



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0071270
(43) 공개일자 2024년05월22일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/098 (2023.01) H04L 67/00 (2022.01)
H04L 67/10 (2022.01) H04W 52/04 (2020.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/098 (2023.01)
H04L 67/10 (2022.05)
(21) 출원번호 10-2023-0037410
(22) 출원일자 2023년03월22일
심사청구일자 2023년03월22일
(30) 우선권주장
1020220152752 2022년11월15일 대한민국(KR)

(71) 출원인
경희대학교 산학협력단
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)
(72) 발명자
홍충선
경기도 용인시 수지구 상현로 30-10, 4813동 101호(상현동, 광고상떼빌파크뷰)
첫 우이 죠
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732, 경희대학교 전자정보대학 352호
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
두호특허법인

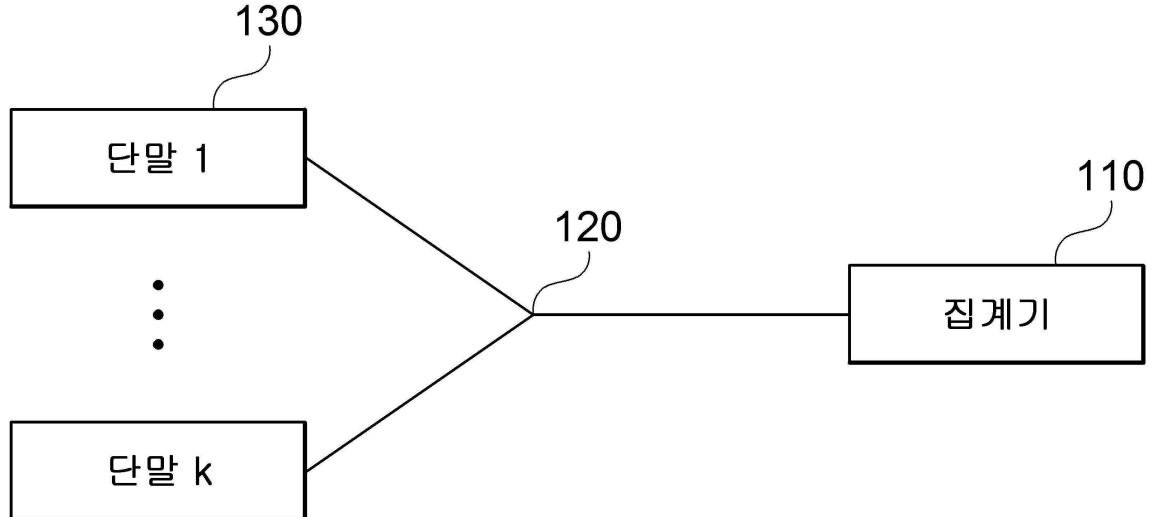
전체 청구항 수 : 총 20 항

(54) 발명의 명칭 이단계 내쉬 균형을 이용한 연합 학습 방법 및 이를 이용한 장치

(57) 요약

단말 및 집계기에 의하여 수행되는 연합 학습 방법이 개시된다. 일 실시 예에 따른 연합 학습 방법은 단말이 로컬 모델 업데이트 여부를 결정하고, 상기 결정에 기반하여 로컬 모델을 업데이트하며, 업데이트된 로컬 모델의 파라미터를 집계기로 전송함으로써 수행될 수 있다. 로컬 모델 업데이트 여부 및 단말의 전송 전력은 내쉬 균형에 기반하여 결정될 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

H04L 67/34 (2022.05)

H04W 52/04 (2019.01)

(72) 발명자

김동욱

경기도 용인시 기흥구 서그대로 52(서천동)

박성배

서울특별시 송파구 오금로 396, 1402호(가락동, 에스케이허브파크)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711194179

과제번호 207816

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 집단연구지원

연구과제명 Meta Federated Learning 기반 Satellite-Air-Ground 통합 네트워킹 시스템 핵심 구

조 개발

기 여 율 1/4

과제수행기관명 경희대학교(국제캠퍼스)

연구기간 2023.03.01 ~ 2024.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711193491

과제번호 2019-0-01287-005

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원

연구사업명 SW컴퓨팅산업원천기술개발

연구과제명 (스타랩) 분산 애플리케이션을 위한 진화형 딥러닝 모델생성 플랫폼_2단계

기 여 율 1/4

과제수행기관명 경희대학교(국제캠퍼스)

연구기간 2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711193622

과제번호 2021-0-02068-003

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원

연구사업명 정보통신방송혁신인재양성

연구과제명 인공지능 혁신 허브 연구 개발

기 여 율 1/4

과제수행기관명 고려대학교산학협력단

연구기간 2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711179316

과제번호 155911

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원

연구사업명 인공지능융합혁신인재양성

연구과제명 인공지능융합혁신인재양성(경희대학교)

기 여 율 1/4

과제수행기관명 경희대학교산학협력단

연구기간 2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

단말에 의하여 수행되는 신경망 모델 파라미터 전송 방법에 있어서,
로컬 모델 업데이트 여부를 결정하는 단계;
상기 결정에 기반하여 로컬 모델을 업데이트하는 단계; 및
업데이트된 로컬 모델의 파라미터를 집계기로 전송하는 단계를 포함하고,
상기 로컬 모델 업데이트 여부는 내쉬 균형에 기반하여 결정되는 신경망 모델 파라미터 전송 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,
상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원에 기반하여 결정되는 신경망 모델 파라미터 전송 방법.

청구항 3

제 1 항에 있어서,
상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원과 상기 단말이 연합 학습에 참가하였을 경우의 보상
에 기반하여 결정되는 신경망 모델 파라미터 전송 방법.

청구항 4

제 1 항에 있어서,
상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력이 내쉬 균형에 기반하여 결정되는 신경망 모델 파라미터 전송 방법.

청구항 5

제 4 항에 있어서,
상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력은 다른 단말의 전송 전력에 기반하여 결정되는 신경망 모델 파라미터
전송 방법.

청구항 6

제 5 항에 있어서,
상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력의 결정 값은 상기 다른 단말에 전송되고,
상기 다른 단말로부터 재결정된 전송 전력 값이 수신되며,
상기 다른 단말로부터 수신된 재결정된 전송 전력 값에 기반하여 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력 값
이 재결정되는 신경망 모델 파라미터 전송 방법.

청구항 7

프로세서 및 통신부를 포함하는 단말에 있어서,
상기 프로세서는,
로컬 모델 업데이트 여부를 결정하고,
상기 결정에 기반하여 로컬 모델을 업데이트하며,
업데이트된 로컬 모델의 파라미터를 상기 통신부를 이용하여 집계기로 전송하되,
상기 로컬 모델 업데이트 여부는 내쉬 균형에 기반하여 결정되는 단말.

청구항 8

제 7 항에 있어서,
상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원에 기반하여 결정되는 단말.

청구항 9

제 7 항에 있어서,
상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원과 상기 단말이 연합 학습에 참가하였을 경우의 보상
에 기반하여 결정되는 단말.

청구항 10

제 7 항에 있어서,
상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력은 내쉬 균형에 기반하여 결정되는 단말.

청구항 11

제 10 항에 있어서,
상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력은 다른 단말의 전송 전력에 기반하여 결정되는 단말.

