(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년02월17일
(11) 등록번호 10-2500548
(24) 등록일자 2023년02월13일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
*G06Q 50/06* (2012.01) *G01R 21/00* (2006.01)
*G06N 20/00* (2019.01) *G06N 3/08* (2023.01)
*G06Q 10/04* (2023.01)
(52) CPC특허분류
*G06Q 50/06* (2013.01)
*G01R 21/00* (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0099720
(22) 출원일자 2020년08월10일
심사청구일자 2020년08월10일
(65) 공개번호 10-2022-0019376
(43) 공개일자 2022년02월17일
(56) 선행기술조사문헌
KR1020200057820 A*
KR1020200072588 A*
KR102094320 B1*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
**세종대학교산학협력단**
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
**백성욱**
서울특별시 광진구 아차산로 262, B동 1304호 (자양동, 더샵스타시티)
**노승민**
서울특별시 은평구 진관2로 111-7, 214동 805호(진관동, 은평뉴타운우물골)
*(뒷면에 계속)*
(74) 대리인
**특허법인위더피플**

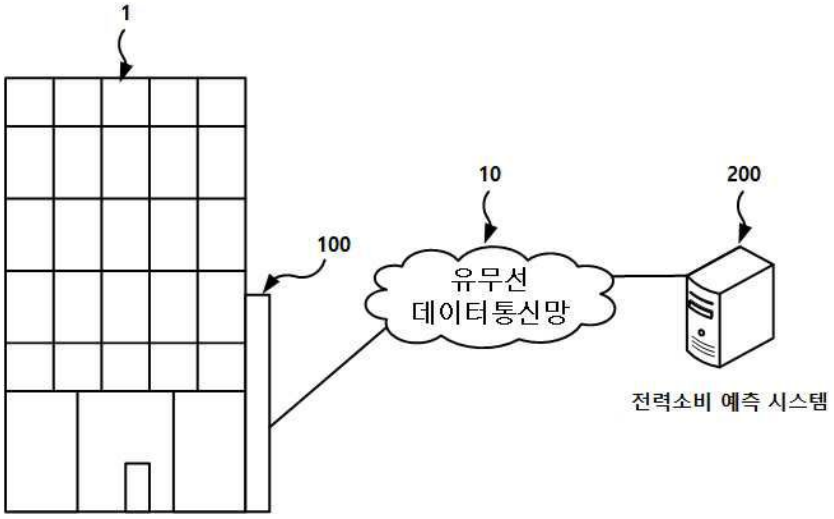
전체 청구항 수 : 총 9 항 심사관 : 유환욱

(54) 발명의 명칭 **하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템 및 방법**

## (57) 요 약

본 발명은 전력 소비 예측 시스템 및 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 전력 소비 패턴이 다른 주거용 공간과 상업용 공간이 공존하는 주상복합 건물의 전력 소비를 예측하기 위해 공간적 특징을 추출하는 합성곱 신경망(Convolution Neural Network: CNN) 및 시간적 특징을 추출하는 장단기 메모리 오토 엔코더(Long Short Term Memory AutoEncoder: LSTM-AE)를 복합적으로 적용하는 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템 및 방법에 관한 것이다.

*대 표 도* - 도1



(52) CPC특허분류
*G06N 20/00* (2021.08)
*G06N 3/08* (2023.01)
*G06Q 10/04* (2023.01)
*Y04S 10/50* (2020.08)
*Y04S 40/20* (2020.08)

(72) 발명자
**이미영**
서울특별시 강남구 도산대로101길 34, 603호 (청담동, 구산아파트)
**줄피카르 아마드 칸**
서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교 대양AI센터 411호 (군자동)
**탄비어 후세인**
서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교 대양AI센터 411호 (군자동)
**아민 울라**
서울특별시 광진구 능동로 209, 세종대학교 대양AI센터 411호 (군자동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

| | |
|---|---|
| 과제고유번호 | 1711116386 |
| 과제번호 | 2019M3F2A1073179 |
| 부처명 | 과학기술정보통신부 |
| 과제관리(전문)기관명 | 한국연구재단 |
| 연구사업명 | 에너지클라우드기술개발(과기정통부)(R&D) |
| 연구과제명 | 효과적인 에너지 수요 패턴 및 요인 분석을 위한 앙상블 기법 기반의 XAI 에너지 플랫폼 개발 |
| 기 여 율 | 1/1 |
| 과제수행기관명 | 세종대학교 |
| 연구기간 | 2020.03.01 ~ 2020.12.31 |

공지예외적용 : 있음

# 명 세 서

## 청구범위

### 청구항 1

적어도 하나 이상의 주상복합 빌딩에 설치된 스마트미터로부터 전력 소비 데이터를 수집하고 일정 기간 단위로 학습 데이터세트 및 주상복합 빌딩에 대해 미리 획득된 학습 데이터세트 중 어느 하나 이상을 획득하는 데이터 획득부;

상기 학습 데이터세트를 음수값을 가지도록 변환하는 데이터 전처리를 수행하는 데이터 전처리부;

상기 데이터 전처리를 수행한 학습 데이터세트로부터 공간적 특징을 추출하는 합성곱 신경망 및 시간적 특징을 추출하는 장단기 메모리 오토 엔코더가 복합적으로 적용된 인공지능 모델에 적용하여 학습하는 학습부;

상기 스마트미터로부터 실시간 전력 소비 데이터를 획득하여 출력하는 실시간 데이터 수집부; 및

상기 학습된 인공지능 모델이 로딩되어 동작하고 상기 실시간 데이터 수집부로부터 출력되는 실시간 전력 소비 데이터를 상기 인공지능 모델에 적용하여 상기 주상복합 빌딩의 전력 소비 예측 결과를 출력하는 전력소비 예측부를 포함하고,

상기 학습부는,

상기 데이터 전처리된 학습 데이터세트를 합성곱 신경망에 적용하여 공간 특징을 추출하여 출력하는 공간 특징 추출부;

상기 공간특징 추출부의 공간 특징을 입력받아 입력되는 시퀀스 간의 시간적 특징을 추출하여 출력하는 시간 특징 추출부;를 포함하며,

상기 시간 특징 추출부는,

상기 공간 특징 정보에 대한 입력 시퀀스를 연속적으로 인코딩하는 2개의 LSTM을 포함하는 엔코더;

엔코딩된 연속되는 두 시퀀스 간의 시간적 특징을 추출하는 특징 추출부;

상기 추출된 시간적 특징에 대한 연속적인 시퀀스를 디코딩하는 2개의 LSTM을 포함하는 디코더; 및

상기 디코딩된 시퀀스에 대한 상기 출력 예측을 생성하는 응축부(Densoe)를 포함하는

하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 수비 예측 시스템.

### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 데이터 획득부는,

날짜, 시간, 전역 유효 전력(Global Active Power: GAP), 전역 무효 전력(Global Reactive Power: GRP), 1분 평균 전압, 분당 전력 세기, 서브미터링(서브셋)을 포함하는 데이터를 획득하는 것을 특징으로 하는 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 수비 예측 시스템.

### 청구항 3

제1항에 있어서,

상기 데이터 전처리부는,

상기 학습 데이터세트를 표준 전환 방식에 의해 음수값이 존재하도록 데이터 전처리를 수행하는 것을 특징으로

하는 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 수비 예측 시스템.

**청구항 4**

제1항에 있어서,

상기 학습부는,

공간 특징 및 시간 특징 정보에 의한 학습을 수행하여 상기 인공지능 모델을 생성하는 예측 모델 생성부를 포함하는 것을 특징으로 하는 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 수비 예측 시스템.

**청구항 5**

제4항에 있어서,

상기 공간 특징 추출부는,

입력 계층, ReLu 활성 함수를 가지는 2개의 합성곱 계층, 상기 합성곱 계층 각각의 후단에 구성되는 드롭아웃을 포함하는 것을 특징으로 하는 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 수비 예측 시스템.

**청구항 6**

삭제

**청구항 7**

데이터 획득부가 적어도 하나 이상의 주상복합 빌딩에 설치된 스마트미터로부터 전력 소비 데이터를 수집하고 일정 기간 단위로 학습 데이터세트를 생성하여 획득하는 데이터 획득 과정;

데이터 전처리부가 상기 학습 데이터세트를 음수값을 가지도록 변환하는 데이터 전처리를 수행하는 데이터 전처리 과정;

학습부가 상기 데이터 전처리를 수행한 학습 데이터세트로부터 공간적 특징을 추출하는 합성곱 신경망 및 시간적 특징을 추출하는 장단기 메모리 오토 엔코더가 복합적으로 적용하여 학습된 인공지능 모델을 생성하는 학습 과정;

실시간 데이터 수집부가 상기 스마트미터로부터 실시간 전력 소비 데이터를 획득하여 출력하는 실시간 데이터 수집 과정; 및

전력소비 예측부가 로딩되어 동작하고 있는 상기 학습된 인공지능 모델에 상기 실시간 데이터 수집부로부터 출력되는 실시간 전력 소비 데이터를 적용하여 상기 주상복합 빌딩의 전력 소비 예측 결과를 출력하는 전력소비 예측 과정을 포함하고,

상기 학습 과정은,

상기 학습부가 공간 특징 추출부를 통해 상기 데이터 전처리된 학습 데이터세트를 합성곱 신경망에 적용하여 공간 특징을 추출하여 출력하는 공간 특징 추출 단계;

상기 학습부가 시간 특징 추출부를 통해 상기 공간특징 추출부의 공간특징을 입력받아 입력되는 시퀀스 간의 시간적 특징을 추출하여 출력하는 시간 특징 추출단계;를 포함하며,

상기 시간 특징 추출 단계는,

2개의 장단기 메모리 오토 엔코더를 통해 상기 공간 특징 정보에 대한 입력 시퀀스를 연속적으로 인코딩하는 엔코딩 단계;

엔코딩된 연속되는 두 시퀀스 간의 시간적 특징을 추출하는 시간 특징 추출 단계;

2개의 장단기 메모리 오토 엔코더를 통해 상기 추출된 시간적 특징에 대한 연속적인 시퀀스를 디코딩하는 디코

딩 단계; 및

상기 디코딩된 시퀀스에 대한 상기 출력 예측을 생성하는 응축 단계(Densoe)를 포함하는

하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 수비 예측 방법.

**청구항 8**

제7항에 있어서,

상기 데이터 전처리부는,

상기 학습 데이터세트를 표준 전환 방식에 의해 음수값이 존재하도록 데이터 전처리를 수행하는 것을 특징으로 하는 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 수비 예측 방법.

**청구항 9**

제7항에 있어서,

상기 학습 과정은,

학습부가 예측 모델 생성부를 통해 상기 공간 특징 및 시간 특징 정보에 의한 학습을 수행하여 상기 인공지능 모델을 생성하는 예측 모델 생성 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 수비 예측 방법.

**청구항 10**

제9항에 있어서,

상기 공간 특징 추출부는,

입력 계층, ReLu 활성 함수를 가지는 2개의 합성곱 계층, 상기 합성곱 계층 각각의 후단에 구성되는 드롭아웃을 포함하는 것을 특징으로 하는 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 수비 예측 방법.

**청구항 11**

삭제

## *발명의 설명*

### *기 술 분 야*

[0001] 본 발명은 전력 소비 예측 시스템 및 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 전력 소비 패턴이 다른 주거용 공간과 상업용 공간이 공존하는 주상복합 건물의 전력 소비를 예측하기 위해 공간적 특징을 추출하는 합성곱 신경망(Convolution Neural Network: CNN) 및 시간적 특징을 추출하는 장단기 메모리 오토 엔코더(Long Short Term Memory AutoEncoder: LSTM-AE)를 복합적으로 적용하는 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템 및 방법에 관한 것이다.

### *배 경 기 술*

[0002] 산업화 및 에너지에 대한 수요 증가로 인해 전 세계 에너지 소비가 빠르게 증가하고 있다.

[0003] 이러한 전기 에너지 소비의 증가로 전기 에너지 소비 예측은 빠르게 기술화되고 있다. 세계 에너지 전망에 따르면 국제 에너지 수요는 2016년~2040년 기간에 연평균 복합 성장률이 1.0% 증가할 것으로 예측된다.

[0004] 일반적으로 에너지의 가장 큰 소비 부분은 주거용 건물이다. 즉, 유럽에서 주거용 건물에 의해 소비되는 에너지는 총 에너지의 40%에 이르고 있고, 전 세계 에너지 사용량의 27%를 차지하고 있다.

