



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0142789
(43) 공개일자 2024년10월02일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/098 (2023.01) G06N 20/20 (2019.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/098 (2023.01)
G06N 20/20 (2021.08)
(21) 출원번호 10-2023-0037270
(22) 출원일자 2023년03월22일
심사청구일자 2023년03월22일

(71) 출원인
이화여자대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 이화여대길 52 (대현동, 이화여자대학교)
(72) 발명자
도인실
인천광역시 연수구 센트럴로 194, 201동 1703호(송도동, 더샵센트럴파크2)
고은서
서울특별시 강서구 등촌로55길 54-7, 501호(등촌동)
김효원
경기도 수원시 장안구 천천로21번길 33, 613동 603호(정자동 청솔마을주공아파트)
(74) 대리인
김연권

전체 청구항 수 : 총 10 항

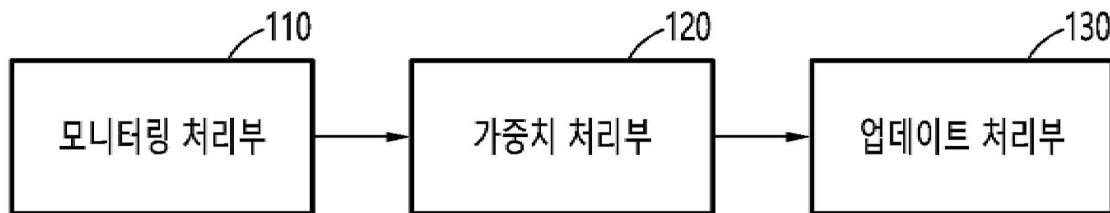
(54) 발명의 명칭 거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용하여 연합 학습의 성능을 개선하는 서버, 시스템 및 방법

(57) 요약

본 발명은 거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용하여 연합 학습의 성능을 개선하는 서버, 시스템 및 방법에 관한 것으로, 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 서버는 복수의 로컬 디바이스로 초기 글로벌 모델을 전달하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로부터 상기 전달된 초기 글로벌 모델에 기반하여 학습된 로 (뒷면에 계속)

대표도 - 도1

100



컬 모델로부터 추출된 복수의 가중치를 수신하는 모니터링 처리부, 상기 수신된 복수의 가중치의 가중치 평균값과 가중치 거리를 산출하고, 상기 수신된 복수의 가중치 각각에 대하여 상기 산출된 가중치 거리와 임계값을 비교하여 스코어를 할당하는 가중치 처리부 및 상기 복수의 가중치 각각과 상기 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어에 기반한 평균(average) 연산을 수행하여 상기 복수의 로컬 디바이스 중 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스의 영향력이 감소하도록 상기 초기 글로벌 모델을 업데이트하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로 상기 업데이트된 글로벌 모델을 전달하는 업데이트 처리부를 포함할 수 있다.

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711191658
과제번호	2023R1A2C1005712
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공분야기초연구사업(통합)-중견연구자지원사업-(유형1-1)중견연구
연구과제명	Urban computing 환경에서 UAM을 위한 지능형 통신 및 데이터 보안 기법
기 여 율	1/1
과제수행기관명	이화여자대학교
연구기간	2023.03.01 ~ 2024.02.29

명세서

청구범위

청구항 1

거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용하여 연합 학습의 성능을 개선하는 서버에 있어서,

복수의 로컬 디바이스로 초기 글로벌 모델을 전달하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로부터 상기 전달된 초기 글로벌 모델에 기반하여 학습된 로컬 모델로부터 추출된 복수의 가중치를 수신하는 모니터링 처리부;

상기 수신된 복수의 가중치의 가중치 평균값과 가중치 거리를 산출하고, 상기 수신된 복수의 가중치 각각에 대하여 상기 산출된 가중치 거리와 임계값을 비교하여 스코어를 할당하는 가중치 처리부; 및

상기 복수의 가중치 각각과 상기 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어에 기반한 평균(average) 연산을 수행하여 상기 복수의 로컬 디바이스 중 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스의 영향력이 감소하도록 상기 초기 글로벌 모델을 업데이트하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로 상기 업데이트된 글로벌 모델을 전달하는 업데이트 처리부를 포함하는 것을 특징으로 하는

연합 학습의 성능을 개선하는 서버.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 가중치 처리부는 상기 가중치 평균값에서 상기 복수의 가중치 중 어느 하나의 가중치를 제외한 값에 기반하여 상기 어느 하나의 가중치에 해당하는 가중치 거리를 산출하는 것을 특징으로 하는

연합 학습의 성능을 개선하는 서버.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 가중치 처리부는 상기 산출된 가중치 거리가 상기 임계값을 초과하면 상기 산출된 가중치 거리와 관련된 로컬 디바이스를 상기 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스로 결정하여 스코어 기준값보다 낮은 값으로 상기 스코어를 할당하는 것을 특징으로 하는

연합 학습의 성능을 개선하는 서버.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 업데이트 처리부는 복수의 모니터링 라운드 마다 추출된 복수의 가중치 각각과 상기 추출된 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어를 각각 곱하여 상기 스코어가 반영된 가중치들의 평균 값을 산출하고, 상기 산출된 평균 값으로 상기 초기 글로벌 모델을 업데이트하는 것을 특징으로 하는

연합 학습의 성능을 개선하는 서버.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 모니터링 처리부는 상기 업데이트된 글로벌 모델을 전달되는 업데이트 라운드 이후의 복수의 모니터링 라운드 각각에서 상기 업데이트된 글로벌 모델에 기반하여 학습된 로컬 모델로부터 추출된 복수의 가중치를 수신하는 것을 특징으로 하는

연합 학습의 성능을 개선하는 서버.

청구항 6

거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용하여 연합 학습의 성능을 개선하는 시스템에 있어서,

복수의 로컬 디바이스에 초기 글로벌 모델을 전달하는 서버; 및

상기 전달된 초기 글로벌 모델에 기반하여 로컬 모델을 학습하고, 상기 서버로 상기 학습된 로컬 모델로부터 추출된 가중치를 전달하는 복수의 로컬 디바이스를 포함하고,

상기 서버는 상기 복수의 로컬 디바이스로부터 수신된 복수의 가중치에 대한 가중치 평균값과 가중치 거리를 산출하고, 상기 수신된 복수의 가중치 각각에 대하여 상기 산출된 가중치 거리와 임계값을 비교하여 스코어를 할당하며, 상기 복수의 가중치 각각과 상기 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어에 기반한 평균(average) 연산을 수행하여 상기 복수의 로컬 디바이스 중 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스의 영향력이 감소하도록 상기 초기 글로벌 모델을 업데이트하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로 상기 업데이트된 글로벌 모델을 전달하는 것을 특징으로 하는

연합 학습의 성능을 개선하는 시스템.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 서버는 상기 가중치 평균값에서 상기 복수의 가중치 중 어느 하나의 가중치를 제외한 값에 기반하여 상기 어느 하나의 가중치에 해당하는 가중치 거리를 산출하고, 상기 산출된 가중치 거리가 상기 임계값을 초과하면 상기 산출된 가중치 거리와 관련된 로컬 디바이스를 상기 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스로 결정하여 스코어 기준값보다 낮은 값으로 상기 스코어를 할당하는 것을 특징으로 하는

연합 학습의 성능을 개선하는 시스템.