청구항 12

제 11 항에 있어서,
상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력의 결정 값은 상기 다른 단말에 전송되고,
상기 다른 단말로부터 재결정된 전송 전력 값이 수신되며,
상기 다른 단말로부터 수신된 재결정된 전송 전력 값에 기반하여 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력 값
이 재결정되는 단말.

청구항 13

집계기에 의하여 수행되는 신경망 모델 업데이트 방법에 있어서,

복수의 단말로부터 로컬 모델 파라미터를 획득하는 단계; 및

상기 획득된 로컬 모델 파라미터를 이용하여 글로벌 모델을 업데이트하는 단계를 포함하고,

상기 로컬 모델 파라미터는 내쉬 균형에 기반하여 상기 복수의 단말로부터 전송되는 신경망 모델 업데이트 방법.

청구항 14

제 13 항에 있어서,

단말의 컴퓨팅 자원에 기반하여 로컬 모델 파라미터의 생성 여부가 결정되는 신경망 모델 파라미터 전송 방법.

청구항 15

제 13 항에 있어서,

단말의 컴퓨팅 자원과 상기 단말이 연합 학습에 참가하였을 경우의 보상에 기반하여 로컬 모델 파라미터의 생성 여부가 결정되는 신경망 모델 파라미터 전송 방법.

청구항 16

제 13 항에 있어서,

상기 로컬 모델 파라미터는 아날로그 방식으로 상기 복수의 단말로부터 전송되고,

상기 로컬 모델 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력이 내쉬 균형에 기반하여 결정되는 신경망 모델 파라미터 전송 방법.

청구항 17

제 16 항에 있어서,

상기 전송 전력은 상기 복수 단말에 속하는 개별 단말의 전송 전력에 기반하여 결정되는 신경망 모델 파라미터 전송 방법.

청구항 18

프로세서 및 통신부를 포함하는 집계기에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 통신부를 이용하여 복수의 단말로부터 로컬 모델 파라미터를 획득하고,

상기 획득된 로컬 모델 파라미터를 이용하여 글로벌 모델을 업데이트하되,

로컬 모델 파라미터는 내쉬 균형에 기반하여 상기 복수의 단말로부터 전송되는 집계기.

청구항 19

제1항 및 제13항 중 어느 한 항의 방법을 수행하기 위한 컴퓨터 프로그램이 기록된 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록 매체.

청구항 20

컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 기록된 컴퓨터 프로그램에 있어서, 제1항 및 제13항 중 어느 한 항의 방법을 수행하기 위한 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 명세서는 신경망 모델 학습 방법을 개시한다.

배경 기술

[0002] 지능형 서비스를 강화하는 데 필수적인 실제 데이터는 수많은 에지 장치(예: IoT 장치, 개인 스마트폰 또는 서로 다른 조직의 데이터 저장공간)에 분산된다. 딥 러닝은 대량 수집에 의해 생성된 대규모 데이터 세트의 혜택을 받을 수 있지만, 보안 우려와 개인 정보 보호 규정의 기준이 높아지면 서버가 에지 장치로부터 데이터를 획득하는 것이 금지될 수 있다. 이에 심층 신경망 모델의 중앙 집중식 훈련에 일부 제한이 생길 수 있다.

[0003] 에지 장치가 중앙 서버와 데이터를 공유하지 않고 모델을 협업적으로 학습할 수 있도록 하는 연합학습(Federated Learning, FL)은 이러한 요구 사항을 충족하는 실행 가능한 옵션으로 밝혀졌다. 특히, FedAvg(Federated Averaging) 알고리즘은 데이터 개인 정보 보호 문제가 있는 분산 환경에서 모델 훈련을 위한 접근 방식으로 부상했다. FedAvg는 각 에지 장치가 훈련된 매개 변수를 서버로 보내기 전에 자체 데이터로 로컬 모델을 훈련시키는 방식으로 작동한다. 서버는 수신된 매개 변수를 로컬 모델의 훈련된 기능을 이어받는 단일 글로벌 모델로 집계한다.

[0004] AirComp(Over-The-Air Computing)는 연합 학습에서 신호 처리에서 두드러진 접근 방식이다. 직교 무선 통신과는 달리, 다수의 송신 신호는 파형 중첩을 이용하여 중첩되어 하나의 신호로 수신기에 전송되므로, 스펙트럼 요구량이 감소되고 높은 전송률을 달성할 수 있다. 수신기는 개별 신호를 처리하는 대신 모든 전송된 신호의 특정 기능에만 관심이 있으며, 이는 통합자가 참여하는 장치의 로컬 업데이트 모델 평균에만 관심이 있는 FedAvg를 구현하기 유리하다.

[0005] 전송된 신호들이 중첩되어 수신기에 단일 신호로 전송되므로, 수신기에서 성공적으로 디코딩할 수 있는 능력은 AirComp에서 매우 중요하다. 따라서, AirComp의 공통 목표는 수신된 신호와 실제 전송된 신호인 원하는 신호 사이의 MSE(mean square error)를 최소화하는 것이다.

[0006] MSE를 최소화하기 위한 다양한 시도가 존재한다. 예를 들어, 다중 센서의 피크 전력을 고려하면서 MSE를 최소화하기 위한 중앙 집중식 최적화 방식을 시도하는 것과 같은 시도가 존재한다.

[0007] 그러나, 이와 같은 접근은 실용성과 개인 정보 모두에 중요한 아날로그 FedAvg의 분산 접근법을 활용하기 어렵게 한다. 또한, 연합 평균화의 또 다른 중요한 측면은 글로벌 모델의 성능이 참가자의 로컬 모델 업데이트에 따라 달라지는 참가자의 합리성이다. 분산 접근법과 참가자 합리성을 유지하면서 MSE를 최소화하기 위한 방법의 제시가 필요한 실정이다.

선행기술문헌

특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) 한국등록특허공보 제10-2428989호(2022.05.31)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 수천 개의 장치가 연합 학습에 참여하기 때문에 중앙 집중식 프레임워크를 구현하는 것은 실용적이지 않다. 게다가, 로컬 장치는 에너지 소비와 개인 정보 보호 측면에서 민감하다. 따라서, 참여 장치가 정보를 공개할 필요

가 없고 연합 학습에 참여하도록 보상을 받는 분산 프레임워크를 구현하는 것이 중요하다. 본 명세서에서는 분산 접근법과 참가자 합리성을 유지하면서 MSE를 최소화하기 위한 연합 학습 방법을 제공한다.