[0005] 또한, 최근에는 주거용 공간과 상업용 공간 둘 모두를 포함하는 주상복합 빌딩이 증가하고 있으며, 이러한 주상복합 빌딩의 소비 전력은 매우 높다. 주거용 공간과 상업용 공간이 공존하면서 소비전력이 높은 편이므로 그 전력 예측이 어려운 문제점이 있으며, 이로 인해 전력계통 운전의 제어와 계획을 직접적으로 방해하기 때문에 전기 에너지 예측과 관리가 더욱 중요해지고 있다.

[0006] 소비 전력의 예측 오류가 1% 감소하면 연간 1000만 파운드를 절약할 수 있는 것으로 보고되고 있다.

[0007] 이러한 소모 전력의 예측을 위해 대부분의 주거용 빌딩 및 산업 구역에는 에너지 관리 개선을 위해 전기 계량 센서 등과 같은 스마트 센서가 설치된다. 그러나 이러한 스마트 센서는 충분히 활용되지 못하고 있다.

[0008] 전력 소비량 예측은 불확실성, 중복성, 결측치 등을 포함할 수 있는 데이터를 생성하는 다변량 시계열 문제이다. 불규칙한 경향의 성분들과 계절적 패턴 때문에, 전통적인 기계학습 모델을 적용함에 의해 전력 소비량을 정확하게 예측하는 것이 어렵다. 반면에 딥러닝 모델은 궁극적으로 더 좋은 결과 및 더 적은 에러 발생률을 낸다.

[0009] 일반적으로, 아리마(ARIMA) 모델, 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine: SVM), SVR, 시계열, 신경 퍼지 및 선형회귀(LR) 모델 및 인공 신경망 등을 포함하는 몇 개의 기술들은 에너지 소비 예측을 위해 개발되고 있다.

[0010] 이러한 예측 모델은 통계학, 머신러닝(ML), 딥러닝, 하이브리드 모델의 4대 그룹으로 분류된다.

[0011] 그러나 종래 유전자 프로그래밍을 포함하는 선형회기 모델은 불필요한 변수를 제거하여 성능은 향상되지만, 독립 변수 상관관계는 다중 공선성의 문제를 초래하고, 선형 회기 모델을 통해 설명 변수를 얻기 어려운 문제점이 있었다.

[0012] 또한, 종래 머신러닝 접근 카테고리에서 SVR을 사용한 모델은 데이터가 증가하거나 변수 간의 상관관계가 복잡할 경우 과도한 문제로 빠지는 문제점이 있었으며, 모델이 과장되면 예측 정확도에 영향을 미치므로 주상복합 건물의 에너지 예측에는 사용되지 않는 것이 좋다.

[0013] 종래 딥러닝 모델을 적용한 전력 소비 예측 시스템은 빌딩에서의 전력 소모 예측을 위한 Seq2seq 모델을 적용하여 최고의 성능을 나타내고 있다. 그러나 딥러닝 모델에서는 전력 소비 데이터의 공간적 및 시간적 특징을 모델링하는 것이 어려운 문제점이 있었으며, 이는 주상복합 빌딩에 적합하지 않다.

[0014] 또한, 최근, 전력 소비 예측 시스템은 전력 소비 예측을 위해 합성곱 신경망(Convolution Neural Network: CNN) 및 장단기 메모리(Long Short Term Memory: LSTM) 모델을 결합하고 있으며, CNN을 통한 공간적 특징 추출과 LSTM을 통한 시간적 정보를 반영한 모델링을 수행하여 보다 정확한 예측도를 나타내고 있다.

[0015] 그러나 일반적인 LSTM은 한 시퀀스에서 다른 시퀀스로의 시간적 의존성을 학습하지 못하는 문제점이 있으며, 이는 보다 정확한 시간적 정보를 제공할 수 없음을 의미한다.

[0016] 따라서 보장 정확한 시간적 정보를 특징으로 추출하여, 공간적 정보와 함께 보다 더 정확하게 전력 소비를 예측할 수 있는 시스템의 개발이 요구되고 있다.

## *선행기술문헌*

### *특허문헌*

[0017] (특허문헌 0001) 대한민국 등록특허 제10-1875329호(2018.07.05.공고)

## *발명의 내용*

### *해결하려는 과제*

[0018] 따라서 본 발명의 목적은 본 발명은 전력 소비 패턴이 다른 주거용 공간과 상업용 공간이 공존하는 주상복합 건물의 전력 소비를 예측하기 위해 공간적 특징을 추출하는 합성곱 신경망(CNN) 및 시간적 특징을 추출하는 장단기 메모리 오토 엔코더(Long Short Term Memory AutoEncoder: LSTM-AE)를 복합적으로 적용하는 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템 및 방법을 제공함에 있다.

### 과제의 해결 수단

[0019] 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템은: 적어도 하나 이상의 주상복합 빌딩에 설치된 스마트미터로부터 전력 소비 데이터를 수집하고 일정 기간 단위로 학습 데이터세트 및 주상복합 빌딩에 대해 미리 획득된 학습 데이터세트 중 어느 하나 이상을 획득하는 데이터 획득부; 상기 학습 데이터세트를 음수값을 가지도록 변환하는 데이터 전처리를 수행하는 데이터 전처리부; 상기 데이터 전처리를 수행한 학습 데이터세트로부터 공간적 특징을 추출하는 합성곱 신경망 및 시간적 특징을 추출하는 장단기 메모리 오토 엔코더가 복합적으로 적용된 인공지능 모델에 적용하여 학습하는 학습부; 상기 스마트미터로부터 실시간 전력 소비 데이터를 획득하여 출력하는 실시간 데이터 수집부; 및 상기 학습된 인공지능 모델이 로딩되어 동작하고 상기 실시간 데이터 수집부로부터 출력되는 실시간 전력 소비 데이터를 상기 인공지능 모델에 적용하여 상기 주상복합 건물의 전력 소비 예측 결과를 출력하는 전력소비 예측부를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0020] 상기 데이터 획득부는, 날짜, 시간, 전역 유효 전력(Global Active Power: GAP), 전역 무효 전력(Global Reactive Power: GRP), 1분 평균 전압, 분당 전력 세기, 서브미터링(서브셋)을 포함하는 데이터를 획득하는 것을 특징으로 한다.

[0021] 상기 데이터 전처리부는, 상기 학습 데이터세트를 표준 전환 방식에 의해 음수값이 존재하도록 데이터 전처리를 수행하는 것을 특징으로 한다.