청구항 8

제6항에 있어서,

상기 서버는 복수의 모니터링 라운드마다 추출된 복수의 가중치 각각과 상기 추출된 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어를 각각 곱하여 상기 스코어가 반영된 가중치들의 평균 값을 산출하고, 상기 산출된 평균 값으로 상기 초기 글로벌 모델을 업데이트하는 것을 특징으로 하는

연합 학습의 성능을 개선하는 시스템.

청구항 9

거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용하여 연합 학습의 성능을 개선하는 방법에 있어서,

모니터링 처리부에서, 복수의 로컬 디바이스에 초기 글로벌 모델을 전달하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로부터 상기 전달된 초기 글로벌 모델에 기반하여 학습된 로컬 모델로부터 추출된 복수의 가중치를 수신하는 단계;

가중치 처리부에서, 상기 수신된 복수의 가중치의 가중치 평균값과 가중치 거리를 산출하고, 상기 수신된 복수의 가중치 각각에 대하여 상기 산출된 가중치 거리와 임계값을 비교하여 스코어를 할당하는 단계; 및

업데이트 처리부에서, 상기 복수의 가중치 각각과 상기 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어에 기반한 평균(average) 연산을 수행하여 상기 복수의 로컬 디바이스 중 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스의 영향력이 감소하도록 상기 초기 글로벌 모델을 업데이트하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로 상기 업데이트된 글로벌 모델을 전달하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는

연합 학습의 성능을 개선하는 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 수신된 복수의 가중치의 가중치 평균값과 가중치 거리를 산출하고, 상기 수신된 복수의 가중치 각각에 대하여 상기 산출된 가중치 거리와 임계값을 비교하여 스코어를 할당하는 단계는,

상기 가중치 평균값에서 상기 복수의 가중치 중 어느 하나의 가중치를 제외한 값에 기반하여 상기 어느 하나의 가중치에 해당하는 가중치 거리를 산출하는 단계; 및

상기 산출된 가중치 거리가 상기 임계값을 초과하면 상기 산출된 가중치 거리와 관련된 로컬 디바이스를 상기 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스로 결정하여 스코어 기준값보다 낮은 값으로 상기 스코어를 할당하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는

연합 학습의 성능을 개선하는 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용하여 연합 학습의 성능을 개선하는 서버, 시스템 및 방법에 관한 것으로, 거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용한 모니터링 라운드와 업데이트 라운드로 구성된 연합 학습을 수행하여 각 라운드에서 이질적인 분포를 보이는 로컬 디바이스의 가중치에 대한 영향력을 임시로 조정하여 연합 학습의 성능을 개선하는 기술에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근 오늘날에는 IoT와 같은 인터넷에 연결되는 장치의 수가 증가함에 따라, 다양한 디바이스로부터 기하급수적인 양의 데이터가 생성되고 있는데, 데이터로부터 유의미한 작업을 하기 위해서는 각 로컬 디바이스의 원본 데이터를 중앙 서버에 업로드해야 한다.

[0003] 하지만, 데이터를 중앙 서버로 업로드하는 과정에서 개인정보가 유출될 가능성이 있고, 이러한 문제는 연합학습을 도입함으로써 해결할 수 있다.

[0004] 연합학습은 여러 디바이스에서 데이터를 로컬로 유지하면서 글로벌 모델을 공동으로 학습할 수 있도록 하는 머신 러닝 기술로서, 일반적으로 연합학습은 모든 로컬 디바이스에 글로벌 모델을 배포하여 작동한다.

[0005] 각 디바이스에서 로컬 데이터를 사용하여 글로벌 모델을 학습하고 추출된 가중치를 중앙 서버로 보내고, 서버는 가중치를 집계하여 글로벌 모델을 업데이트한다.

[0006] 거리 기반 탐지 기술은 데이터 지점 간의 거리 또는 유사성을 계산하고 이 측정을 사용하여 패턴 또는 관계를 식별하는 것을 의미한다.

[0007] 이 과정에서 유클리드 거리, 맨해튼 거리, 코사인 유사성과 같은 다양한 거리측정을 사용할 수 있고, 이러한 기술은 종종 나머지 데이터셋과 크게 다른 데이터를 식별하는 데 사용된다.

[0008] 연합 학습은 원본 데이터가 로컬에 있기 때문에 사용자의 개인 정보를 보호할 수 있지만, 장치 간 사용 패턴과 환경의 차이로 인해 데이터의 불균형 분포를 유발하여 글로벌 모델에 부정적인 영향을 미칠 수도 있다.

[0009] 기존 연구에서는 이러한 통계적 이질성 문제를 해결하기 위해 불균형한 분포를 유발하는 장치들을 배제하여 학습을 진행하였다.

[0010] 이는 기존 연합학습에 비해 향상된 성능을 보였으나 불균형한 분포를 유발하는 노드들을 완전히 제거하면 훈련 데이터셋의 전반적인 다양성이 감소할 수 있다.

[0011] 또한, 학습 중에 광범위한 데이터에 노출되지 않기 때문에 새로운 상황에 대처하기 어렵다.

[0012] 또 다른 방법은 그래디언트 압축으로 네트워크 통해 전송해야 하는 기울기의 크기를 줄임으로써 이질성 문제를 해결하는 데 도움이 될 수 있다.

[0013] 그래디언트 압축을 통해 장치는 더 적은 데이터로 모델을 업데이트할 수 있지만, 과도한 그래디언트 압축은 정보 손실을 유발하여 학습 품질에 부정적인 영향을 미칠 수 있기 때문에 통신 효율성과 정확성 사이에서 균형을 맞추기 위해 압축 정도를 신중하게 선택해야 한다.

