



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0072633

(43) 공개일자 2023년05월25일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06Q 50/06 (2012.01) H02J 3/00 (2006.01)

(52) CPC특허분류

G06Q 50/06 (2013.01)

G06N 3/049 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2021-0159085

(22) 출원일자 2021년11월18일

심사청구일자 2021년11월18일

(71) 출원인

세종대학교산학협력단

서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)

(72) 발명자

백성욱

서울특별시 강남구 영동대로 22, 813동 1303호(일원동, 디에이지 자이 개포)

이미영

서울특별시 광진구 능동로 209 세종대학교 대양A I센터 617호

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인위더피플

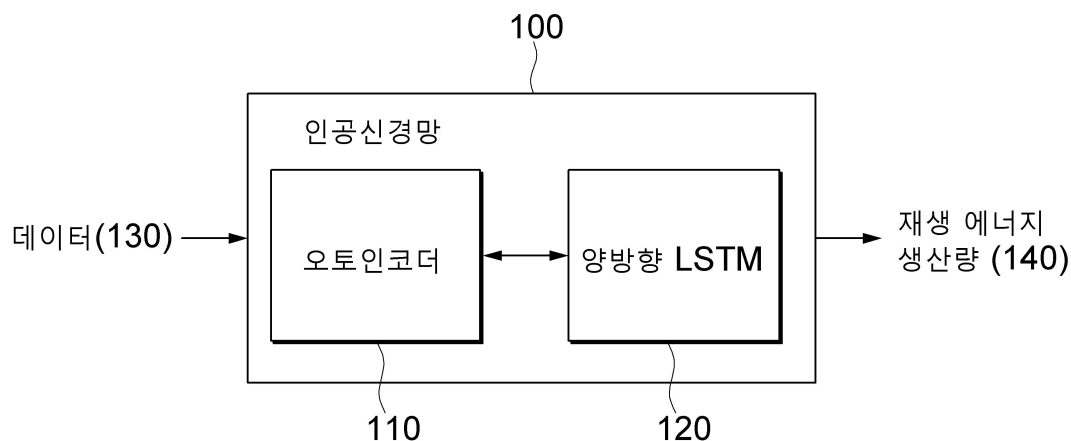
전체 청구항 수 : 총 17 항

(54) 발명의 명칭 인공지능망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법 및 시스템

(57) 요약

본 발명은 인공지능망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법에 관한 것이다. 인공지능망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법은, 재생 에너지의 생산량과 연관된 학습 데이터를 획득하는 단계, 획득된 학습 데이터에 대한 전처리를 수행하는 단계 및 전처리된 학습 데이터를 이용하여 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 인공지능망을 학습시키는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/084 (2023.01)

G06N 5/02 (2023.01)

H02J 3/004 (2020.01)

H02J 2300/22 (2020.01)

H02J 2300/28 (2020.01)

Y04S 10/123 (2020.08)

(72) 발명자

노만 칸

서울특별시 광진구 능동로 209 세종대학교 대양AI
센터 617호

파트 유 민 올라

서울특별시 광진구 능동로 209 세종대학교 대양AI
센터 617호

이자즈 울 하크

서울특별시 광진구 능동로 209 세종대학교 대양AI
센터 617호

사미 올라 칸

서울특별시 광진구 능동로 209 세종대학교 대양AI
센터 617호

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711128943
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 플
랫폼 개발	
기 여 율	1/1
과제수행기관명	세종대학교
연구기간	2021.01.01 ~ 2021.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

인공신경망 기반의 재생 에너지(renewable energy) 생산 예측 방법으로서,

재생 에너지의 생산량과 연관된 학습 데이터를 획득하는 단계;

상기 획득된 학습 데이터에 대한 전처리(preprocessing)를 수행하는 단계; 및

상기 전처리된 학습 데이터를 이용하여 상기 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 인공신경망을 학습시키는 단계; 를 포함하고,

상기 인공신경망은 상기 전처리된 학습 데이터의 특징(feature) 정보를 추출하기 위한 오토인코더(autoencoder) 및 상기 추출된 특징 정보를 기초로 상기 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 양방향 LSTM(bidirectional long short-term memory)을 포함하는 인공신경망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 전처리를 수행하는 단계는,

이동 평균 필터(moving average filter)를 이용하여 상기 학습 데이터에 대한 평활화(smoothing)를 수행하는 단계;

를 포함하는 인공신경망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 전처리를 수행하는 단계는,

상기 학습 데이터와 연관된 결측값(missing value)에 대한 대체(substitution)를 수행하는 단계;

를 포함하는 인공신경망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 전처리를 수행하는 단계는,

상기 학습 데이터와 연관된 값을 사전 결정된 범위의 값으로 변환하는 정규화(normalization)를 수행하는 단계;

를 포함하는 인공신경망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 재생 에너지는 풍력 에너지를 포함하고,

상기 재생 에너지가 풍력 에너지인 경우, 상기 학습 데이터는 사전 결정된 기간 동안의 에너지 생산량, 풍속, 풍향, 표면 기압, 기온 및 공기 밀도 중 적어도 하나의 파라미터와 연관된 값을 포함하는 인공신경망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 재생 에너지는 태양 에너지를 포함하고,

상기 재생 에너지가 태양 에너지인 경우, 상기 학습 데이터는 사전 결정된 기간 동안의 방사 조도, 표면 온도 및 주변 온도 중 적어도 하나의 파라미터와 연관된 값을 포함하는 인공신경망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 오토인코더는 상기 학습 데이터의 손실 압축을 수행하여 상기 학습 데이터의 특징 정보를 나타내는 특징 벡터(feature vector)를 생성하는 인코더(encoder); 및

상기 압축되어 생성된 특징 벡터에 대한 복원을 수행하는 디코더(decoder);

를 포함하는 인공신경망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 양방향 LSTM은 복수의 셀(cell)을 포함하고,

상기 복수의 셀의 각각은 이전 시간 구간의 제1 셀의 출력값을 현재 시간 구간의 제2 셀에 반영하는 정도를 결정하기 위한 망각 게이트(forget gate);

상기 제1 셀의 출력값 및 상기 제2 셀의 입력값에 대한 가중치를 결정하여 상기 제2 셀의 셀 상태(cell state) 값을 산출하기 위한 입력 게이트(input gate); 및

상기 산출된 제2 셀의 셀 상태 값을 다음 시간 구간의 제3 셀에 전달하는 정도를 결정하기 위한 출력 게이트(output gate);

를 포함하는 인공신경망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법.

청구항 9

제1항 내지 제8항 중 어느 한 항에 따른 방법을 컴퓨터에서 실행하기 위해 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 10

재생 에너지 생산 예측 시스템으로서,

통신 모듈;

메모리; 및

상기 메모리와 연결되고, 상기 메모리에 포함된 컴퓨터 판독 가능한 적어도 하나의 프로그램을 실행하도록 구성된 적어도 하나의 프로세서;

를 포함하고,

상기 적어도 하나의 프로그램은,

재생 에너지의 생산량과 연관된 학습 데이터를 획득하고,

상기 획득된 학습 데이터에 대한 전처리를 수행하고,

상기 전처리된 학습 데이터를 이용하여 상기 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 인공신경망을 학습시키기 위한 명령어들을 포함하고,

상기 인공신경망은 상기 전처리된 학습 데이터의 특징 정보를 추출하기 위한 오토인코더 및 상기 추출된 특징 정보를 기초로 상기 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 양방향 LSTM을 포함하는 재생 에너지 생산 예측 시스템.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 적어도 하나의 프로그램은,

이동 평균 필터를 이용하여 상기 학습 데이터에 대한 평활화를 수행하기 위한 명령어들을 더 포함하는 재생 에너지 생산 예측 시스템.

청구항 12

제10항에 있어서,

상기 적어도 하나의 프로그램은,

상기 학습 데이터와 연관된 결측값에 대한 대체를 수행하기 위한 명령어들을 더 포함하는 재생 에너지 생산 예측 시스템.

청구항 13

제10항에 있어서,

상기 적어도 하나의 프로그램은,

상기 학습 데이터와 연관된 값을 사전 결정된 범위의 값으로 변환하는 정규화를 수행하기 위한 명령어들을 더 포함하는 재생 에너지 생산 예측 시스템.

청구항 14

제10항에 있어서,

상기 재생 에너지는 풍력 에너지를 포함하고,

상기 재생 에너지가 풍력 에너지인 경우, 상기 학습 데이터는 사전 결정된 기간 동안의 에너지 생산량, 풍속, 풍향, 표면 기압, 기온 및 공기 밀도 중 적어도 하나의 파라미터와 연관된 값을 포함하는 재생 에너지 생산 예측 시스템.

청구항 15

제10항에 있어서,

상기 재생 에너지는 태양 에너지를 포함하고,

상기 재생 에너지가 태양 에너지인 경우, 상기 학습 데이터는 사전 결정된 기간 동안의 방사 조도, 표면 온도 및 주변 온도 중 적어도 하나의 파라미터와 연관된 값을 포함하는 재생 에너지 생산 예측 시스템.

청구항 16

제10항에 있어서,

상기 오토인코더는 상기 학습 데이터의 손실 압축을 수행하여 상기 학습 데이터의 특징 정보를 나타내는 특징 벡터를 생성하는 인코더; 및

상기 압축되어 생성된 특징 벡터에 대한 복원을 수행하는 디코더;

를 포함하는 재생 에너지 생산 예측 시스템.

