(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0041133
(43) 공개일자 2023년03월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 20/20 (2019.01) *G06N 3/04* (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06N 20/20 (2021.08)
G06N 3/045 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2021-0123945
(22) 출원일자 2021년09월16일
심사청구일자 2022년11월16일

(71) 출원인
주식회사 카카오엔터프라이즈
경기도 성남시 분당구 판교역로 235 ,3층(삼평동,에이치스퀘어엔동)
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
정민우
경기도 성남시 분당구 판교역로 235 3층
이정혜
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50, 울산과학기술원 112동 302-7호
한석주
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50, 울산과학기술원 112동 302-7호
(74) 대리인
특허법인리담

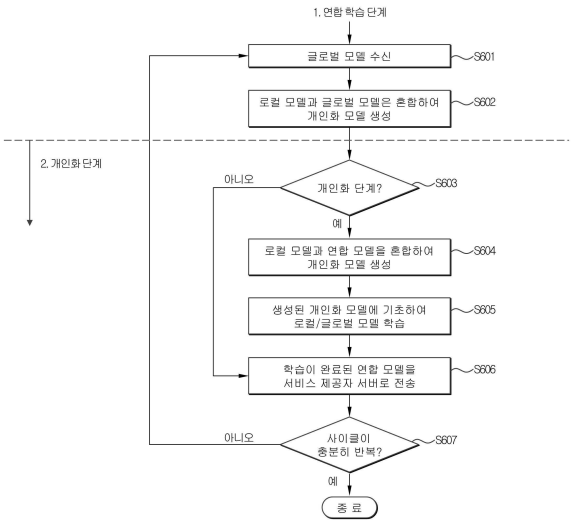
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 **낮은 오차를 갖는 연결된 부분 공간 학습을 통한 개인화 연합 학습 단말, 시스템 및 그것의 제어 방법**

(57) 요 약

본 발명은 다양한 클라이언트 단말과 서버가 연합하여 연합 학습을 수행하고, 특정 클라이언트 단말에 적합하도록 개인화 작업을 수행하는 기술에 관한 것이다. 보다 구체적으로 본 발명은, 로컬 모델을 저장하고, 서비스 제공자 서버로부터 글로벌 모델을 수신하며, 상기 수신된 글로벌 모델을 복제한 연합 모델과 상기 수신된 글로벌 모델과 상기 로컬 모델을 혼합한 개인화 모델을 생성하고, 상기 생성된 개인화 모델에 기초하여 상기 수신된 글로벌 모델을 학습시킨 연합 모델을 생성하며, 상기 생성된 연합 모델을 상기 서비스 제공자 서버로 전송하는 연합 학습 기술에 관한 것이다.

대 표 도 - 도6



(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2023.01)

청구범위유예 : 있음
임시명세서출원 : 있음

명 세 서

청구범위

청구항 1

연합 학습을 수행하는 단말의 제어 방법에 있어서,

로컬 모델을 저장하는 단계;

서비스 제공자 서버로부터 글로벌 모델을 수신하는 단계;

상기 수신한 글로벌 모델을 복제하여 연합 모델로 설정하는 단계;

상기 연합 모델과 상기 로컬 모델을 혼합한 개인화 모델을 생성하는 단계;

상기 생성된 개인화 모델에 기초하여 상기 연합 모델을 학습시키는 단계; 및

상기 학습된 연합 모델을 상기 서비스 제공자 서버로 전송하는 단계를 포함하는,

연합 학습을 수행하는 단말의 제어 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 생성된 개인화 모델에 기초하여 상기 저장된 로컬 모델과 상기 연합 모델을 업데이트하는 단계를 더 포함하는,

연합 학습을 수행하는 단말의 제어 방법.

청구항 3

제 1 항에 있어서, 상기 개인화 모델을 생성하는 단계는,

난수를 생성하는 단계; 및

상기 생성된 난수에 기초하여 상기 복제된 연합 모델과 상기 로컬 모델을 혼합하여 개인화 모델을 구성하는 단계를 포함하는,

연합 학습을 수행하는 단말의 제어 방법.

청구항 4

제 1 항에 있어서, 상기 연합 모델을 생성하는 단계는,

손실 함수를 계산하는 단계; 및

상기 손실 함수를 최소화하ㄴ는 방향으로 상기 개인화 모델을 학습하는 단계를 포함하되,

상기 손실 함수는, 상기 연합 모델과 상기 로컬 모델의 직교성을 유도하기 위한 제1규제항을 포함하는,

연합 학습을 수행하는 단말의 제어 방법.

