(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0036599
(43) 공개일자 2025년03월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/098 (2023.01) *G06N 3/0499* (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01) *G06N 3/09* (2023.01)
G06Q 50/06 (2024.01) *H02S 50/00* (2014.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/098 (2023.01)
G06N 3/0499 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0119266
(22) 출원일자 2023년09월07일
심사청구일자 2023년09월07일

(71) 출원인
서강대학교산학협력단
서울특별시 마포구 백범로 35 (신수동, 서강대학교)
(72) 발명자
김홍석
서울특별시 마포구 서강대길 40 103-202
박인지
서울특별시 영등포구 은행로 54, 724호
송근주
경기도 의왕시 장안중앙로 24-42 의왕라피아노 127동 1호
(74) 대리인
특허법인에스알비

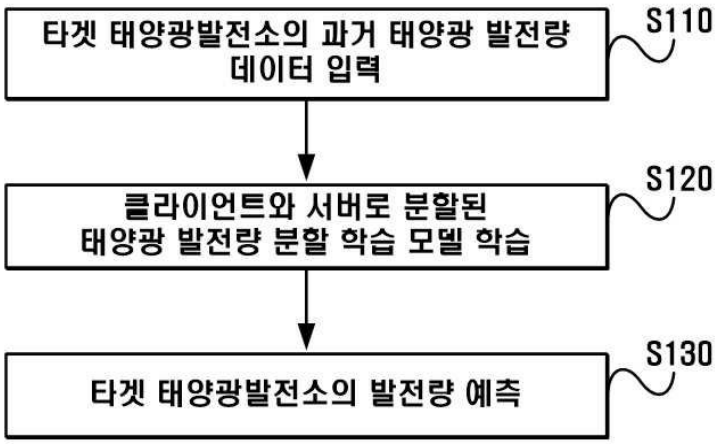
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 **분할학습 기반 태양광 발전량 예측 방법, 장치, 및 컴퓨터 프로그램**

(57) 요 약

본 발명에 따른 분할학습 기반 태양광 발전량 예측 방법은 컴퓨팅 장치의 하나 이상의 프로세서에서 수행되는 태양광 발전량을 예측하는 방법에서, 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 학습데이터로 입력받는 단계, 상기 학습데이터를 이용하여 신경망의 레이어가 클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 단계, 그리고 학습된 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 이용하여 타겟 태양광발전소의 발전량을 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도3



(52) CPC특허분류
G06N 3/084 (2023.01)
G06N 3/09 (2023.01)
G06Q 50/06 (2024.01)
H02S 50/00 (2013.01)
Y02E 10/56 (2020.08)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711181769
과제번호 2021R1A2C1095435
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 개인기초연구(과기정통부)
연구과제명 연합학습 기반 에너지 프라이버시 보호형 전력망 분산지능화 시스템
기 여 율 1/3
과제수행기관명 서강대학교
연구기간 2023.03.01 ~ 2024.02.29
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711140122
과제번호 2021R1A2C1095435
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명 연합학습 기반 에너지 프라이버시 보호형 전력망 분산지능화 시스템
기 여 율 1/3
과제수행기관명 서강대학교
연구기간 2021.09.01 ~ 2022.02.28
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711167090
과제번호 2021R1A2C1095435
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 개인기초연구(과기정통부)
연구과제명 연합학습 기반 에너지 프라이버시 보호형 전력망 분산지능화 시스템
기 여 율 1/3
과제수행기관명 서강대학교
연구기간 2022.03.01 ~ 2023.02.28

명 세 서

청구범위

청구항 1

컴퓨팅 장치의 하나 이상의 프로세서에서 수행되는 태양광 발전량을 예측하는 방법에서,

타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 학습데이터로 입력받는 단계,

상기 학습데이터를 이용하여 신경망의 레이어가 클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 단계, 그리고

학습된 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 이용하여 타겟 태양광발전소의 발전량을 예측하는 단계

를 포함하는 분할학습 기반 태양광 발전량 예측 방법.

청구항 2

제1항에서,

상기 태양광 발전량 분할학습 모델은,

신경망의 레이어(layer) 중 일부 레이어가 클라이언트에 배치되고, 상기 신경망의 일부 레이어를 제외한 나머지 레이어가 서버에 분할되어 배치되는 것을 특징으로 하는 분할학습 기반 태양광 발전량 예측 방법.

청구항 3

제2항에서,

상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 단계는,

상기 학습데이터가 상기 클라이언트에 배치된 시작 레이어를 통과하고, 상기 시작 레이어의 출력이 서버로 전송되는 단계, 그리고

상기 시작레이어의 출력이 상기 서버에 배치된 나머지 레이어로 입력되도록 순전파(forward propagation)를 진행하는 단계

를 포함하는 분할학습 기반 태양광 발전량 예측 방법.

청구항 4

제3항에서,

상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 단계는,

상기 서버가 상기 클라이언트에서 전달받은 레이블(label)을 통해 그레디언트(gradient)를 계산하는 단계, 그리고

상기 서버가 역전파(backward propagation)를 진행하여 상기 그레디언트를 상기 클라이언트에 전달하는 단계

를 포함하는 분할학습 기반 태양광 발전량 예측 방법.

청구항 5

제2항에서,

상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 단계는,

상기 클라이언트에 입력된 상기 학습데이터를 시작 레이어에 통과시키고, 상기 시작 레이어의 출력을 상기 서버의 제1 레이어로 전송하는 단계,

상기 서버의 제1 레이어에 전송된 데이터를 상기 서버에 배치된 나머지 레이어에 입력시켜 순전파(forward

propagation)를 진행하는 단계, 그리고

상기 나머지 레이어의 출력을 상기 서버의 상기 제1 레이어를 통해 상기 클라이언트로 전달하는 단계

를 포함하는 분할학습 기반 태양광 발전량 예측 방법.

청구항 6

컴퓨팅 장치로서,

하나 이상의 코어를 포함하는 프로세서; 및

메모리;를 포함하고,

상기 프로세서는,

타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 학습데이터로 입력받고,

상기 학습데이터를 이용하여 신경망의 레이어가 클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하며, 그리고

학습된 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 이용하여 타겟 태양광발전소의 발전량을 예측하는, 컴퓨팅 장치.

청구항 7

제6항에서,

상기 학습데이터는,

적어도 하나의 다른 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

청구항 8

제7항에서,

상기 다른 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터는,

상기 타겟 태양광발전소의 클라이언트와 분리된 적어도 하나의 다른 클라이언트를 통해 입력되는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

청구항 9

제6항에서,

상기 태양광 발전량 분할학습 모델은,

타겟 태양광발전소의 시간대별 과거 태양광 발전량을 학습데이터로 입력받아 순전파(feedforward) 진행하는 제1 모델,

적어도 하나의 다른 태양광발전소의 과거 태양광 발전량을 학습데이터로 입력받아 순전파를 진행하는 제2 모델,

상기 제1 모델 및 상기 제2 모델에서 출력된 데이터를 입력받아 순전파를 진행하는 제3 모델, 그리고

상기 제3 모델에서 출력된 데이터를 입력받아 상기 타겟 태양광발전소의 발전량을 학습하고 결과값을 출력하는 제4 모델

을 포함하는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

청구항 10

제9항에서,

상기 제1 모델 및 상기 제4 모델이 제1 클라이언트에 배치되고,

상기 제2 모델이 상기 제1 클라이언트와 분리된 다른 클라이언트에 배치되며,

상기 제3 모델이 상기 제1 클라이언트 및 상기 다른 클라이언트와 분리된 상기 서버에 배치되는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

청구항 11

제10항에서,

상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 단계는,

상기 제4 모델에서 구한 출력값과 레이블의 차이로 오차를 구하고 역전파를 진행해 그레디언트를 계산하며, 계산된 그레디언트를 상기 제3 모델로 거쳐 상기 제1 모델의 입력부분과 상기 제2 모델의 입력부분에 나누어 주는 역전파를 진행하여 각 모델의 가중치 업데이트를 진행하는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

청구항 12

컴퓨터 판독가능 저장매체에 저장되어 컴퓨터로 하여금 이하의 동작들을 수행하도록 하는 명령들을 포함하는 컴퓨터 프로그램으로서, 상기 동작들은:

타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 학습데이터로 입력받는 동작,

상기 학습데이터를 이용하여 신경망의 레이어가 클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 동작, 그리고

학습된 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 이용하여 타겟 태양광발전소의 발전량을 예측하는 동작을 포함하는, 컴퓨터 판독가능 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 13

제12항에서,

상기 태양광 발전량 분할학습 모델은,

신경망의 레이어 중 시작레이어 및 출력레이어가 타겟 태양광발전소의 제1 클라이언트에 배치되고, 상기 신경망의 레이어 중 중간 은닉층 일부가 분리되어 서버에 배치되는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 판독가능 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 14

제13항에서,

상기 태양광 발전량 분할학습 모델은,

상기 타겟 태양광발전소의 과거 발전량 데이터가 상기 제1 클라이언트의 시작레이어에 학습데이터로 입력되고, 상기 시작레이어의 출력이 상기 중간 은닉층으로 입력되며, 상기 중간 은닉층의 출력이 상기 제1 클라이언트로 입력되는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 판독가능 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 15

제14항에서,

상기 태양광 발전량 분할학습 모델은,

적어도 하나의 다른 태양광발전소의 과거 발전량 데이터가 상기 제1 클라이언트와 분리된 다른 클라이언트의 다른 시작레이어에 학습데이터로 입력되고, 상기 다른 시작레이어의 출력이 상기 서버에 배치된 중간 은닉층으로 전송되는 것을 하는 컴퓨터 판독가능 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 분할학습(split learning) 모델을 통해 원본 데이터 공유없이 태양광발전소의 태양광 발전량을 예측하는 분할학습 기반 태양광 발전량 예측 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 우리나라는 파리 협정에 따라 2020년까지 유엔에 제출해야 하는 '장기저탄소 발전전략'을 2050 탄소중립 목표를 담아 제출하였고, 2050 탄소중립 이행을 위한 세부 전략 수립을 위한 '2050 탄소중립 시나리오' 최종안을 확정하였다. 두 개의 안으로 구성된 시나리오에서 2050년 재생에너지 발전량 비중은 각각 70.7%, 60.9%까지 확대된다.

[0003] 재생에너지 발전량 중 가장 큰 비중을 차지하는 태양광 발전은 풍력발전과 함께 탄소중립 달성을 위한 핵심적인 신재생에너지 발전원이다. 하지만 태양광은 기저부하를 담당하는 석탄, 원자력과 달리 날씨에 따라 출력 변동이 커 안정적인 전력 계통 운영을 위해 정확한 태양광 발전량 예측이 필요하다.

[0004] 태양광 발전량 예측은 독립 변수 및 예측 구간 설정에 따라 다양한 관점에서 예측 성능을 높이려는 연구가 많이 이루어지고 있다. 최근에는 빅데이터와 인공지능 기술의 발전으로 인해 딥러닝 모델을 활용하여 태양광 발전량의 변동성을 분석하고 예측하는 연구가 주를 이루고 있다.

[0005] 하지만 이러한 모델을 산업적으로 적용했을 때, 사용자의 데이터 자체가 민감한 문제로 발생한다. 따라서 데이터 보호를 함께 고려한 분할학습 기반의 태양광 발전량 예측 시스템 개발이 필수적인 것에 반해 아직 그 움직임은 미미하므로 이와 관련된 기술 개발이 필요한 실정이다.

[0006] 기존에는 태양광 발전량 예측 시 인근 지역의 여러 태양광 발전 사업자의 과거 태양광 발전량 데이터를 공유하여 사용하였다. 이로 인해 기존의 기술은 태양광 발전 사업자가 자신의 태양광 발전량 데이터가 공유되는 것에 대해 거부감이 있기 때문에 상용화에 어려움이 있는 실정이다.

[0007] 이 배경기술 부분에 기재된 사항은 발명의 배경에 대한 이해를 증진하기 위하여 작성된 것으로서, 이 기술이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 이미 알려진 종래기술이 아닌 사항을 포함할 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명은 태양광발전소의 태양광 발전량을 예측하기 위해 분할학습(split learning) 구조 기반으로 모델을 구성함으로써, 복수개의 태양광 발전소의 시간대별 과거 태양광 발전량을 함께 사용해 예측 성능을 향상시킴과 동시에 타 태양광 발전소의 발전량에 대한 데이터 유출 문제를 방지할 수 있는 분할학습 기반 태양광 발전량 예측 방법을 제안하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0009] 본 발명의 분할학습 기반 태양광 발전량 예측 방법은 컴퓨팅 장치의 하나 이상의 프로세서에서 수행되는 태양광 발전량을 예측하는 방법에서, 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 학습데이터로 입력받는 단계, 상기 학습데이터를 이용하여 신경망의 레이어가 클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 단계, 그리고 학습된 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 이용하여 타겟 태양광발전소의 발전량을 예측하는 단계를 포함한다.

[0010] 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은, 신경망의 레이어(layer) 중 일부 레이어가 클라이언트에 배치되고, 상기 신경망의 일부 레이어를 제외한 나머지 레이어가 서버에 분할되어 배치될 수 있다.

[0011] 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 단계는, 상기 학습데이터가 상기 클라이언트에 배치된 시작 레이어를 통과하고, 상기 시작 레이어의 출력이 서버로 전송되는 단계, 그리고 상기 시작레이어의 출력이 상기 서버에 배치된 나머지 레이어로 입력되도록 순전파(forward propagation)를 진행하는 단계를 포함할 수 있다.

[0012] 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 단계는, 상기 서버가 상기 클라이언트에서 전달받은 레이블(label)을 통해 그레디언트(gradient)를 계산하는 단계, 그리고 상기 서버가 역전파(backward propagation)를 진행하여 상기 그레디언트를 상기 클라이언트에 전달하는 단계를 포함할 수 있다.

[0013] 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 단계는, 상기 클라이언트에 입력된 상기 학습데이터를 시작 레이어에 통과시키고, 상기 시작 레이어의 출력을 상기 서버의 제1 레이어로 전송하는 단계, 상기 서버의 제1 레이어에 전송된 데이터를 상기 서버에 배치된 나머지 레이어에 입력시켜 순전파(forward propagation)를 진행하는 단계, 그리고 상기 나머지 레이어의 출력을 상기 서버의 상기 제1 레이어를 통해 상기 클라이언트로 전달하는

단계를 포함할 수 있다.