청구항 17

제10항에 있어서,

상기 양방향 LSTM은 복수의 셀을 포함하고,

상기 복수의 셀의 각각은 이전 시간 구간의 제1 셀의 출력값을 현재 시간 구간의 제2 셀에 반영하는 정도를 결정하기 위한 망각 게이트;

상기 제1 셀의 출력값 및 상기 제2 셀의 입력값에 대한 가중치를 결정하여 상기 제2 셀의 셀 상태 값을 산출하기 위한 입력 게이트; 및

상기 산출된 제2 셀의 셀 상태 값을 다음 시간 구간의 제3 셀에 전달하는 정도를 결정하기 위한 출력 게이트;

를 포함하는 재생 에너지 생산 예측 시스템.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 인공지능망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법 및 시스템에 관한 것으로, 구체적으로 LSTM(long short-term memory) 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법 및 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 최근 인구와 경제의 급격한 증가로 인해, 전력 등의 에너지에 대한 수요가 가파르게 증가하고 있다. 그러나, 지금까지 주 에너지원으로 사용되어온 화석 연료는 고갈 위험이 있을 뿐만 아니라, 기후 변화 등을 발생시키는 문제가 있었다. 이에 대해 친환경적인 재생 에너지의 개발 및 사용이 중요해지고 있다.

[0004] 한편, 재생 에너지는 지속적으로 이용할 수 있는 에너지로서, 풍력 에너지, 태양 에너지 등을 포함할 수 있다. 예를 들어, 풍력 에너지는 자연적인 바람이 가지는 운동 에너지를 이용하여 생성된 에너지로서, 풍속, 풍향 등에 의해 생산량이 변화할 수 있다. 이와 같이 재생 에너지의 생산량은 다양한 요소에 의해 결정되므로 예측하기 쉽지 않다. 재생 에너지의 생산량을 예측하지 못하는 경우, 전력을 효율적으로 사용할 수 없는 문제가 발생할 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 상기와 같은 문제점을 해결하기 위한 인공신경망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법, 컴퓨터 판독 가능 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램, 컴퓨터 프로그램이 저장된 컴퓨터 판독 가능 매체 및 시스템(장치)을 제공한다.

과제의 해결 수단

[0008] 본 발명은 방법, 시스템(장치), 컴퓨터 판독 가능 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램 또는 컴퓨터 프로그램이 저장된 컴퓨터 판독 가능 매체를 포함한 다양한 방식으로 구현될 수 있다.

[0009] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 인공신경망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법은, 재생 에너지의 생산량과 연관된 학습 데이터를 획득하는 단계, 획득된 학습 데이터에 대한 전처리를 수행하는 단계 및 전처리된 학습 데이터를 이용하여 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 인공신경망을 학습시키는 단계를 포함한다. 인공신경망은 전처리된 학습 데이터의 특징 정보를 추출하기 위한 오토인코더 및 추출된 특징 정보를 기초로 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 양방향 LSTM을 포함한다.

[0010] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 전처리를 수행하는 단계는, 이동 평균 필터를 이용하여 학습 데이터에 대한 평활화를 수행하는 단계를 포함한다.

[0011] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 전처리를 수행하는 단계는, 학습 데이터와 연관된 결측값에 대한 대체를 수행하는 단계를 포함한다.

[0012] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 전처리를 수행하는 단계는, 학습 데이터와 연관된 값을 사전 결정된 범위의 값으로 변환하는 정규화를 수행하는 단계를 포함한다.

[0013] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 재생 에너지는 풍력 에너지를 포함한다. 재생 에너지가 풍력 에너지인 경우, 학습 데이터는 사전 결정된 기간 동안의 에너지 생산량, 풍속, 풍향, 표면 기압, 기온 및 공기 밀도 중 적어도 하나의 파라미터와 연관된 값을 포함한다.

[0014] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 재생 에너지는 태양 에너지를 포함한다. 재생 에너지가 태양 에너지인 경우, 학습 데이터는 사전 결정된 기간 동안의 방사 조도, 표면 온도 및 주변 온도 중 적어도 하나의 파라미터와 연관된 값을 포함한다.

[0015] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 오토인코더는 학습 데이터의 손실 압축을 수행하여 학습 데이터의 특징 정보를 나타내는 특징 벡터를 생성하는 인코더 및 압축되어 생성된 특징 벡터에 대한 복원을 수행하는 디코더를 포함한다.

[0016] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 양방향 LSTM은 복수의 셀을 포함한다. 복수의 셀의 각각은 이전 시간 구간의 제1 셀의 출력값을 현재 시간 구간의 제2 셀에 반영하는 정도를 결정하기 위한 망각 게이트, 제1 셀의 출력값 및 제2 셀의 입력값에 대한 가중치를 결정하여 제2 셀의 셀 상태 값을 산출하기 위한 입력 게이트 및 산출된 제2 셀의 셀 상태 값을 다음 시간 구간의 제3 셀에 전달하는 정도를 결정하기 위한 출력 게이트를 포함한다.

[0017] 본 발명의 일 실시예에 따른 상술한 방법을 컴퓨터에서 실행하기 위해 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램이 제공된다.

[0018] 본 발명의 일 실시예에 따른 재생 에너지 생산 예측 시스템은, 통신 모듈, 메모리 및 메모리와 연결되고, 메모리에 포함된 컴퓨터 판독 가능한 적어도 하나의 프로그램을 실행하도록 구성된 적어도 하나의 프로세서를 포함한다. 적어도 하나의 프로그램은, 재생 에너지의 생산량과 연관된 학습 데이터를 획득하고, 획득된 학습 데이터에 대한 전처리를 수행하고, 전처리된 학습 데이터를 이용하여 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 인공신경망을 학습시키기 위한 명령어들을 포함한다. 인공신경망은 전처리된 학습 데이터의 특징 정보를 추출하기 위한 오토인코더 및 추출된 특징 정보를 기초로 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 양방향 LSTM을 포함한다.

[0019] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 적어도 하나의 프로그램은, 이동 평균 필터를 이용하여 학습 데이터에 대한 평활화를 수행하기 위한 명령어들을 더 포함한다.

- [0020] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 적어도 하나의 프로그램은, 학습 데이터와 연관된 결측값에 대한 대체를 수행하기 위한 명령어들을 더 포함한다.
- [0021] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 적어도 하나의 프로그램은, 학습 데이터와 연관된 값을 사전 결정된 범위의 값으로 변환하는 정규화를 수행하기 위한 명령어들을 더 포함한다.

발명의 효과

- [0023] 본 발명의 다양한 실시예에서 인공신경망은 미래의 재생 에너지 생산량을 사전에 예측함으로써, 재생 에너지의 효율적인 분배 및/또는 사용을 유도할 수 있다.
- [0024] 본 발명의 다양한 실시예에서 양방향 LSTM은 특징 정보를 기초로, 거리가 먼 특징 사이의 관계를 반영하여 재생 에너지의 생산량을 예측할 수 있다.
- [0025] 본 발명의 다양한 실시예에서 오토인코더와 양방향 LSTM을 결합한 인공신경망을 이용하여 재생 에너지에 대한 소비량과 생산량이 정밀하게 매칭될 수 있으며, 이에 따라 효율적인 재생 에너지 사용이 가능할 수 있다.
- [0026] 본 발명의 효과는 이상에서 언급한 효과로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 다른 효과들은 청구범위의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자("통상의 기술자"라 함)에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0028] 본 발명의 실시예들은, 이하 설명하는 첨부 도면들을 참조하여 설명될 것이며, 여기서 유사한 참조 번호는 유사한 요소들을 나타내지만, 이에 한정되지는 않는다.
- 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 재생 에너지 생산 예측을 위한 인공신경망의 예시를 나타내는 블록도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 재생 에너지 생산 예측이 수행되는 예시를 나타내는 흐름도이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 인공신경망을 나타내는 예시도이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 오토인코더의 내부 구성을 나타내는 예시적인 도면이다.
- 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 RNN의 내부 구성을 나타내는 예시적인 도면이다.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 LSTM에 포함된 셀의 내부 구성을 나타내는 예시적인 도면이다.
- 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 양방향 LSTM의 구조를 나타내는 예시적인 도면이다.
- 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 인공신경망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법의 예시를 나타내는 흐름도이다.
- 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 데이터에 대한 전처리 방법의 예시를 나타내는 흐름도이다.
- 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치의 내부 구성을 나타내는 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0029] 이하, 본 발명의 실시를 위한 구체적인 내용을 첨부된 도면을 참조하여 상세히 설명한다. 다만, 이하의 설명에서는 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 우려가 있는 경우, 널리 알려진 기능이나 구성에 관한 구체적 설명은 생략하기로 한다.
- [0030] 첨부된 도면에서, 동일하거나 대응하는 구성요소에는 동일한 참조부호가 부여되어 있다. 또한, 이하의 실시예들의 설명에 있어서, 동일하거나 대응되는 구성요소를 중복하여 기술하는 것이 생략될 수 있다. 그러나, 구성요소에 관한 기술이 생략되어도, 그러한 구성요소가 어떤 실시예에 포함되지 않는 것으로 의도되지는 않는다.
- [0031] 개시된 실시예의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로

다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명이 완전하도록 하고, 본 발명이 통상의 기술자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것일 뿐이다.