과제의 해결 수단

- [0010] 상기한 문제를 해결하기 위하여, 프로세서 및 통신부를 포함하는 일 실시예에 따른 단말은 로컬 모델 업데이트 여부를 결정하는 단계; 상기 결정에 기반하여 로컬 모델을 업데이트하는 단계; 및 업데이트된 로컬 모델의 파라미터를 집계기로 전송하는 단계를 포함하며, 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 내쉬 균형에 기반하여 결정되는 신경망 모델 파라미터 전송 방법을 수행할 수 있다.
- [0011] 일 실시예에 따르면, 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원에 기반하여 결정될 수 있다.
- [0012] 일 실시예에 따르면, 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원과 상기 단말이 연합 학습에 참가하였을 경우의 보상에 기반하여 결정될 수 있다.
- [0013] 일 실시예에 따르면, 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력은 내쉬 균형에 기반하여 결정될 수 있다.
- [0014] 일 실시예에 따르면, 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력은 다른 단말의 전송 전력에 기반하여 결정될 수 있다.
- [0015] 일 실시예에 따르면, 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력의 결정 값은 상기 다른 단말에 전송되고, 상기 다른 단말로부터 재결정된 전송 전력 값이 수신되며, 상기 다른 단말로부터 수신된 재결정된 전송 전력 값에 기반하여 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력 값이 재결정될 수 있다.
- [0016] 또한, 상기한 문제를 해결하기 위하여, 프로세서 및 통신부를 포함하는 일 실시예에 따른 집계기는 복수의 단말로부터 로컬 모델 파라미터를 획득하는 단계; 및 상기 획득된 로컬 모델 파라미터를 이용하여 글로벌 모델을 업데이트하는 단계를 포함하고, 상기 로컬 모델 파라미터는 내쉬 균형에 기반하여 상기 복수의 단말로부터 전송되는 신경망 모델 업데이트 방법을 수행할 수 있다. 여기서 집계기는 서버일 수 있다.
- [0017] 일 실시예에 따르면, 단말의 컴퓨팅 자원에 기반하여 로컬 모델 파라미터의 생성 여부가 결정될 수 있다.
- [0018] 일 실시예에 따르면, 단말의 컴퓨팅 자원과 상기 단말이 연합 학습에 참가하였을 경우의 보상에 기반하여 로컬 모델 파라미터의 생성 여부가 결정될 수 있다.
- [0019] 일 실시예에 따르면, 상기 로컬 모델 파라미터는 아날로그 방식으로 상기 복수의 단말로부터 전송되고, 상기 로컬 모델 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력이 내쉬 균형에 기반하여 결정될 수 있다.
- [0020] 일 실시예에 따르면, 상기 전송 전력은 상기 복수 단말에 속하는 개별 단말의 전송 전력에 기반하여 결정될 수 있다.
- [0021] 전술한 단말 및/또는 서버에 의하여 수행되는 방법은 이를 수행하기 위한 컴퓨터 프로그램의 형태로 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 기록되어 제공될 수 있다.

발명의 효과

- [0022] 2단계 내쉬 균형 방법을 채택함으로써 각 단말이 다른 단말의 외부 파라미터 및 결정에 기초하여 자체적인 결정을 내리는 분산형 프레임워크를 설계할 수 있다. 개시된 프레임워크는 Federated Averaging에 중점을 두기 때문에 더 많은 장치가 연합 학습에 참여할 경우 더 나은 성능을 제공할 수 있다.
- [0023] 이를 통해, 로컬 장치의 합리성과 전체 시스템의 성능을 모두 고려할 수 있으며, 참여와 에너지 소비에 대한 내부 이해 상충을 고려하여 연합학습에서 MSE를 최소화하는 효과를 제공할 수 있다. 또한, 로컬 장치의 전송 전력 최적화로 AirComp의 성공적인 전송을 달성할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0024] 도 1은 일 실시 예에 따른 연합 학습 시스템을 나타내는 도면이다.
- 도 2는 일 실시 예에 따른 연합 학습 시스템의 개략적인 동작을 나타내는 도면이다.
- 도 3은 단말의 동작을 나타내는 도면이다.
- 도 4는 집계기의 동작을 나타내는 도면이다.

도 5는 2 단계 내쉬 균형 게임 프레임워크를 나타내는 도면이다.

도 6은 일 실시 예에 따른 연합 학습 시스템의 일 실시 예를 나타내는 도면이다.

도 7은 컴퓨팅 환경을 예시하여 설명하기 위한 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0025] 이하, 도면을 참조하여 본 발명의 구체적인 실시형태를 설명하기로 한다. 이하의 상세한 설명은 본 명세서에서 기술된 방법, 장치 및/또는 시스템에 대한 포괄적인 이해를 돕기 위해 제공된다. 그러나 이는 예시에 불과하며 본 발명은 이에 제한되지 않는다.
- [0026] 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어서, 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다. 그리고, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다. 상세한 설명에서 사용되는 용어는 단지 본 발명의 실시예들을 기술하기 위한 것이며, 결코 제한적이어서는 안 된다. 명확하게 달리 사용되지 않는 한, 단수 형태의 표현은 복수 형태의 의미를 포함한다. 본 설명에서, "포함" 또는 "구비"와 같은 표현은 어떤 특성들, 숫자들, 단계들, 동작들, 요소들, 이들의 일부 또는 조합을 가리키기 위한 것이며, 기술된 것 이외에 하나 또는 그 이상의 다른 특성, 숫자, 단계, 동작, 요소, 이들의 일부 또는 조합의 존재 또는 가능성을 배제하도록 해석되어서는 안 된다.
- [0027] 이하의 설명에 있어서, 신호 또는 정보의 "전송", "통신", "송신", "수신" 기타 이와 유사한 의미의 용어는 일 구성요소에서 다른 구성요소로 신호 또는 정보가 직접 전달되는 것뿐만이 아니라 다른 구성요소를 거쳐 전달되는 것도 포함한다. 특히 신호 또는 정보를 일 구성요소로 "전송" 또는 "송신"한다는 것은 그 신호 또는 정보의 최종 목적지를 지시하는 것이고 직접적인 목적지를 의미하는 것이 아니다. 이는 신호 또는 정보의 "수신"에 있어서도 동일하다. 또한 본 명세서에 있어서, 2 이상의 데이터 또는 정보가 "관련"된다는 것은 하나의 데이터(또는 정보)를 획득하면, 그에 기초하여 다른 데이터(또는 정보)의 적어도 일부를 획득할 수 있음을 의미한다.
- [0028] 또한, 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성 요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성 요소를 다른 구성 요소로부터 구별하는 목적으로 사용될 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성 요소는 제2 구성 요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성 요소도 제1 구성 요소로 명명될 수 있다.
- [0030] 이하, 공동 연합 학습을 위한 2 단계 내쉬 균형 게임(2-Level Nash Equilibrium game) 프레임워크를 개시한다. 그리고, AirComp(Over-The-Air Computation)를 위한 전력 최적화를 전송하는 공중 연합 학습 시스템을 위한 분산 프레임워크를 개시한다. 이로써, 각 단말이 다른 단말의 외부 파라미터 및 결정에 기초하여 자체적인 결정을 내리는 분산형 프레임워크를 설계할 수 있다.
- [0032] 도 1 및 도 2는 일 실시 예에 따른 연합 학습 시스템과 시스템의 개략적인 동작을 도시한다. 일 실시 예에 따른 연합 학습 시스템은 집계기(aggregator, 110) 및 복수의 단말(130)을 포함하여 구성될 수 있다.
- [0033] 집계기(110)는 글로벌 파라미터를 단말(130)로 전송할 수 있다. 여기서 파라미터는 신경망 모델의 가중치일 수 있다. 단말(130)은 글로벌 파라미터로 로컬 모델을 설정할 수 있다. 그리고 단말(130)은 로컬 모델의 트레이닝을 수행하여 로컬 모델을 업데이트 할 수 있다(S220). 여기서 트레이닝이란 신경망 모델의 학습이나 훈련을 의미한다. 다음으로, 단말(130)은 로컬 모델 업데이트에 따라 생성된 로컬 파라미터를 집계기(110)로 전송할 수 있다. 다음으로, 집계기는 다수의 단말(130)로부터 수신한 로컬 모델 파라미터의 평균값을 이용하여 글로벌 모델을 업데이트 할 수 있다(S240).
- [0034] 도 3은 단말의 동작을 나타내는 도면이다. 단말(130)은 연합 학습에의 참여 여부에 기반하여 로컬 모델 업데이트 수행 여부를 결정할 수 있다(S310). 예를들어, 단말(130)은 연합 학습에의 참가 여부를 결정할 수 있다. 연합 학습에 참가하기로 결정되면, 단말(130)은 로컬 모델을 트레이닝 함으로써 로컬 모델 업데이트를 수행할 수 있다(S320). 예를 들어, 후술되는 자원 최적화 모듈에서 내린 연합 학습 참여 결정이 참(True)일 경우 로컬 모델 업데이트가 수행될 수 있으며, 단말은 자원 최적화 모듈에 의해 최적화된 컴퓨팅 자원을 사용하여 로컬 모델