[0014] 기존에 가중치의 영향력을 조절하는 방법으로는 학습률과 가중치 감쇠가 있다. 학습률은 주로 로컬에서 중앙 서버로 가중치를 전송할 때 속도를 조절하기 위해 사용되고, 가중치 감소는 일반적으로 과적합을 막기 위해 사용되며 중앙 서버에서 가중치에 규제를 가함으로써 가중치를 정규화하는 기술이다.

[0015] 해당 기술들을 통해 가중치에 영향을 줄 수 있지만 이질성을 해결하기 위해 고안된 방법이 아니기 때문에 근본적인 문제를 해결하기에는 충분하지 않다.

[0016] 이러한 이유로 해당 기술들은 편향된 분포를 유발하는 노드들을 신중하게 탐지하여 영향력을 줄이기는 어렵다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0017] (특허문헌 0001) 한국공개특허 제10-2022-0063923호, "연합 학습 기반 측위 단말, 서버 및 시스템 "
- (특허문헌 0002) 한국공개특허 제10-2022-0067926호, "연합학습 모델에서 이상 클라이언트를 제거하는 방법"
- (특허문헌 0003) 한국공개특허 제10-2022-0149802호, "신경 네트워크들을 위한 동적 가중치 업데이트들 "

발명의 내용

해결하려는 과제

[0018] 본 발명은 거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용한 모니터링 라운드와 업데이트 라운드로 구성된 연합 학습을 수행하여 각 라운드에서 이질적인 분포를 보이는 로컬 디바이스의 가중치에 대한 영향력을 스코어 할당으로 임시로 조정하여 연합 학습의 성능을 개선하는 것을 목적으로 한다.

[0019] 본 발명은 모니터링 라운드와 업데이트 라운드로 구성하여 다양한 상황에서의 일반화 능력 향상과 글로벌 모델의 업데이트 횟수의 감소로 인해 연합 학습에 대한 커뮤니케이션 오버헤드를 완화하는 것을 목적으로 한다.

[0020] 본 발명은 가중치 거리에 따라 가중치에 스코어를 할당하고 편향된 데이터셋을 가지는 노드를 배제하는 것이 아니라 그 영향력을 낮춤에 따라 모델의 다양성을 유지하면서 새로운 데이터에 대하여 정확하고 효과적으로 대응할 수 있는 연합 학습의 성능을 개선을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0021] 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 서버는 복수의 로컬 디바이스로 초기 글로벌 모델을 전달하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로부터 상기 전달된 초기 글로벌 모델에 기반하여 학습된 로컬 모델로부터 추출된 복수의 가중치를 수신하는 모니터링 처리부, 상기 수신된 복수의 가중치의 가중치 평균값과 가중치 거리를 산출하고, 상기 수신된 복수의 가중치 각각에 대하여 상기 산출된 가중치 거리와 임계값을 비교하여 스코어를 할당하는 가중치 처리부 및 상기 복수의 가중치 각각과 상기 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어에 기반한 평균(average) 연산을 수행하여 상기 복수의 로컬 디바이스 중 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스의 영향력이 감소하도록 상기 초기 글로벌 모델을 업데이트하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로 상기 업데이트된 글로벌 모델을 전달하는 업데이트 처리부를 포함할 수 있다.

[0022] 상기 가중치 처리부는 상기 가중치 평균값에서 상기 복수의 가중치 중 어느 하나의 가중치를 제외한 값에 기반하여 상기 어느 하나의 가중치에 해당하는 가중치 거리를 산출할 수 있다.

[0023] 상기 가중치 처리부는 상기 산출된 가중치 거리가 상기 임계값을 초과하면 상기 산출된 가중치 거리와 관련된 로컬 디바이스를 상기 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스로 결정하여 스코어 기준값보다 낮은 값으로 상기 스코어를 할당할 수 있다.

[0024] 상기 업데이트 처리부는 복수의 모니터링 라운드 마다 추출된 복수의 가중치 각각과 상기 추출된 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어를 각각 곱하여 상기 스코어가 반영된 가중치들의 평균 값을 산출하고, 상기 산출된 평균 값으로 상기 초기 글로벌 모델을 업데이트할 수 있다.

[0025] 상기 모니터링 처리부는 상기 업데이트된 글로벌 모델을 전달되는 업데이트 라운드 이후의 복수의 모니터링 라운드 각각에서 상기 업데이트된 글로벌 모델에 기반하여 학습된 로컬 모델로부터 추출된 복수의 가중치를 수신할 수 있다.

[0026] 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 시스템은 복수의 로컬 디바이스에 초기 글로벌 모델을 전달하는 서버 및 상기 전달된 초기 글로벌 모델에 기반하여 로컬 모델을 학습하고, 상기 서버로 상기 학습된

로컬 모델로부터 추출된 가중치를 전달하는 복수의 로컬 디바이스를 포함하고, 상기 서버는 상기 복수의 로컬 디바이스로부터 수신된 복수의 가중치에 대한 가중치 평균값과 가중치 거리를 산출하고, 상기 수신된 복수의 가중치 각각에 대하여 상기 산출된 가중치 거리와 임계값을 비교하여 스코어를 할당하며, 상기 복수의 가중치 각각과 상기 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어에 기반한 평균(average) 연산을 수행하여 상기 복수의 로컬 디바이스 중 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스의 영향력이 감소하도록 상기 초기 글로벌 모델을 업데이트하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로 상기 업데이트된 글로벌 모델을 전달할 수 있다.

[0027] 상기 서버는 상기 가중치 평균값에서 상기 복수의 가중치 중 어느 하나의 가중치를 제외한 값에 기반하여 상기 어느 하나의 가중치에 해당하는 가중치 거리를 산출하고, 상기 산출된 가중치 거리가 상기 임계값을 초과하면 상기 산출된 가중치 거리와 관련된 로컬 디바이스를 상기 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스로 결정하여 스코어 기준값보다 낮은 값으로 상기 스코어를 할당할 수 있다.

[0028] 상기 서버는 복수의 모니터링 라운드 마다 추출된 복수의 가중치 각각과 상기 추출된 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어를 각각 곱하여 상기 스코어가 반영된 가중치들의 평균 값을 산출하고, 상기 산출된 평균 값으로 상기 초기 글로벌 모델을 업데이트할 수 있다.

