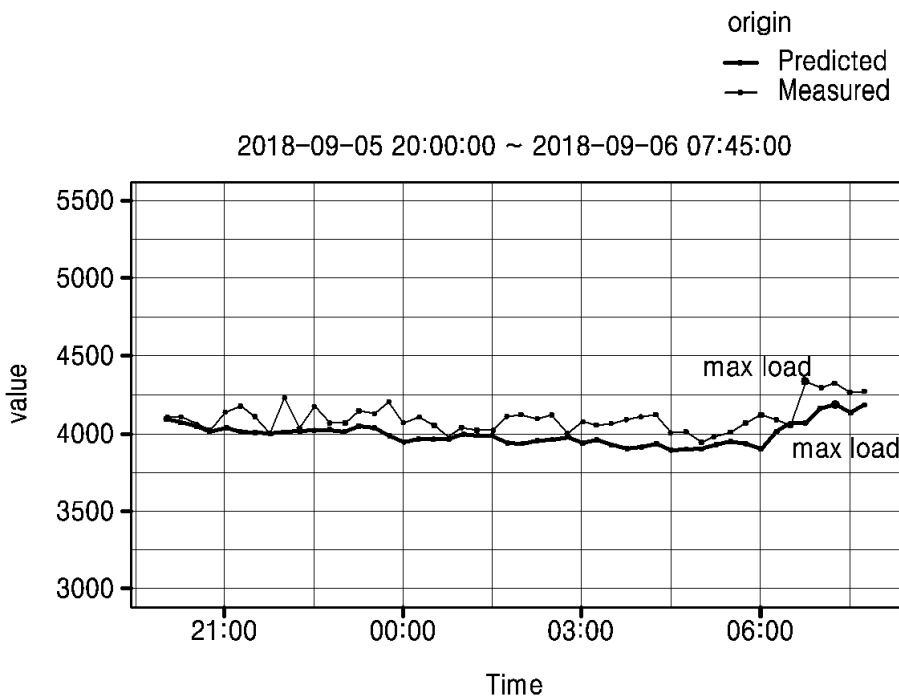
도면7a



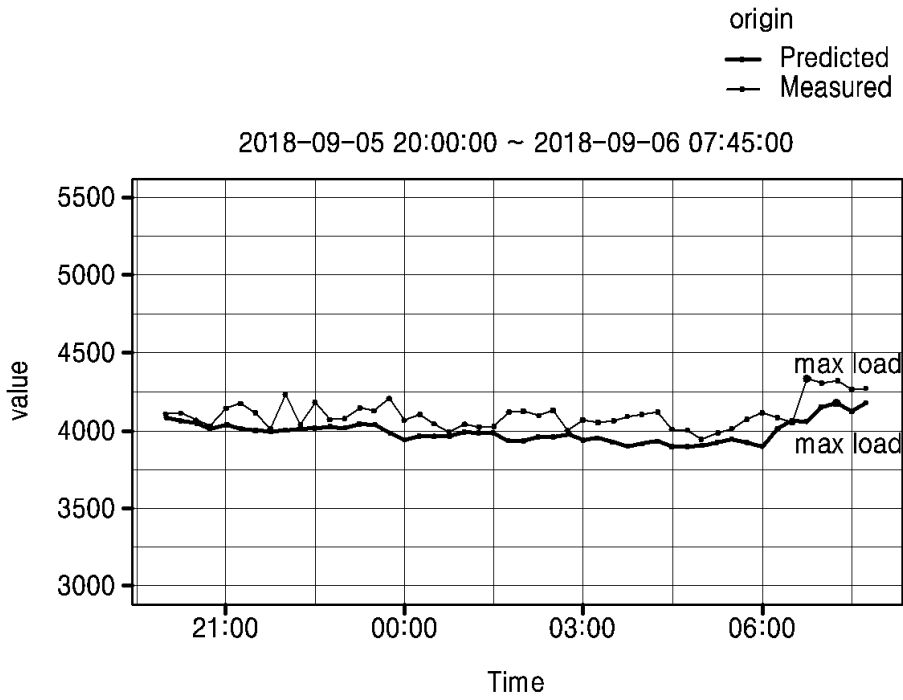
도면7b



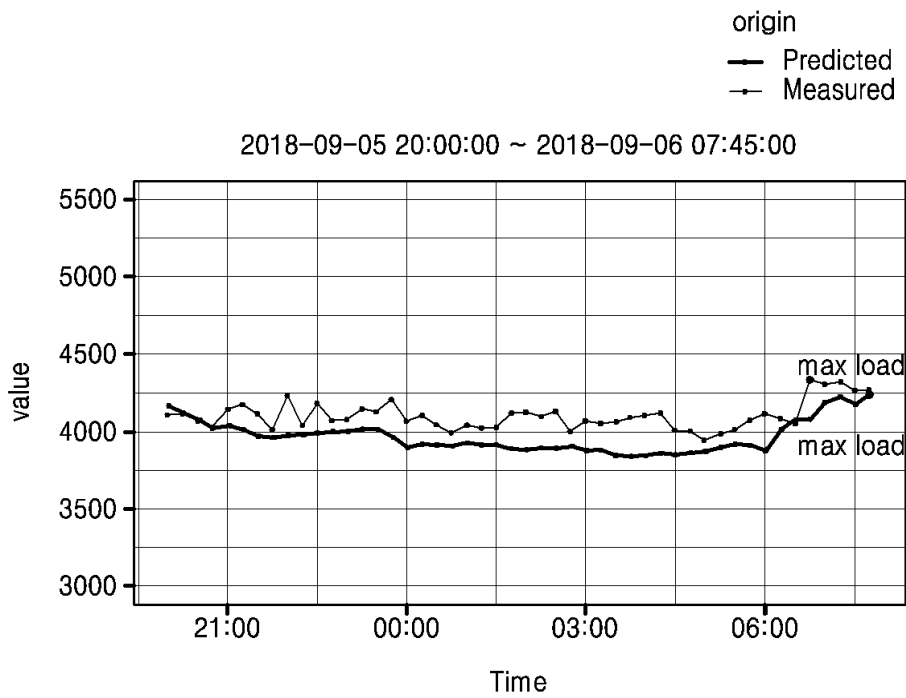