이 업데이트될 수 있다. 그렇지 않은 경우 업데이트는 수행되지 않을 수 있다. 예를 들어, 후술하는 자원 최적화 모듈에서 내린 참여 결정이 거짓(False)인 경우 로컬 모델 업데이트는 수행되지 않을 수 있다. 로컬 모델 업데이트를 통해 획득된 로컬 모델 파라미터는 집계기로 전송될 수 있다(S330). 이로써, 단말은 정보를 공개할 필요 없이 연합 학습 참가 여부를 결정하고, 로컬 모델을 업데이트 하고, 자체 자원을 최적화할 수 있으며, 이에 따라 중앙 집중식 시스템과 독립적으로 단말의 자체 자원이 유지될 수 있다.

[0035] 연합 평균의 경우, 단말은 로컬 모델 파라미터를 AirComp 방식으로 집계기로 전송할 수 있다. 예를 들어, 아날로그 집계로 AirComp가 수행될 수 있다. 단말은 전송 신호를 개별적으로 집계기로 전송하지 않고, 전송 신호를 전파로써 전송할 수 있다. 전송된 전파는 다른 단말이 전송한 전파와 중첩되어 집계기로 전송될 수 있다. 집계기는 중첩된 신호를 디코딩하여 원하는 전송 신호를 수신할 수 있다.

[0036] 도 4는 집계기의 동작을 나타내는 도면이다. 집계기(110)는 복수의 단말로부터 로컬 모델 파라미터를 받아 글로벌 모델을 업데이트할 수 있다. 집계기(110)는 복수의 단말이 동시에 발송함에 따라 중첩된 신호를 수신할 수 있다(S410). 다음으로, 집계기(410)는 수신한 신호를 디코딩하여 로컬 모델 파라미터를 획득할 수 있다(S420). 다음으로, 집계기(110)는 획득된 로컬 모델 파라미터에 따라 글로벌 모델을 업데이트 할 수 있다(S430). 더하여, 집계기(110)는 업데이트된 글로벌 모델 파라미터를 단말로 전송할 수 있다. 여기서, 집계기(110)는 글로벌 모델의 업데이트에 참가한 단말에만 글로벌 모델 파라미터를 전송할 수 있다. 여기서, 글로벌 모델 업데이트에의 참가한 단말이 로컬 모델 파라미터를 집계기(110)로 전송함에 따라 글로벌 모델의 업데이트에 해당 로컬 모델 파라미터가 이용된 경우를 말할 수 있다.

[0037] 일 실시 예에서, 집계기(130)는 복수 단말의 로컬 모델 파라미터 각각의 값을 구분하여 이용하지 않고, 복수 단말의 로컬 모델 파라미터의 평균값을 이용하여 글로벌 모델을 업데이트할 수 있다. 예를 들어, 복수 단말의 로컬 모델의 가중치들의 평균값을 이용할 수 있다. 이러한 경우, 집계기는 수신된 중첩 신호를 디코딩 하기 위하여 아날로그 집계를 활용할 수 있다.

[0038] 예를 들어, 타임슬롯 t에서 트레이닝이 끝나면 단말 k는 로컬 모델 파라미터 $\mathbf{w}_{k,t+1}$ 를 전송할 수 있다. 집계기는 글로벌 모델을 아래의 수식과 같이 업데이트할 수 있다.

[0039] [수학식 1]

$$\bar{\mathbf{w}}_{t+1} = \frac{1}{K} \sum_{k \in \mathcal{K}_t} \mathbf{w}_{k,t+1}.$$

[0040]

[0041] 여기서 $\mathcal{K}_t$ 는 타임슬롯 t에서 참여 단말의 집합이다.

[0042] 아날로그 집계에서는 다수 단말의 동시 전송이 허용되므로, 집계기에서 수신되는 신호는 다음과 같다.

[0043] [수학식 2]

$$y_t = \sum_{k \in \mathcal{K}_t} g_{k,t} \sqrt{p_{k,t}} \mathbf{w}_{k,t} + n_t,$$

[0044]

[0045] 여기서 g_k 는 경로손실, 쉐도잉과 같은 무선 통신 채널의 계인을 나타내며, 다중경로 페이딩의 무선 통신 채널의 특성을 나타낸다. p_k 는 신호를 전송할 때의 전력량을 나타낸다. n 은 신호를 전송 중에 생기는 자연에서 발생하는 잡음(열잡음 등)을 반영하기 위한 가우시안 노이즈(e.g., Additive White Gaussian Noise)를 나타낸다.

[0046] 따라서, 집계기는 수신된 신호 y_t 를 다음과 같이 디코딩하여 평균 가중치를 획득할 수 있다.

[0047] [수학식 3]

$$\tilde{\mathbf{w}}_t = \frac{y_t}{\sqrt{\eta_t} K} = \frac{1}{\sqrt{\eta_t} K} \sum_{k \in \mathcal{K}_t} g_{k,t} \sqrt{p_{k,t}} \mathbf{w}_{k,t} + n_t.$$

[0048]