[0029] 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 모니터링 처리부에서, 복수의 로컬 디바이스에 초기 글로벌 모델을 전달하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로부터 상기 전달된 초기 글로벌 모델에 기반하여 학습된 로컬 모델로부터 추출된 복수의 가중치를 수신하는 단계, 가중치 처리부에서, 상기 수신된 복수의 가중치의 가중치 평균값과 가중치 거리를 산출하고, 상기 수신된 복수의 가중치 각각에 대하여 상기 산출된 가중치 거리와 임계값을 비교하여 스코어를 할당하는 단계 및 업데이트 처리부에서, 상기 복수의 가중치 각각과 상기 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어에 기반한 평균(average) 연산을 수행하여 상기 복수의 로컬 디바이스 중 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스의 영향력이 감소하도록 상기 초기 글로벌 모델을 업데이트하고, 상기 복수의 로컬 디바이스로 상기 업데이트된 글로벌 모델을 전달하는 단계를 포함할 수 있다.

[0030] 상기 수신된 복수의 가중치의 가중치 평균값과 가중치 거리를 산출하고, 상기 수신된 복수의 가중치 각각에 대하여 상기 산출된 가중치 거리와 임계값을 비교하여 스코어를 할당하는 단계는, 상기 가중치 평균값에서 상기 복수의 가중치 중 어느 하나의 가중치를 제외한 값에 기반하여 상기 어느 하나의 가중치에 해당하는 가중치 거리를 산출하는 단계 및 상기 산출된 가중치 거리가 상기 임계값을 초과하면 상기 산출된 가중치 거리와 관련된 로컬 디바이스를 상기 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스로 결정하여 스코어 기준값보다 낮은 값으로 상기 스코어를 할당하는 단계를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0031] 본 발명은 거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용한 모니터링 라운드와 업데이트 라운드로 구성된 연합 학습을 수행하여 각 라운드에서 이질적인 분포를 보이는 로컬 디바이스의 가중치에 대한 영향력을 스코어 할당으로 임시로 조정하여 연합 학습의 성능을 개선할 수 있다.

[0032] 본 발명은 모니터링 라운드와 업데이트 라운드로 구성하여 다양한 상황에서의 일반화 능력 향상과 글로벌 모델의 업데이트 횟수의 감소로 인해 연합 학습에 대한 커뮤니케이션 오버헤드를 완화할 수 있다.

[0033] 본 발명은 가중치 거리에 따라 가중치에 스코어를 할당하고 편향된 데이터셋을 가지는 노드를 배제하는 것이 아니라 그 영향력을 낮춤에 따라 모델의 다양성을 유지하면서 새로운 데이터에 대하여 정확하고 효과적으로 대응할 수 있는 연합 학습의 성능을 개선할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0034] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 서버를 설명하는 도면이다.
 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 시스템을 설명하는 도면이다.
 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 모니터링 라운드와 업데이트 라운드를 통한 개선된 연합 학습 구조를 설명하는 도면이다.
 도 4는 본 발명의 일실시예에 따라 모니터링 라운드에서 추출되는 가중치를 설명하는 도면이다.
 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 모니터링 라운드를 통해 산출되는 가중치와 스코어의 추적 및 평균 연산 결과를 설명하는 도면이다.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법을 설명하는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0035] 이하, 본 문서의 다양한 실시 예들이 첨부된 도면을 참조하여 기재된다.
- [0036] 실시 예 및 이에 사용된 용어들은 본 문서에 기재된 기술을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 해당 실시 예의 다양한 변경, 균등물, 및/또는 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0037] 하기에서 다양한 실시 예들을 설명에 있어 관련된 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략할 것이다.
- [0038] 그리고 후술되는 용어들은 다양한 실시 예들에서의 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.
- [0039] 도면의 설명과 관련하여, 유사한 구성요소에 대해서는 유사한 참조 부호가 사용될 수 있다.
- [0040] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다.
- [0041] 본 문서에서, "A 또는 B" 또는 "A 및/또는 B 중 적어도 하나" 등의 표현은 함께 나열된 항목들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다.
- [0042] "제1," "제2," "첫째," 또는 "둘째," 등의 표현들은 해당 구성요소들을, 순서 또는 중요도에 상관없이 수식할 수 있고, 한 구성요소를 다른 구성요소와 구분하기 위해 사용될 뿐 해당 구성요소들을 한정하지 않는다.
- [0043] 어떤(예: 제1) 구성요소가 다른(예: 제2) 구성요소에 "(기능적으로 또는 통신적으로) 연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 상기 어떤 구성요소가 상기 다른 구성요소에 직접적으로 연결되거나, 다른 구성요소(예: 제3 구성요소)를 통하여 연결될 수 있다.
- [0044] 본 명세서에서, "~하도록 구성된(또는 설정된)(configured to)"은 상황에 따라, 예를 들면, 하드웨어적 또는 소프트웨어적으로 "~에 적합한," "~하는 능력을 가지는," "~하도록 변경된," "~하도록 만들어진," "~를 할 수 있는," 또는 "~하도록 설계된"과 상호 호환적으로(interchangeably) 사용될 수 있다.
- [0045] 어떤 상황에서는, "~하도록 구성된 장치"라는 표현은, 그 장치가 다른 장치 또는 부품들과 함께 "~할 수 있는" 것을 의미할 수 있다.
- [0046] 예를 들면, 문구 "A, B, 및 C를 수행하도록 구성된(또는 설정된) 프로세서"는 해당 동작을 수행하기 위한 전용 프로세서(예: 임베디드 프로세서), 또는 메모리 장치에 저장된 하나 이상의 소프트웨어 프로그램들을 실행함으로써, 해당 동작들을 수행할 수 있는 범용 프로세서(예: CPU 또는 application processor)를 의미할 수 있다.
- [0047] 또한, '또는'이라는 용어는 배타적 논리합 'exclusive or' 이기보다는 포함적인 논리합 'inclusive or' 를 의미한다.
- [0048] 즉, 달리 언급되지 않는 한 또는 문맥으로부터 명확하지 않는 한, 'x가 a 또는 b를 이용한다'라는 표현은 포함적인 자연 순열들(natural inclusive permutations) 중 어느 하나를 의미한다.
- [0049] 이하 사용되는 '..부', '..기' 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어, 또는, 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.
- [0051] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 서버를 설명하는 도면이다.
- [0052] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 서버의 구성 요소를 예시한다.
- [0053] 도 1을 참고하면, 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 서버(100)는 모니터링 처리부(110), 가중치 처리부(120) 및 업데이트 처리부(130)를 포함한다.
- [0054] 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 서버(100)는 거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용하여 연합 학습의 성능을 개선할 수 있다.
- [0055] 본 발명의 일실시예에 따르면 모니터링 처리부(110)는 복수의 로컬 디바이스로 초기 글로벌 모델을 전달하고,

복수의 로컬 디바이스로부터 전달된 초기 글로벌 모델에 기반하여 학습된 로컬 모델로부터 추출된 복수의 가중치를 수신한다. 예를 들어, 모니터링 처리부(110)는 모니터링 라운드를 수행한다.