[0014] 본 발명의 컴퓨팅 장치는 컴퓨팅 장치로서, 하나 이상의 코어를 포함하는 프로세서; 및 메모리;를 포함하고, 상기 프로세서는, 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 학습데이터로 입력받고, 상기 학습데이터를 이용하여 신경망의 레이어가 클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하며, 그리고 학습된 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 이용하여 타겟 태양광발전소의 발전량을 예측한다.

[0015] 상기 학습데이터는, 적어도 하나의 다른 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 더 포함할 수 있다.

[0016] 상기 다른 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터는, 상기 타겟 태양광발전소의 클라이언트와 분리된 적어도 하나의 다른 클라이언트를 통해 입력될 수 있다.

[0017] 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은, 타겟 태양광발전소의 시간대별 과거 태양광 발전량을 학습데이터로 입력받아 순전파(feedforward) 진행하는 제1 모델, 적어도 하나의 다른 태양광발전소의 과거 태양광 발전량을 학습데이터로 입력받아 순전파를 진행하는 제2 모델, 상기 제1 모델 및 상기 제2 모델에서 출력된 데이터를 입력받아 순전파를 진행하는 제3 모델, 그리고 상기 제3 모델에서 출력된 데이터를 입력받아 상기 타겟 태양광발전소의 발전량을 학습하고 결과값을 출력하는 제4 모델을 포함할 수 있다.

[0018] 상기 제1 모델 및 상기 제4 모델이 제1 클라이언트에 배치되고, 상기 제2 모델이 상기 제1 클라이언트와 분리된 다른 클라이언트에 배치되며, 상기 제3 모델이 상기 제1 클라이언트 및 상기 다른 클라이언트와 분리된 상기 서버에 배치 수 있다.

[0019] 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 단계는, 상기 제4 모델에서 구한 출력값과 레이블의 차이로 오차를 구하고 역전파를 진행해 그레디언트를 계산하며, 계산된 그레디언트를 상기 제3 모델로 거쳐 상기 제1 모델의 입력부분과 상기 제2 모델의 입력부분에 나누어 주는 역전파를 진행하여 각 모델의 가중치 업데이트를 진행할 수 있다.

[0020] 본 발명의 컴퓨터 판독가능 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램은 컴퓨터 판독가능 저장매체에 저장되어 컴퓨터로 하여금 이하의 동작들을 수행하도록 하는 명령들을 포함하는 컴퓨터 프로그램으로서, 상기 동작들은: 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 학습데이터로 입력받는 동작, 상기 학습데이터를 이용하여 신경망의 레이어가 클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하는 동작, 그리고 학습된 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 이용하여 타겟 태양광발전소의 발전량을 예측하는 동작을 포함한다.

[0021] 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은, 신경망의 레이어 중 시작레이어 및 출력레이어가 타겟 태양광발전소의 제1 클라이언트에 배치되고, 상기 신경망의 레이어 중 중간 은닉층 일부가 분리되어 서버에 배치될 수 있다.

[0022] 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은, 상기 타겟 태양광발전소의 과거 발전량 데이터가 상기 제1 클라이언트의 시작레이어에 학습데이터로 입력되고, 상기 시작레이어의 출력이 상기 중간 은닉층으로 입력되며, 상기 중간 은닉층의 출력이 상기 제1 클라이언트로 입력될 수 있다.

[0023] 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은, 적어도 하나의 다른 태양광발전소의 과거 발전량 데이터가 상기 제1 클라이언트와 분리된 다른 클라이언트의 다른 시작레이어에 학습데이터로 입력되고, 상기 다른 시작레이어의 출력이 상기 서버에 배치된 중간 은닉층으로 전송될 수 있다.

발명의 효과

[0024] 본 발명에 따르면, 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 학습데이터로 이용하여 신경망의 레이어가 클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습시키고, 학습된 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 이용하여 타겟 태양광발전소의 발전량을 예측함으로써, 태양광발전소의 데이터 및 해당 사업자의 개인정보 유출을 방지할 수 있는 환경을 제공한다.

[0025] 또한, 본 발명은 태양광 발전량 예측시 다른 사업자 및 타 발전소의 발전량을 사용할 경우 생길 수 있는 데이터 유출 문제를 방지하고 개인정보를 보호할 수 있는 환경을 제공한다.

도면의 간단한 설명

[0026] 도 1은 발명의 한 실시예에 따른 태양광발전소의 태양광 발전량을 예측하기 위한 분할학습 기반의 태양광 발전량 예측 시스템의 블록 구성도이다.

도 2는 본 발명의 한 실시예에 따른 태양광발전소의 태양광 발전량을 예측하기 위한 컴퓨팅 장치의 블록 구성도이다.

도 3은 본 발명의 한 실시예에 따라 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 입력받고, 클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습시켜 타겟 태양광발전소의 발전량 예측하는 과정을 간략히 도시한 도면이다.

도 4는 본 발명의 한 실시예에 따라 서버와 클라이언트 두개의 구조로 나눈 분할학습 모델을 도시한 도면이다.

도 5는 본 발명의 다른 실시예에 따라 발전량을 예측할 태양광발전소의 입력 데이터와 레이블 모두 동일한 클라이언트가 갖고 있어 레이블이 공유되지 않는 U자형 분할학습 모델을 도시한 도면이다.

도 6은 본 발명의 한 실시예에 따라 서버와 클라이언트로 나누어진 신경망을 통해 타겟 태양광발전소의 태양광 발전량을 예측하고, 그레디언트(gradient)를 계산해 신경망의 가중치를 업데이트하는 과정을 간략히 도시한 도면이다.

도 7은 본 발명의 한 실시예에 따라 분할학습 모델을 4개의 부분으로 나누어 순전파를 진행하는 예를 도시한 도면이다.

도 8은 도 7에 따른 분할학습 모델에서 서버와 클라이언트의 가중치 업데이트를 진행하는 예를 도시한 도면이다.

도 9는 본 발명의 한 실시예에 따라 순전파를 진행하는 과정과 서버 및 클라이언트의 가중치 업데이트를 진행하는 두 과정을 합한 분할학습 모델을 도시한 도면이다.

도 10은 본 발명의 한 실시예에 따른 네트워크 함수를 나타낸 개념도이다.

도 11은 타겟 태양광발전소의 발전량 데이터만 단독으로 사용하는 모델의 계층형 신경망(Feed-Forward Neural Network, FNN)의 예를 도시한 도면이다.

도 12는 67개 태양광발전소의 발전량 데이터를 모두 사용하는 모델의 계층형 신경망(Feed-Forward Neural Network, FNN)의 예를 도시한 도면이다.

도 13은 본 발명의 한 실시예에 따라 타겟 발전소의 과거 발전량 데이터와 66개의 다른 태양광 발전소의 과거 발전량 데이터도 함께 사용하는 분할학습 모델을 도시한 도면이다.

도 14는 타겟 태양광발전소의 데이터만 사용한 경우, 분할학습 모델을 사용한 경우 및, 67개의 태양광발전소 데이터를 통합하여 사용한 경우의 NRMSE(Normalized Root Mean Square Error) 값을 비교한 그래프이다.

도 15는 타겟 태양광발전소의 단독 데이터 사용 대비 분할학습 모델을 사용한 분할학습시 개선율, 타겟 태양광발전소의 단독 데이터 사용 대비 67개의 태양광발전소 데이터를 통합하여 사용한 통합학습시 개선율 및, 분할학습 모델을 사용한 분할학습 대비 67개의 태양광발전소 데이터를 통합하여 사용한 통합학습시의 개선율을 비교한 그래프이다.

도 16은 본 발명의 한 실시예에 따른 컴퓨팅 환경의 개략도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0027] 아래에서는 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0028] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다. 또한, 명세서에 기재된 "…부", "…기", "모듈" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어 또는 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0029] 다양한 실시예들이 이제 도면을 참조하여 설명된다. 본 명세서에서, 다양한 설명들이 본 개시의 이해를 제공하

기 위해서 제시된다. 그러나, 이러한 실시예들은 이러한 구체적인 설명 없이도 실행될 수 있음이 명백하다.

[0030] 본 명세서에서 사용되는 용어 "컴포넌트", "모듈", "시스템" 등은 컴퓨터-관련 엔티티, 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어, 소프트웨어 및 하드웨어의 조합, 또는 소프트웨어의 실행을 지칭한다. 예를 들어, 컴포넌트는 프로세서 상에서 실행되는 처리과정(procedure), 프로세서, 객체, 실행 스레드, 프로그램, 및/또는 컴퓨터일 수 있지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 예를 들어, 컴퓨팅 장치에서 실행되는 애플리케이션 및 컴퓨팅 장치 모두 컴포넌트일 수 있다. 하나 이상의 컴포넌트는 프로세서 및/또는 실행 스레드 내에 상주할 수 있다. 일 컴포넌트는 하나의 컴퓨터 내에 로컬화 될 수 있다. 일 컴포넌트는 2개 이상의 컴퓨터들 사이에 분배될 수 있다. 또한, 이러한 컴포넌트들은 그 내부에 저장된 다양한 데이터 구조들을 갖는 다양한 컴퓨터 판독가능한 매체로부터 실행할 수 있다. 컴포넌트들은 예를 들어 하나 이상의 데이터 패킷들을 갖는 신호(예를 들면, 로컬 시스템, 분산 시스템에서 다른 컴포넌트와 상호작용하는 하나의 컴포넌트로부터의 데이터 및/또는 신호를 통해 다른 시스템과 인터넷과 같은 네트워크를 통해 전송되는 데이터)에 따라 로컬 및/또는 원격 처리들을 통해 통신할 수 있다.

[0031] 더불어, 용어 "또는"은 배타적 "또는"이 아니라 내포적 "또는"을 의미하는 것으로 의도된다. 즉, 달리 특정되지 않거나 문맥상 명확하지 않은 경우에, "X는 A 또는 B를 이용한다"는 자연적인 내포적 치환 중 하나를 의미하는 것으로 의도된다. 즉, X가 A를 이용하거나; X가 B를 이용하거나; 또는 X가 A 및 B 모두를 이용하는 경우, "X는 A 또는 B를 이용한다"가 이들 경우들 어느 것으로도 적용될 수 있다. 또한, 본 명세서에 사용된 "및/또는"이라는 용어는 열거된 관련 아이템들 중 하나 이상의 아이템의 가능한 모든 조합을 지칭하고 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0032] 또한, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 해당 특징 및/또는 구성요소가 존재함을 의미하는 것으로 이해되어야 한다. 다만, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 하나 이상의 다른 특징, 구성요소 및/또는 이들의 그룹의 존재 또는 추가를 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다. 또한, 달리 특정되지 않거나 단수 형태를 지시하는 것으로 문맥상 명확하지 않은 경우에, 본 명세서와 청구범위에서 단수는 일반적으로 "하나 또는 그 이상"을 의미하는 것으로 해석되어야 한다.

[0033] 그리고, "A 또는 B 중 적어도 하나"이라는 용어는, "A만을 포함하는 경우", "B 만을 포함하는 경우", "A와 B의 구성으로 조합된 경우"를 의미하는 것으로 해석되어야 한다.

[0034] 당업자들은 추가적으로 여기서 개시된 실시예들과 관련되어 설명된 다양한 예시적 논리적 블록들, 구성들, 모듈들, 회로들, 수단들, 로직들, 및 모델 단계들이 전자 하드웨어, 컴퓨터 소프트웨어, 또는 양쪽 모두의 조합들로 구현될 수 있음을 인식해야 한다. 하드웨어 및 소프트웨어의 상호교환성을 명백하게 예시하기 위해, 다양한 예시적 컴포넌트들, 블록들, 구성들, 수단들, 로직들, 모듈들, 회로들, 및 단계들은 그들의 기능성 측면에서 일반적으로 위에서 설명되었다. 그러한 기능성이 하드웨어로 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 전반적인 시스템에 부과된 특정 어플리케이션(application) 및 설계 제한들에 달려 있다. 숙련된 기술자들은 각각의 특정 어플리케이션들을 위해 다양한 방법들로 설명된 기능성을 구현할 수 있다. 다만, 그러한 구현의 결정들이 본 개시 내용의 영역을 벗어나게 하는 것으로 해석되어서는 안된다.

[0035] 제시된 실시예들에 대한 설명은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이다. 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 개시의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 발명은 여기에 제시된 실시예 들로 한정되는 것이 아니다. 본 발명은 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

[0036] 이제 도 1 내지 도 16을 참고하여 본 발명의 한 실시예에 따른 분할학습 기반 태양광 발전량 예측 방법에 대하여 상세하게 설명한다.

[0037] 도 1은 발명의 한 실시예에 따른 태양광발전소의 태양광 발전량을 예측하기 위한 분할학습 기반의 태양광 발전량 예측 시스템(10)의 블록 구성도이다.

[0038] 도 1을 참조하면, 분할학습 기반의 태양광 발전량 예측 시스템(10)은 본 발명의 한 실시예에 따라 복수개의 클라이언트(100a 내지 100n) 및 서버(200)를 포함할 수 있다. 상기 복수개의 클라이언트(100a 내지 100n) 및 서버(200)에는 태양광 발전량 분할학습 모델의 신경망의 레이어(layer)가 분할되어 배치될 수 있다.

[0039] 예를 들어, 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은 신경망의 레이어(layer) 중 일부 레이어가 클라이언트(100)에 배치되고, 상기 신경망의 일부 레이어를 제외한 나머지 레이어가 서버(200)에 분할되어 배치될 수 있다.

[0040] 또한, 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은 신경망의 레이어 중 시작레이어 및 출력레이어가 타겟 태양광발전소의 클라이언트(100)에 배치되고, 상기 신경망의 레이어 중 중간 은닉층 일부가 분리되어 서버(200)에 배치될 수도 있다.

[0041] 클라이언트(100)는 각각 태양광 발전소의 과거 태양광 발전량을 학습데이터로 입력받고, 입력된 학습데이터를 이용하여 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습시킬 수 있다.