[0022] 상기 학습부는, 상기 데이터 전처리된 학습 데이터세트를 합성곱 신경망에 적용하여 공간 특징을 추출하여 출력하는 공간 특징 추출부; 상기 공간특징 추출부의 공간 특징을 입력받아 입력되는 시퀀스 간의 시간적 특징을 추출하여 출력하는 시간 특징 추출부; 및 상기 공간 특징 및 시간 특징 정보에 의한 학습을 수행하여 상기 인공지능 모델을 생성하는 예측 모델 생성부를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0023] 상기 공간 특징 추출부는, 입력 계층, ReLu 활성 함수를 가지는 2개의 합성곱 계층, 상기 합성곱 계층 각각의 후단에 구성되는 드롭아웃을 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0024] 상기 시간 특징 추출부는, 상기 공간 특징 정보에 대한 입력 시퀀스를 연속적으로 인코딩하는 2개의 LSTM을 포함하는 엔코더; 엔코딩된 연속되는 두 시퀀스 간의 시간적 특징을 추출하는 특징 추출부; 상기 추출된 시간적 특징에 대한 연속적인 시퀀스를 디코딩하는 2개의 LSTM을 포함하는 디코더; 및 상기 디코딩된 시퀀스에 대한 상기 출력 예측을 생성하는 응축부(Densoe)를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0025] 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 방법은: 데이터 획득부가 적어도 하나 이상의 주상복합 빌딩에 설치된 스마트미터로부터 전력 소비 데이터를 수집하고 일정 기간 단위로 학습 데이터세트를 생성하여 획득하는 데이터 획득 과정; 데이터 전처리부가 상기 학습 데이터세트를 음수값을 가지도록 변환하는 데이터 전처리를 수행하는 데이터 전처리 과정; 학습부가 상기 데이터 전처리를 수행한 학습 데이터세트로부터 공간적 특징을 추출하는 합성곱 신경망 및 시간적 특징을 추출하는 장단기 메모리 오토 엔코더가 복합적으로 적용하여 학습된 인공지능 모델을 생성하는 학습 과정; 실시간 데이터 수집부가 상기 스마트미터로부터 실시간 전력 소비 데이터를 획득하여 출력하는 실시간 데이터 수집 과정; 및 전력소비 예측부가 로딩되어 동작하고 있는 상기 학습된 인공지능 모델에 상기 실시간 데이터 수집부로부터 출력되는 실시간 전력 소비 데이터를 적용하여 상기 주상복합 건물의 전력 소비 예측 결과를 출력하는 전력소비 예측 과정을 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0026] 상기 데이터 전처리부는, 상기 학습 데이터세트를 표준 전환 방식에 의해 음수값이 존재하도록 데이터 전처리를 수행하는 것을 특징으로 한다.

[0027] 상기 학습 과정은, 상기 학습부가 공간 특징 추출부를 통해 상기 데이터 전처리된 학습 데이터세트를 합성곱 신경망에 적용하여 공간 특징을 추출하여 출력하는 공간 특징 추출 단계; 상기 학습부가 시간 특징 추출부를 통해 상기 공간특징 추출부의 공간특징을 입력받아 입력되는 시퀀스 간의 시간적 특징을 추출하여 출력하는 시간 특징 추출단계; 및 상기 학습부가 예측 모델 생성부를 통해 상기 공간 특징 및 시간 특징 정보에 의한 학습을 수행하여 상기 인공지능 모델을 생성하는 예측 모델 생성 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0028] 상기 공간 특징 추출부는, 입력 계층, ReLu 활성 함수를 가지는 2개의 합성곱 계층, 상기 합성곱 계측 각각의 후단에 구성되는 드롭아웃을 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0029] 상기 시간 특징 추출 단계는, 2개의 장단기 메모리 오토 엔코더를 통해 상기 공간 특징 정보에 대한 입력 시퀀

스를 연속적으로 인코딩하는 엔코딩 단계; 엔코딩된 연속되는 두 시퀀스 간의 시간적 특징을 추출하는 시간 특징 추출 단계; 2개의 장단기 메모리 오토 엔코더를 통해 상기 추출된 시간적 특징에 대한 연속적인 시퀀스를 디코딩하는 디코딩 단계; 및 상기 디코딩된 시퀀스에 대한 상기 출력 예측을 생성하는 응축 단계(Densoe)를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0030]

## 발명의 효과

[0031] 본 발명은 CNN 및 LSTM-AE를 적용함으로써 공간적 특징 및 현재 시퀀스와 다음 시퀀스 간의 시간적 의존성에 따른 시간적 특징을 추출할 수 있으므로 보다 정확한 전력 소비 예측을 수행할 수 있는 효과가 있다.

[0032] 또한, 본 발명은 획득된 학습 데이터세트가 마이너스, 즉 음수 값을 포함하도록 변환하는 표준변환에 의한 일반화를 수행하므로, 과적합(Overfiting) 문제를 해결하고 주상복합 빌딩에 최적화된 학습 데이터세트를 획득할 수 있는 효과가 있다.

## 도면의 간단한 설명

[0033] 도 1은 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템을 포함하는 소비전력 관리 시스템의 구성을 나타낸 도면이다.

도 2는 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템의 구성을 나타낸 도면이다.

도 3은 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템에 적용되는 데이터 전처리 방식 선택 기준을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템의 공간적 특징 추출부(CNN)의 개략적인 구성을 나타낸 도면이다.

도 5는 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템의 시간 특징 추출부(LSTM-AE)의 구성을 나타낸 도면이다.

도 6은 본 발명의 하이브리드 인공지능 모델과 다른 종래 인공지능 모델들 간의 MSE, MAE 및 RMSE 평가 방법에 따른 오류율을 나타낸 그래프이다.

도 7은 본 발명의 하이브리드 인공지능 모델과 다른 종래 인공지능 모델들 간의 MSE, MAE 및 RMSE 평가 방법에 따른 성능 평가 그래프이다.

## 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0034] 이하 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템의 구성 및 동작을 상세히 설명하고, 상기 시스템에서의 전력 소비 예측 방법을 설명한다.

[0035] 도 1은 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템을 포함하는 소비전력 관리 시스템의 구성을 나타낸 도면이다.