- [0049] 여기서, η 는 수신된 신호 y_t 를 적절히 디코딩하기 위해 집계기에 설정되는 노이즈 제거 인자이며, 운용자에 의하여 적절한 값으로 설정될 수 있다. K 는 타임슬롯 t 에 참여한 단말의 개수를 나타낸다. 집계기는 단말로부터 참가정보를 별도로 수신함으로써 개별 단말의 참가 여부를 식별할 수 있다. 예를 들어, 단말은 로컬 모델 파라미터를 보내기 전에 시간 슬롯의 시작 부분에서 제어 메시지를 보낼 수 있고, 일 실시 예에서 제어 메시지는 제어 신호로 전송될 수 있다.
- [0050] 이하, 단말(130)의 참여 결정 및 자원 최적화를 보다 상세히 설명한다. 단말은 2 단계 내쉬 균형 게임 프레임워크를 구성하는 두 가지 모듈로 구성될 수 있으며, 하나는 참여 결정 모듈이고, 다른 하나는 자원 최적화 모듈이다. 예를 들어, 참여 결정 모듈은 연합 학습에의 참여 여부를 내쉬 균형에 따라 결정할 수 있다. 그리고, 자원 최적화 모듈은 단말의 전송 전력을 내쉬 균형에 따라 결정함으로써 자원 최적화를 수행할 수 있다.
- [0051] 도 5는 2 단계 내쉬 균형 게임 프레임워크를 설명하는 도면이다. 2 단계 내쉬 균형 게임 프레임워크의 1단계는 단말 외부 수준(Outer level)에서의 내쉬 균형 게임(510)으로 자원 최적화 모듈에 의하여 수행될 수 있다. 예를 들어, 이는 단말의 전송 전력을 내쉬 균형에 따라 할당하는 것으로 수행될 수 있다. 보다 상세히, 집계기가 중첩된 신호를 성공적으로 디코딩할 수 있도록 집계기에서의 MSE를 최소화하기 위하여 참여 단말 전체에 의한 전송 전력은 높이고, 개별 단말의 전력 소비는 최소화하는 내쉬 균형을 이룸으로써 개별 단말 및 전체 시스템의 전송 전력 최적화를 달성할 수 있다. 이를 위한 개별 단말의 전력 소비 값은 볼록 최적화(Convex Optimization)를 통해 계산될 수 있다. 예를 들어, Karush-Kuhn-Tucker 조건을 이용할 수 있다. 또는, 내쉬 균형이 이루어질 때까지, 연합 학습에 참여하는 단말이 다른 단말의 전력 할당 정보를 수신하고, 이에 따라 자신의 전력 할당을 결정하고, 자신의 전력 할당 정보를 다른 단말로 전파하는 과정을 반복함으로써 달성될 수 있다. 이러한 경우, 연합 학습에 참여하는 모든 단말의 전력 할당 값이 일정한 값으로 수렴하게 된 때, 내쉬 균형이 이루어지게 된다.
- [0052] 2 단계 내쉬 균형 게임 프레임워크의 2단계는 단말 내부 수준(Inner level)에서의 내쉬 균형 게임(520)으로 참여 결정 모듈에 의하여 수행될 수 있으며, 이는 단말의 컴퓨팅 자원 최적화에 기반하여 연합 학습에 참여할지 여부를 내쉬 균형에 따라 결정하는 것으로 수행될 수 있다.
- [0053] 예를 들어, 연합 학습의 진행 중 특정 시점에서, 참여 결정 모듈은 단말의 로컬 모델 트레이닝 시간 제약에 따라 발생하는 소요 컴퓨팅 자원과 트레이닝에 참여했을 때의 기대 보상을 비교하여 연합 학습(e.g., 연합 평균)에 참여할지 여부를 결정할 수 있다. 여기서, 컴퓨팅 자원은 CPU 자원, 메모리 자원, 통신 자원, 전력 자원 중 적어도 하나일 수 있다. 컴퓨팅 자원과 기대 보상이 특정 값에 수렴할 때까지 컴퓨팅 자원과 기대 보상을 수정하면서 내쉬 균형을 찾을 수 있다. 수렴된 기대 보상 값이 단말의 운용자 또는 글로벌 모델의 관리자가 설정한 보상 값 보다 적으면 참여 결정 모듈은 참여하지 않는 것으로 결정할 수 있고, 수렴된 기대 보상 값이 단말의 운용자 또는 글로벌 모델의 관리자가 설정한 보상 값 보다 적지 않으면 참여 결정 모듈은 참여하는 것으로 결정할 수 있다. 예를 들어, 참여 결정 모듈이 연합 학습에 참가하기로 결정하면 해당 단말은 연합 학습을 위한 트레이닝을 진행하고, 참여 결정 모듈이 연합 학습에 참가하지 않기로 결정하면 해당 단말은 연합 학습을 위한 트레이닝을 진행하지 않을 수 있다. 또는, 참여 여부는 볼록 최적화(Convex Optimization)를 통해 계산될 수도 있다.
- [0054] 여기서, 내쉬 균형 게임 프레임워크의 2단계는 1단계보다 먼저 수행될 수 있다. 단말에 할당된 전송 전력을 기반으로, 단말은 모델 업데이트를 전송 전력으로 스케일링하여 집계기로 전송할 수 있다. 단말 내부 수준에서의 내쉬 균형 게임(프레임워크 2단계)은 참여 결정과 컴퓨팅 자원의 공동 최적화를 수행하는 점에서, 보상과 에너지 소비를 고려한 모바일 기기의 합리성을 고려하여 단말 외부 수준에서의 내쉬 균형 게임(프레임워크의 1단계)보다 먼저 수행될 수 있다. 단말 외부 수준에서의 내쉬 균형 게임(프레임워크의 1단계)은 집계기에서 중첩된 신호를 성공적으로 디코딩하기 위해 집계기에서의 MSE를 최소화하면서도 단말의 전송 전력을 최적화하게 한다.
- [0055] 진술한 바에 따른 연합 학습 시스템은 도 6과 같이 실시될 수 있다. 도 6은 일 실시 예에 따른 연합 학습 시스템의 일 실시 예를 도시하는 도면이다. 단말 631, 632 및 633은 연합 학습에 참가하기로 결정함에 따라 로컬 모델을 업데이트하고, 업데이트된 로컬 모델 파라미터를 아날로그 집계(620)를 통해 집계기(610)로 전송한다. 단말 634는 연합 학습에 참가하지 않기로 결정함에 따라 로컬 모델을 업데이트하지 않고 대기 상태를 유지하고 있다.
- [0056] 이와 같이, 단말에서 생성된 로컬 모델 파라미터는 중첩 신호 전송을 이용하여 집계기로 전송될 수 있다. 단말은 아날로그 전송의 파형 중첩 속성을 사용하여 로컬 모델 파라미터를 집계기로 전송할 수 있다. 따라서, 연합

학습에 참여하는 단말이 업데이트된 로컬 모델 파라미터를 동시에 집계기로 전송하는 동기 프레임워크를 구현하는 것이 중요하다. 로컬 모델 파라미터는 단말의 채널 계수 및 전송 전력에 의하여 조정될 수 있으며, 이는 집계기에서 성공적으로 디코딩 되기 위하여, MSE가 최소로 되도록 최적화될 수 있다. 하나의 시간 슬롯에서 집계기가 바르게 디코딩을 수행하지 못하면, 예측할 수 없는 오류가 발생할 수 있으며, 이러한 오류가 수회 발생하면 연합 학습 모델의 성능이 저하될 수 있다.

[0057] 또한, 단말은 제한적인 에너지 및 컴퓨팅 자원을 가지기 때문에, 적어도 일부 시점에서 적어도 하나의 단말은 연합 학습에 참여하지 않거나 참여할 수 없을 수 있다. 이로 인해 단말의 자원 최적화에서 내부 충돌이 발생하게 된다. 이러한 문제를 극복하기 위해 컴퓨팅 자원 최적화 및 참여 결정을 고려하는 보상 프레임워크를 적용할 수 있다. 예를 들어, 단말의 자원 최적화 문제를 해결하기 위해 전술한 바와 같이 내쉬 균형 게임을 이용할 수 있다. 단말의 참여 결정과 단말 자원 최적화에 대한 내부 이해 상충은 에너지 소비를 동시에 고려하면서 모든 단말이 연합 학습에 참여하면 보상을 받는 일반화된 내쉬 균형으로 처리될 수 있다.

[0058] 또한, 집계기가 아날로그 집계(aggregation)를 이용하여 로컬 파라미터를 성공적으로 수신하고 디코딩하기 위하여, 단말은 외부 수준에서 내쉬 균형 게임을 적용하여 전송 전력을 최적화할 수 있다. 예를 들어, 로컬 파라미터 신호 중첩 특성, 집계기의 디코딩 성능 및 단말의 동기 전송을 해결하기 위해 내쉬 균형 게임을 적용하여 모든 단말의 전송 전력 최적화가 수행될 수 있다.