[0042] 상기 서버(200)는 상기 태양광 발전량 분할학습 모델의 나머지 레이어를 통해 상기 클라이언트(100)에서 전달받은 데이터를 통과시킨 후 통과된 데이터를 다시 클라이언트(100)에 전달할 수 있다.

[0043] 또한, 상기 서버(200)는 역전파(backward propagation)를 진행해 그레디언트(gradient)를 계산하고, 계산한 그레디언트를 타겟 태양광발전소의 입력부분과 다른 태양광발전소의 입력부분에 나누어 주어 각 부분의 가중치를 업데이트할 수 있다.

[0044] 도 2는 본 발명의 한 실시예에 따른 태양광발전소의 태양광 발전량을 예측하기 위한 클라이언트 또는 서버의 컴퓨팅 장치의 블록 구성도이다.

[0045] 도 2를 참조하면, 클라이언트(100) 또는 서버(200)의 컴퓨팅 장치의 구성은 간략화 하여 나타낸 예시일 뿐이다. 본 발명의 일 실시예에서 컴퓨팅 장치는 컴퓨팅 장치의 컴퓨팅 환경을 수행하기 위한 다른 구성들이 포함될 수 있고, 개시된 구성들 중 일부만이 컴퓨팅 장치를 구성할 수도 있다.

[0046] 본 발명의 일 실시예에 따른 클라이언트(100) 또는 서버(200)의 컴퓨팅 장치는 프로세서(110), 메모리(120), 네트워크(130)를 포함할 수 있다.

[0047] 프로세서(110)는 하나 이상의 코어로 구성될 수 있으며, 컴퓨팅 장치의 중앙 처리 장치(CPU: central processing unit), 범용 그래픽 처리 장치(GPGPU: general purpose graphics processing unit), 텐서 처리 장치(TPU: tensor processing unit) 등의 데이터 분석, 딥러닝을 위한 프로세서를 포함할 수 있다. 프로세서(110)는 메모리(120)에 저장된 컴퓨터 프로그램을 판독하여 본 개시의 일 실시예에 따른 기계 학습을 위한 데이터 처리를 수행할 수 있다. 본 개시의 일실시예에 따라 프로세서(110)는 신경망의 학습을 위한 연산을 수행할 수 있다. 프로세서(110)는 딥러닝(DL: deep learning)에서 학습을 위한 입력 데이터의 처리, 입력 데이터에서의 피처 추출, 오차 계산, 역전파(backpropagation)를 이용한 신경망의 가중치 업데이트 등의 신경망의 학습을 위한 계산을 수행할 수 있다. 프로세서(110)의 CPU, GPGPU, 및 TPU 중 적어도 하나가 네트워크 함수의 학습을 처리할 수 있다. 예를 들어, CPU 와 GPGPU가 함께 네트워크 함수의 학습, 네트워크 함수를 이용한 데이터 분류를 처리할 수 있다. 또한, 본 개시의 일 실시예에서 복수의 컴퓨팅 장치의 프로세서를 함께 사용하여 네트워크 함수의 학습, 네트워크 함수를 이용한 데이터 분류를 처리할 수 있다. 또한, 본 개시의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치에서 수행되는 컴퓨터 프로그램은 CPU, GPGPU 또는 TPU 실행가능 프로그램일 수 있다.

[0048] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(110)는 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 학습데이터로 입력받고, 상기 학습데이터를 이용하여 신경망의 레이어가 클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습하며, 학습된 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 이용하여 타겟 태양광발전소의 발전량을 예측할 수 있다.

[0049] 여기서, 상기 학습데이터는 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터 뿐만 아니라, 적어도 하나의 다른 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 더 포함할 수 있다. 그리고, 상기 다른 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터는 상기 타겟 태양광발전소의 클라이언트와 분리된 적어도 하나의 다른 클라이언트를 통해 입력될 수 있다.

[0050] 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은 신경망의 레이어(layer) 중 일부 레이어가 클라이언트(100)에 배치되고, 상기 신경망의 일부 레이어를 제외한 나머지 레이어가 서버(200)에 분할되어 배치될 수 있다.

[0051] 또한, 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은 신경망의 레이어 중 시작레이어 및 출력레이어가 타겟 태양광발전소의 클라이언트에 배치되고, 상기 신경망의 레이어 중 중간 은닉층 일부가 분리되어 서버에 배치될 수도 있다.

[0052] 프로세서(110)는 상기 학습데이터가 상기 클라이언트에 배치된 시작 레이어를 통과하면 상기 시작 레이어의 출력을 서버로 전송하고, 상기 시작레이어의 출력이 상기 서버에 배치된 나머지 레이어로 입력되도록 순전파(forward propagation)를 진행하여 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습시킬 수 있다.

[0053] 또한, 프로세서(110)는 상기 서버가 상기 클라이언트에서 전달받은 레이블(label)을 통해 그레디언트(gradien

t)를 계산하며, 상기 서버가 역전파(backward propagation)를 진행하여 상기 그레디언트를 상기 클라이언트에 전달할 수 있다. 여기서, 상기 레이블은 타겟 태양광발전소에서 생산한 실제 발전량 데이터를 포함할 수 있다.

[0054] 예를 들어, 프로세서(110)는 클라이언트가 상기 학습데이터를 시작 레이어에 통과시키고, 상기 시작 레이어의 출력을 상기 서버의 제1 레이어로 전송하도록 할 수 있다. 이때, 프로세서(110)는 상기 서버가 상기 시작 레이어의 출력을 상기 서버에 배치된 나머지 레이어에 입력시켜 순전파(forward propagation)를 진행할 수 있다. 그리고, 프로세서(110)는 상기 서버의 상기 나머지 레이어의 출력을 상기 서버의 상기 제1 레이어를 통해 상기 클라이언트로 전달하도록 할 수도 있다.

[0055] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 메모리(120)는 프로세서(110)가 생성하거나 결정한 임의의 형태의 정보 및 네트워크(130)가 수신한 임의의 형태의 정보를 저장할 수 있다.

[0056] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 메모리(120)는 플래시 메모리 타입(flash memory type), 하드디스크 타입(hard disk type), 멀티미디어 카드 마이크로 타입(multimedia card micro type), 카드 타입의 메모리(예를 들어 SD 또는 XD 메모리 등), 램(Random Access Memory, RAM), SRAM(Static Random Access Memory), 롬(Read-Only Memory, ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory), PROM(Programmable Read-Only Memory), 자기 메모리, 자기 디스크, 광디스크 중 적어도 하나의 타입의 저장매체를 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 인터넷(internet) 상에서 상기 메모리(120)의 저장 기능을 수행하는 웹 스토리지(web storage)와 관련되어 동작할 수도 있다. 전술한 메모리에 대한 기재는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0057] 본 개시의 일 실시예에 따른 네트워크(130)는 임의의 형태의 공지된 유무선 통신 시스템을 사용할 수 있다.

[0058] 네트워크(130)는 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터 등을 관련 장치나 관련 시스템으로부터 수신할 수 있다.

[0059] 또한, 네트워크(130)는 프로세서(110)에 의해 처리된 정보, 사용자 인터페이스 등을 타 단말과의 통신을 통해 송수신할 수 있다. 예를 들어, 네트워크(130)는 프로세서(100)에 의해 생성된 사용자 인터페이스를 사용자 단말로 제공할 수 있다. 또한, 네트워크(130)는 사용자 단말로부터 인가된 사용자의 외부 입력을 수신하여 프로세서(110)로 전달할 수 있다. 이때, 프로세서(110)는 네트워크(130)로부터 전달받은 사용자의 외부 입력을 기초로 사용자 인터페이스를 통해 제공되는 정보의 출력, 수정, 변경, 추가 등의 동작을 처리할 수 있다.

[0060] 도 3은 본 발명의 한 실시예에 따라 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 입력받고, 클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할학습 모델을 학습시켜 타겟 태양광발전소의 발전량 예측하는 과정을 간략히 도시한 도면이다.

[0061] 도 2를 참조하면, 상기 컴퓨팅 장치(100)는 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 학습데이터로 입력받을 수 있다(S110). 여기서, 상기 학습데이터는 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터 뿐만 아니라, 적어도 하나의 다른 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터를 더 포함할 수 있다. 그리고, 상기 다른 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터는 상기 타겟 태양광발전소의 클라이언트와 분리된 적어도 하나의 다른 클라이언트를 통해 입력될 수 있다.

[0062] 상기 컴퓨팅 장치(100)는 상기 학습데이터를 이용하여 클라이언트(100)와 서버(200)로 분할된 태양광 발전량 분할 학습 모델을 학습시킬 수 있다(S120). 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은 신경망의 레이어(layer) 중 일부 레이어가 클라이언트(100)에 배치되고, 상기 신경망의 일부 레이어를 제외한 나머지 레이어가 서버(200)에 분할되어 배치될 수 있다. 또한, 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은 신경망의 레이어 중 시작레이어 및 출력레이어가 타겟 태양광발전소의 클라이언트에 배치되고, 상기 신경망의 레이어 중 중간 은닉층 일부가 분리되어 서버에 배치될 수도 있다.

[0063] 그리고, 상기 컴퓨팅 장치(100)는 학습된 상기 태양광 발전량 분할학습 모델을 이용하여 타겟 태양광발전소의 시간 대별 발전량을 예측할 수 있다(S130).

[0064] 도 4는 본 발명의 한 실시예에 따라 서버와 클라이언트 두개의 구조로 나눈 분할학습 모델을 도시한 도면이다.

[0065] 도 4를 참고하면, 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은 본 발명의 한 실시예에 따라 신경망(neural network)의 레이어를 클라이언트(100)와 서버(200) 두 개의 구조로 나눈 단순형 바닐라 분할학습(simple vanilla split learning) 모델일 수 있다. 상기 단순형 바닐라 분할학습 모델은 신경망을 일부 층(layer)으로 구성된 시작 부분과 나머지 레이어로 구성된 끝부분으로 두 가지 영역으로 나누어질 수 있다. 상기 단순형 바닐라 분할학습 모델은 시작 영역의 일부가 상기 클라이언트(100)에 배치되고, 상기 시작 영역을 제외한 나머지 영역이 서버(20

0)에 배치될 수 있다.

[0066] 그리고, 클라이언트(100)에서는 원본 데이터가 입력되어 시작 레이어(102)를 통과할 수 있다. 그리고, 클라이언트(100)는 시작 레이어(102)를 통과한 출력값 텐서(output tensor)와 해당 레이블(label)을 서버(200)로 전송할 수 있다.

[0067] 서버(200)는 상기 시작 레이어를 제외한 나머지 레이어를 통해 순전파(forward propagation)를 진행할 수 있다. 또한, 상기 서버(200)는 클라이언트(100)에서 전달된 레이블을 통해 그레디언트(gradient)를 계산하고, 역전파(backward propagation)를 진행할 수 있다. 그리고, 상기 서버(200)는 제1 레이어(202)에서 생성된 그레디언트를 다시 클라이언트(100)에 전달하고, 결과값이 일정하게 수렴할 때까지 상기 단계를 반복할 수 있다. 따라서, 본 발명은 어느 한 클라이언트의 원본 데이터(raw data)를 서버나 다른 클라이언트와 공유하지 않으면서 신경망을 학습시킬 수 있다.

[0068] 도 5는 본 발명의 다른 실시예에 따라 발전량을 예측할 태양광발전소의 입력 데이터와 레이블 모두 동일한 클라이언트가 갖고 있어 레이블이 공유되지 않는 U자형 분할학습 모델을 도시한 도면이다.

[0069] 도 5를 참고하면, 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은 본 발명의 다른 실시예에 따라 발전량을 예측할 태양광발전소의 입력 데이터와 레이블 모두 동일한 클라이언트가 갖고 있어 레이블이 공유되지 않는 U자형 분할학습 모델일 수 있다. 이러한 U자형 분할학습 모델은 클라이언트-서버-클라이언트 순서로 학습을 진행할 수 있다.

[0070] 상기 U자형 분할학습 모델은 클라이언트(100)가 학습데이터를 시작 레이어(102)에 통과시키고, 상기 시작 레이어(102)의 출력을 상기 서버(200)의 제1 레이어(202)로 전송할 수 있다.

[0071] 상기 서버(200)는 상기 시작 레이어(102)의 출력을 상기 제1 레이어(202)를 통해 전달받고, 이를 상기 서버(200)에 배치된 나머지 레이어에 입력시켜 순전파(forward propagation)를 진행할 수 있다. 그리고 나서, 상기 서버(200)는 상기 나머지 레이어의 출력을 상기 제1 레이어(202)를 통해 상기 클라이언트(100)의 시작레이어(102)로 전달할 수 있다.

[0072] 이와 같은 U자형 분할학습 모델은 입력 데이터(input data)를 갖고 있는 클라이언트(100)가 레이블도 갖고 있고, 서버(200)는 레이블을 갖고 있지 않는다는 점에서 바닐라 분할학습과 차이가 있다. 따라서, 본 발명은 어느 한 클라이언트의 원본 데이터(raw data) 및 레이블을 서버와 공유하지 않으면서 신경망을 학습시킬 수 있다.

[0073] 도 6은 본 발명의 한 실시예에 따라 서버와 클라이언트로 나누어진 신경망을 통해 타겟 태양광발전소의 태양광발전량을 예측하고, 그레디언트(gradient)를 계산해 신경망의 가중치를 업데이트하는 과정을 간략히 도시한 도면이다.

[0074] 도 6을 참고하면, 본 발명의 한 실시예에 따른 분할학습 기반의 태양광 발전량 예측 시스템(10)은 클라이언트별로 시작레이어에 학습데이터를 입력할 수 있다(S210).

[0075] 그리고, 본 발명의 한 실시예에 따른 분할학습 기반의 태양광 발전량 예측 시스템(10)은 각각의 클라이언트가 각자의 시작레이어의 출력을 서버로 전송할 수 있다(S220)

[0076] 또한, 본 발명의 한 실시예에 따른 분할학습 기반의 태양광 발전량 예측 시스템(10)은 각각의 클라이언트에서 전송된 데이터가 서버에 배치된 레이어를 통과하고, 상기 서버의 출력을 타겟 태양광발전소의 클라이언트에 전송할 수 있다(S230).