[0036] 도 1을 참조하면, 본 발명에 따른 전력 소비 예측 시스템(200)은 유무선 데이터통신망(10)을 통해 다수의 주상복합 빌딩(1)의 스마트미터(100)와 연결되어 데이터통신을 수행한다.

[0037] 상기 유무선 데이터통신망(10)은 와이파이(WiFi)망 및 로컬망(LAN)을 포함하는 인터넷망, 3세대(3 Generation: 3G), 4G, 5G 등의 이동통신망, 전력선망, 전용망 등 중 어느 하나 이상이 결합된 데이터통신망일 수 있을 것이다.

[0038] 전력 소비 예측 시스템(200)은 주상복합 빌딩(1)의 스마트미터(100)로부터 주거영역 및 상업영역에서 소비되는 소비전력을 측정한 전력 소비 데이터를 수집하고, 미리 획득된 학습 데이터세트 및 상기 스마트미터(100)로부터 일정 기간동안 수집된 학습 데이터세트 중 어느 하나 이상을 적용하여 학습된 인공지능 모델을 생성하고, 생성된 인공지능 모델을 통해 실시간 획득되는 전력 소비 데이터에 대한 단기적인 전력 소비량을 예측한다. 상기 인공지능 모델은 본 발명에 따라 상기 전력 소비 데이터의 공간적 특징을 추출하는 합성곱 신경망(Convolution Neural Network: CNN) 및 시퀀스 간의 시간적 특징을 추출하는 장단기 메모리 오토 엔코더(Long Short Term

Memory Auto Encoder: LSTM-AE)를 포함하는 하이브리드 모델이 적용된다.

[0039] 상기 학습 데이터세트는 상업용 영역 및 주거용 영역 둘 모두에서 동시에 소비되는 전력 소비 데이터를 포함하며, 15분의 분해능을 갖는다.

[0040] 상기 전력 소비량 데이터세트에는 총 20,075,269개의 레코드가 있으며, 날짜, 시간, 전역 유효 전력(Global Active Power: GAP), 전역 무효 전력(Global Reactive Power: GRP), 전압(예: 1분 평균 전압), 강도(예: 분당 전력 세기), 서브셋(Subset=Submetering) 변수를 포함한다. 상기 시간 변수에는 월, 일, 년, 시간 및 분을 포함한다.

[0041] 도 2는 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템의 구성을 나타낸 도면이고, 도 3은 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템에 적용되는 데이터 전처리 방식 선택 기준을 설명하기 위한 도면이고, 도 4는 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템의 공간적 특징 추출부(CNN)의 구성을 나타낸 도면이며, 도 5는 본 발명에 따른 하이브리드 합성곱 신경망을 이용한 주상복합 건물의 전력 소비 예측 시스템의 시간 특징 추출부(LSTM-AE)의 구성을 나타낸 도면이다. 이하 도 2 및 도 5를 참조하여 설명한다.

[0042] 본 발명에 따른 전력 소비 예측 시스템(200)은 데이터 획득부(210), 데이터 전처리부(220), 학습부(230), 실시간 데이터 수집부(240) 및 전력 소비 예측부(250)를 포함한다.

[0043] 데이터 획득부(210)는 저장 수단을 구비하며, 스마트미터(100)로부터 전력 소비 데이터를 일정 시간 동안 수집하여 저장 수단에 학습 데이터세트를 구성하거나, 외부로부터 획득한 학습 데이터세트를 획득한 후, 구성 또는 획득된 학습 데이터세트를 데이터 전처리부(220)로 출력한다.

[0044] 실시간 데이터 수집부(240)는 상기 스마트미터(100)로부터 실시간 전력 소비 데이터를 획득하여 데이터 전처리부(220)로 출력한다.

[0045] 데이터 전처리부(220)는 상기 데이터 획득부(210)로부터 입력되는 학습 데이터세트를 데이터 전처리하여 학습부(230)로 출력하고, 실시간 데이터 수집부(240)로부터 입력되는 실시간 전력 소비 데이터를 데이터 전처리한 후 전력소비 예측부(250)로 출력한다.

[0046] 상기 데이터 전처리부(220)는 스마트미터(100)의 노후화, 측정 에러, 사람 실수, 기후 변화 등에 의해 발생할 수 있는 잡음 및 이상에 따른 이상 데이터를 제거하기 위한 것으로, 미싱 데이터 핸들링, 데이터 통합, 표준변환 등을 수행하여 데이터를 정규화하여 출력한다.

[0047] 도 2에서 나타낸 바와 같이 데이터를 정규화하기 위해 데이터 전처리부(220)는 (a)의 데이터세트 원본을 (b)의 최소-최대 스칼라, (c)의 최대 ABS 스칼라, (d)의 전력 변환, (e)의 퀀텀 변환, (f)의 표준 변환 등 중 어느 하나를 수행할 수 있으나, 각 특징을 독립적으로 조절하는 (f)의 표준 변환을 적용하였다.

[0048] 구체적으로, 좋은 결과를 얻기 위해서는 음수값이 특징으로 존재하는 것이 바람직하므로, 변환한 후 음수값을 가지는 변환을 선택하는 것이 바람직할 것이다.

[0049] 따라서 도 2에서 보이는 바와 같이 음수값을 가지는 (d)의 전력 변환 및 (f)의 표준 변환을 적용하는 것이 바람직하고, 전력 변환의 연산 복잡성이 표준 변환보다 높으므로 표준 변환을 적용하는 것이 바람직할 것이다.

[0050] 또한, 표준 변환은 각 특징을 독립적으로 처리하므로 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다.

[0051] 학습부(230)는 공간 특징 추출부(231), 시간 특징 추출부(232) 및 예측 모델 생성부(233)를 포함하여. 데이터 전처리부(220)로부터 출력되는 학습 데이터세트를 입력받고, 상기 학습 데이터세트로부터 공간 특징 및 시간 특징을 추출하여 전력 소비 예측을 위한 인공지능 모델(또는 "전력 소비 예측 인공지능 모델"이라 함)을 생성하여 전력 소비 예측부(250)로 제공한다.

[0052] 상기 공간 특징 추출부(231)는 합성곱 신경망(Convolution Neural Network: CNN)이 적용되어, 상기 데이터 전처리부(220)로부터 입력되는 정제된 학습 데이터세트로부터 공간 특징을 추출하여 시간 특징 추출부(232)로 출력한다.