- [0032] 본 명세서에서 사용되는 용어에 대해 간략히 설명하고, 개시된 실시예에 대해 구체적으로 설명하기로 한다. 본 명세서에서 사용되는 용어는 본 발명에서의 기능을 고려하면서 가능한 현재 널리 사용되는 일반적인 용어들을 선택하였으나, 이는 관련 분야에 종사하는 기술자의 의도 또는 관례, 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 또한, 특정한 경우는 출원인이 임의로 선정한 용어도 있으며, 이 경우 해당되는 발명의 설명 부분에서 상세히 그 의미를 기재할 것이다. 따라서, 본 발명에서 사용되는 용어는 단순한 용어의 명칭이 아닌, 그 용어가 가지는 의미와 본 발명의 전반에 걸친 내용을 토대로 정의되어야 한다.
- [0033] 본 명세서에서의 단수의 표현은 문맥상 명백하게 단수인 것으로 특정하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 또한, 복수의 표현은 문맥상 명백하게 복수인 것으로 특정하지 않는 한, 단수의 표현을 포함한다. 명세서 전체에서 어떤 부분이 어떤 구성요소를 포함한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있음을 의미한다.
- [0034] 본 발명에서, "포함하다", "포함하는" 등의 용어는 특징들, 단계들, 동작들, 요소들 및/또는 구성 요소들이 존재하는 것을 나타낼 수 있으나, 이러한 용어가 하나 이상의 다른 기능들, 단계들, 동작들, 요소들, 구성 요소들 및/또는 이들의 조합이 추가되는 것을 배제하지는 않는다.
- [0035] 본 발명에서, 특정 구성 요소가 임의의 다른 구성 요소에 "결합", "조합", "연결" 되거나, "반응" 하는 것으로 언급된 경우, 특정 구성 요소는 다른 구성 요소에 직접 결합, 조합 및/또는 연결되거나, 반응할 수 있으나, 이에 한정되지 않는다. 예를 들어, 특정 구성 요소와 다른 구성 요소 사이에 하나 이상의 중간 구성 요소가 존재할 수 있다. 또한, 본 발명에서 "및/또는"은 열거된 하나 이상의 항목의 각각 또는 하나 이상의 항목의 적어도 일부의 조합을 포함할 수 있다.
- [0036] 본 발명에서, "제1", "제2" 등의 용어는 특정 구성 요소를 다른 구성 요소와 구별하기 위해 사용되는 것으로, 이러한 용어에 의해 상술된 구성 요소가 제한되진 않는다. 예를 들어, "제1" 구성 요소는 "제2" 구성 요소와 동일하거나 유사한 형태의 요소일 수 있다.
- [0037] 본 발명에서, '시스템'은 서버 장치와 클라우드 장치 중 적어도 하나의 컴퓨팅 장치를 포함할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 예를 들어, 시스템은 하나 이상의 서버 장치로 구성될 수 있다. 다른 예로서, 시스템은 하나 이상의 클라우드 장치로 구성될 수 있다. 또 다른 예로서, 시스템은 서버 장치와 클라우드 장치가 함께 구성되어 동작될 수 있다.
- [0038] 본 발명에서, '재생 에너지(renewable energy)'는 화석 연료, 원자력 등을 대체할 수 있는 에너지로서, 고갈되지 않고 지속적으로 이용할 수 있는 에너지를 지칭할 수 있다. 예를 들어, 재생 에너지는 태양 에너지(solar energy), 풍력 에너지(wind energy), 수력 에너지(hydropower energy), 바이오 에너지(bioenergy), 지열 에너지(geothermal energy), 조력 에너지, 파력 에너지 등을 포함할 수 있다.
- [0039] 본 발명에서, '인공신경망'은 기계학습 모델의 일 예로서, 주어진 입력에 대한 답을 추론하는데 사용하는 임의의 모델을 포함할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 인공신경망은 입력 레이어(층), 복수 개의 은닉 레이어 및 출력 레이어를 포함한 뉴럴 네트워크를 포함할 수 있다. 여기서, 각 레이어는 하나 이상의 노드를 포함할 수 있다. 또한, 인공신경망은 인공신경망에 포함된 복수의 노드와 연관된 가중치를 포함할 수 있다. 여기서, 가중치는 인공신경망과 연관된 임의의 파라미터를 포함할 수 있다.
- [0040] 본 발명에서, '오토인코더(autoencoder)'는 인코더(encoder)와 디코더(decoder)를 통해 압축과 해제를 실행하는 모델로서, 여기서, 인코더는 입력 데이터를 최대한 보존하도록 입력 데이터에 대한 손실 압축을 실행하고, 디코더는 손실 압축된 데이터가 입력 데이터와 동일하거나 유사해지도록 압축 해제(복원)를 실행할 수 있다. 예를 들어, 오토인코더는 손실 압축을 실행하여 병목(bottleneck)을 생성하고, 병목을 다시 입력 데이터와 동일하거나 유사하게 복원할 수 있다. 이러한 압축 및 복원 과정에서 오토인코더는 입력 데이터의 특징을 추출하는 방법을 학습할 수 있다.
- [0041] 본 발명에서, 'LSTM(long short-term memory)'은 RNN(recurrent neural network)의 학습 과정 중 역전파 거리가 늘어날수록 그라디언트 값이 폭증하거나 사라지는 기울기 소실 문제 등을 개선한 기법 및/또는 이러한 기법이 적용된 인공신경망을 지칭할 수 있다. 또한, 양방향 LSTM은 단방향 LSTM의 한계를 보완하기 위해 역방향 LSTM 레이어를 포함한 모델일 수 있다.

- [0042] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 재생 에너지 생산 예측을 위한 인공신경망(100)의 예시를 나타내는 블록도이다. 도시된 것과 같이, 인공신경망(100)은 재생 에너지의 생산량을 예측하거나 추론하도록 학습된 기계학습 모델로서, 오토인코더(110) 및 양방향 LSTM(120)을 포함할 수 있다. 또한, 인공신경망(100)은 데이터(130)를 수신하여 재생 에너지 생산량(140)을 예측하거나 추론할 수 있다.
- [0043] 일 실시예에 따르면, 데이터(130)는 재생 에너지의 생산량에 영향을 미치는 파라미터(parameter) 정보를 포함할 수 있다. 예를 들어, 재생 에너지가 풍력 에너지인 경우, 데이터(130)는 사전 결정된 기간 동안의 에너지 생산량(output), 풍속(wind speed), 풍향(wind direction), 표면 기압(air pressure), 기온(air temperature) 및 공기 밀도(air density) 중 적어도 하나의 파라미터와 연관된 값을 포함할 수 있다. 다른 예에서, 재생 에너지가 태양 에너지인 경우, 데이터(130)는 사전 결정된 기간 동안의 방사 조도(inclined irradiance), 표면 온도(surface temperature) 및 주변 온도(surrounding temperature) 중 적어도 하나의 파라미터와 연관된 값을 포함할 수 있다.
- [0044] 일 실시예에 따르면, 오토인코더(110)는 데이터(130)를 수신하여 데이터(130)와 연관된 특징 정보를 추출할 수 있다. 예를 들어, 데이터(130)가 수신되는 경우, 오토인코더(110)는 데이터(130)를 압축하여 병목(bottleneck)을 생성하고, 병목에 대한 압축 해제를 실행할 수 있다. 여기서, 병목은 데이터(130)의 특징 정보를 나타내는 특징 벡터(feature vector)를 포함할 수 있으며, 오토인코더(110)는 이와 같은 과정을 통해 데이터(130)와 연관된 특징 정보를 추출할 수 있다.
- [0045] 오토인코더(110)에 의해 추출된 특징 정보는 양방향 LSTM(120)에 제공될 수 있다. 이 경우, 양방향 LSTM(120)은 제공된 특징 정보를 이용하여 재생 에너지 생산량(140)을 예측할 수 있다. 예를 들어, 양방향 LSTM(120)은 오토인코더(110)에 의해 생성되거나 추출된 특징 정보를 기초로 재생 에너지 생산량(140)을 예측하거나 추론하도록 학습된 모델일 수 있다. 이와 같은 구성에 의해, 인공신경망(100)은 미래의 재생 에너지 생산량(140)을 사전에 예측함으로써, 재생 에너지의 효율적인 분배 및/또는 사용을 유도할 수 있다.
- [0046] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 재생 에너지 생산 예측이 수행되는 예시를 나타내는 흐름도이다. 일 실시예에 따르면, 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 인공신경망(도 1의 100)을 학습시키기 위해, 재생 에너지의 생산량과 연관된 학습 데이터가 획득될 수 있다(210). 상술한 바와 같이, 학습 데이터(또는 학습 데이터에 포함된 파라미터)는 재생 에너지의 종류에 따라 상이하게 결정될 수 있다. 예를 들어, 재생 에너지가 풍력 에너지인 경우, 학습 데이터는 사전 결정된 기간 동안의 에너지 생산량, 풍속, 풍향, 표면 기압, 기온 및 공기 밀도 중 적어도 하나의 파라미터와 연관된 값을 포함할 수 있다. 다른 예에서, 재생 에너지가 태양 에너지인 경우, 학습 데이터는 사전 결정된 기간 동안의 방사 조도, 표면 온도 및 주변 온도 중 적어도 하나의 파라미터와 연관된 값을 포함할 수 있다. 이와 같이 획득된 학습 데이터는 노이즈(noise), 결측값(missing value) 등을 포함할 수 있다.
- [0047] 노이즈 등을 포함하는 학습 데이터를 그대로 이용하여 인공신경망을 학습시키는 경우, 인공신경망의 성능이 저하될 수 있다. 따라서, 노이즈 등의 비정상적인 요소를 제거하기 위해 획득된 학습 데이터에 대한 전처리(preprocessing)가 수행될 수 있다(220). 일 실시예에 따르면, 이동 평균 필터(moving average filter)를 이용하여 학습 데이터에 대한 평활화(smoothing)가 수행될 수 있다. 여기서, 이동 평균 필터는 임의의 배치 크기(batch size)를 결정하고, 결정된 배치 크기만큼의 데이터를 이용하여 평균을 계산하기 위한 필터일 수 있으며, 평활화는 이상치(outlier) 등의 비정상적인 데이터를 제거하기 위한 기법을 지칭할 수 있다. 즉, 이동 평균 필터를 이용하여 평활화를 수행하는 경우, 특정 시간 간격 동안의 학습 데이터의 변화량이 결정될 수 있다.
- [0048] 추가적으로 또는 대안적으로, 학습 데이터와 연관된 결측값에 대한 대체(substitution)가 수행될 수 있다. 여기서, 결측값은 손실되거나 정해지지 않은 값을 지칭할 수 있으며, 예를 들어, MCAR(missing complete at random), MAR(missing at random), MNAR(missing not at random) 등의 유형으로 구분될 수 있다. 일 실시예에 따르면, 이와 같은 결측값은 임의의 알고리즘을 기초로 대체될 수 있다. 예를 들어, 결측값은 산출된 특정 값으로 대체되거나, 평균, 중앙값, 최빈값 등으로 대체될 수 있다. 다른 예에서, 결측값은 이전 시간 간격의 값으로 대체되거나, 이후 시간 간격의 값으로 대체될 수 있다.
- [0049] 추가적으로 또는 대안적으로, 학습 데이터와 연관된 값을 사전 결정된 범위의 값으로 변환하는 정규화(normalization)가 수행될 수 있다. 여기서, 정규화는 학습 데이터를 특정 알고리즘에 따라 변형하는 과정 및/또는 기법을 지칭할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 학습 데이터는 다양한 유형의 파라미터를 포함할 수 있으며, 이러한 파라미터들은 규모 및/또는 분포의 차이가 존재할 수 있다. 이와 같이 차이가 존재하는 파라미터를 그대로 이용하여 학습을 진행하는 경우, 인공신경망의 성능이 저하될 수 있다. 이러한 성능 저하를 방지하기 위해,

학습 데이터에 포함된 다양한 파라미터는 예를 들어, 0 에서 1 사이의 값으로 변경될 수 있다.