[0077] 본 발명의 한 실시예에 따른 분할학습 기반의 태양광 발전량 예측 시스템(10)은 타겟 태양광발전소의 클라이언트에 구한 출력값(타겟 태양광발전소의 예측값)과 레이블(실제 타겟 태양광발전소의 발전량)의 차이로 오차를 구하고, 그레디언트(gradient)를 계산할 수 있다(S240).

[0078] 본 발명의 한 실시예에 따른 분할학습 기반의 태양광 발전량 예측 시스템(10)은 서버를 통해 역전파(backward propagation)를 진행하고, 계산된 그레디언트를 상기 각각의 클라이언트에 전송하여 가중치를 업데이트할 수 있다(S250).

[0079] 도 7은 본 발명의 한 실시예에 따라 분할학습 모델을 4개의 부분으로 나누어 순전파를 진행하는 예를 도시한 도면이고, 도 8은 도 7에 따른 분할학습 모델에서 서버와 클라이언트의 가중치 업데이트를 진행하는 예를 도시한 도면이며, 도 9는 본 발명의 한 실시예에 따라 순전파를 진행하는 과정과 서버 및 클라이언트의 가중치 업데이트를 진행하는 두 과정을 합한 분할학습 모델을 도시한 도면이다.

[0080] 도 7 내지 도 9를 참고하면, 본 발명의 한 실시예에 따라 분할학습 모델은 제1 모델 내지 제4 모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 상기 분할학습 모델은 발전량을 예측하는 태양광 발전소(타겟 태양광발전소)의 모델 두 개, 발전량 데이터를 사용할 다른 태양광발전소의 모델 한 개, 서버의 모델 한 개로, 총 네 개의 부분으로 구성될 수 있다.

[0081] 그리고, 상기 분할학습 모델은 상기 제1 모델 및 상기 제4 모델이 상기 타겟 태양광발전소의 제1 클라이언트(100a)에 배치되고, 상기 제2 모델이 상기 제1 클라이언트(100a)와 분리된 다른 클라이언트(100b 내지 100n)에 배치되며, 상기 제3 모델이 상기 클라이언트 및 상기 다른 클라이언트와 분리된 상기 서버(200)에 배치될 수 있다.

[0082] 상기 제1 모델은 상기 타겟 태양광발전소의 제1 클라이언트(100a)에 배치될 수 있으며, 발전량을 예측할 타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량을 입력으로 받아 순전파(feedforward) 진행하고, 이때의 출력을 상기 제3 모델에 전달할 수 있다.

[0083] 상기 제2 모델은 상기 제1 클라이언트(100a)와 분리된 다른 클라이언트(100b 내지 100n)에 각각 배치될 수 있으며, N-1개의 다른 태양광 발전 사업자의 태양광발전소의 시간대별 과거 태양광 발전량을 입력값으로 받아 순전파를 진행하고, 각각의 출력을 상기 제3 모델에 전달할 수 있다.

[0084] 상기 제3 모델은 상기 서버(200)에 배치될 수 있으며, 상기 제1 모델과 상기 제2 모델에서 전달받은 데이터를 입력받아 상기 제4 모델로 출력값을 전달할 수 있다.

[0085] 상기 제4 모델은 상기 타겟 태양광발전소의 제1 클라이언트(100a)에 배치될 수 있으며, 상기 제3 모델에서 전달받은 데이터를 입력받아 결과값 출력할 수 있으며, 예를 들어, 타겟 태양광발전소의 시간대별 발전량을 출력할 수 있다.

[0086] 그리고, 본 발명의 한 실시예에 따라 분할학습 모델은 상기 제4 모델에서 구한 출력값(타겟 발전소의 예측값)과 레이블(실제 타겟 발전소의 발전량)의 차이로 오차를 구하고 역전파를 진행해 그레디언트를 계산할 수 있다. 그리고, 본 발명의 한 실시예에 따라 분할학습 모델은 계산된 그레디언트를 상기 제3 모델로 거쳐 상기 제1 모델의 입력부분과 상기 제2 모델의 입력부분에 나누어 주고 역전파를 진행하여 각 모델의 가중치 업데이트를 진행할 수 있다.

[0087] 도 10은 본 발명의 한 실시예에 따른 네트워크 함수를 나타낸 개념도이다.

[0088] 본 개시의 일 실시예에 따른 태양광 발전량 분할학습 모델은 신경망의 레이어가 클라이언트와 서버로 분할되어 데이터 및 개인정보 유출 없이 타겟 태양광발전소의 발전량을 예측하기 위한 신경망을 포함할 수 있다.

[0089] 본 명세서에 걸쳐, 신경망, 네트워크 함수, 뉴럴 네트워크(neural network)는 상호 교환 가능한 의미로 사용될 수 있다. 신경망은 일반적으로 노드라 지칭될 수 있는 상호 연결된 계산 단위들의 집합으로 구성될 수 있다. 이러한 노드들은 뉴런(neuron)들로 지칭될 수도 있다. 신경망은 적어도 하나 이상의 노드들을 포함하여 구성된다. 신경망들을 구성하는 노드(또는 뉴런)들은 하나 이상의 링크에 의해 상호 연결될 수 있다.

[0090] 신경망 내에서, 링크를 통해 연결된 하나 이상의 노드들은 상대적으로 입력 노드 및 출력 노드의 관계를 형성할 수 있다. 입력 노드 및 출력 노드의 개념은 상대적인 것으로서, 하나의 노드에 대하여 출력 노드 관계에 있는 임의의 노드는 다른 노드와의 관계에서 입력 노드 관계에 있을 수 있으며, 그 역도 성립할 수 있다. 상술한 바와 같이, 입력 노드 대 출력 노드 관계는 링크를 중심으로 생성될 수 있다. 하나의 입력 노드에 하나 이상의 출력 노드가 링크를 통해 연결될 수 있으며, 그 역도 성립할 수 있다.

[0091] 하나의 링크를 통해 연결된 입력 노드 및 출력 노드 관계에서, 출력 노드의 데이터는 입력 노드에 입력된 데이터에 기초하여 그 값이 결정될 수 있다. 여기서 입력 노드와 출력 노드를 상호 연결하는 링크는 가중치(weight)를 가질 수 있다. 가중치는 가변적일 수 있으며, 신경망이 원하는 기능을 수행하기 위해, 사용자 또는 모델에 의해 가변 될 수 있다. 예를 들어, 하나의 출력 노드에 하나 이상의 입력 노드가 각각의 링크에 의해 상호 연결된 경우, 출력 노드는 상기 출력 노드와 연결된 입력 노드들에 입력된 값들 및 각각의 입력 노드들에 대응하는 링크에 설정된 가중치에 기초하여 출력 노드 값을 결정할 수 있다.

[0092] 상술한 바와 같이, 신경망은 하나 이상의 노드들이 하나 이상의 링크를 통해 상호 연결되어 신경망 내에서 입력 노드 및 출력 노드 관계를 형성한다. 신경망 내에서 노드들과 링크들의 개수 및 노드들과 링크들 사이의 연관관계, 링크들 각각에 부여된 가중치의 값에 따라, 신경망의 특성이 결정될 수 있다. 예를 들어, 동일한 개수의 노드 및 링크들이 존재하고, 링크들의 가중치 값이 상이한 두 신경망이 존재하는 경우, 두 개의 신경망들은 서로

상이한 것으로 인식될 수 있다.

[0093] 신경망은 하나 이상의 노드들의 집합으로 구성될 수 있다. 신경망을 구성하는 노드들의 부분 집합은 레이어(layer)를 구성할 수 있다. 신경망을 구성하는 노드들 중 일부는, 최초 입력 노드로부터의 거리들에 기초하여, 하나의 레이어(layer)를 구성할 수 있다. 예를 들어, 최초 입력 노드로부터 거리가 n인 노드들의 집합은, n 레이어를 구성할 수 있다. 최초 입력 노드로부터 거리는, 최초 입력 노드로부터 해당 노드까지 도달하기 위해 거쳐야 하는 링크들의 최소 개수에 의해 정의될 수 있다. 그러나, 이러한 레이어의 정의는 설명을 위한 임의적인 것으로서, 신경망 내에서 레이어의 차수는 상술한 것과 상이한 방법으로 정의될 수 있다. 예를 들어, 노드들의 레이어는 최종 출력 노드로부터 거리에 의해 정의될 수도 있다.

[0094] 최초 입력 노드는 신경망 내의 노드들 중 다른 노드들과의 관계에서 링크를 거치지 않고 데이터가 직접 입력되는 하나 이상의 노드들을 의미할 수 있다. 또는, 신경망 네트워크 내에서, 링크를 기준으로 한 노드 간의 관계에 있어서, 링크로 연결된 다른 입력 노드들을 가지지 않는 노드들을 의미할 수 있다. 이와 유사하게, 최종 출력 노드는 신경망 내의 노드들 중 다른 노드들과의 관계에서, 출력 노드를 가지지 않는 하나 이상의 노드들을 의미할 수 있다. 또한, 히든 노드는 최초 입력 노드 및 최후 출력 노드가 아닌 신경망을 구성하는 노드들을 의미할 수 있다.

[0095] 본 개시의 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수와 동일할 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 감소하다가 다시 증가하는 형태의 신경망일 수 있다. 또한, 본 개시의 다른 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수 보다 적을 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 감소하는 형태의 신경망일 수 있다. 또한, 본 개시의 또 다른 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수보다 많을 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 증가하는 형태의 신경망일 수 있다. 본 개시의 또 다른 일 실시예에 따른 신경망은 상술한 신경망들의 조합된 형태의 신경망일 수 있다.

[0096] 심층 신경망(DNN: deep neural network)은 입력 레이어와 출력 레이어 외에 복수의 히든 레이어를 포함하는 신경망을 의미할 수 있다. 심층 신경망을 이용하면 데이터의 잠재적인 구조(latent structures)를 파악할 수 있다. 즉, 사진, 글, 비디오, 음성, 음악의 잠재적인 구조(예를 들어, 어떤 물체가 사진에 있는지, 글의 내용과 감정이 무엇인지, 음성의 내용과 감정이 무엇인지 등)를 파악할 수 있다. 심층 신경망은 컨볼루션 신경망(CNN: convolutional neural network), 리커런트 신경망(RNN: recurrent neural network), 오토 인코더(auto encoder), GAN(Generative Adversarial Networks), 제한 볼츠만 머신(RBM: restricted boltzmann machine), 심층 신뢰 네트워크(DBN: deep belief network), Q 네트워크, U 네트워크, 샴 네트워크 등을 포함할 수 있다. 전술한 심층 신경망의 기재는 예시일 뿐이며 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0097] 본 개시의 일 실시예에서 신경망은 오토 인코더(autoencoder)를 포함할 수도 있다. 오토 인코더는 입력 데이터와 유사한 출력 데이터를 출력하기 위한 인공 신경망의 일종일 수 있다. 오토 인코더는 적어도 하나의 히든 레이어를 포함할 수 있으며, 홀수 개의 히든 레이어가 입출력 레이어 사이에 배치될 수 있다. 각각의 레이어의 노드의 수는 입력 레이어의 노드의 수에서 병목 레이어(인코딩)라는 중간 레이어로 축소되었다가, 병목 레이어에서 출력 레이어(입력 레이어와 대칭)로 축소와 대칭되어 확장될 수도 있다. 오토 인코더는 비선형 차원 감소를 수행할 수 있다. 입력 레이어 및 출력 레이어의 수는 입력 데이터의 전처리 이후에 차원과 대응될 수 있다. 오토 인코더 구조에서 인코더에 포함된 히든 레이어의 노드의 수는 입력 레이어에서 멀어질수록 감소하는 구조를 가질 수 있다. 병목 레이어(인코더와 디코더 사이에 위치하는 가장 적은 노드를 가진 레이어)의 노드의 수는 너무 작은 경우 충분한 양의 정보가 전달되지 않을 수 있으므로, 특정 수 이상(예를 들어, 입력 레이어의 절반 이상 등)으로 유지될 수도 있다.

[0098] 신경망은 교사 학습, 비교사 학습(unsupervised learning), 반교사 학습(semi supervised learning), 또는 강화 학습 중 적어도 하나의 방식으로 학습될 수 있다. 신경망의 학습은 특정한 동작을 수행하기 위한 지식을 신경망에 적용하는 과정일 수 있다.

[0099] 신경망은 출력의 오류를 최소화하는 방향으로 학습될 수 있다. 신경망의 학습에서 반복적으로 학습 데이터를 신경망에 입력시키고 학습 데이터에 대한 신경망의 출력과 타겟의 에러를 계산하고, 에러를 줄이기 위한 방향으로 신경망의 에러를 신경망의 출력 레이어에서부터 입력 레이어 방향으로 역전파(backpropagation)하여 신경망의 각 노드의 가중치를 업데이트 하는 과정이다. 교사 학습의 경우 각각의 학습 데이터에 정답이 라벨링 되어있는 학습 데이터를 사용하며(즉, 라벨링된 학습 데이터), 비교사 학습의 경우는 각각의 학습 데이터에 정답이 라벨

링되어 있지 않을 수 있다. 즉, 예를 들어 데이터 분류에 관한 교사 학습의 경우의 학습 데이터는 학습 데이터 각각에 카테고리가 라벨링 된 데이터 일 수 있다. 라벨링된 학습 데이터가 신경망에 입력되고, 신경망의 출력(카테고리)과 학습 데이터의 라벨을 비교함으로써 오류(error)가 계산될 수 있다. 다른 예로, 데이터 분류에 관한 비교사 학습의 경우 입력인 학습 데이터가 신경망 출력과 비교됨으로써 오류가 계산될 수 있다. 계산된 오류는 신경망에서 역방향(즉, 출력 레이어에서 입력 레이어 방향)으로 역전파 되며, 역전파에 따라 신경망의 각 레이어의 각 노드들의 연결 가중치가 업데이트 될 수 있다. 업데이트 되는 각 노드의 연결 가중치는 학습률(learning rate)에 따라 변화량이 결정될 수 있다. 입력 데이터에 대한 신경망의 계산과 에러의 역전파는 학습 사이클(epoch)을 구성할 수 있다. 학습률은 신경망의 학습 사이클의 반복 횟수에 따라 상이하게 적용될 수 있다. 예를 들어, 신경망의 학습 초기에는 높은 학습률을 사용하여 신경망이 빠르게 일정 수준의 성능을 확보하도록 하여 효율성을 높이고, 학습 후기에는 낮은 학습률을 사용하여 정확도를 높일 수 있다.