[0056] 초기 글로벌 모델은 모니터링 라운드에서 학습을 진행하기 전에 연합 학습의 성능을 개선하는 서버(100)는 글로벌 모델을 랜덤하게 초기화하여 설정될 수 있다.

[0057] 본 발명의 일실시예에 따르면 가중치 처리부(120)는 복수의 가중치의 가중치 평균값과 가중치 거리를 산출하고, 수신된 복수의 가중치 각각에 대하여 산출된 가중치 거리와 임계값을 비교하여 스코어를 할당할 수 있다.

[0058] 예를 들어, 임계값은 해당 로컬 디바이스가 가중치 거리 범위를 벗어나는지 여부를 판단할 수 있는 한계점에 대해서 나타내는 변수일 수 있다.

[0059] 일례로, 가중치 처리부(120)는 가중치 평균값에서 복수의 가중치 중 어느 하나의 가중치를 제외한 값에 기반하여 어느 하나의 가중치에 해당하는 가중치 거리를 산출한다.

[0060] 본 발명의 일실시예에 따르면 가중치 처리부(120)는 하기 수학적 식 1에 기반하여 가중치 거리를 산출할 수 있다.

[0062] [수학적 식 1]

[0063]
$$di_{kt} = \sqrt{(x - W_{kt})^2}$$

[0065] 수학적 식 1에서, di는 가중치의 거리를 나타낼 수 있고, x는 평균값을 나타낼 수 있고, W는 가중치를 나타낼 수 있고, k는 로컬 디바이스를 나타낼 수 있으며, t는 모니터링 라운드를 나타낼 수 있다.

[0066] 예를 들어, di_{kt} 는 t 번째 모니터링 라운드에서 k번째 로컬 디바이스의 가중치의 거리를 나타내고, W_{kt} 는 t 번째 모니터링 라운드에서 k번째 로컬 디바이스의 가중치를 나타낼 수 있다.

[0067] 본 발명의 일실시예에 따르면 가중치 처리부(120)는 산출된 가중치 거리가 임계값을 초과하면 산출된 가중치 거리와 관련된 로컬 디바이스를 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스로 결정하여 스코어 기준값보다 낮은 값으로 스코어를 할당할 수 있다.

[0068] 일례로, 가중치 처리부(120)는 모니터링 라운드에서 스코어를 기록하고, 스코어가 적용된 가중치를 기반으로 글로벌 모델을 개선하도록 할 수 있다.

[0069] 스코어는 편향된 데이터셋을 가지는 노드의 영향력을 줄이기 위해 설정하는 변수로 "0"과 "1" 사이의 값을 가질 수 있다.

[0070] 예를 들어 스코어 기준 값은 "0"과 "1" 사이의 값 에서 "0.5"일 수 있고, 스코어는 제안하는 수치에 제한되지 않고 사용자의 설정에 따라 변경될 수 있다.

[0071] 본 발명의 일실시예에 따르면 업데이트 처리부(130)는 복수의 가중치 각각과 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어에 기반한 평균(average) 연산을 수행하여 복수의 로컬 디바이스 중 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스의 영향력이 감소하도록 초기 글로벌 모델을 업데이트하고, 복수의 로컬 디바이스로 업데이트된 글로벌 모델을 전달한다.

[0072] 일례로, 업데이트 처리부(130)는 복수의 모니터링 라운드 마다 추출된 복수의 가중치 각각과 추출된 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어를 각각 곱하여 스코어가 반영된 가중치들의 평균 값을 산출하고, 산출된 평균 값으로 초기 글로벌 모델을 업데이트할 수 있다.

[0073] 본 발명의 일실시예에 따르면 업데이트 처리부(130)는 수학적 식 2에 기반하여 가중치와 스코어에 기반한 평균(average) 연산을 수행할 수 있다.

[0075] [수학식 2]

$$Avg = \frac{\sum_{k=1}^{n-1} W_{kt} S_{kt}}{n-1}$$

[0076]

[0078] 수학식 2에서, W 는 가중치를 나타낼 수 있고, S 는 스코어를 나타낼 수 있으며, k 와 n 은 로컬 디바이스를 나타낼 수 있고, t 는 모니터링 라운드를 나타낼 수 있다.

[0079] 업데이트 처리부(130)는 모니터링 라운드를 통해 얻은 $n-1$ 개의 가중치(W_{kt})와 스코어 S_{kt} 를 각각 곱하여 편향된 데이터셋을 가지는 노드의 영향력을 줄이고, 스코어가 반영된 가중치들의 평균을 계산하여 글로벌 모델의 업데이트를 수행할 값을 얻을 수 있다.

[0080] 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 서버(100)는 복수의 모니터링 라운드와 업데이트 라운드를 구분하여 수행하고, 업데이트 라운드 이후 다시 모니터링 라운드를 진행한다.

[0081] 일례로, 모니터링 처리부(110)는 업데이트된 글로벌 모델을 전달되는 업데이트 라운드 이후의 복수의 모니터링 라운드 각각에서 업데이트된 글로벌 모델에 기반하여 학습된 로컬 모델로부터 추출된 복수의 가중치를 수신할 수 있다.

[0082] 따라서, 본 발명은 거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용한 모니터링 라운드와 업데이트 라운드로 구성된 연합 학습을 수행하여 각 라운드에서 이질적인 분포를 보이는 로컬 디바이스의 가중치에 대한 영향력을 스코어 할당으로 임의로 조정하여 연합 학습의 성능을 개선할 수 있다.

[0084] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 시스템을 설명하는 도면이다.

[0085] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 시스템의 구성 요소를 예시한다.

[0086] 도 2를 참고하면, 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 시스템(200)는 서버(210)와 복수의 로컬 디바이스로 구성되고, 복수의 로컬 디바이스는 제1 로컬 디바이스(220), 제2 로컬 디바이스(221) 내지 제N 로컬 디바이스(222)를 포함한다.

[0087] 예를 들어, N 은 자연수로서 로컬 디바이스의 수가 제한되지 않음을 예시한다.

[0088] 서버(210)는 글로벌 모델을 랜덤하게 초기화하고, 이후 제1 로컬 디바이스(220), 제2 로컬 디바이스(221) 내지 제N 로컬 디바이스(222)가 초기화된 초기 글로벌 모델을 받아 로컬 데이터를 통해 학습을 진행하여 로컬 모델을 생성한다.