[0050] 학습 데이터가 전처리된 후, 전처리된 학습 데이터와 연관된 특징 정보가 추출될 수 있다(230). 예를 들어, 특징 정보는 오토인코더(도 1의 110)에 의해 수행될 수 있다. 여기서, 오토인코더는 학습 데이터의 손실 압축을 수행하여 학습 데이터의 특징 정보를 나타내는 특징 벡터를 생성하는 인코더 및 압축되어 생성된 특징 벡터에 대한 복원을 수행하는 디코더를 포함할 수 있다. 즉, 오토인코더는 학습 데이터를 압축하고 입력 시의 형태와 동일하게 복원하는 일련의 과정을 통해 학습 데이터의 특징 정보를 추출하거나 생성할 수 있다.

[0051] 이와 같이 추출된 특징 정보를 통해 재생 에너지의 생산량이 예측될 수 있다(240). 예를 들어, 재생 에너지 생산량 예측은 양방향 LSTM(도 1의 120)에 의해 수행될 수 있다. 여기서, 양방향 LSTM은 복수의 셀(cell)을 포함할 수 있다. 여기서, 셀은 양방향 LSTM을 구성하는 레이어(layer)를 지칭할 수 있다. 복수의 셀의 각각은 이전 시간 구간의 제1 셀의 출력값을 현재 시간 구간의 제2 셀에 반영하는 정도를 결정하기 위한 망각 게이트(forget gate), 제1 셀의 출력값 및 제2 셀의 입력값에 대한 가중치를 결정하여 제2 셀의 셀 상태(cell state) 값을 산출하기 위한 입력 게이트(input gate) 및 산출된 제2 셀의 셀 상태 값을 다음 시간 구간의 제3 셀에 전달하는 정도를 결정하기 위한 출력 게이트(output gate)를 포함할 수 있다. 즉, 양방향 LSTM은 특징 정보를 기초로, 거리가 먼 특징 사이의 관계를 반영하여 재생 에너지의 생산량을 예측할 수 있다.

[0052] 상술한 바와 같이, 오토인코더와 양방향 LSTM이 결합된 인공지능망을 이용하여 재생 에너지의 생산량을 예측하는 경우, 다른 인공지능망을 이용하는 경우보다 예측 성능이 우수할 수 있다. 예를 들어, 인공지능망의 성능은 MSE(mean squared error), RMSE(root mean square error), MAE(mean absolute error) 등의 오류율을 나타내는 지표를 통해 측정될 수 있다. 예를 들어, MSE, RMSE 및 MAE는 각각 다음의 수학적 식 1, 수학적 식 2 및 수학적 식 3에 의해 산출될 수 있다.

수학적 식 1

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2$$

수학적 식 2

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2$$

수학적 식 3

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2$$

[0060] 여기서, y_i 는 예측되거나 관측된 수를 나타낼 수 있고, $\tilde{y}_i$ 는 재생 에너지의 생산량을 나타내는 샘플인 N 개의 예측에 대한 변수 값을 나타낼 수 있다. 일 실시예에 따르면, 이러한 지표를 이용한 성능 평가는 다음의 표 1의 실험 데이터 셋을 기초로 수행될 수 있다.

표 1

데이터 셋(dataset)	파라미터(parameters)	값(values)
바람 데이터 셋 (Wind Dataset)	Plant Max Output	16 MW
	Max Wind Speed	23.0352
	Max Wind Direction	359.3794 degrees
	Max Temperature	35.9660 degrees Celsius
	Max air Pressure	8.5927 X 10 ⁴ Pas
	Max air density	1.0980 Kg/m ³
	Longitude	-104.258
	Latitude	35.00168
	Duration	(1 Year) 2012
	Time Interval	5 minutes
	Totals points	105,121
태양열 데이터 셋 (Solar Dataset)	Plant Max Output	2610 kW
	Plant Capacity	3026 kW
	Max Inclined Irradiance	999.96
	Max Surface Temperature	49.78
	Max Surrounding Temperature	125.60
	Duration	3 years, 10 months (2015 to 2018)
	Time Interval	1 hour
	Totals points	17,252

예를 들어, 바람 데이터 셋 및/또는 태양열 데이터 셋은 특정 지역에서 특정 기간 동안 수집된 것일 수 있다. 일 실시예에 따르면, 바람 데이터 셋을 기초로 하는 다양한 인공신경망의 오류율은 다음의 표 2와 같이 산출될 수 있으며, 태양열 데이터 셋을 기초로 하는 다양한 인공신경망의 오류율은 다음의 표 3과 같이 산출될 수 있다.

표 2

방법(method)	MSE	RMSE	MAE
BiLSTM	0.0005	0.0219	0.0142
CNN-BiLSTM	0.0005	0.0216	0.0133
ED	0.0005	0.0198	0.0130
AE+BiLSTM	0.0004	0.0189	0.0109

표 3

방법(method)	MSE	RMSE	MAE
BiLSTM	0.0112	0.1060	0.0778
CNN-BiLSTM	0.0111	0.1055	0.0748
ED	0.0107	0.1036	0.0747
AE+BiLSTM	0.0106	0.1028	0.0743

즉, 오토인코더(AE)와 양방향 LSTM(BiLSTM)을 결합한 인공신경망을 재생 에너지 생산량 예측에 이용하는 경우, 다른 인공신경망을 이용하는 경우보다 예측 성능이 향상될 수 있다. 다시 말해, 오토인코더(AE)와 양방향

LSTM(BiLSTM)을 결합한 인공신경망을 이용하는 경우, 재생 에너지에 대한 소비량과 생산량이 정밀하게 매칭될 수 있으며, 이에 따라 효율적인 재생 에너지 사용이 가능할 수 있다.

[0071] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 인공신경망(300)을 나타내는 예시도이다. 인공신경망(300)은, 기계학습 모델의 일 예로서, 기계학습(Machine Learning) 기술과 인지과학에서, 생물학적 신경망의 구조에 기초하여 구현된 통계학적 학습 알고리즘 또는 그 알고리즘을 실행하는 구조이다.

[0072] 일 실시예에 따르면, 인공신경망(300)은, 생물학적 신경망에서와 같이 시냅스의 결합으로 네트워크를 형성한 인공 뉴런인 노드(Node)들이 시냅스의 가중치를 반복적으로 조정하여, 특정 입력에 대응한 올바른 출력과 추론된 출력 사이의 오차가 감소되도록 학습함으로써, 문제 해결 능력을 가지는 기계학습 모델을 나타낼 수 있다. 예를 들어, 인공신경망(300)은 기계 학습, 딥러닝 등의 인공지능 학습법에 사용되는 임의의 확률 모델, 뉴럴 네트워크 모델, 오토인코더, 양방향 LSTM 등을 포함할 수 있다.

[0073] 인공신경망(300)은 다층의 노드들과 이들 사이의 연결로 구성된 다층 퍼셉트론(MLP: multilayer perceptron)으로 구현된다. 본 실시예에 따른 인공신경망(300)은 MLP를 포함하는 다양한 인공신경망 모델 구조들 중의 하나를 이용하여 구현될 수 있다. 도 3에 도시된 바와 같이, 인공신경망(300)은, 외부로부터 입력 신호 또는 데이터(310)를 수신하는 입력층(320), 입력 데이터에 대응한 출력 신호 또는 데이터(350)를 출력하는 출력층(340), 입력층(320)과 출력층(340) 사이에 위치하며 입력층(320)으로부터 신호를 받아 특성을 추출하여 출력층(340)으로 전달하는 n 개(여기서, n 은 양의 정수)의 은닉층(330_1 내지 330_n)으로 구성된다. 여기서, 출력층(340)은 은닉층(330_1 내지 330_n)으로부터 신호를 받아 외부로 출력한다.

[0074] 인공신경망(300)의 학습 방법에는, 교사 신호(정답)의 입력에 의해서 문제의 해결에 최적화되도록 학습하는 지도 학습(Supervised Learning) 방법과, 교사 신호를 필요로 하지 않는 비지도 학습(Unsupervised Learning) 방법이 있다.