[0100] 신경망의 학습에서 일반적으로 학습 데이터는 실제 데이터(즉, 학습된 신경망을 이용하여 처리하고자 하는 데이터)의 부분집합일 수 있으며, 따라서, 학습 데이터에 대한 오류는 감소하나 실제 데이터에 대해서는 오류가 증가하는 학습 사이클이 존재할 수 있다. 과적합(overfitting)은 이와 같이 학습 데이터에 과하게 학습하여 실제 데이터에 대한 오류가 증가하는 현상이다. 예를 들어, 노란색 고양이를 보여 고양이를 학습한 신경망이 노란색 이외의 고양이를 보고는 고양이임을 인식하지 못하는 현상이 과적합의 일종일 수 있다. 과적합은 머신러닝 모델의 오류를 증가시키는 원인으로 작용할 수 있다. 이러한 과적합을 막기 위하여 다양한 최적화 방법이 사용될 수 있다. 과적합을 막기 위해서는 학습 데이터를 증가시키거나, 레귤라이제이션(regularization), 학습의 과정에서 네트워크의 노드 일부를 비활성화하는 드롭아웃(dropout), 배치 정규화 레이어(batch normalization layer)의 활용 등의 방법이 적용될 수 있다.

[0101] 도 11은 타겟 태양광발전소의 발전량 데이터만 단독으로 사용하는 모델의 계층형 신경망(Feed-Forward Neural Network, FNN)의 예를 도시한 도면이고, 도 12는 67개 태양광발전소의 발전량 데이터를 모두 사용하는 모델의 계층형 신경망(Feed-Forward Neural Network, FNN)의 예를 도시한 도면이다.

[0102] 도 11의 타겟 발전소의 과거 발전량 데이터만 단독으로 사용했을 때 FNN 모델을 먼저 살펴보면, 타겟 발전소의 18시간의 발전량을 입력받아 1개의 전결합층, 256개 노드(node), 128개의 노드를 가진 은닉층(hidden layer) 4개를 거친 후 6개의 노드로 구성된 출력층을 거쳐 예측값을 출력한다. 활성화 함수로는 ReLU(Rectified Linear Unit)를 사용하였다. 배치의 크기는 128개로 설정하였으며 학습률(learning rate)은 0.000001로 설정하였다. 모델의 학습은 학습되는 모델의 변수들의 그레디언트를 계산한 후 그레디언트의 반대 방향으로 움직이는 개념을 활용한 최적화 방법인 경사 하강법(Gradient Descent)을 활용하였다.

[0103] 도 12의 67개 태양광 발전소를 모두 사용하여 학습시킨 모델은 타겟 발전소 데이터를 단독으로 사용했을 때와 같은 FNN 모델이고, 타겟 발전소 데이터와 66개의 다른 발전소 데이터, 총 67개의 발전소 데이터를 하나의 입력으로 받아 모든 레이어가 전결합 되어 있다.

[0104] 도 13은 본 발명의 한 실시예에 따라 타겟 발전소의 과거 발전량 데이터와 66개의 다른 태양광 발전소의 과거 발전량 데이터도 함께 사용하는 분할학습 모델을 도시한 도면이다.

[0105] 도 13을 참조하면, 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은 본 발명의 한 실시예에 따라 타겟 태양광발전소의 과거 발전량 데이터와 66개의 다른 태양광발전소의 과거 발전량 데이터도 함께 사용하여 학습을 진행하였으며, 도 11 및 도 12의 모델과 동일한 하이퍼파라미터(hyperparameter)를 사용했다. 앞서 타겟 태양광발전소의 발전량을 단독 예측할 때의 네트워크에서 중간 은닉층 2개가 분리되어 서버(200)로 빠져나온 구조이다. 상기 타겟 태양광발전소의 과거 발전량 데이터는 제1 클라이언트(100a)를 통해 입력되고, 전결합층 2개를 통과한 값과 함께 서버(200)의 입력으로 들어간다.

[0106] 그리고, 타겟 태양광발전소를 제외한 다른 66개 태양광발전소의 발전량 데이터는 상기 제1 클라이언트(100a)와 분리된 다른 클라이언트(100b 내지 100n)를 통해 각각 입력된 후 전결합층 2개를 통과해서 나오고, 상기 제1 클라이언트(100a)의 전결합층 2개를 통과한 값과 함께 서버(200)의 입력으로 들어간다.

[0107] 그리고, 서버(200)의 입력으로 들어간 값은 다시 은닉층 2개를 통과한 후 상기 제1 클라이언트(100a)에 전달되며, 상기 제1 클라이언트(100a)의 은닉층과 전결합층을 통과하여 6개의 노드로 구성된 출력층을 거쳐 소정 시간(예를 들어, 6시간)의 발전량 예측값을 출력할 수 있다.

[0108] 그리고, 본 발명의 태양광 발전량 분할학습 모델은 출력값을 통해 타겟 태양광발전소가 가진 레이블의 오차를 계산한 후 그레디언트를 전달하여 가중치를 업데이트할 수 있다. 또한, 본 발명은 상기 과정을 반복하여 학습을

진행할 수 있다.

[0109] 따라서, 본 발명의태양광 발전량 분할학습 모델은 신경망의 레이어 중 시작레이어 및 출력레이어가 타겟 태양광 발전소의 클라이언트에 배치되고, 상기 신경망의 레이어 중 중간 은닉층 일부가 분리되어 서버에 배치될 수 있다.

[0110] 그리고, 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은 상기 타겟 태양광발전소의 과거 발전량 데이터가 상기 클라이언트의 시작레이어에 학습데이터로 입력되고, 상기 시작레이어의 출력이 상기 서버의 중간 은닉층으로 입력되며, 상기 중간 은닉층의 출력이 상기 클라이언트의 출력 레이어로 입력될 수 있다.

[0111] 또한, 상기 태양광 발전량 분할학습 모델은 적어도 하나의 다른 태양광발전소의 과거 발전량 데이터가 상기 클라이언트와 분리된 다른 클라이언트의 다른 시작레이어에 학습데이터로 입력되고, 상기 다른 시작레이어의 출력이 상기 서버에 배치된 중간 은닉층으로 전송될 수 있다.

[0112] 도 14는 타겟 태양광발전소의 데이터만의 사용한 경우, 분할학습 모델을 사용한 분할학습한 경우 및, 67개의 태양광발전소 데이터를 통합하여 사용한 경우의 NRMSE(Normalized Root Mean Square Error) 값을 비교한 그래프이다.

[0113] 도 14를 참고하면, 타겟 태양광발전소의 발전량 데이터를 단독으로 사용했을 때, 67개 발전소 발전량을 활용하여 분할학습 했을 때, 분할하지 않고 단독 사용 모델과 같은 모델로 통합학습했을 때의 3개의 학습 결과의 NRMSE값을 67개의 타겟 태양광발전소별로 나타내었다.

[0114] 단독 데이터 사용하여 학습했을 때와 분할학습 했을 때 NRMSE 값을 비교해보면 보면 '타겟 발전소 2'와 '타겟 발전소 9' 두 개소를 제외한 65개소에서 더 좋은 결과를 보였다. 그리고 단독 데이터 사용하여 학습했을 때와 통합했을 때 NRMSE 값을 비교해 보면 '타겟 발전소 1', '타겟 발전소 2', '타겟 발전소 22' 세 개소를 제외한 64개소에서 더 좋은 결과를 보였다.

[0115] 도 15는 타겟 태양광발전소의 단독 데이터 사용 대비 분할학습 모델을 사용한 분할학습시 개선율, 타겟 태양광발전소의 단독 데이터 사용 대비 67개의 태양광발전소 데이터를 통합하여 사용한 통합학습시 개선율 및, 분할학습 모델을 사용한 분할학습 대비 67개의 태양광발전소 데이터를 통합하여 사용한 통합학습시의 개선율을 비교한 그래프이다.

[0116] 도 15를 참고하면, 본 발명의 향상된 정도를 비교하기 위해 단독 데이터 사용 시 NRMSE 값과 분할학습 시 NRMSE 값의 차이에서 단독 데이터 사용시 NRMSE 값을 나누어 개선율을 구했다. 같은 방법으로 구한 단독 데이터 사용 대비 통합학습 시 개선율과 분할학습 대비 통합학습 시 개선율을 67개의 타겟 발전소별로 나타내었다.

[0117] 그리고, 분할학습시 5% 내지 20%의 개선율을 보이는 개소가 전체 67개소 중 54개소를 차지했고, 개선율의 평균은 11.23%였다. 그리고, 모든 레이어가 전결합 되어있는 통합학습의 경우 개선율은 15.88%로 평균적으로 5.2% 더 높은 개선율을 보임을 확인하였다.

[0118] 도 16은 본 발명의 한 실시예에 따른 컴퓨팅 환경의 개략도이다.

[0119] 본 개시가 일반적으로 컴퓨팅 장치에 의해 구현될 수 있는 것으로 전술되었지만, 당업자라면 본 개시가 하나 이상의 컴퓨터 상에서 실행될 수 있는 컴퓨터 실행가능 명령어 및/또는 기타 프로그램 모듈들과 결합되어 및/또는 하드웨어와 소프트웨어의 조합으로써 구현될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0120] 일반적으로, 프로그램 모듈은 특정의 태스크를 수행하거나 특정의 추상 데이터 유형을 구현하는 루틴, 프로그램, 컴포넌트, 데이터 구조, 기타 등등을 포함한다. 또한, 당업자라면 본 개시의 방법이 단일-프로세서 또는 멀티프로세서 컴퓨터 시스템, 미니컴퓨터, 메인프레임 컴퓨터는 물론 퍼스널 컴퓨터, 핸드헬드(handheld) 컴퓨팅 장치, 마이크로프로세서-기반 또는 프로그램가능 가전 제품, 기타 등등(이들 각각은 하나 이상의 연관된 장치와 연결되어 동작할 수 있음)을 비롯한 다른 컴퓨터 시스템 구성으로 실시될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0121] 본 개시의 설명된 실시예들은 또한 어떤 태스크들이 통신 네트워크를 통해 연결되어 있는 원격 처리 장치들에 의해 수행되는 분산 컴퓨팅 환경에서 실시될 수 있다. 분산 컴퓨팅 환경에서, 프로그램 모듈은 로컬 및 원격 메모리 저장 장치 둘 다에 위치할 수 있다.

[0122] 컴퓨터는 통상적으로 다양한 컴퓨터 판독가능 매체를 포함한다. 컴퓨터에 의해 액세스 가능한 매체는 그 어떤 것이든지 컴퓨터 판독가능 매체가 될 수 있고, 이러한 컴퓨터 판독가능 매체는 휘발성 및 비휘발성 매체, 일시적(transitory) 및 비일시적(non-transitory) 매체, 이동식 및 비-이동식 매체를 포함한다. 제한이 아닌

예로서, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터 판독가능 저장 매체 및 컴퓨터 판독가능 전송 매체를 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보를 저장하는 임의의 방법 또는 기술로 구현되는 휘발성 및 비휘발성 매체, 일시적 및 비-일시적 매체, 이동식 및 비이동식 매체를 포함한다. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는 RAM, ROM, EEPROM, 플래시 메모리 또는 기타 메모리 기술, CD-ROM, DVD(digital video disk) 또는 기타 광 디스크 저장 장치, 자기 카세트, 자기 테이프, 자기 디스크 저장 장치 또는 기타 자기 저장 장치, 또는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있고 원하는 정보를 저장하는 데 사용될 수 있는 임의의 기타 매체를 포함하지만, 이에 한정되지 않는다.

[0123] 컴퓨터 판독가능 전송 매체는 통상적으로 반송파(carrier wave) 또는 기타 전송 메커니즘(transport mechanism)과 같은 피변조 데이터 신호(modulated data signal)에 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터 등을 구현하고 모든 정보 전달 매체를 포함한다. 피변조 데이터 신호라는 용어는 신호 내에 정보를 인코딩하도록 그 신호의 특성들 중 하나 이상을 설정 또는 변경시킨 신호를 의미한다. 제한이 아닌 예로서, 컴퓨터 판독가능 전송 매체는 유선 네트워크 또는 직접 배선 접속(direct-wired connection)과 같은 유선 매체, 그리고 음향, RF, 적외선, 기타 무선 매체와 같은 무선 매체를 포함한다. 상술된 매체들 중 임의의 것의 조합도 역시 컴퓨터 판독가능 전송 매체의 범위 안에 포함되는 것으로 한다.

[0124] 컴퓨터(1000)를 포함하는 본 개시의 여러가지 측면들을 구현하는 예시적인 환경이 나타내어져 있으며, 컴퓨터(1000)는 처리 장치(1020), 시스템 메모리(1030) 및 시스템 버스(1010)를 포함한다. 시스템 버스(1010)는 시스템 메모리(1030)(이에 한정되지 않음)를 비롯한 시스템 컴포넌트들을 처리 장치(1020)에 연결시킨다. 처리 장치(1020)는 다양한 상용 프로세서들 중 임의의 프로세서일 수 있다. 듀얼 프로세서 및 기타 멀티프로세서 아키텍처도 역시 처리 장치(1020)로서 이용될 수 있다.

[0125] 시스템 버스(1010)는 메모리 버스, 주변장치 버스, 및 다양한 상용 버스 아키텍처 중 임의의 것을 사용하는 로컬 버스에 추가적으로 상호 연결될 수 있는 몇 가지 유형의 버스 구조 중 임의의 것일 수 있다. 시스템 메모리(1030)는 판독 전용 메모리(ROM)(1034) 및 랜덤 액세스 메모리(RAM)(1032)를 포함한다. 기본 입/출력 시스템(BIOS)은 ROM, EPROM, EEPROM 등의 비휘발성 메모리(1034)에 저장되며, 이 BIOS는 시동 중과 같은 때에 컴퓨터(1000) 내의 구성요소들 간에 정보를 전송하는 일을 돕는 기본적인 루틴을 포함한다. RAM(1032)은 또한 데이터를 캐싱하기 위한 정적 RAM 등의 고속 RAM을 포함할 수 있다.