[0053] 본 발명에 따른 합성곱 신경망(CNN)은 입력 계층(410), 은닉 계층(420) 및 출력 계층을 포함하고, 상기 은닉 계층(420)은 도 4에서 나타낸 바와 같이 ReLu 활성 함수(422)를 가지는 2개의 합성곱 계층(421)과, 상기 합성곱 계층(421) 각각의 후단에 구성되는 드롭아웃(423)을 포함할 수 있을 것이다. 상기 합성곱 계층(421) 중 첫 번째

합성곱 계층(421-1)의 필터 크기는 8이고, 두 번째 합성곱 계층(421-2)의 필터 크기는 16인 것이 바람직할 것이다. 커널의 크기는 두 합성곱 계층에 대해 1인 것이 바람직할 것이다.

[0054] 시간 특징 추출부(232)는 도 5에서 나타낸 바와 같이 시간적 특징을 학습할 수 있도록 장단기 메모리 오토 엔코더(LSTM-AE)가 적용되며, 상기 공간 특징 추출부(232)로부터 출력되는 공간특징 시퀀스 데이터를 입력받고, 한 시퀀스에서 다른 시퀀스로의 시간적 의존성을 학습하여 시간 특징을 추출하여 출력한다.

[0055] 상기 LSTM-AE는 2개의 연속적인 LSTM을 포함하는 엔코더(510), 인코딩 특징부(520), 2개의 연속적인 LSTM을 포함하는 디코더(530) 및 응축부(540)를 포함한다.

[0056] 상기 엔코더(510)는 상기 공간 특징 정보에 대한 입력 시퀀스를 연속적으로 인코딩하여 출력한다. 여기서 xt는 입력 특징, F는 공간 특징 ϕ:xt->F 이라 한다.

[0057] 특징 추출부(520)는 하기 수학식 1에 의해 엔코딩된 연속되는 두 시퀀스 간의 시간 의존적 특징을 추출한다.

*수학식 1*

[0058] $$\Phi_{AE}(X(N))=x(N)$$

[0059] 여기서, X(N)은 입력 샘플 시퀀스, $\Phi_{AE}$:ϕD가 적용된 AE함수

[0060] 디코더(530)는 상기 추출된 시간적 특징에 대한 연속적인 시퀀스를 디코딩한다. 디코더(530)는 내부 표현을 활용하여 입력을 재구성하고자 하는 D=F->X를 적용한다.

[0061] 상기 응축부(540)는 상기 디코딩된 시퀀스에 대한 상기 출력 예측을 생성한다.

[0062] 도 6은 본 발명의 하이브리드 인공지능 모델과 다른 종래 인공지능 모델들 간의 MSE, MAE 및 RMSE 평가 방법에 따른 오류율을 나타낸 그래프이고, 도 7은 본 발명의 하이브리드 인공지능 모델과 다른 종래 인공지능 모델들 간의 MSE, MAE 및 RMSE 평가 방법에 따른 성능 평가 그래프이다.

[0063] 도 6 및 도 7을 참조하면, 본 발명과 같이 구성함으로써 도 6에서 나타나고 있는 바와 같이 다른 단일 인공지능 모델 및 하이브리드 모델에 비해 본 발명의 하이브리드 모델의 오류율이 낮음을 알 수 있습니다.

[0064] 또한, 도 7에서 나타나고 있는 바와 같이 CNN은 MSE, MAE 및 RMSE에 대해 각각 0.006, 0.05 및 0.07의 값을 달성했으며, LSTM은 0.05, 0.13 및 0.22로 줄었습니다.

[0065] 또한, CNN 및 LSTM이 결합된 하이브리드 모델은 MSE, MAE 및 RMSE에 대해 0.07, 0.06 및 0.08을 달성하였으며, LSTM-AE는 0.01, 0.07 및 0.11의 에러율을 발생시킴을 나타내고 있다.

[0066] 이에 반해, 본 발명의 CNN 및 LSTM-AE 하이브리드 모델이 적용된 본 발명의 전력 소비 예측 시스템(200)은 MSE, MAE 및 RMSE에 대해 각각 0.0004, 0.01 및 0.02로 가장 낮은 에러율을 갖는다.

[0067] 한편, 본 발명은 전술한 전형적인 바람직한 실시예에만 한정되는 것이 아니라 본 발명의 요지를 벗어나지 않는 범위 내에서 여러 가지로 개량, 변경, 대체 또는 부가하여 실시할 수 있는 것임은 당해 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 용이하게 이해할 수 있을 것이다. 이러한 개량, 변경, 대체 또는 부가에 의한 실시가 이하의 첨부된 특허청구범위의 범주에 속하는 것이라면 그 기술사상 역시 본 발명에 속하는 것으로 보아야 한다.