[0075] 일 실시예에 따르면, 인공신경망(300)은 전처리된 학습 데이터의 특징 정보를 추출하기 위한 오토인코더 및 추출된 특징 정보를 기초로 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 양방향 LSTM을 포함할 수 있다. 여기서, 오토인코더는 학습 데이터의 손실 압축을 수행하여 학습 데이터의 특징 정보를 나타내는 특징 벡터를 생성하는 인코더 및 압축되어 생성된 특징 벡터에 대한 복원을 수행하는 디코더를 포함할 수 있다. 또한, 양방향 LSTM은 복수의 셀을 포함할 수 있으며, 복수의 셀의 각각은 이전 시간 구간의 제1 셀의 출력값을 현재 시간 구간의 제2 셀에 반영하는 정도를 결정하기 위한 망각 게이트, 제1 셀의 출력값 및 제2 셀의 입력값에 대한 가중치를 결정하여 제2 셀의 셀 상태 값을 산출하기 위한 입력 게이트 및 산출된 제2 셀의 셀 상태 값을 다음 시간 구간의 제3 셀에 전달하는 정도를 결정하기 위한 출력 게이트를 포함할 수 있다.

[0076] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 오토인코더(400)의 내부 구성을 나타내는 예시적인 도면이다. 상술한 바와 같이, 오토인코더(400)는 인코더(410)와 디코더(430)를 통해 입력 데이터(예: 학습 데이터)에 대한 압축과 해제를 실행하는 모델을 지칭할 수 있다. 예를 들어, 인코더(410)는 입력 데이터의 정보를 최대한 보존하도록 손실 압축을 실행하여 특징 벡터를 포함하는 병목(bottleneck)(420)을 생성할 수 있다. 여기서, 병목(420)은 입력 데이터에 비해 작은 차원으로 구성될 수 있다. 또한, 디코더(430)는 병목(420)을 기초로 출력 데이터를 생성할 수 있다. 이 경우, 출력 데이터는 병목(420)을 기초로 입력 데이터와 동일해지도록 재구성된 데이터일 수 있다. 즉, 디코더(430)는 인코더(410)로 입력된 실제 입력 데이터와의 차이가 감소하도록(재구성 오류가 감소하도록) 병목(420)을 통해 출력 데이터를 생성할 수 있다.

[0077] 일 실시예에 따르면, 오토인코더(400)는 지도 학습, 비지도 학습 등을 기초로 학습될 수 있다. 예를 들어, 오토인코더(400)는 입력 데이터를 병목(420)으로 압축하고, 병목(420)을 기초로 재구성 오류가 감소하도록 복원을 실행하는 과정을 통해 입력 데이터의 특징을 추출하는 방법을 자동으로 학습할 수 있다. 또한, 오토인코더(400)는 입력 데이터를 압축하는 과정을 통해 입력 데이터에서 필요한 정보와 불필요한 정보를 구분하도록 학습될 수 있다.

[0078] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 RNN(recurrent neural network)(500)의 내부 구성을 나타내는 예시적인 도면이다. 일 실시예에 따르면, RNN(500)은 은닉 상태 및 루프(loop) 구조 등을 통해 과거의 정보를 이용하여 현재 및/또는 미래의 정보에 대한 처리를 수행하는 인공신경망을 지칭할 수 있다. 즉, RNN(500)은 자연어 처리, 신호 분류, 비디오 분석 등의 순차 데이터(sequential data)를 처리하는데 적합한 인공신경망일 수 있다. 여기서, RNN(500)은 LSTM의 일종일 수 있다.

[0079] 일 실시예에 따르면, RNN(500)의 은닉 레이어 셀(hidden layer cell)에서의 연산은 다음의 수식 4에 의해 수

행될 수 있다.

수학식 4

[0081]
$$h_t = \sigma_h(W_{xh} + W_{hh}h_{t-1} + b_h)$$

[0083] 여기서, h_t 는 시간 간격 t에서의 은닉 상태(hidden state)를 나타내고, h_{t-1} 은 이전 시간 간격 t-1에서의 은닉 상태를 나타낼 수 있다. 또한, σ_h 는 활성화 함수(activation function)를 나타내고, W_{xh} 는 은닉 레이어의 입력에 대한 가중치 행렬을 나타낼 수 있다. 또한, W_{hh} 는 연속된 은닉 상태 가중치 행렬을 나타낼 수 있으며, b_h 는 은닉 상태를 생성하기 위한 바이어스 벡터(bias vector)를 나타낼 수 있다.

[0084] 일 실시예에 따르면, RNN(500)의 출력값은 다음의 수학식 5에 의해 산출될 수 있다.

수학식 5

[0086]
$$y_t = \sigma_y(W_{hy}h_t + b_y)$$

[0088] 여기서, σ_y 는 출력 레이어 활성화 함수를 나타내고, W_{hy} 는 은닉 레이어 및 출력 레이어 사이의 가중치 행렬을 나타낼 수 있으며, b_y 는 출력 레이어 바이어스 벡터를 나타낼 수 있다.

[0089] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 LSTM에 포함된 셀(cell)(600)의 내부 구성을 나타내는 예시적인 도면이다. 일 실시예에 따르면, LSTM은 RNN(도 5의 500)에서 역전파(back propagation) 거리가 늘어날 경우, 그라디언트(gradient) 값이 폭증하거나 사라지는 문제점을 개선한 알고리즘 및/또는 인공신경망을 지칭할 수 있다. 예를 들어, LSTM은 RNN의 장기 의존성(long-term dependency) 문제를 해결할 수 있다. 여기서, LSTM은 복수의 셀(예: 은닉 레이어)을 포함하도록 구성될 수 있다.

[0090] 일 실시예에 따르면, LSTM은 복수의 셀을 포함할 수 있다. 도시된 예에서, x_t 및 h_t 는 시간 구간 t에서의 셀(600)의 입력값 및 출력값을 나타낼 수 있다. 또한, C_t 는 현재 셀(600)의 셀 상태(cell state)를 나타내고, C_{t-1} 는 현재 셀(600)과 연결된 이전 셀의 셀 상태를 나타낼 수 있다.

[0091] 일 실시예에 따르면, 셀(600)은 이전 정보의 입력 위치와 현재 정보의 입력 위치 사이의 거리가 먼 경우에도 효과적으로 학습을 수행할 수 있도록 입력 게이트, 망각 게이트 및 출력 게이트를 포함할 수 있다. 예를 들어, 입력 게이트, 망각 게이트 및 출력 게이트는 다음의 수학식 6, 수학식 7 및 수학식 8에 의해 연산을 수행할 수 있다.

수학식 6

[0093]
$$i_t = \sigma_g(W_iX_t + U_ih_{t-1} + b_i)$$

수학식 7

[0095]
$$f_t = \sigma_g(W_f X_t + U_f h_{t-1} + b_f)$$

수학식 8

[0097]
$$o_t = \sigma_g(W_o X_t + U_o h_{t-1} + b_o)$$

[0099] 여기서, σ_g 는 게이트의 활성화 함수로서, 예를 들어, 시그모이드 함수일 수 있다. 또한, W_i , W_f 및 W_o 과 U_i , U_f 및 U_o 는 가중치 행렬을 나타낼 수 있으며, b_i , b_f 및 b_o 는 바이어스 벡터를 나타낼 수 있다. 이 경우, 시간 구간 t 에서의 셀(600)의 출력값 및 셀 상태는 다음의 수학식 9 및 수학식 10에 의해 산출될 수 있다.

수학식 9

[0101]
$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

수학식 10

[0103]
$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

[0105] 여기서, C_t 는 셀 상태일 수 있으며, h_t 는 셀(600)의 출력값일 수 있다. 또한, $\tanh$ 는 쌍곡선 탄젠트 함수(hyperbolic tangent function)일 수 있다.

[0106] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 양방향 LSTM(700)의 구조를 나타내는 예시적인 도면이다. 일 실시예에 따르면, 양방향 LSTM(700)은 순방향 및 역방향을 포함하는 양방향에서 별도의 은닉층을 이용하여 순차 데이터를 처리할 수 있다. 이와 같이 양방향에서 처리되어 생성된 출력값은 동일한 출력 레이어에 연결될 수 있다.

[0107] 도시된 예에서, 순방향 레이어들의 출력값 시퀀스(sequence)는 시간 구간마다 특정 순서의 입력값을 이용하여 생성될 수 있다. 이 경우, 역방향 레이어들의 출력값 시퀀스는 순방향과 반대되는 시간 구간마다 특정 순서의 입력값을 이용하여 생성될 수 있다. 예를 들어, 출력값은 다음의 수학식 11에 의해 산출될 수 있다.

수학식 11

[0109] $y_t = \sigma(\vec{h}_t, \vec{h}_t)$

[0111] 여기서, $\vec{h}_t$ 는 순방향 레이어들의 출력값 시퀀스이고, $\vec{h}_t$ 는 역방향 레이어들의 출력값 시퀀스일 수 있다. 또한, σ 는 순방향 레이어와 역방향 레이어의 출력값 시퀀스를 결합하기 위한 함수일 수 있다. 예를 들어, σ 는 출력값 시퀀스에 대한 합산(summation), 평균(average), 연결(concatenating) 및/또는 곱(multiplication) 등을 수행할 수 있다.

[0112] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법(800)의 예시를 나타내는 흐름도이다. 인공지능망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법(800)은 시스템의 적어도 하나의 프로세서(예: 재생 에너지 생산 예측 시스템의 적어도 하나의 프로세서)에 의해 수행될 수 있다. 인공지능망 기반의 재생 에너지 생산 예측 방법(800)은 프로세서가 재생 에너지의 생산량과 연관된 학습 데이터를 획득함으로써 개시될 수 있다(S810).

[0113] 일 실시예에 따르면, 프로세서는 획득된 학습 데이터에 대한 전처리를 수행할 수 있다(S820). 그리고 나서, 프로세서는 전처리된 학습 데이터를 이용하여 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 인공지능망을 학습시킬 수 있다(S830). 여기서, 인공지능망은 전처리된 학습 데이터의 특징 정보를 추출하기 위한 오토인코더 및 추출된 특징 정보를 기초로 재생 에너지의 생산량을 예측하기 위한 양방향 LSTM을 포함할 수 있다.