[0126] 컴퓨터(1000)는 또한 내장형 하드 디스크 드라이브(HDD)(1050)(예를 들어, EIDE, SATA)-이 내장형 하드 디스크 드라이브(1050)는 또한 적당한 섀시(도시 생략) 내에서 외장형 용도로 구성될 수 있음-, 자기 플로피 디스크 드라이브(FDD)(1060)(예를 들어, 이동식 디스켓으로부터 판독을 하거나 그에 기록을 하기 위한 것임), 및 광 디스크 드라이브(1070)(예를 들어, CD-ROM 디스크를 판독하거나 DVD 등의 기타 고용량 광 매체로부터 판독을 하거나 그에 기록을 하기 위한 것임)를 포함한다. 하드 디스크 드라이브(1050), 자기 디스크 드라이브(1060) 및 광 디스크 드라이브(1070)는 각각 하드 디스크 드라이브 인터페이스, 자기 디스크 드라이브 인터페이스 및 광 드라이브 인터페이스에 의해 시스템 버스(1010)에 연결될 수 있다. 외장형 드라이브 구현을 위한 인터페이스는 USB(Universal Serial Bus) 및 IEEE 1394 인터페이스 기술 중 적어도 하나 또는 그 둘 다를 포함한다.

[0127] 이들 드라이브 및 그와 연관된 컴퓨터 판독가능 매체는 데이터, 데이터 구조, 컴퓨터 실행가능 명령어, 기타 등등의 비휘발성 저장을 제공한다. 컴퓨터(1000)의 경우, 드라이브 및 매체는 임의의 데이터를 적당한 디지털 형식으로 저장하는 것에 대응한다. 상기에서의 컴퓨터 판독가능 매체에 대한 설명이 HDD, 이동식 자기 디스크, 및 CD 또는 DVD 등의 이동식 광 매체를 언급하고 있지만, 당업자라면 집 드라이브(zip drive), 자기 카세트, 플래쉬 메모리 카드, 카트리지, 기타 등등의 컴퓨터에 의해 판독가능한 다른 유형의 매체도 역시 예시적인 운영 환경에서 사용될 수 있으며 또 임의의 이러한 매체가 본 개시의 방법들을 수행하기 위한 컴퓨터 실행가능 명령어를 포함할 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0128] 운영 체제(1092), 하나 이상의 애플리케이션 프로그램(1094), 기타 프로그램 모듈(1096) 및 데이터베이스(1098)를 비롯한 다수의 프로그램 모듈이 드라이브 및 RAM(1032)에 저장될 수 있다. 운영 체제, 애플리케이션, 모듈 및/또는 데이터의 전부 또는 그 일부분이 또한 RAM(1032)에 캐싱될 수 있다. 본 개시가 여러가지 상업적으로 이용가능한 운영 체제 또는 운영 체제들의 조합에서 구현될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0129] 사용자는 하나 이상의 유선/무선 입력 장치(1042), 예를 들어, 키보드 및 마우스 등의 포인팅 장치를 통해 컴퓨터(1000)에 명령 및 정보를 입력할 수 있다. 기타 입력 장치(도시 생략)로는 마이크, IR 리모콘, 조이스틱, 게임 패드, 스타일러스 펜, 터치 스크린, 기타 등등이 있을 수 있다. 이들 및 기타 입력 장치가 종종 시스템 버스(1010)에 연결되어 있는 입출력 인터페이스(1040)를 통해 처리 장치(1020)에 연결되지만, 병렬 포트, IEEE 1394

직렬 포트, 게임 포트, USB 포트, IR 인터페이스, 기타 등등의 기타 인터페이스에 의해 연결될 수 있다.

[0130] 모니터 또는 다른 유형의 디스플레이 장치도 역시 비디오 어댑터 등의 인터페이스를 통해 시스템 버스(1010)에 연결된다. 모니터에 부가하여, 컴퓨터는 일반적으로 스피커, 프린터, 기타 등등의 기타 주변 출력 장치(도시 생략)를 포함한다.

[0131] 컴퓨터(1000)는 유선 및/또는 무선 통신을 통한 원격 컴퓨터(들)(1082) 등의 하나 이상의 원격 컴퓨터로의 논리적 연결을 사용하여 네트워크화된 환경에서 동작할 수 있다. 원격 컴퓨터(들)(1082)는 워크스테이션, 컴퓨팅 디바이스 컴퓨터, 라우터, 퍼스널 컴퓨터, 휴대용 컴퓨터, 마이크로프로세서-기반 오락 기기, 피어 장치 또는 기타 통상의 네트워크 노드일 수 있으며, 일반적으로 컴퓨터(1000)에 대해 기술된 구성요소들 중 다수 또는 그 전부를 포함할 수 있다. 논리적 연결은 근거리 통신망(LAN) 및/또는 더 큰 네트워크, 예를 들어, 원거리 통신망(WAN) 에의 유선/무선 연결을 포함한다. 이러한 LAN 및 WAN 네트워킹 환경은 사무실 및 회사에서 일반적인 것이며, 인트라넷 등의 전사적 컴퓨터 네트워크(enterprise-wide computer network)를 용이하게 해주며, 이들 모두는 전세계 컴퓨터 네트워크, 예를 들어, 인터넷에 연결될 수 있다.

[0132] LAN 네트워킹 환경에서 사용될 때, 컴퓨터(1000)는 유선 및/또는 무선 통신 네트워크 인터페이스 또는 어댑터(미도시)를 통해 로컬 네트워크(미도시)에 연결된다. 어댑터(미도시)는 LAN(미도시)에의 유선 또는 무선 통신을 용이하게 해줄 수 있으며, 이 LAN(미도시)은 또한 무선 어댑터(미도시)와 통신하기 위해 그에 설치되어 있는 무선 액세스 포인트를 포함하고 있다. WAN 네트워킹 환경에서 사용될 때, 컴퓨터(1000)는 모뎀(미도시)을 포함할 수 있거나, WAN(미도시) 상의 통신 컴퓨팅 디바이스에 연결되거나, 또는 인터넷을 통하는 등, WAN(미도시)을 통해 통신을 설정하는 기타 수단을 갖는다. 내장형 또는 외장형 및 유선 또는 무선 장치일 수 있는 모뎀(미도시)은 직렬 포트 인터페이스(미도시)를 통해 시스템 버스(1010)에 연결된다. 네트워크화된 환경에서, 컴퓨터(1000)에 대해 설명된 프로그램 모듈들 또는 그의 일부분이 원격 메모리/저장 장치(미도시)에 저장될 수 있다. 도시된 네트워크 연결이 예시적인 것이며 컴퓨터들 사이에 통신 링크를 설정하는 기타 수단이 사용될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0133] 컴퓨터(1000)는 무선 통신으로 배치되어 동작하는 임의의 무선 장치 또는 개체, 예를 들어, 프린터, 스캐너, 데스크톱 및/또는 휴대용 컴퓨터, PDA(portable data assistant), 통신 위성, 무선 검출가능 태그와 연관된 임의의 장비 또는 장소, 및 전화와 통신을 하는 동작을 한다. 이것은 적어도 Wi-Fi 및 블루투스 무선 기술을 포함한다. 따라서, 통신은 종래의 네트워크에서와 같이 미리 정의된 구조이거나 단순하게 적어도 2개의 장치 사이의 애드혹 통신(ad hoc communication)일 수 있다.

[0134] Wi-Fi(Wireless Fidelity)는 유선 없이도 인터넷 등으로의 연결을 가능하게 해준다. Wi-Fi는 이러한 장치, 예를 들어, 컴퓨터가 실내에서 및 실외에서, 즉 기지국의 통화권 내의 아무 곳에서나 데이터를 전송 및 수신할 수 있게 해주는 셀 전화와 같은 무선 기술이다. Wi-Fi 네트워크는 안전하고 신뢰성 있으며 고속인 무선 연결을 제공하기 위해 IEEE 802.11(a, b, g, 기타)이라고 하는 무선 기술을 사용한다. 컴퓨터를 서로에, 인터넷에 및 유선 네트워크(IEEE 802.3 또는 이더넷을 사용함)에 연결시키기 위해 Wi-Fi가 사용될 수 있다. Wi-Fi 네트워크는 비인가 2.4 및 5GHz 무선 대역에서, 예를 들어, 11Mbps(802.11a) 또는 54 Mbps(802.11b) 데이터 레이트로 동작하거나, 양 대역(듀얼 대역)을 포함하는 제품에서 동작할 수 있다.

[0135] 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 정보 및 신호들이 임의의 다양한 상이한 기술들 및 기법들을 이용하여 표현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 예를 들어, 위의 설명에서 참조될 수 있는 데이터, 지시들, 명령들, 정보, 신호들, 비트들, 심볼들 및 칩들은 전압들, 전류들, 전자기파들, 자기장들 또는 입자들, 광학장들 또는 입자들, 또는 이들의 임의의 결합에 의해 표현될 수 있다.

[0136] 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 여기에 개시된 실시예들과 관련하여 설명된 다양한 예시적인 논리 블록들, 모듈들, 프로세서들, 수단들, 회로들 및 모델 단계들이 전자 하드웨어, (편의를 위해, 여기에서 소프트웨어로 지칭되는) 다양한 형태들의 프로그램 또는 설계 코드 또는 이들 모두의 결합에 의해 구현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 하드웨어 및 소프트웨어의 이러한 상호 호환성을 명확하게 설명하기 위해, 다양한 예시적인 컴포넌트들, 블록들, 모듈들, 회로들 및 단계들이 이들의 기능과 관련하여 위에서 일반적으로 설명되었다. 이러한 기능이 하드웨어 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 특정한 애플리케이션 및 전체 시스템에 대하여 부과되는 설계 제약들에 따라 좌우된다. 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 각각의 특정한 애플리케이션에 대하여 다양한 방식들로 설명된 기능을 구현할 수 있으나, 이러한 구현 결정들은 본 개시의 범위를 벗어나는 것으로 해석되어서는 안 될 것이다.

[0137] 여기서 제시된 다양한 실시예들은 방법, 장치, 또는 표준 프로그래밍 및/또는 엔지니어링 기술을 사용한 제조 물품(article)으로 구현될 수 있다. 용어 제조 물품은 임의의 컴퓨터-판독가능 저장장치로부터 액세스 가능한 컴퓨터 프로그램, 캐리어, 또는 매체(media)를 포함한다. 예를 들어, 컴퓨터-판독가능 저장매체는 자기 저장 장치(예를 들면, 하드 디스크, 플로피 디스크, 자기 스트립, 등), 광학 디스크(예를 들면, CD, DVD, 등), 스마트 카드, 및 플래쉬 메모리 장치(예를 들면, EEPROM, 카드, 스틱, 키 드라이브, 등)를 포함하지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 또한, 여기서 제시되는 다양한 저장 매체는 정보를 저장하기 위한 하나 이상의 장치 및/또는 다른 기계-판독가능한 매체를 포함한다.

[0138] 제시된 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조는 예시적인 접근들의 일례임을 이해하도록 한다. 설계 우선순위들에 기반하여, 본 개시의 범위 내에서 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조가 재배열될 수 있다는 것을 이해하도록 한다. 첨부된 방법 청구항들은 샘플 순서로 다양한 단계들의 엘리먼트들을 제공하지만 제시된 특정한 순서 또는 계층 구조에 한정되는 것을 의미하지는 않는다.

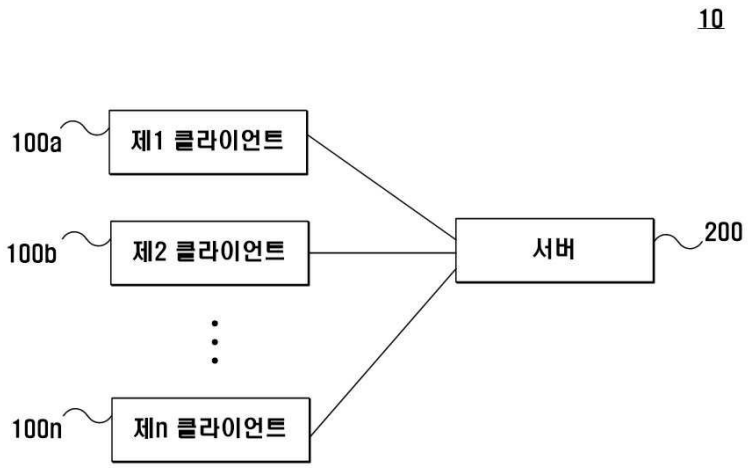
[0139] 제시된 실시예들에 대한 설명은 임의의 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 개시를 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이며, 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 개시의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 개시는 여기에 제시된 실시예들로 한정되는 것이 아니라, 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

[0140] 이상에서 설명한 본 발명의 실시예는 장치 및 방법을 통해서만 구현이 되는 것은 아니며, 본 발명의 실시예의 구성에 대응하는 기능을 실현하는 프로그램 또는 그 프로그램이 기록된 기록 매체를 통해 구현될 수도 있다. 이러한 기록 매체는 서버뿐만 아니라 사용자 단말에서도 실행될 수 있다.

[0141] 이상에서 본 발명의 실시예에 대하여 상세하게 설명하였지만 본 발명의 권리범위는 이에 한정되는 것은 아니고 다음의 청구범위에서 정의하고 있는 본 발명의 기본 개념을 이용한 당업자의 여러 변형 및 개량 형태 또한 본 발명의 권리범위에 속하는 것이다.