## *부호의 설명*

[0068] 1: 주상복합 빌딩 10: 유무선 데이터통신망

100: 스마트 미터 200: 전력소비 예측 시스템

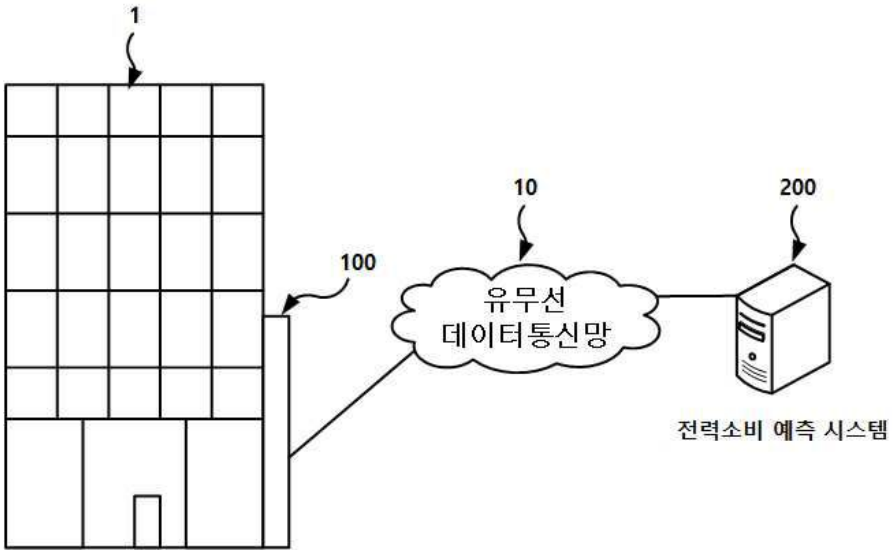
210: 데이터 획득부 220: 데이터 전처리부

230: 학습부 240: 실시간 데이터 수집부

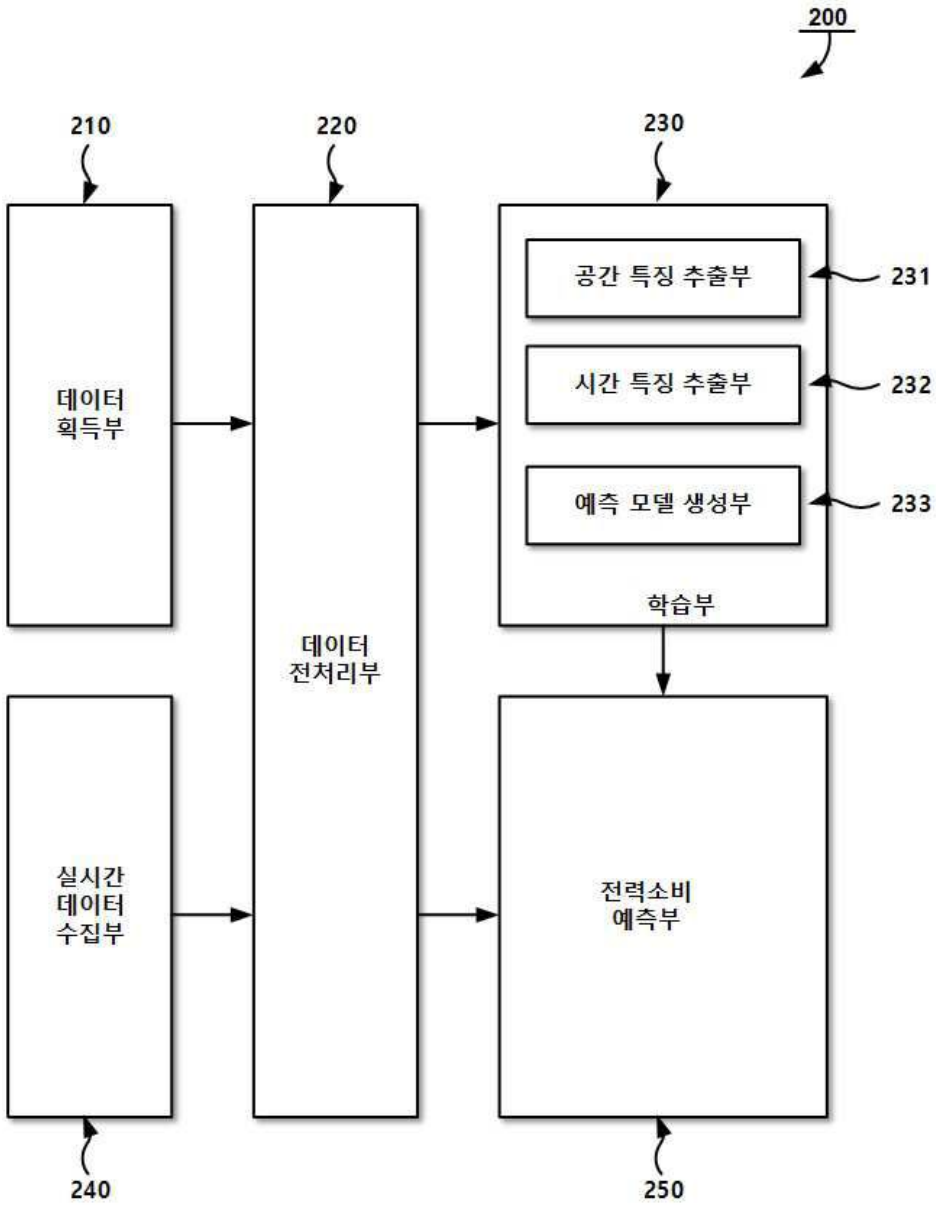
250: 전력소비 예측부

## 도면

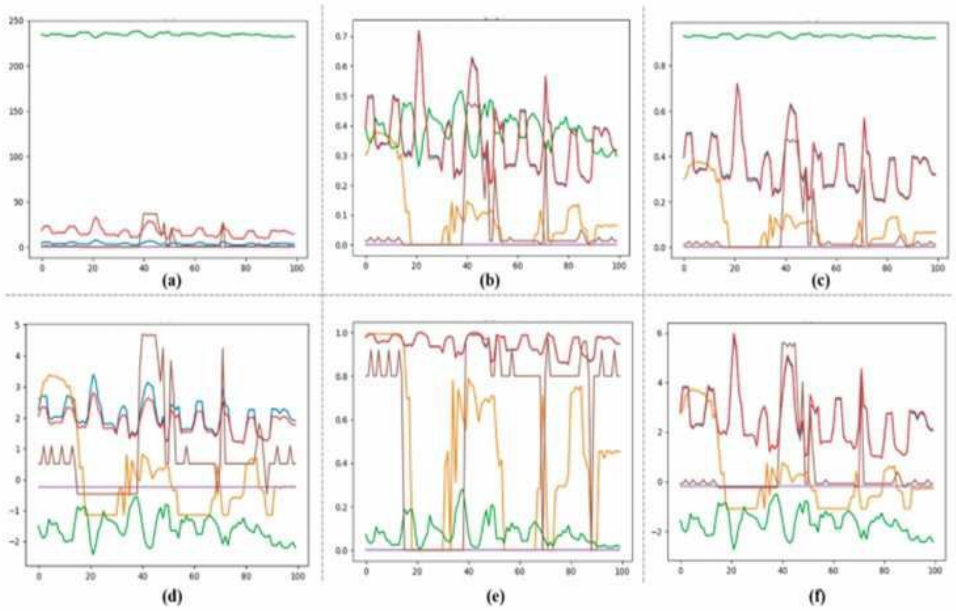
### 도면1



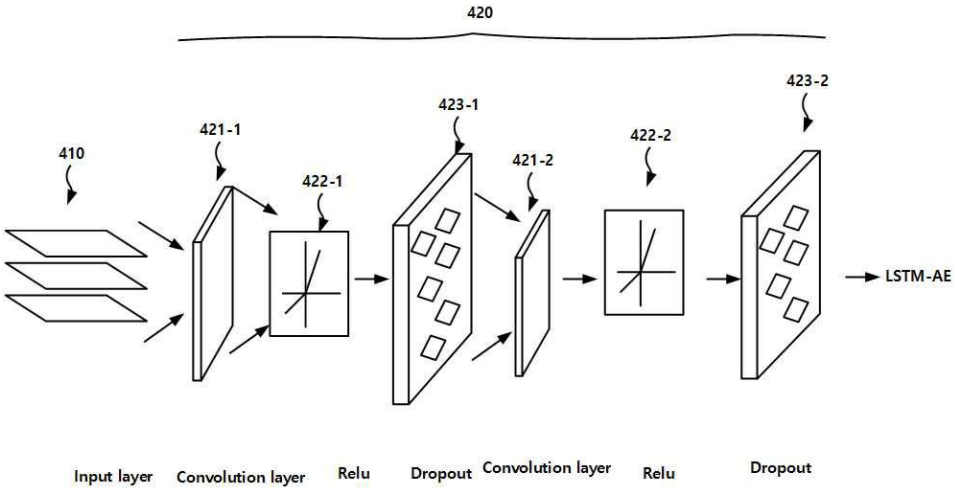
도면2


200
210
220
230
데이터
획득부
데이터
전처리부
공간 특징 추출부
231
시간 특징 추출부
232
예측 모델 생성부
233
학습부
실시간
데이터
수집부
전력소비
예측부
240
250

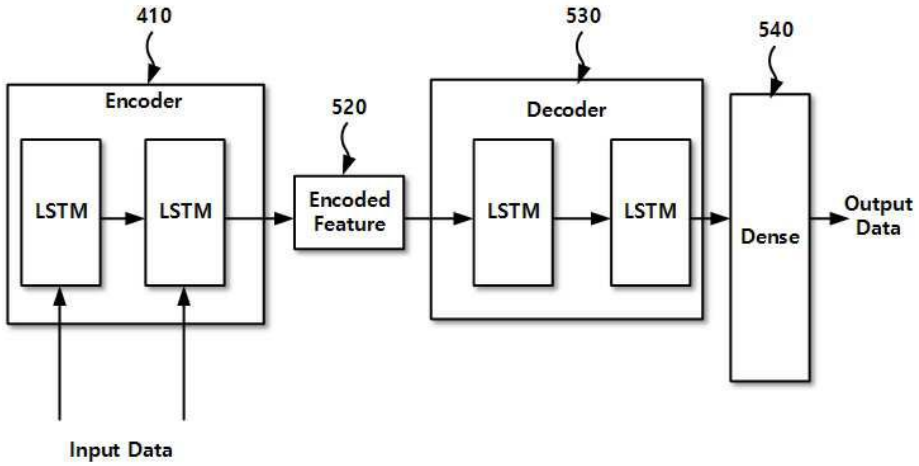
도면3


(a)
(b)
(c)
(d)
(e)
(f)

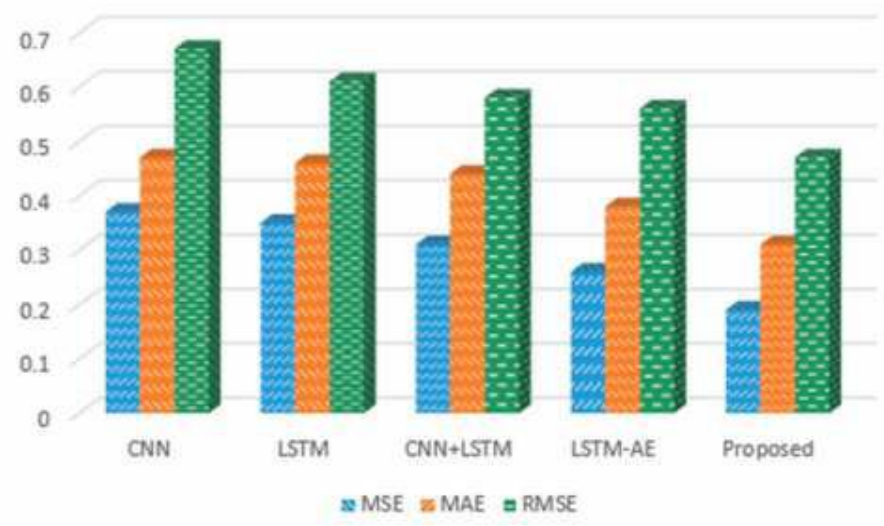