도면7c



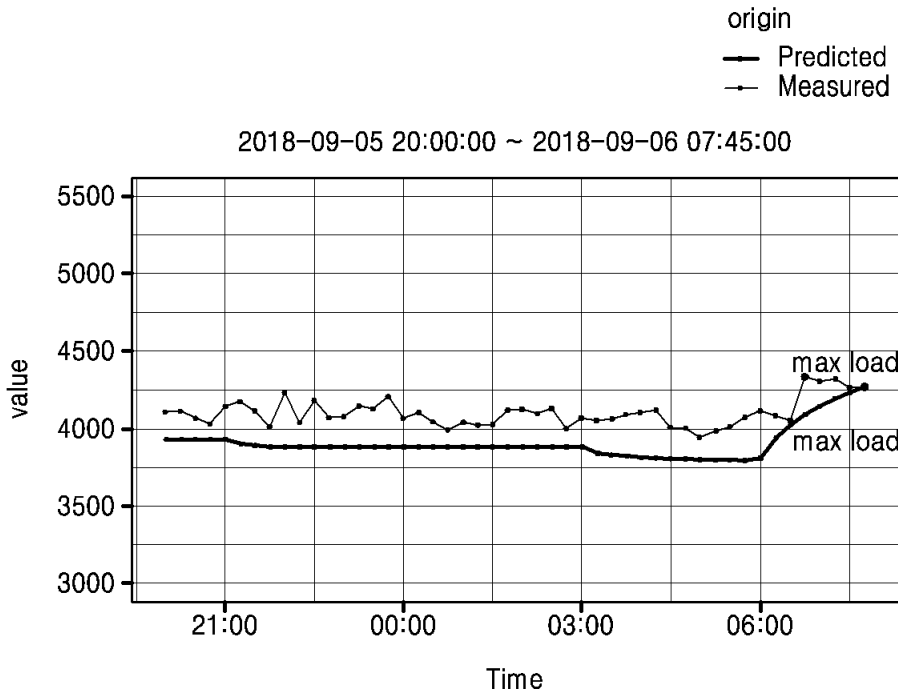
도면7d



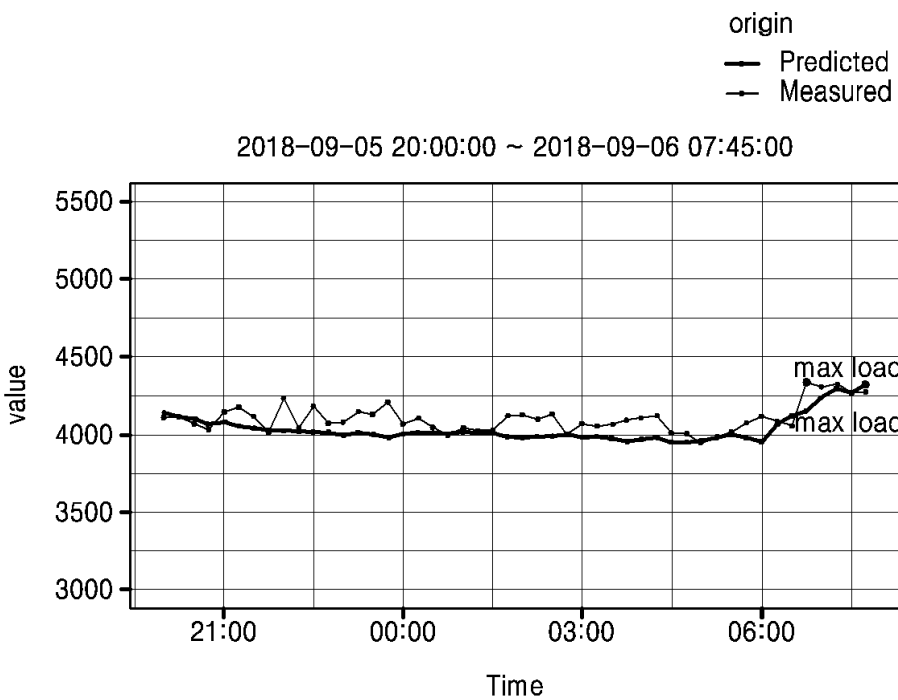
도면7e



도면7f



도면7g



도면 7h