[0114] 일 실시예에 따르면, 오토인코더는 학습 데이터의 손실 압축을 수행하여 학습 데이터의 특징 정보를 나타내는 특징 벡터를 생성하는 인코더 및 압축되어 생성된 특징 벡터에 대한 복원을 수행하는 디코더를 포함할 수 있다. 또한, 양방향 LSTM은 복수의 셀을 포함할 수 있다. 이 경우, 복수의 셀의 각각은 이전 시간 구간의 제1 셀의 출력값을 현재 시간 구간의 제2 셀에 반영하는 정도를 결정하기 위한 망각 게이트, 제1 셀의 출력값 및 제2 셀의 입력값에 대한 가중치를 결정하여 제2 셀의 셀 상태 값을 산출하기 위한 입력 게이트 및 산출된 제2 셀의 셀 상태 값을 다음 시간 구간의 제3 셀에 전달하는 정도를 결정하기 위한 출력 게이트를 포함할 수 있다.

[0115] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 데이터에 대한 전처리 방법(S820)의 예시를 나타내는 흐름도이다. 학습 데이터에 대한 전처리 방법(S820)은 적어도 하나의 프로세서(예: 재생 에너지 생산 예측 시스템의 적어도 하나의 프로세서)에 의해 수행될 수 있다. 일 실시예에 따르면, 프로세서는 이동 평균 필터를 이용하여 학습 데이터에 대한 평활화를 수행할 수 있다(S910). 여기서, 평활화는 이상치(outlier) 등의 비정상적인 데이터를 제거하기 위한 기법을 지칭할 수 있다.

[0116] 추가적으로 또는 대안적으로, 프로세서는 학습 데이터와 연관된 결측값에 대한 대체를 수행할 수 있다(S920). 여기서, 결측값은 손실되거나 정해지지 않은 값을 지칭할 수 있으며, 예를 들어, MCAR(missing complete at random), MAR(missing at random), MNAR(missing not at random) 등의 유형으로 구분될 수 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 프로세서는 학습 데이터와 연관된 값을 사전 결정된 범위의 값으로 변환하는 정규화를 수행할 수 있다(S930). 여기서, 정규화는 학습 데이터를 특정 알고리즘에 따라 변형하는 과정 및/또는 기법을 지칭할 수 있다.

[0117] 도 9에서는 평활화, 결측값에 대한 대체 및 정규화 등이 순차적으로 수행되는 것으로 도시되었으나, 이에 한정되지 않으며, 순서에 관계없이 학습 데이터에 대한 평활화, 결측값에 대한 대체 및 정규화 중 적어도 일부가 수행될 수 있다. 또한, 도 9에서는 학습 데이터에 대한 전처리 방법으로서, 평활화, 결측값에 대한 대체, 정규화 등이 수행되는 것으로 상술되었으나, 이에 한정되지 않으며, 임의의 전처리 방법이 더 수행될 수 있다.

[0118] 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치(1000)의 내부 구성을 나타내는 블록도이다. 일 실시예에 따르면, 컴퓨팅 장치(1000)는 재생 에너지 생산 예측 시스템을 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치(1000)는 메모리(1010), 프로세서(1020), 통신 모듈(1030) 및 입출력 인터페이스(1040)를 포함할 수 있다. 도 10에 도시된 바와 같이, 컴퓨팅 장치(1000)는 통신 모듈(1030)을 이용하여 네트워크를 통해 정보 및/또는 데이터를 통신할 수 있도록 구성될 수 있다.

- [0119] 메모리(1010)는 비-일시적인 임의의 컴퓨터 판독 가능한 기록매체를 포함할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 메모리(1010)는 RAM(random access memory), ROM(read only memory), 디스크 드라이브, SSD(solid state drive), 플래시 메모리(flash memory) 등과 같은 비소멸성 대용량 저장 장치(permanent mass storage device)를 포함할 수 있다. 다른 예로서, ROM, SSD, 플래시 메모리, 디스크 드라이브 등과 같은 비소멸성 대용량 저장 장치는 메모리와의 구분되는 별도의 영구 저장 장치로서 컴퓨팅 장치(1000)에 포함될 수 있다. 또한, 메모리(1010)에는 운영체제와 적어도 하나의 프로그램 코드가 저장될 수 있다.
- [0120] 이러한 소프트웨어 구성요소들은 메모리(1010)와는 별도의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록매체로부터 로딩될 수 있다. 이러한 별도의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록매체는 이러한 컴퓨팅 장치(1000)에 직접 연결가능한 기록 매체를 포함할 수 있는데, 예를 들어, 플로피 드라이브, 디스크, 테이프, DVD/CD-ROM 드라이브, 메모리 카드 등의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록매체를 포함할 수 있다. 다른 예로서, 소프트웨어 구성요소들은 컴퓨터에서 판독 가능한 기록매체가 아닌 통신 모듈(1030)을 통해 메모리(1010)에 로딩될 수도 있다. 예를 들어, 적어도 하나의 프로그램은 개발자들 또는 어플리케이션의 설치 파일을 배포하는 파일 배포 시스템이 통신 모듈(1030)을 통해 제공하는 파일들에 의해 설치되는 컴퓨터 프로그램에 기반하여 메모리(1010)에 로딩될 수 있다.
- [0121] 프로세서(1020)는 기본적인 산술, 로직 및 입출력 연산을 수행함으로써, 컴퓨터 프로그램의 명령을 처리하도록 구성될 수 있다. 명령은 메모리(1010) 또는 통신 모듈(1030)에 의해 사용자 단말(미도시) 또는 다른 외부 시스템으로 제공될 수 있다.
- [0122] 통신 모듈(1030)은 네트워크를 통해 사용자 단말(미도시)과 컴퓨팅 장치(1000)가 서로 통신하기 위한 구성 또는 기능을 제공할 수 있으며, 컴퓨팅 장치(1000)가 외부 시스템(일례로 별도의 클라우드 시스템 등)과 통신하기 위한 구성 또는 기능을 제공할 수 있다. 일례로, 컴퓨팅 장치(1000)의 프로세서(1020)의 제어에 따라 제공되는 제어 신호, 명령, 데이터 등이 통신 모듈(1030)과 네트워크를 거쳐 사용자 단말 및/또는 외부 시스템의 통신 모듈을 통해 사용자 단말 및/또는 외부 시스템으로 전송될 수 있다.
- [0123] 또한, 컴퓨팅 장치(1000)의 입출력 인터페이스(1040)는 컴퓨팅 장치(1000)와 연결되거나 컴퓨팅 장치(1000)가 포함할 수 있는 입력 또는 출력을 위한 장치(미도시)와의 인터페이스를 위한 수단일 수 있다. 도 10에서는 입출력 인터페이스(1040)가 프로세서(1020)와 별도로 구성된 요소로서 도시되었으나, 이에 한정되지 않으며, 입출력 인터페이스(1040)가 프로세서(1020)에 포함되도록 구성될 수 있다. 컴퓨팅 장치(1000)는 도 10의 구성요소들보다 더 많은 구성요소들을 포함할 수 있다. 그러나, 대부분의 종래기술적 구성요소들을 명확하게 도시할 필요성은 없다.
- [0124] 컴퓨팅 장치(1000)의 프로세서(1020)는 복수의 사용자 단말 및/또는 복수의 외부 시스템으로부터 수신된 정보 및/또는 데이터를 관리, 처리 및/또는 저장하도록 구성될 수 있다.
- [0125] 상술된 방법 및/또는 다양한 실시예들은, 디지털 전자 회로, 컴퓨터 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어 및/또는 이들의 조합으로 실현될 수 있다. 본 발명의 다양한 실시예들은 데이터 처리 장치, 예를 들어, 프로그래밍 가능한 하나 이상의 프로세서 및/또는 하나 이상의 컴퓨팅 장치에 의해 실행되거나, 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체 및/또는 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다. 상술된 컴퓨터 프로그램은 컴파일된 언어 또는 해석된 언어를 포함하여 임의의 형태의 프로그래밍 언어로 작성될 수 있으며, 독립 실행형 프로그램, 모듈, 서브 루틴 등의 임의의 형태로 배포될 수 있다. 컴퓨터 프로그램은 하나의 컴퓨팅 장치, 동일한 네트워크를 통해 연결된 복수의 컴퓨팅 장치 및/또는 복수의 상이한 네트워크를 통해 연결되도록 분산된 복수의 컴퓨팅 장치를 통해 배포될 수 있다.
- [0126] 상술된 방법 및/또는 다양한 실시예들은, 입력 데이터를 기초로 동작하거나 출력 데이터를 생성함으로써, 임의의 기능, 함수 등을 처리, 저장 및/또는 관리하는 하나 이상의 컴퓨터 프로그램을 실행하도록 구성된 하나 이상의 프로세서에 의해 수행될 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 방법 및/또는 다양한 실시예는 FPGA(Field Programmable Gate Array) 또는 ASIC(Application Specific Integrated Circuit)과 같은 특수 목적 논리 회로에 의해 수행될 수 있으며, 본 발명의 방법 및/또는 실시예들을 수행하기 위한 장치 및/또는 시스템은 FPGA 또는 ASIC와 같은 특수 목적 논리 회로로서 구현될 수 있다.
- [0127] 컴퓨터 프로그램을 실행하는 하나 이상의 프로세서는, 범용 목적 또는 특수 목적의 마이크로 프로세서 및/또는 임의의 종류의 디지털 컴퓨팅 장치의 하나 이상의 프로세서를 포함할 수 있다. 프로세서는 읽기 전용 메모리, 랜덤 액세스 메모리의 각각으로부터 명령 및/또는 데이터를 수신하거나, 읽기 전용 메모리와 랜덤 액세스 메모리로부터 명령 및/또는 데이터를 수신할 수 있다. 본 발명에서, 방법 및/또는 실시예들을 수행하는 컴퓨팅 장치

의 구성 요소들은 명령어들을 실행하기 위한 하나 이상의 프로세서, 명령어들 및/또는 데이터를 저장하기 위한 하나 이상의 메모리 디바이스를 포함할 수 있다.