[0089] 제1 로컬 디바이스(220), 제2 로컬 디바이스(221) 내지 제N 로컬 디바이스(222)는 학습이 완료되면 로컬 모델로부터 각자의 가중치를 추출하여 서버(210)로 업로드한다.

[0090] 서버(210)는 해당 모니터링 라운드 내 가중치들의 평균을 계산한 뒤 평균값과 각 가중치의 거리를 산출한다.

[0091] 예를 들어, 서버(210)는 상기 수학식 1에 기반하여 각 가중치의 거리 및 가중치 평균 값을 산출할 수 있다.

[0092] 예를 들어, 가중치의 거리는 거리 기반 탐지 기술에 기반하여 산출되고, 가중치의 거리는 데이터 지점 간의 거리 또는 유사성을 계산한 결과로서 패턴 또는 관계를 식별하는데 활용된다.

[0093] 가중치의 거리는 유클리드 거리, 맨해튼 거리, 코사인 유사성과 같은 다양한 거리 측정에 기반할 수 있다.

[0094] 서버(210)는 가중치의 거리와 시스템 초기에 설정된 임계값을 비교하여 스코어를 할당할 수 있다.

[0095] 여기서, 임계값은 해당 로컬 디바이스가 가중치 거리 범위를 벗어나는지 여부를 판단할 수 있는 한계점에 대해서 나타내는 변수일 수 있다.

[0096] 서버(210)는 가중치의 거리가 임계값보다 크면 낮은 스코어를 할당하고, 작으면 높은 스코어를 할당한다.

[0097] 예를 들어, 서버(210)는 가중치의 거리가 임계값보다 크면 편향된 데이터셋을 가지는 노드로 간주하여 스코어를

낮게 할당할 수 있다.

- [0098] 서버(210)는 복수의 모니터링 라운드 이후 업데이트 라운드를 수행하고, 평균(average) 연산을 통해 산출되는 값을 집계하여 글로벌 모델을 업데이트하고, 업데이트된 글로벌 모델을 각 로컬 디바이스로 전달할 수 있다.
- [0099] 서버(210)는 모니터링 라운드를 통해 얻은 $n-1$ 개의 가중치(W_{kt})와 스코어(S_{kt})를 각각 곱하여 편향된 데이터셋을 가지는 노드의 영향력을 줄이고, 스코어가 반영된 가중치들의 평균을 계산하여 글로벌 모델의 업데이트를 수행할 값을 얻을 수 있다.
- [0100] 예를 들어, 서버(210)는 제1 로컬 디바이스(220), 제2 로컬 디바이스(221) 내지 제N 로컬 디바이스(222)에 대하여 극단적인 데이터가 다수를 차지하는 경우, 라운드의 가중치 평균값이 커지기 때문에 모든 노드가 임계치 이상의 값을 가지게 되어 모두 편향된 데이터셋을 가지는 노드로 여긴다.
- [0101] 이런 경우에는 서버(210)는 가장 거리가 먼 노드를 제외하고 다시 평균값을 계산하여 거리를 계산한다.
- [0102] 서버(210)는 상술한 복수의 모니터링 라운드와 업데이트 라운드를 반복 후, 사전에 정의된 종료 조건이 만족되면 업데이트된 최종 글로벌 모델을 추출하고 연합학습을 종료할 수 있다.
- [0103] 따라서, 본 발명은 모니터링 라운드와 업데이트 라운드로 구성하여 다양한 상황에서의 일반화 능력 향상과 글로벌 모델의 업데이트 횟수의 감소로 인해 연합 학습에 대한 커뮤니케이션 오버헤드를 완화할 수 있다.
- [0105] 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 모니터링 라운드와 업데이트 라운드를 통한 개선된 연합 학습 구조를 설명하는 도면이다.
- [0106] 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 모니터링 라운드와 업데이트 라운드를 통한 개선된 연합 학습 구조의 개념도를 예시한다.
- [0107] 도 3을 참고하면, 본 발명의 일실시예에 따라 개선된 연합 학습 구조는 제1 모니터링 라운드(S300) 내지 제N-1 모니터링 라운드(S301)인 복수의 모니터링 라운드와 제N 업데이트 라운드(S310)로 구성된다. 예를 들어, N은 3 이상의 수일 수 있다.
- [0108] 예를 들어, 모니터링 라운드는 복수의 라운드로 제1 및 제2 라운드에서 수행되고, 업데이트 라운드는 제3 라운드로서 수행되고, 모니터링 라운드들과 업데이트 라운드로 구성되어 매3 라운드 진행될 수 있다.
- [0109] 모니터링 라운드와 업데이트 라운드에서 가중치(300)가 로컬 디바이스(310)로부터 추출되고, 클라우드(320)를 통해 서버(330)로 전달된다.
- [0110] 가중치(300)는 로컬 디바이스(310) A, B, C 및 D의 로컬 모델로부터 추출 및 수집될 수 있다.
- [0111] 제N 업데이트 라운드(S310)는 로컬 모델로부터 수집된 가중치의 평균 값과 거리를 산출하고, 가중치의 거리에 대한 스코어를 산출하여 가중치와 스코어를 결합하여 글로벌 모델을 업데이트한다.
- [0112] 로컬 디바이스(310) A, B, C 및 D는 업데이트된 글로벌 모델에 기반하여 로컬 모델을 학습하여 연합 학습의 성능을 개선한다.
- [0114] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따라 모니터링 라운드에서 추출되는 가중치를 설명하는 도면이다.
- [0115] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따라 모니터링 라운드에서 추출되는 가중치와 가중치 거리의 상관 관계를 예시한다.
- [0116] 도 4를 참고하면, 그래프(400)는 수학적 1에 기반하여 산출되는 가중치에 해당하는 가중치 거리를 나타낸다.
- [0117] 예를 들어, 가중치(401)는 로컬 디바이스A로부터 추출되는 가중치일 수 있고, 가중치(402)는 로컬 디바이스B로부터 추출되는 가중치일 수 있으며, 가중치(403)는 로컬 디바이스C로부터 추출되는 가중치일 수 있고, 가중치(404)는 로컬 디바이스D로부터 추출되는 가중치일 수 있다.
- [0118] 가중치(401)의 가중치 거리가 가장 크고, 가중치(404)의 가중치 거리가 가장 작다.
- [0119] 가중치 거리가 큰 것은 편향된 데이터셋을 가지는 노드에 해당하는 가중치일 수 있다.