[0059] 상기와 같이, 다른 단말의 외부 파라미터 및 결정에 기초하여 단말이 자체적인 결정을 내리는 2단계 내쉬 균형 게임 기반 분산형 프레임워크를 적용함으로써 모든 단말의 전송 전력 최적화 및 글로벌 모델의 업데이트 최적화를 달성할 수 있다.

[0061] 이하, 전술한 연합 학습 방법이 적용된 신경망 모델 파라미터 전송 방법의 일 예시를 설명한다. 단말은 로컬 모델 업데이트 여부를 결정할 수 있다. 다음으로, 단말은 상기 결정에 기반하여 로컬 모델을 업데이트할 수 있다. 다음으로, 단말은 업데이트된 로컬 모델의 파라미터를 집계기로 전송할 수 있다. 여기서, 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 내쉬 균형에 기반하여 결정될 수 있다.

[0062] 여기서, 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원에 기반하여 결정될 수 있다. 예를 들어, 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원과 상기 단말이 연합 학습에 참가하였을 경우의 보상에 기반하여 결정될 수 있다.

[0063] 또는, 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력이 내쉬 균형에 기반하여 결정될 수 있다. 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력은 다른 단말의 전송 전력에 기반하여 결정될 수 있다. 예를 들어, 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력의 결정 값은 상기 다른 단말에 전송되고, 상기 다른 단말로부터 재결정된 전송 전력 값이 수신되며, 상기 다른 단말로부터 수신된 재결정된 전송 전력 값에 기반하여 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력 값이 재결정될 수 있다.

[0064] 이하, 전술한 연합 학습 방법이 적용된 신경망 모델 파라미터 전송을 수행하는 단말의 일 예시를 설명한다. 일 실시 예에서, 프로세서 및 통신부를 포함하는 단말의 프로세서는, 로컬 모델 업데이트 여부를 결정하고, 상기 결정에 기반하여 로컬 모델을 업데이트하며, 업데이트된 로컬 모델의 파라미터를 상기 통신부를 이용하여 집계기로 전송할 수 있다. 여기서, 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 내쉬 균형에 기반하여 결정될 수 있다. 예를 들어, 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원에 기반하여 결정될 수 있다. 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원과 상기 단말이 연합 학습에 참가하였을 경우의 보상에 기반하여 결정될 수 있다.

[0065] 또는, 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력은 내쉬 균형에 기반하여 결정될 수 있다. 예를 들어, 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력은 다른 단말의 전송 전력에 기반하여 결정될 수 있다. 보다 상세히, 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력의 결정 값은 상기 다른 단말에 전송되고, 상기 다른 단말로부터 재결정된 전송 전력 값이 수신되며, 상기 다른 단말로부터 수신된 재결정된 전송 전력 값에 기반하여 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력 값이 재결정될 수 있다.

[0066] 이하, 전술한 연합 학습 방법이 적용된 집계기에 의하여 수행되는 신경망 모델 업데이트 방법의 일 예시를 설명한다. 여기서 집계기는 서버일 수 있다. 집계기는 복수의 단말로부터 로컬 모델 파라미터를 획득할 수 있다. 다음으로, 집계기는 상기 획득된 로컬 모델 파라미터를 이용하여 글로벌 모델을 업데이트할 수 있다. 여기서, 상기 로컬 모델 파라미터는 내쉬 균형에 기반하여 상기 복수의 단말로부터 전송되는 파라미터일 수 있다. 예를 들

어, 단말은 로컬 모델 업데이트 여부를 결정할 수 있다. 단말은 상기 결정에 기반하여 로컬 모델을 업데이트할 수 있다. 단말은 업데이트된 로컬 모델의 파라미터를 집계기로 전송할 수 있다. 여기서, 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 내쉬 균형에 기반하여 결정될 수 있다.

[0067] 여기서, 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원에 기반하여 결정될 수 있다. 예를 들어, 상기 로컬 모델 업데이트 여부는 상기 단말의 컴퓨팅 자원과 상기 단말이 연합 학습에 참가하였을 경우의 보상에 기반하여 결정될 수 있다. 또는, 단말이 상기 파라미터를 전송하기 위한 전송 전력이 내쉬 균형에 기반하여 결정될 수 있다.

[0068] 이하, 전술한 연합 학습 방법이 적용된 집계기의 일 예시를 설명한다. 일 실시 예에 따른 집계기는 프로세서 및 통신부를 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 통신부를 이용하여 복수의 단말로부터 로컬 모델 파라미터를 획득하고, 상기 획득된 로컬 모델 파라미터를 이용하여 글로벌 모델을 업데이트할 수 있다. 여기서, 로컬 모델 파라미터는 내쉬 균형에 기반하여 상기 복수의 단말로부터 전송될 수 있다.

[0069] 본 명세서에서 모듈이라 함은, 본 발명의 기술적 사상을 수행하기 위한 하드웨어 및 상기 하드웨어를 구동하기 위한 소프트웨어의 기능적, 구조적 결합을 의미할 수 있다. 예컨대, 상기 "모듈"은 소정의 코드와 상기 소정의 코드가 수행되기 위한 하드웨어 자원의 논리적인 단위를 의미할 수 있으며, 반드시 물리적으로 연결된 코드를 의미하거나, 한 종류의 하드웨어를 의미하는 것은 아니다.

[0070] 도 7은 예시적인 실시예들에서 사용되기에 적합한 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경(10)을 예시하여 설명하기 위한 블록도이다. 도시된 실시예에서, 각 컴포넌트들은 이하에 기술된 것 이외에 상이한 기능 및 능력을 가질 수 있고, 이하에 기술된 것 이외에도 추가적인 컴포넌트를 포함할 수 있다.

[0071] 도시된 컴퓨팅 환경(10)은 컴퓨팅 장치(12)를 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨팅 장치(12)는 전술한 집계기 또는 단말일 수 있다. 컴퓨팅 장치(12)는 적어도 하나의 프로세서(14), 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16) 및 통신 버스(18)를 포함한다. 프로세서(14)는 컴퓨팅 장치(12)로 하여금 앞서 언급된 예시적인 실시예에 따라 동작하도록 할 수 있다. 예컨대, 프로세서(14)는 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)에 저장된 하나 이상의 프로그램들을 실행할 수 있다. 상기 하나 이상의 프로그램들은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능 명령어를 포함할 수 있으며, 상기 컴퓨터 실행 가능 명령어는 프로세서(14)에 의해 실행되는 경우 컴퓨팅 장치(12)로 하여금 예시적인 실시예에 따른 동작들을 수행하도록 구성될 수 있다.

[0072] 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)는 컴퓨터 실행 가능 명령어 내지 프로그램 코드, 프로그램 데이터 및/또는 다른 적합한 형태의 정보를 저장하도록 구성된다. 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)에 저장된 프로그램(20)은 프로세서(14)에 의해 실행 가능한 명령어의 집합을 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)는 메모리(랜덤 액세스 메모리와 같은 휘발성 메모리, 비휘발성 메모리, 또는 이들의 적절한 조합), 하나 이상의 자기 디스크 저장 디바이스들, 광학 디스크 저장 디바이스들, 플래시 메모리 디바이스들, 그 밖에 컴퓨팅 장치(12)에 의해 액세스되고 원하는 정보를 저장할 수 있는 다른 형태의 저장 매체, 또는 이들의 적합한 조합일 수 있다.

[0073] 통신 버스(18)는 프로세서(14), 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)를 포함하여 컴퓨팅 장치(12)의 다른 다양한 컴포넌트들을 상호 연결한다.