[0128] 일 실시예에 따르면, 컴퓨팅 장치는 데이터를 저장하기 위한 하나 이상의 대용량 저장 장치와 데이터를 주고받을 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 장치는 자기 디스크(magnetic disc) 또는 광 디스크(optical disc)로부터 데이터를 수신하거나/수신하고, 자기 디스크 또는 광 디스크로 데이터를 전송할 수 있다. 컴퓨터 프로그램과 연관된 명령어들 및/또는 데이터를 저장하기에 적합한 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체는, EPROM(Erasable Programmable Read-Only Memory), EEPROM(Electrically Erasable PROM), 플래시 메모리 장치 등의 반도체 메모리 장치를 포함하는 임의의 형태의 비 휘발성 메모리를 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않는다. 예를 들어, 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체는 내부 하드 디스크 또는 이동식 디스크와 같은 자기 디스크, 광 자기 디스크, CD-ROM 및 DVD-ROM 디스크를 포함할 수 있다.

[0129] 사용자와의 상호 작용을 제공하기 위해, 컴퓨팅 장치는 정보를 사용자에게 제공하거나 디스플레이하기 위한 디스플레이 장치(예를 들어, CRT (Cathode Ray Tube), LCD(Liquid Crystal Display) 등) 및 사용자가 컴퓨팅 장치 상에 입력 및/또는 명령 등을 제공할 수 있는 포인팅 장치(예를 들어, 키보드, 마우스, 트랙볼 등)를 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않는다. 즉, 컴퓨팅 장치는 사용자와의 상호 작용을 제공하기 위한 임의의 다른 종류의 장치들을 더 포함할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 장치는 사용자와의 상호 작용을 위해, 시각적 피드백, 청각 피드백 및/또는 촉각 피드백 등을 포함하는 임의의 형태의 감각 피드백을 사용자에게 제공할 수 있다. 이에 대해, 사용자는 시각, 음성, 동작 등의 다양한 제스처를 통해 컴퓨팅 장치로 입력을 제공할 수 있다.

[0130] 본 발명에서, 다양한 실시예들은 백엔드 구성 요소(예: 데이터 서버), 미들웨어 구성 요소(예: 애플리케이션 서버) 및/또는 프론트 엔드 구성 요소를 포함하는 컴퓨팅 시스템에서 구현될 수 있다. 이 경우, 구성 요소들은 통신 네트워크와 같은 디지털 데이터 통신의 임의의 형태 또는 매체에 의해 상호 연결될 수 있다. 예를 들어, 통신 네트워크는 LAN(Local Area Network), WAN(Wide Area Network) 등을 포함할 수 있다.

[0131] 본 명세서에서 기술된 예시적인 실시예들에 기반한 컴퓨팅 장치는, 사용자 디바이스, 사용자 인터페이스(UI) 디바이스, 사용자 단말 또는 클라이언트 디바이스를 포함하여 사용자와 상호 작용하도록 구성된 하드웨어 및/또는 소프트웨어를 사용하여 구현될 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 장치는 랩톱(laptop) 컴퓨터와 같은 휴대용 컴퓨팅 장치를 포함할 수 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 컴퓨팅 장치는, PDA(Personal Digital Assistants), 태블릿 PC, 게임 콘솔(game console), 웨어러블 디바이스(wearable device), IoT(internet of things) 디바이스, VR(virtual reality) 디바이스, AR(augmented reality) 디바이스 등을 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않는다. 컴퓨팅 장치는 사용자와 상호 작용하도록 구성된 다른 유형의 장치를 더 포함할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치는 이동 통신 네트워크 등의 네트워크를 통한 무선 통신에 적합한 휴대용 통신 디바이스(예를 들어, 이동 전화, 스마트 전화, 무선 셀룰러 전화 등) 등을 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치는, 무선 주파수(RF; Radio Frequency), 마이크로파 주파수(MWF; Microwave Frequency) 및/또는 적외선 주파수(IRF; Infrared Ray Frequency)와 같은 무선 통신 기술들 및/또는 프로토콜들을 사용하여 네트워크 서버와 무선으로 통신하도록 구성될 수 있다.

[0132] 본 발명에서 특정 구조적 및 기능적 세부 사항을 포함하는 다양한 실시예들은 예시적인 것이다. 따라서, 본 발명의 실시예들은 상술된 것으로 한정되지 않으며, 여러 가지 다른 형태로 구현될 수 있다. 또한, 본 발명에서 사용된 용어는 일부 실시예를 설명하기 위한 것이며 실시예를 제한하는 것으로 해석되지 않는다. 예를 들어, 단수형 단어 및 상기는 문맥상 달리 명확하게 나타내지 않는 한 복수형도 포함하는 것으로 해석될 수 있다.

[0133] 본 발명에서, 달리 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함하여 본 명세서에서 사용되는 모든 용어는 이러한 개념이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 갖는다. 또한, 사전에 정의된 용어와 같이 일반적으로 사용되는 용어들은 관련 기술의 맥락에서의 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 한다.

[0134] 본 명세서에서는 본 발명이 일부 실시예들과 관련하여 설명되었지만, 본 발명의 발명이 속하는 기술분야의 통상의 기술자가 이해할 수 있는 본 발명의 범위를 벗어나지 않는 범위에서 다양한 변형 및 변경이 이루어질 수 있다. 또한, 그러한 변형 및 변경은 본 명세서에 첨부된 특허청구의 범위 내에 속하는 것으로 생각되어야 한다.

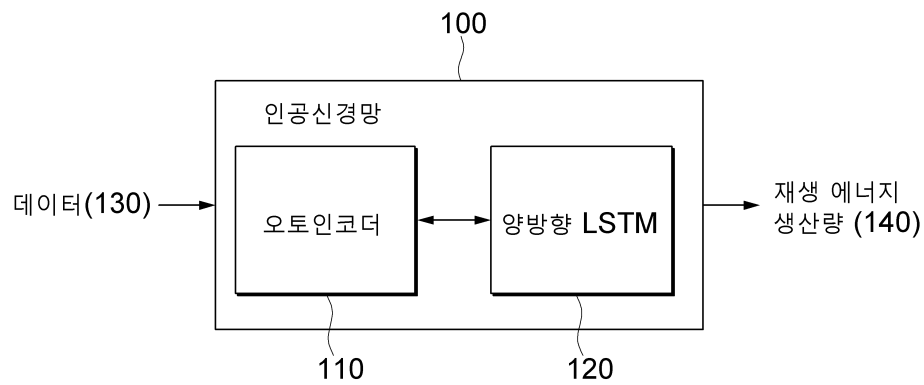
부호의 설명

[0136]

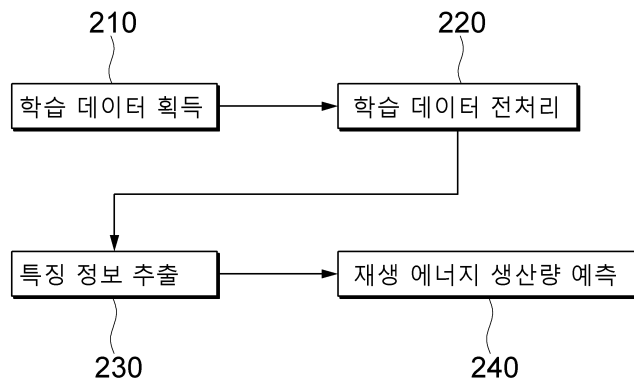
- 100: 인공지능경망
- 110: 오토인코더
- 120: 양방향 LSTM
- 130: 데이터
- 140: 재생 에너지 생산량