청구항 5

제 4 항에 있어서, 상기 제1규제항은,

상기 연합 모델과 상기 로컬 모델의 코사인 유사도를 포함하는,

연합 학습을 수행하는 단말의 제어 방법.

청구항 6

제 4 항에 있어서, 상기 손실 함수는,

상기 연합 모델과 상기 로컬 모델 간에 거리를 제한하는 제2규제항을 포함하는,

연합 학습을 수행하는 단말의 제어 방법.

청구항 7

제 1 항에 있어서,

학습 사이클이 충분히 반복되었는지 판단하는 단계를 더 포함하되,

상기 판단 결과 충분히 반복되지 않은 경우, 상기 수신하는 단계 내지 상기 전송하는 단계의 학습 사이클을 반복적으로 수행하는,

연합 학습을 수행하는 단말의 제어 방법.

청구항 8

연합 학습을 수행하는 단말에 있어서,

로컬 모델을 저장하는 모델 저장부;

서비스 제공자 서버와 데이터를 주고받기 위한 통신부; 및

연합 학습을 수행하는 제어부를 포함하되,

상기 제어부는,

상기 서비스 제공자 서버로부터 글로벌 모델을 수신하고,

상기 수신된 글로벌 모델을 복제하여 연합 모델을 생성하고,

상기 연합 모델과 상기 로컬 모델을 혼합한 개인화 모델을 생성하며,

상기 생성된 개인화 모델에 기초하여 상기 연합 모델을 학습시키고,

상기 학습된 연합 모델을 상기 서비스 제공자 서버로 전송하는,

연합 학습을 수행하는 단말.

청구항 9

제 8 항에 있어서, 상기 제어부는,

상기 생성된 개인화 모델에 기초하여 상기 저장된 로컬 모델과 연합 모델을 업데이트하는,

연합 학습을 수행하는 단말.

청구항 10

제 8 항에 있어서, 상기 제어부는 상기 개인화 모델을 학습하는데 있어서,

난수를 생성하고, 상기 생성된 난수에 기초하여 상기 연합 모델과 상기 로컬 모델을 혼합하는,

연합 학습을 수행하는 단말.

청구항 11

제 8 항에 있어서, 상기 제어부는 상기 연합 모델을 생성하는데 있어서,

손실 함수를 계산하고,

상기 손실 함수를 최소화하는 방향으로 상기 개인화 모델을 학습하되,

상기 손실 함수는, 상기 연합 모델과 상기 로컬 모델의 직교성을 유도하기 위한 제1규제항을 포함하는,

연합 학습을 수행하는 단말.

청구항 12

제 11 항에 있어서, 상기 제1규제항은,

상기 연합 모델과 상기 로컬 모델의 코사인 유사도를 포함하는,

연합 학습을 수행하는 단말.

청구항 13

제 11 항에 있어서, 상기 손실 함수는,

상기 연합 모델과 상기 수신된 글로벌 모델 간에 거리를 제한하는 제2규제항을 포함하는,

연합 학습을 수행하는 단말.

청구항 14

제 8 항에 있어서, 상기 제어부는,

학습 사이클이 충분히 반복되었는지 판단하되,

상기 판단 결과 충분히 반복되지 않은 경우, 상기 수신하는 단계 내지 상기 전송하는 단계의 학습 사이클을 반복적으로 수행하는,

연합 학습을 수행하는 단말.

청구항 15

연합 학습을 수행하는 시스템에 있어서,

상기 적어도 하나의 클라이언트 단말에 글로벌 모델을 제공하는 서비스 제공자 서버; 및

상기 서비스 제공자 서버로부터 글로벌 모델을 수신하고, 수신된 글로벌 모델을 복제하여 연합 모델을 구성한 뒤 업데이트하는 적어도 하나의 클라이언트 단말을 포함하되,