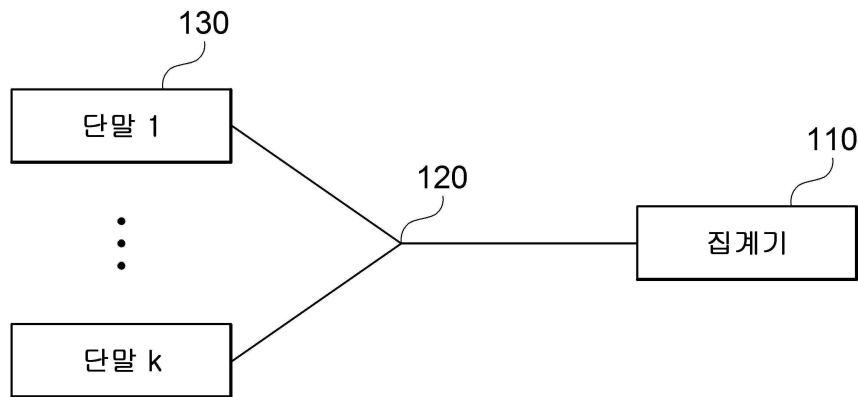
[0074] 컴퓨팅 장치(12)는 또한 하나 이상의 입출력 장치(24)를 위한 인터페이스를 제공하는 하나 이상의 입출력 인터페이스(22) 및 하나 이상의 네트워크 통신 인터페이스(26)를 포함할 수 있다. 입출력 인터페이스(22) 및 네트워크 통신 인터페이스(26)는 통신 버스(18)에 연결된다. 입출력 장치(24)는 입출력 인터페이스(22)를 통해 컴퓨팅 장치(12)의 다른 컴포넌트들에 연결될 수 있다. 예시적인 입출력 장치(24)는 포인팅 장치(마우스 또는 트랙패드 등), 키보드, 터치 입력 장치(터치패드 또는 터치스크린 등), 음성 또는 소리 입력 장치, 다양한 종류의 센서 장치 및/또는 촬영 장치와 같은 입력 장치, 및/또는 디스플레이 장치, 프린터, 스피커 및/또는 네트워크 카드와 같은 출력 장치를 포함할 수 있다. 예시적인 입출력 장치(24)는 컴퓨팅 장치(12)를 구성하는 일 컴포넌트로서 컴퓨팅 장치(12)의 내부에 포함될 수도 있고, 컴퓨팅 장치(12)와는 구별되는 별개의 장치로 컴퓨팅 장치(12)와 연결될 수도 있다.

[0076] 이상에서 본 발명의 대표적인 실시예들을 상세하게 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는 상술한 실시예에 대하여 본 발명의 범주에서 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 변형이 가능함을 이해할 것이다. 그러므로 본 발명의 권리범위는 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 안 되며, 후술하는 특허

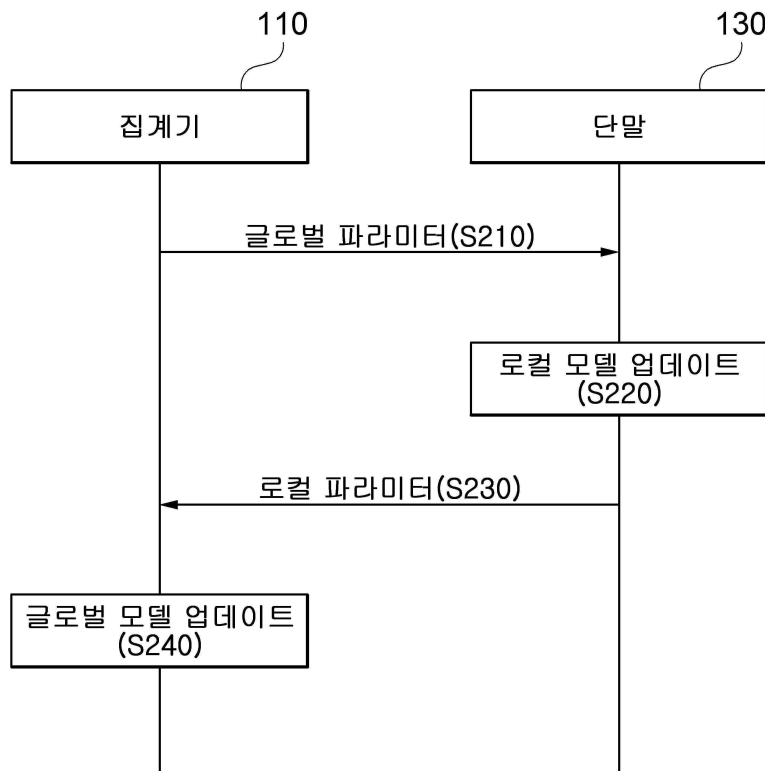
청구범위뿐만 아니라 이 특허청구범위와 균등한 것들에 의해 정해져야 한다.