- [0120] 그래프(400)는 모니터링 라운드에서 서버가 로컬 디바이스들로부터 수신하는 가중치에 대하여 수학식 1에 기반하여 산출되는 가중치 거리를 보여준다.
- [0122] 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 모니터링 라운드를 통해 산출되는 가중치와 스코어의 축적 및 평균 연산 결과를 설명하는 도면이다.
- [0123] 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 모니터링 라운드를 통해 산출되는 가중치와 스코어의 축적 및 평균 연산 결과에 대한 매개변수 축적과 평균 연산 결과를 예시한다.
- [0124] 도 5를 참고하면, 본 발명의 일실시예에 따른 매개변수 축적과 평균 연산 결과(500)는 각 로컬 디바이스에 모니터링 라운드에 대한 평균 연산 결과를 보여준다.
- [0125] 매개변수 축적과 평균 연산 결과(500)는 수학식 2에 따른 평균 연산 결과를 포함한다.
- [0126] 예를 들어, 로컬 디바이스 A의 가중치는 W_{a1} 이고, 스코어는 S_{a1} 인데 수학식 2에 따라서 평균 연산 결과가 도출될 수 있다.
- [0127] 예를 들어, 로컬 디바이스 B의 가중치는 W_{b1} 이고, 스코어는 S_{b1} 인데 수학식 2에 따라서 평균 연산 결과가 도출될 수 있다.
- [0128] 예를 들어, 로컬 디바이스 C의 가중치는 W_{c1} 이고, 스코어는 S_{c1} 인데 수학식 2에 따라서 평균 연산 결과가 도출될 수 있다.
- [0129] 예를 들어, 로컬 디바이스 D의 가중치는 W_{d1} 이고, 스코어는 S_{d1} 인데 수학식 2에 따라서 평균 연산 결과가 도출될 수 있다.
- [0130] 평균 연산 결과는 라운드는 1라운드에서 $n-1$ 라운드에 기반하고, n 은 3이상일 수 있다.
- [0132] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법을 설명하는 도면이다.
- [0133] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법이 모니터링 라운드와 업데이트 라운드로 구분하여 거리 기반 탐지에 따른 가중치의 거리를 이용하여 연합 학습의 성능을 개선하는 것을 예시한다.
- [0134] 예를 들어, 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 서버와 복수의 로컬 디바이스로 구성된 연합 학습 시스템에서 서버가 연합 학습의 성능을 개선하는 방법일 수 있다.
- [0135] 도 6을 참고하면, 단계(S601)에서 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 복수의 가중치를 수신한다.
- [0136] 즉, 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 복수의 로컬 디바이스에 초기 글로벌 모델을 전달하고, 복수의 로컬 디바이스로부터 전달된 초기 글로벌 모델에 기반하여 학습된 로컬 모델로부터 추출된 복수의 가중치를 수신할 수 있다.
- [0137] 단계(S602)에서 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 가중치의 평균 값과 가중치 거리를 산출할 수 있다.
- [0138] 즉, 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 복수의 가중치의 가중치 평균값과 가중치 거리를 산출한다.
- [0139] 예를 들어, 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 가중치 평균값에서 복수의 가중치 중 어느 하나의 가중치를 제외한 값에 기반하여 어느 하나의 가중치에 해당하는 가중치 거리를 산출한다.
- [0140] 단계(S603)에서 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 가중치 거리와 임계 값을 비교하여 스코어를 할당한다.
- [0141] 즉, 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 복수의 가중치 각각에 대하여 산출된 가중치 거리와 임계값을 비교하여 스코어를 할당한다.

- [0142] 예를 들어, 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 산출된 가중치 거리가 임계값을 초과하면 산출된 가중치 거리와 관련된 로컬 디바이스를 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스로 결정하여 스코어 기준값보다 낮은 값으로 상기 스코어를 할당한다.
- [0143] 단계(S604)에서 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 가중치와 스코어에 기반하여 글로벌 모델을 업데이트 한다.
- [0144] 즉, 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습의 성능을 개선하는 방법은 복수의 가중치 각각과 복수의 가중치 각각에 대해 할당된 스코어에 기반한 평균(average) 연산을 수행하여 복수의 로컬 디바이스 중 편향된 데이터셋을 갖는 로컬 디바이스의 영향력이 감소하도록 초기 글로벌 모델을 업데이트하고, 복수의 로컬 디바이스로 업데이트된 글로벌 모델을 전달할 수 있다.
- [0145] 따라서, 본 발명은 가중치 거리에 따라 가중치에 스코어를 할당하고 편향된 데이터셋을 가지는 노드를 배제하는 것이 아니라 그 영향력을 낮춤에 따라 모델의 다양성을 유지하면서 새로운 데이터에 대하여 정확하고 효과적으로 대응할 수 있는 연합 학습의 성능을 개선할 수 있다.
- [0146] 다시 말해, 본 발명은 편향된 데이터셋을 가지는 노드라도 새롭게 유입되는 데이터에 대하여 가중치 및 가중치 거리가 변경되어서 데이터셋의 편향도가 변경될 수 있음에 스코어에 기반하여 영향력을 조절하는 것으로 노드의 데이터셋의 다양성을 유지함에 연합 학습의 성능을 개선할 수 있다.
- [0148] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPA(field programmable array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.
- [0149] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(signal wave)에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(embodiment)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.
- [0150] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.
- [0151] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