도면4


420
410
421-1
422-1
423-1
421-2
422-2
423-2
LSTM-AE
Input layer
Convolution layer
Relu
Dropout
Convolution layer
Relu
Dropout

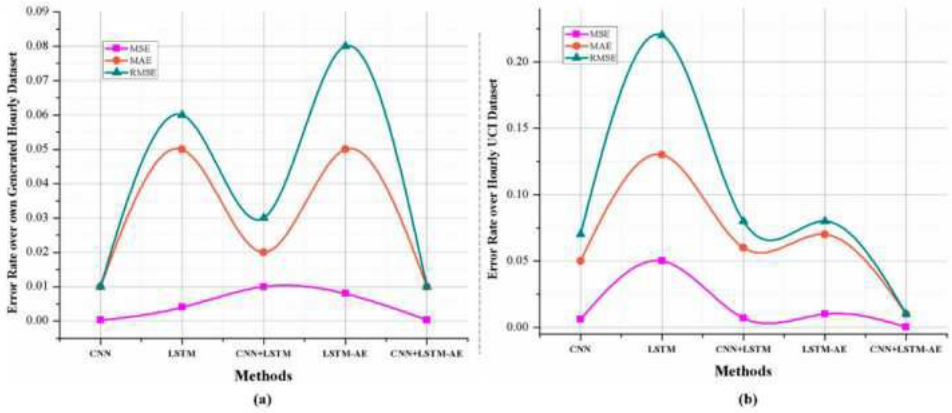
도면5


410
Encoder
LSTM
LSTM
520
Encoded Feature
530
Decoder
LSTM
LSTM
540
Dense
Output Data
Input Data

도면6


0.7
0.6
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
0
CNN
LSTM
CNN+LSTM
LSTM-AE
Proposed
MSE
MAE
RMSE

도면7


Error Rate over own Generated Hourly Dataset
Methods
(a)
Error Rate over Hourly UCI Dataset
Methods
(b)
MSE
MAE
RMSE
CNN
LSTM
CNN+LSTM
LSTM-AE
CNN+LSTM-AE