도면

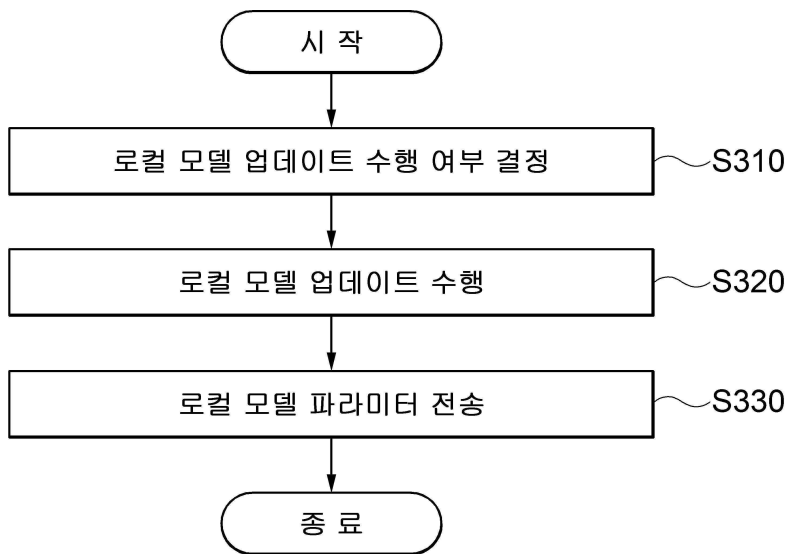
도면1



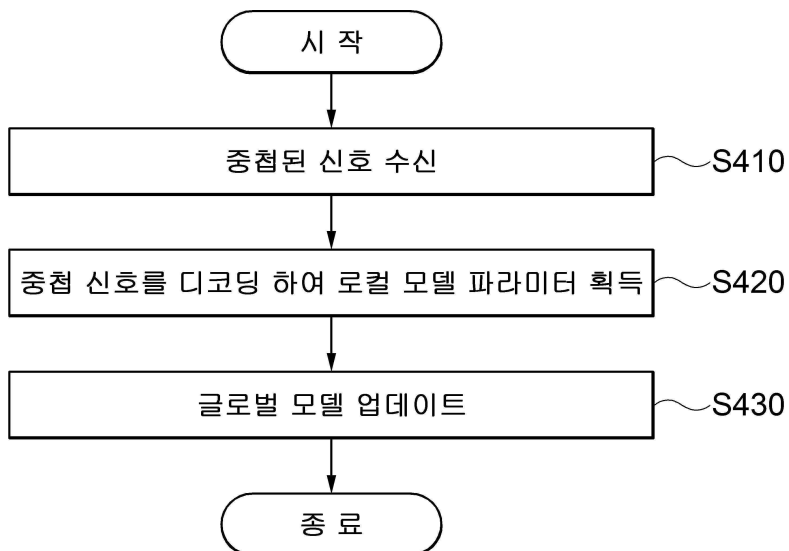
도면2



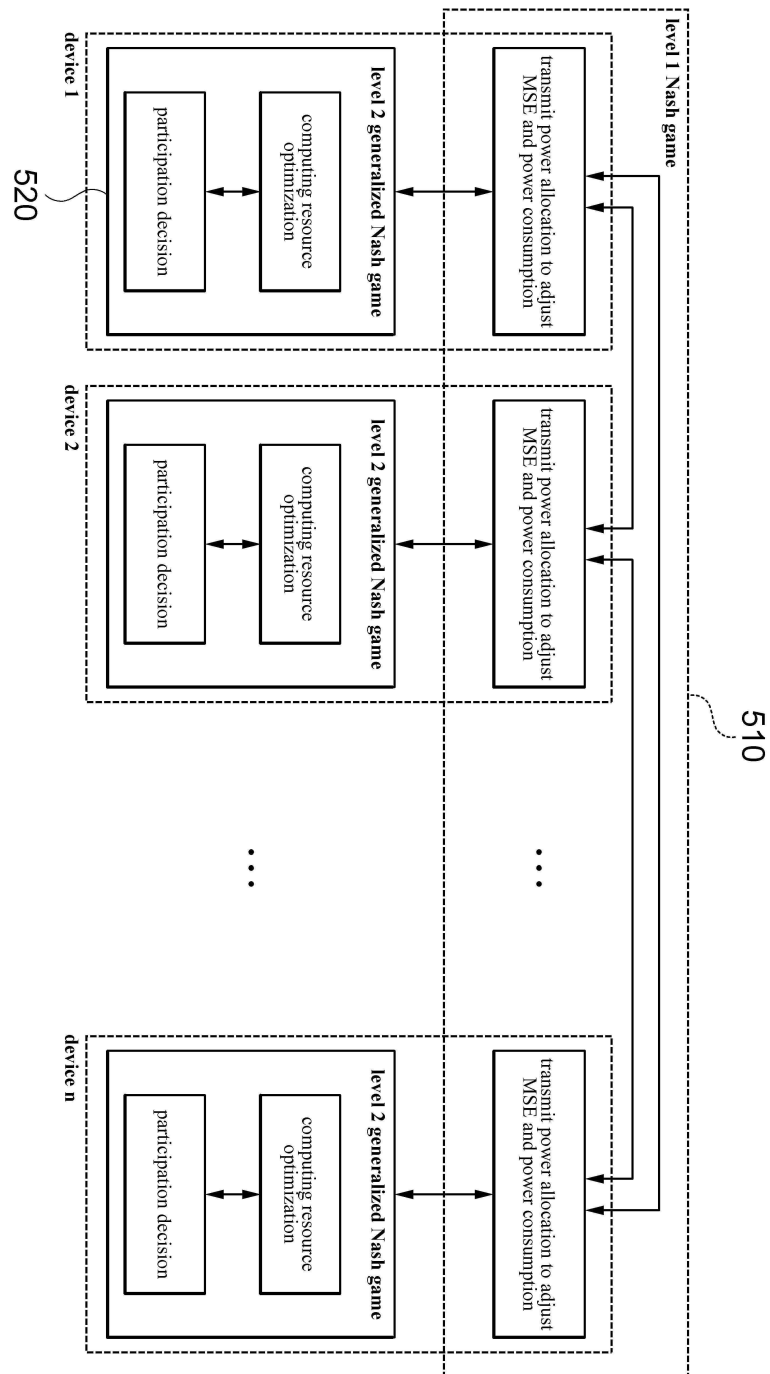
도면3



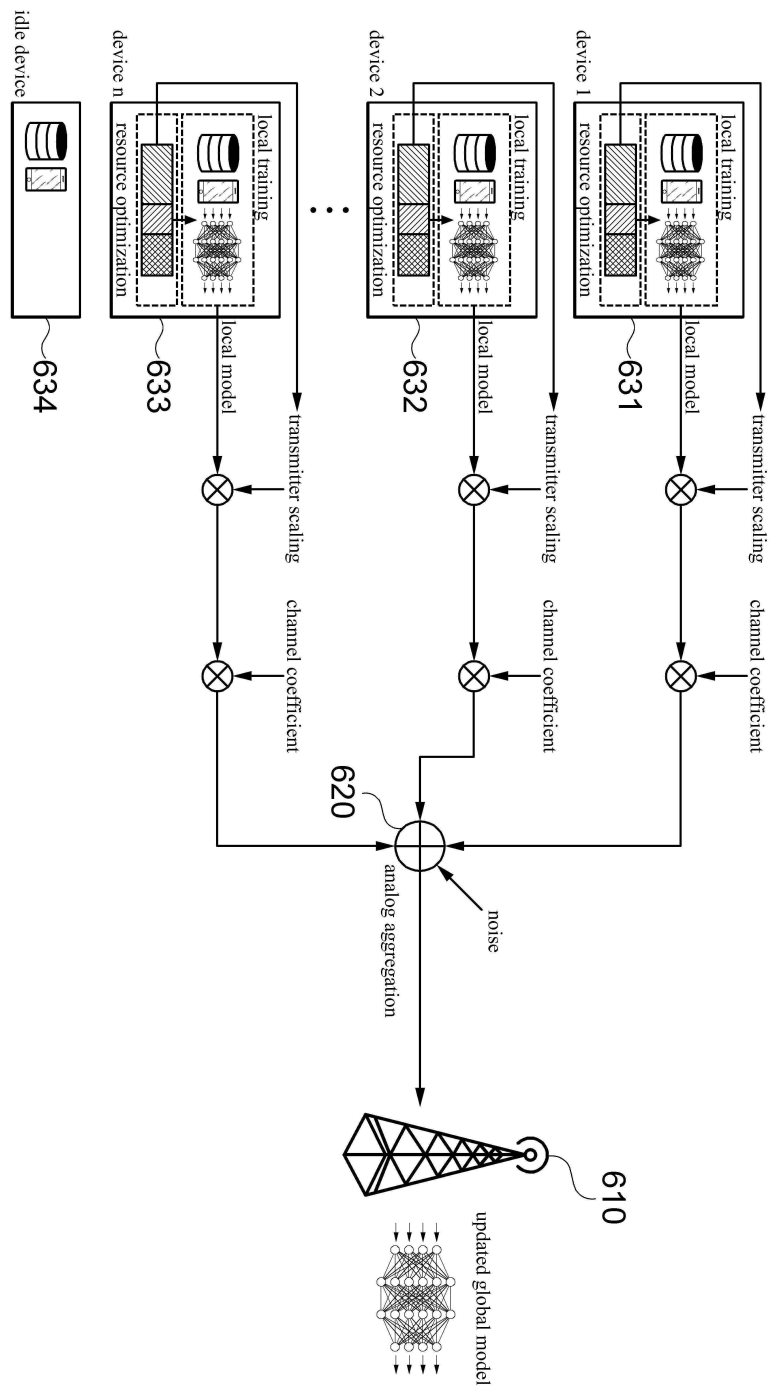
도면4



도면5



도면6



도면7

10