도면

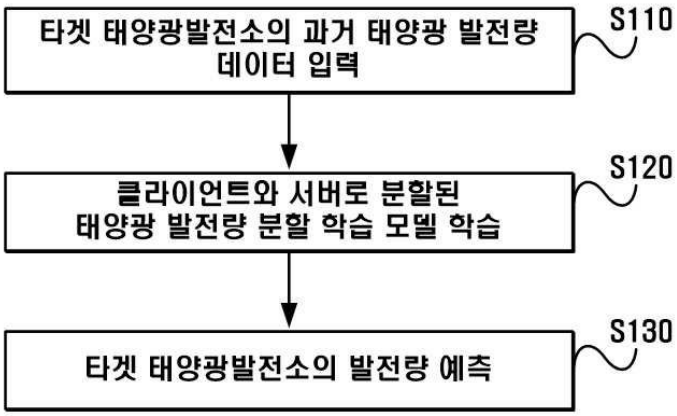
도면1



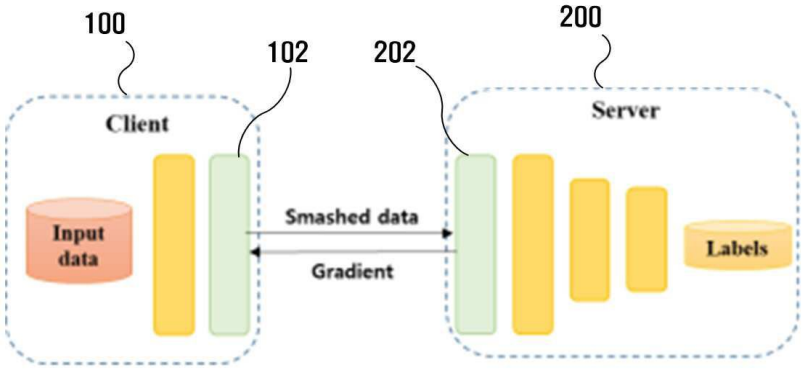
도면2


100
프로세서
110
메모리
120
네트워크
130

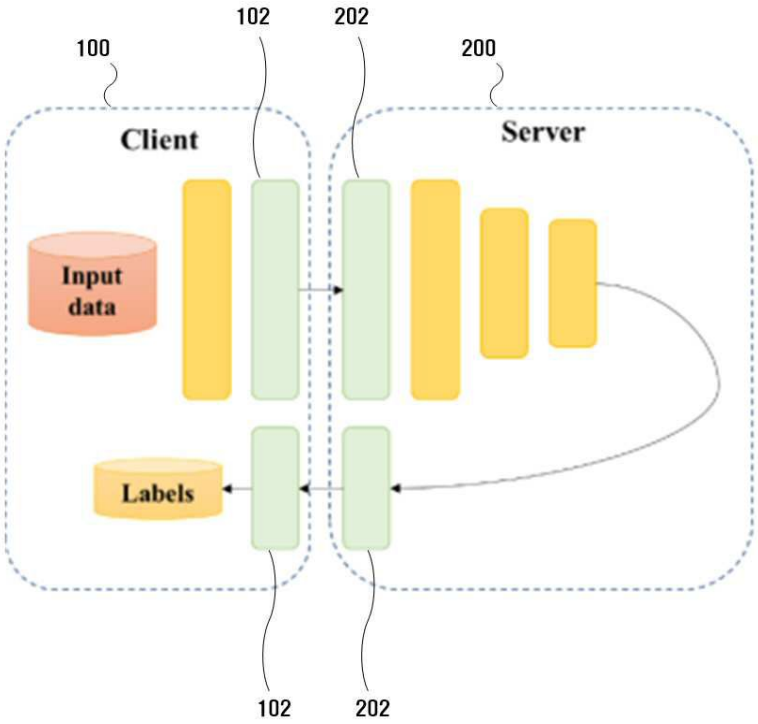
도면3


타겟 태양광발전소의 과거 태양광 발전량 데이터 입력
S110
클라이언트와 서버로 분할된 태양광 발전량 분할 학습 모델 학습
S120
타겟 태양광발전소의 발전량 예측
S130

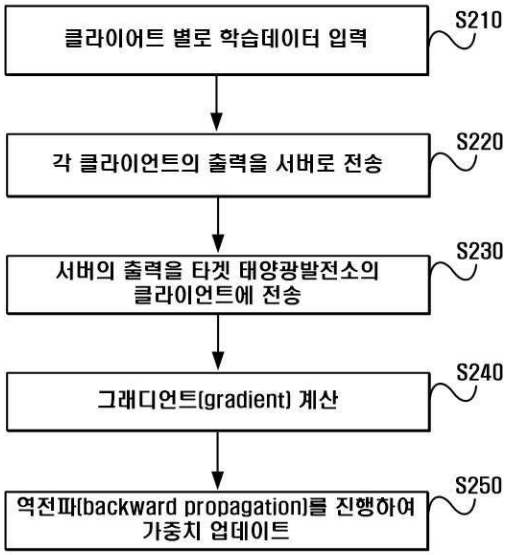
도면4


100
102
202
200
Client
Server
Input data
Smashed data
Gradient
Labels

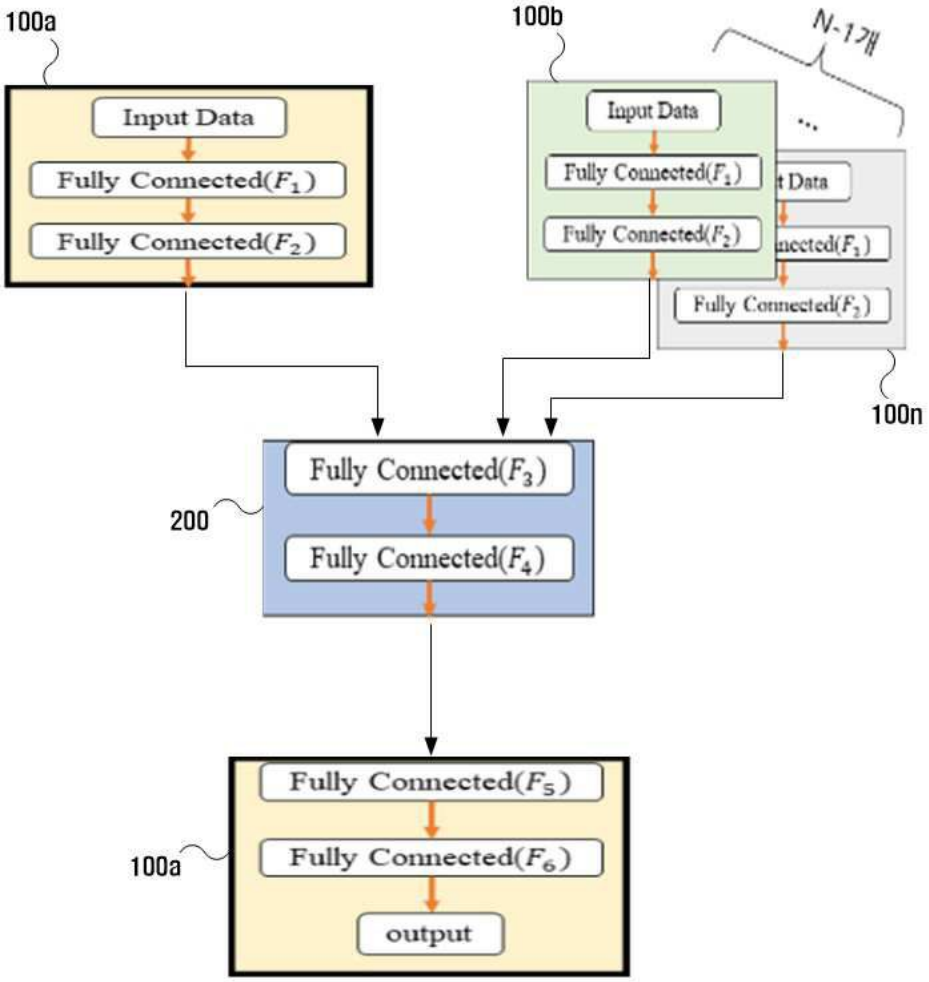
도면5


100
102
202
200
Client
Server
Input data
Labels
102
202

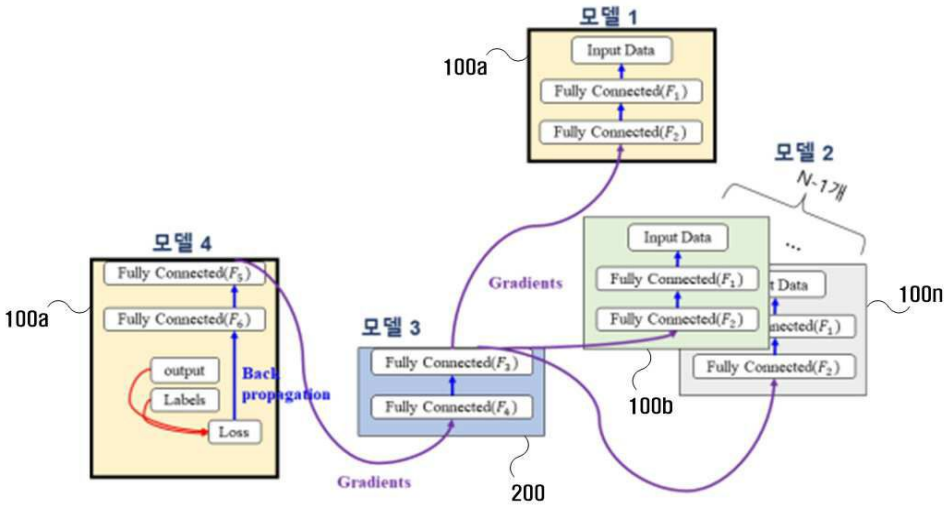
도면6


클라이어트 별로 학습데이터 입력
S210
각 클라이언트의 출력을 서버로 전송
S220
서버의 출력을 타겟 태양광발전소의 클라이언트에 전송
S230
그래디언트(gradient) 계산
S240
역전파(backward propagation)를 진행하여 가중치 업데이트
S250

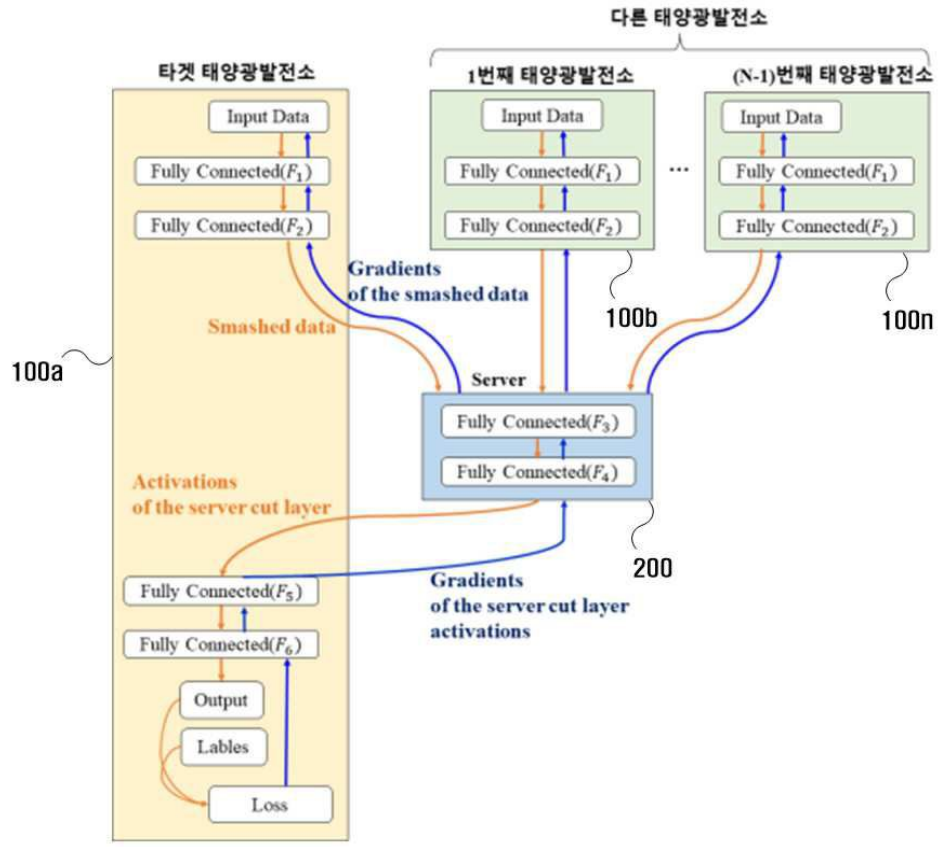
도면7


100a
Input Data
Fully Connected(F_1)
Fully Connected(F_2)
100b
N-1개
Input Data
Fully Connected(F_1)
Fully Connected(F_2)
100n
200
Fully Connected(F_3)
Fully Connected(F_4)
100a
Fully Connected(F_5)
Fully Connected(F_6)
output

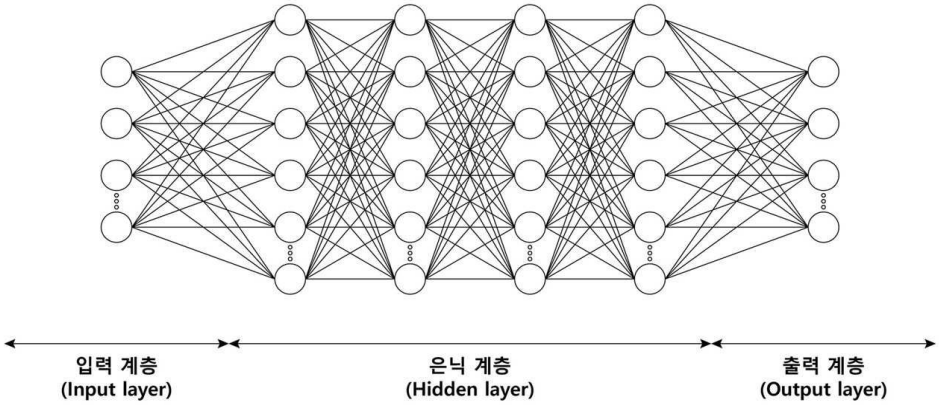
도면8


모델 1
100a
Input Data
Fully Connected(F_1)
Fully Connected(F_2)
모델 2
N-1개
Input Data
100n
100b
모델 3
Fully Connected(F_3)
Fully Connected(F_4)
200
모델 4
Fully Connected(F_5)
Fully Connected(F_6)
output
Labels
Loss
Back propagation
Gradients
Gradients