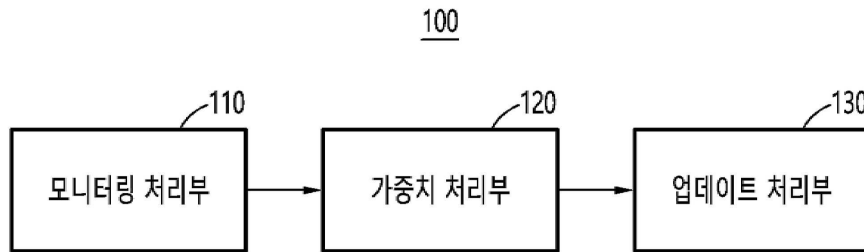
부호의 설명

- [0152] 100: 연합 학습의 성능을 개선하는 서버
110: 모니터링 처리부 120: 가중치 처리부

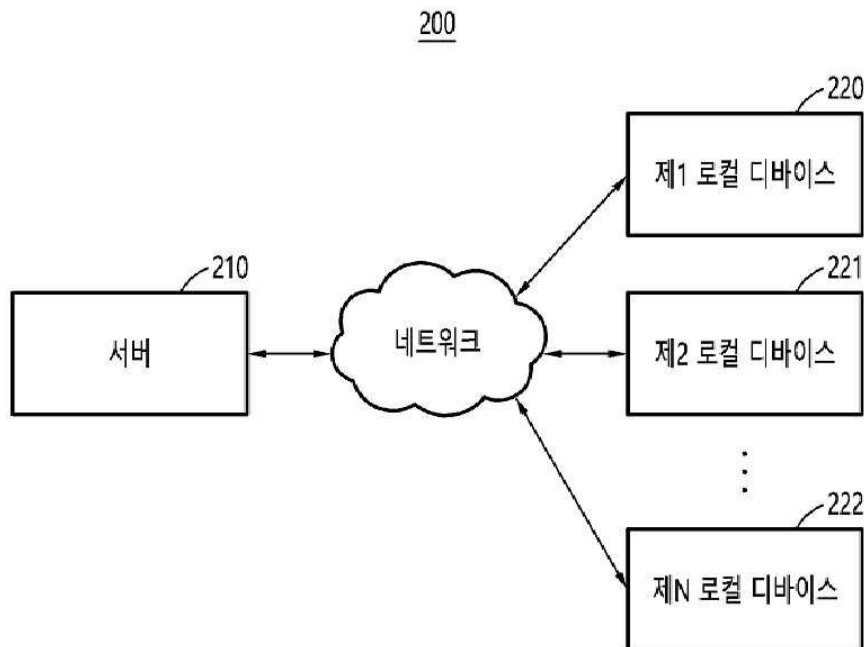
130: 업데이트 처리부

도면

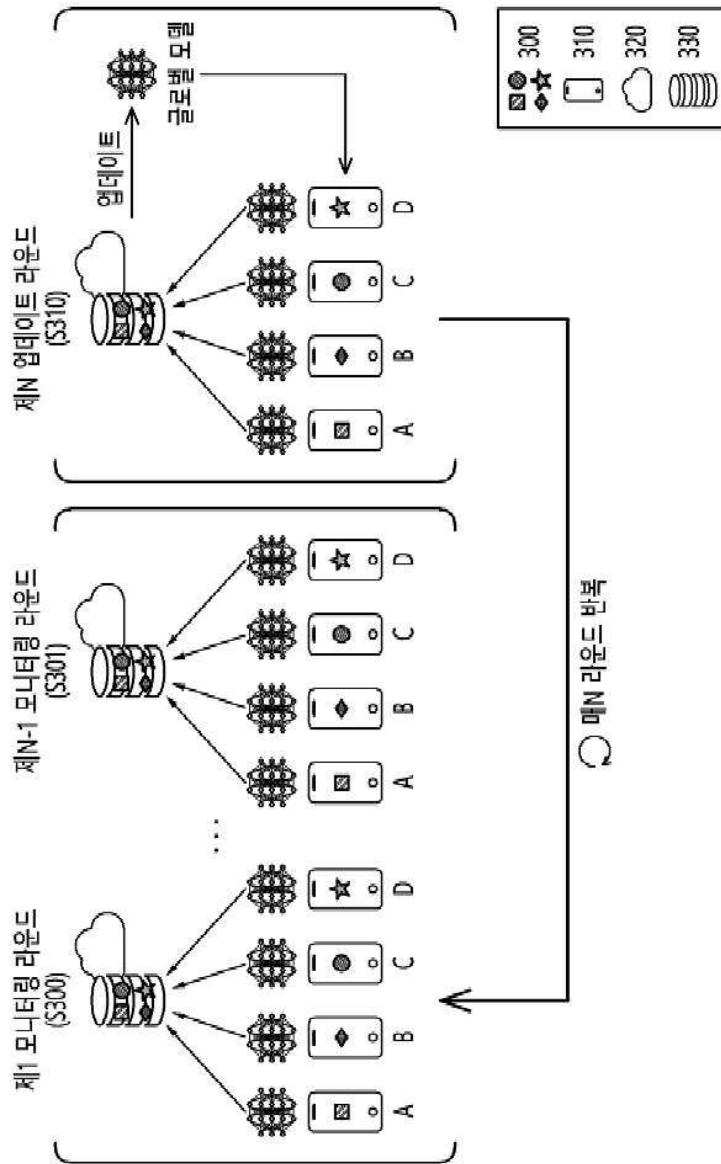
도면1



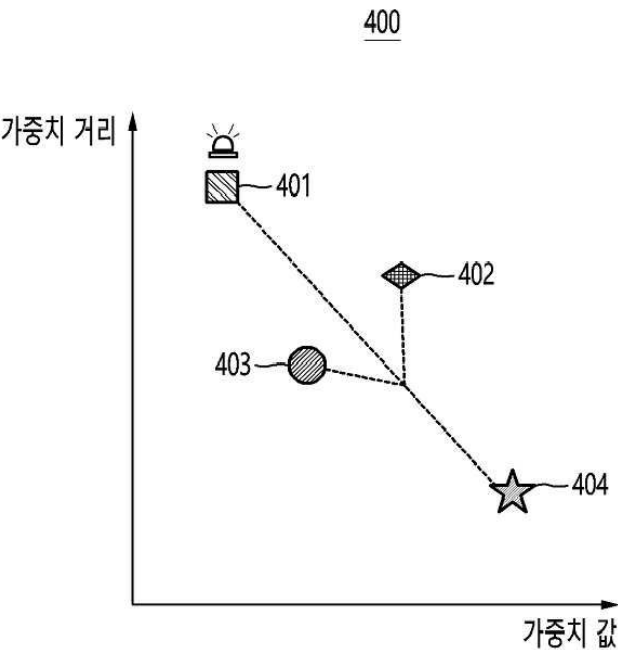
도면2



도면3



도면4



도면5

500

Device	Round 1		...	Average
	Weight	score		
A ()	W_{a1}	S_{a1}	...	$\frac{\sum_{t=1}^{n-1} W_{at} \cdot S_{at}}{n-1}$
B ()	W_{b1}	S_{b1}	...	$\frac{\sum_{t=1}^{n-1} W_{bt} \cdot S_{bt}}{n-1}$
C ()	W_{c1}	S_{c1}	...	$\frac{\sum_{t=1}^{n-1} W_{ct} \cdot S_{ct}}{n-1}$
D ()	W_{d1}	S_{d1}	...	$\frac{\sum_{t=1}^{n-1} W_{dt} \cdot S_{dt}}{n-1}$

도면6