도면

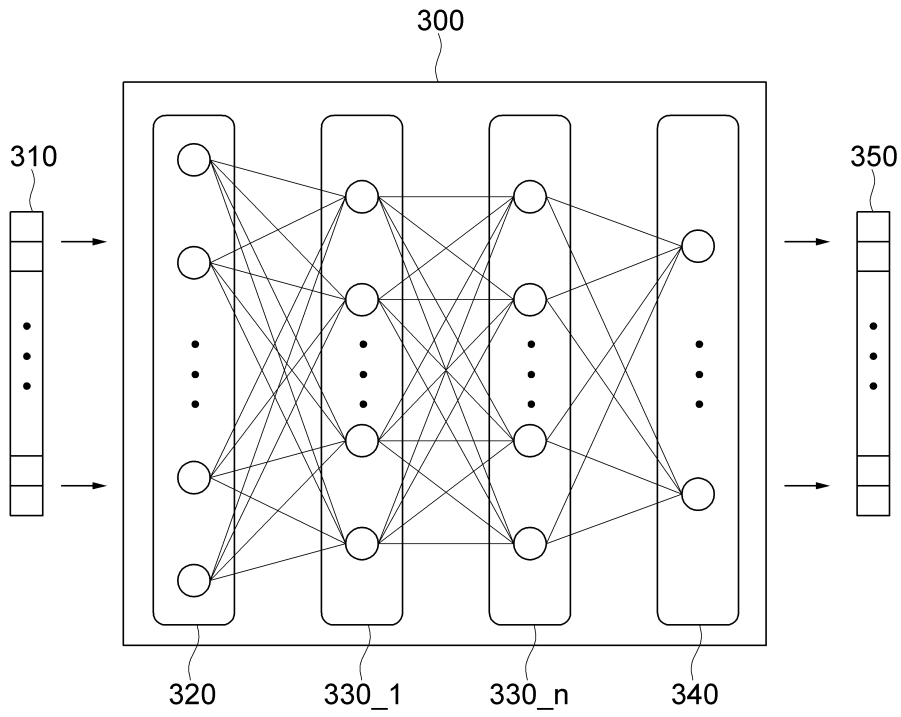
도면1



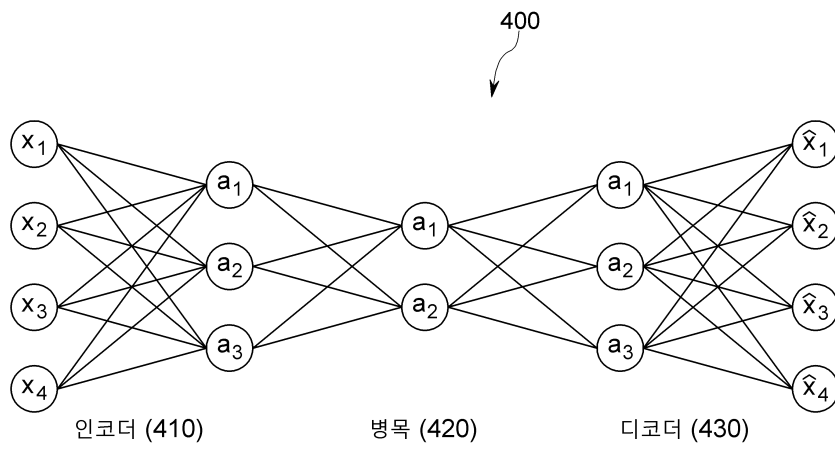
도면2



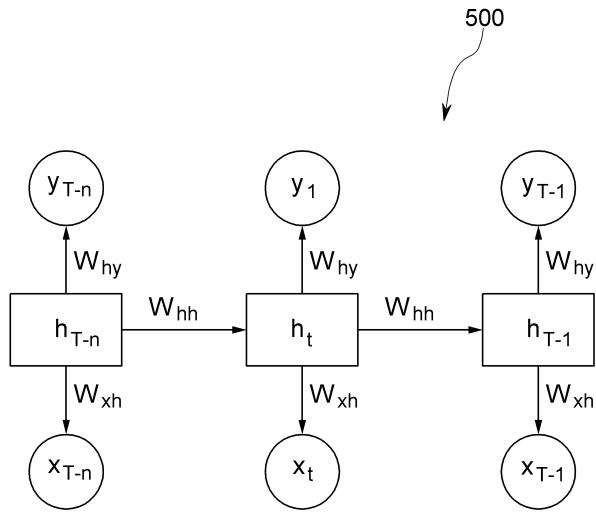
도면3



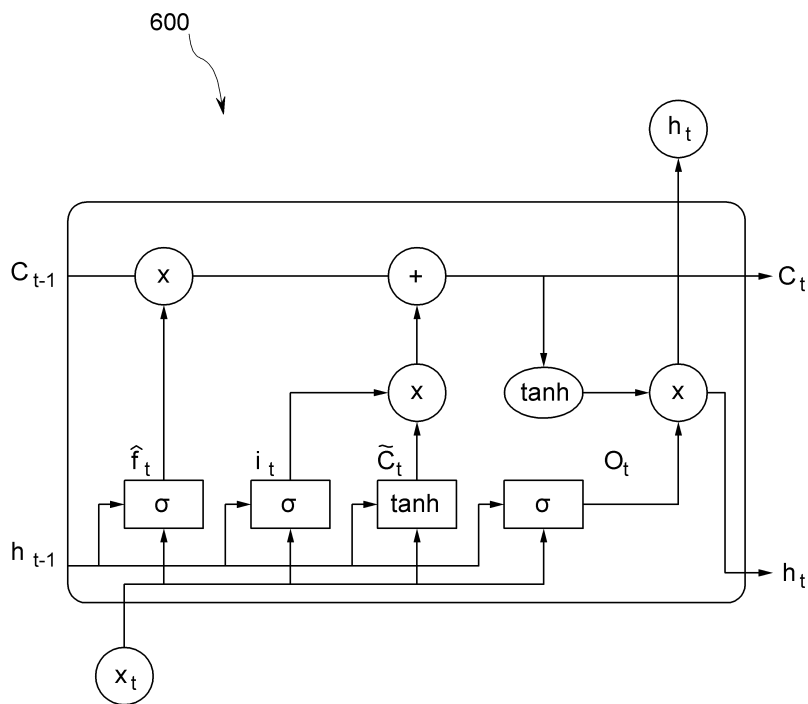
도면4



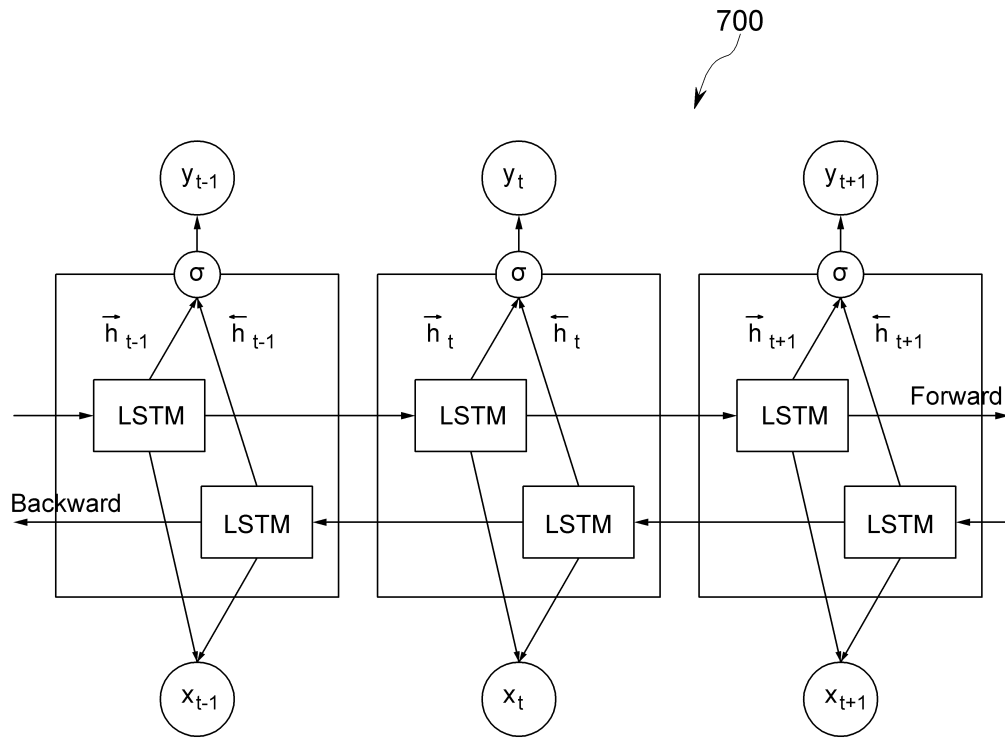
도면5



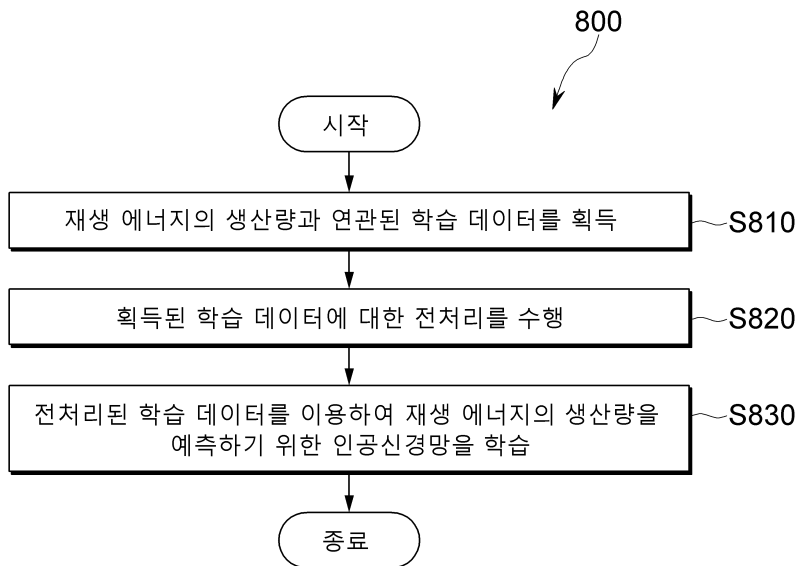
도면6



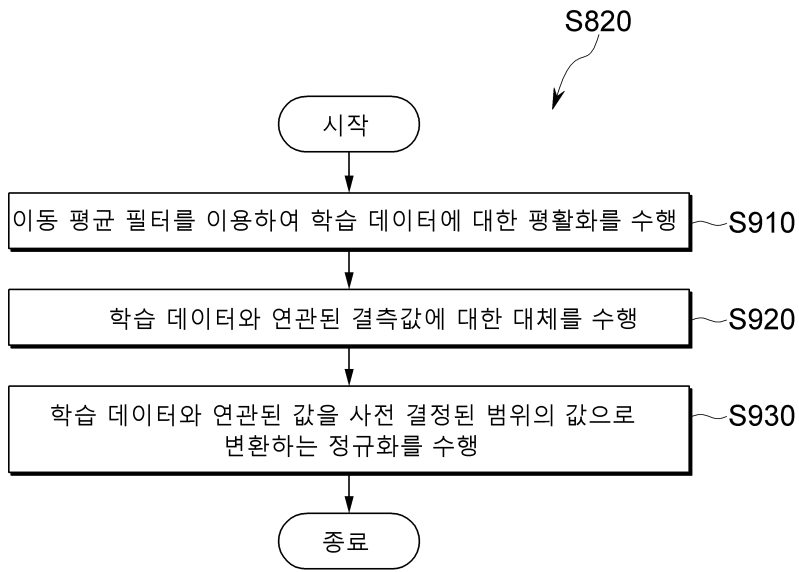
도면7



도면8



도면9



도면10