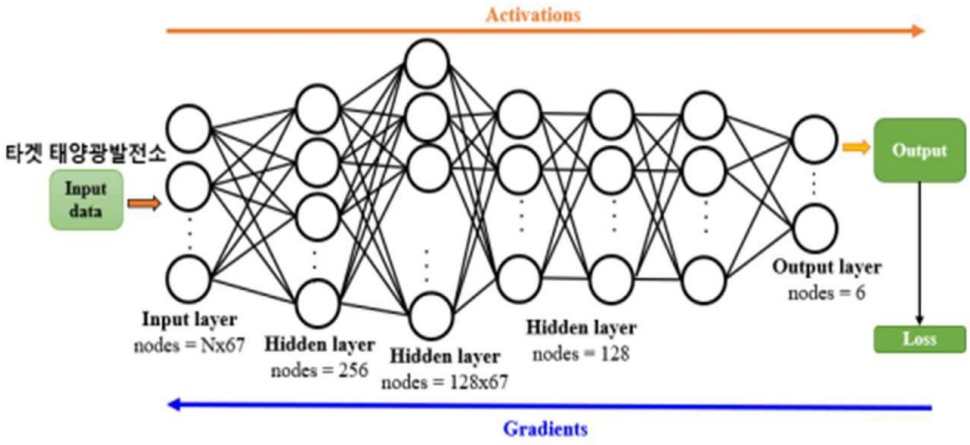
도면9


다른 태양광발전소
타겟 태양광발전소
1번째 태양광발전소
(N-1)번째 태양광발전소
Input Data
Fully Connected(F_1)
Fully Connected(F_2)
Gradients of the smashed data
Smashed data
100a
100b
100n
Server
Fully Connected(F_3)
Fully Connected(F_4)
Activations of the server cut layer
200
Gradients of the server cut layer activations
Fully Connected(F_5)
Fully Connected(F_6)
Output
Lables
Loss

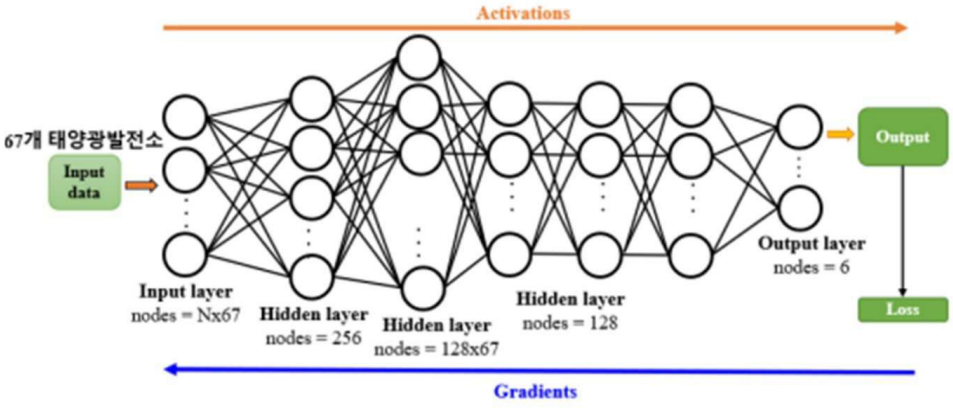
도면10


입력 계층
(Input layer)
은닉 계층
(Hidden layer)
출력 계층
(Output layer)

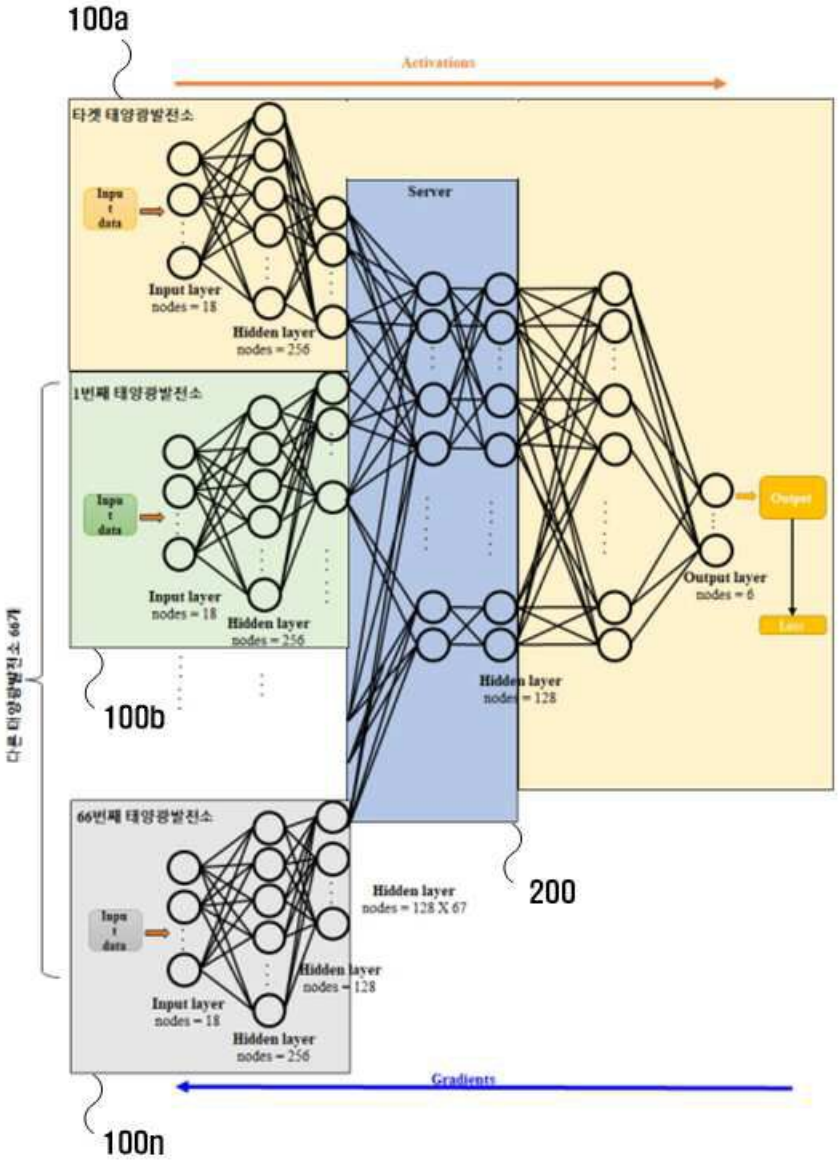
도면11


Activations
타겟 태양광발전소
Input data
Input layer
nodes = Nx67
Hidden layer
nodes = 256
Hidden layer
nodes = 128x67
Hidden layer
nodes = 128
Output layer
nodes = 6
Output
Loss
Gradients

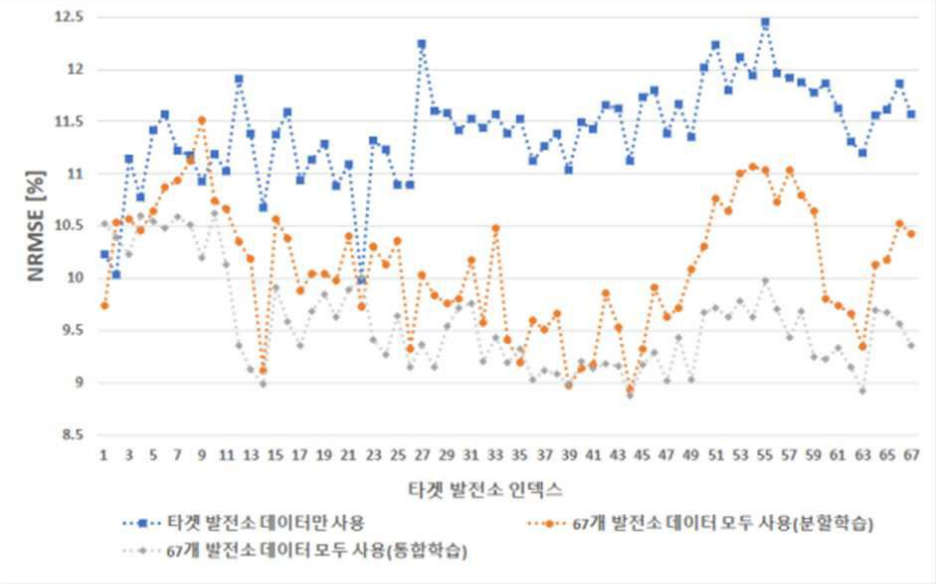
도면12


Activations
67개 태양광발전소
Input data
Input layer
nodes = Nx67
Hidden layer
nodes = 256
Hidden layer
nodes = 128x67
Hidden layer
nodes = 128
Output layer
nodes = 6
Output
Loss
Gradients

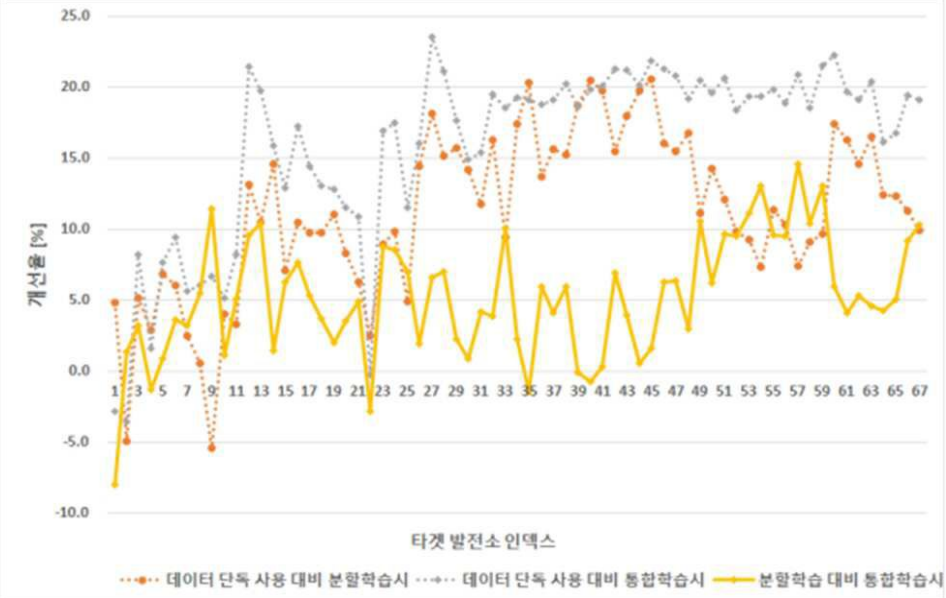
도면13


100a
Activations
타겟 태양광발전소
Input data
Input layer
nodes = 18
Hidden layer
nodes = 256
Server
1번째 태양광발전소
Input data
Input layer
nodes = 18
Hidden layer
nodes = 256
Output
Output layer
nodes = 6
Loss
Hidden layer
nodes = 128
다른 태양광발전소 66개
100b
66번째 태양광발전소
Input data
Input layer
nodes = 18
Hidden layer
nodes = 256
Hidden layer
nodes = 128
Hidden layer
nodes = 128 X 67
200
Gradients
100n

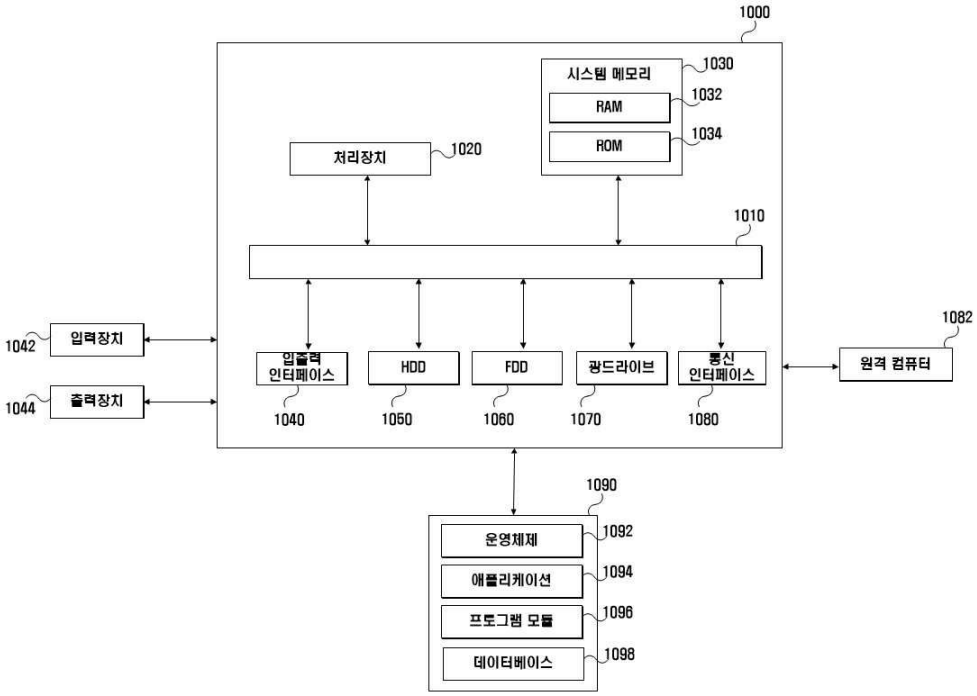
도면14


NRMSE [%]
타겟 발전소 인덱스
타겟 발전소 데이터만 사용
67개 발전소 데이터 모두 사용(분할학습)
67개 발전소 데이터 모두 사용(통합학습)

도면15


개선율 [%]
타겟 발전소 인덱스
데이터 단독 사용 대비 분할학습시
데이터 단독 사용 대비 통합학습시
분할학습 대비 통합학습시

도면16


1000
시스템 메모리
1030
RAM
1032
ROM
1034
처리장치
1020
1010
1042
입력장치
1044
출력장치
입출력 인터페이스
1040
HDD
1050
FDD
1060
광드라이브
1070
통신 인터페이스
1080
1082
원격 컴퓨터
1090
운영체제
1092
애플리케이션
1094
프로그램 모듈
1096
데이터베이스
1098