상기 클라이언트 단말 각각은,

로컬 모델, 상기 연합 모델 및 상기 글로벌 모델을 저장하고,

상기 복제한 연합 모델과 상기 로컬 모델을 혼합한 개인화 모델을 생성하며,

상기 생성된 개인화 모델에 기초하여 상기 연합 모델을 학습시키고,

상기 학습된 연합 모델을 상기 서비스 제공자 서버로 전송하는,

연합 학습을 수행하는 시스템.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 데이터 분산 환경에서 모델을 학습할 수 있는 기술에 관한 것으로, 보다 구체적으로 개인 정보가 존재할 수 있는 민감한 데이터가 다양한 곳에서 생성됨에 따라 분산되어 저장되어 있는 환경에서 여러 클라이언트가 연합하여 모델에 대한 학습 및 모델의 개인화를 수행하는 기술에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 인공지능(AI, Artificial Intelligence) 기반 서비스의 핵심은 방대한 양의 학습 데이터에 기반하여 충분하게 인공지능 모델을 학습하는 것이다. 인공지능 모델의 성능은 충분한 학습에 기반하기 때문이다.

[0004] 첨단 통신 기술과 컴퓨팅 기술의 비약적인 발전으로 인하여 보급된 방대한 수의 클라이언트 단말 각각은 데이터 생산자이자 동시에 데이터 보관자로 기능한다. 그렇기 때문에 데이터 중앙 집중 식 환경에서 인공지능 모델(머신 러닝이나 딥 러닝 등)을 훈련하는 것은 효과적이지 못하다. 특히, 이러한 데이터에는 다른 장소로 공유하거나 전송할 수 없는 개인 정보가 포함되어 있기 때문에, 어느 한 곳에서 수집하는 것이 불가능하기 때문이다.

[0005] 이와 같이 인공지능 모델을 학습하기 위한 학습 데이터는 다양한 곳에서 생성되고 저장되기 때문에, 이러한 데이터 분산 환경에서의 학습은 많은 AI 기반 서비스 제공업체의 관심 과제이다. 이러한 상황에서 연합 학습(Federated Learning)이 주요 솔루션으로 자리 잡았지만 개인화 측면에서는 여전히 개선의 여지가 있다.

[0006] 연합 학습 시스템에 있어서의 학습은 일반적으로 모든 클라이언트 장치에 동일하게 배포되는 ㄴ글로벌 모델을 최적화하는데 중점을 둔다. 그러나 로컬 데이터의 분포가 클라이언트 간에 서로 다르다는 가정하에 단일 글로벌 모델은 각 클라이언트의 개인화 성능을 이끌어내기에 충분하지 못할 것이다.

[0007] 이에 따라, 연합 학습 시스템을 통하여 학습된 인공지능 모델에 대해서 각 클라이언트에 효과적으로 개인화가 가능한 모델을 형성하는 기술에 대한 연구가 요구되는 실정이다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 연합 학습 시스템에서 학습된 글로벌 모델에 대해서 각 클라이언트 단말에 최적화된 개인화 모델을 구성하는 방법을 제공하는 것이다.

[0010] 본 발명이 해결하고자 하는 다른 과제는 글로벌 모델과 로컬 모델의 두 끝점 사이에 저 손실 부분 공간(low-loss subspace) 연속체를 통하여 개인화 모델의 학습 방법을 제공하는 것이다.

[0011] 본 발명에서 이루고자 하는 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0013] 상기 또는 다른 과제를 해결하기 위해 본 발명의 일 측면에 따르면, 연합 학습을 수행하는 단말의 제어 방법에 있어서, 로컬 모델을 저장하는 단계; 서비스 제공자 서버로부터 글로벌 모델을 수신하는 단계; 상기 수신된 글

로벌 모델을 복제하여 연합 모델로 설정하는 단계; 상기 연합 모델과 상기 로컬 모델을 혼합한 개인화 모델을 생성하는 단계; 상기 생성된 개인화 모델에 기초하여 상기 수신된 연합 모델과 로컬 모델을 업데이트 하는 단계; 및 상기 생성된 연합 모델을 상기 서비스 제공자 서버로 전송하는 단계; 서비스 제공자 서버가 연합 모델들을 클라이언트로부터 취합하여 새로운 글로벌 모델을 구성하는 단계를 포함하는, 연합 학습을 수행하는 단말의 제어 방법을 제공한다.

[0014] 상기 생성된 개인화 모델에 기초하여 상기 저장된 로컬 모델을 업데이트하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0015] 상기 개인화 모델을 생성하는 단계는, 난수를 생성하는 단계; 및 상기 생성된 난수에 기초하여 상기 구성된 연합 모델과 상기 로컬 모델을 혼합하여 개인화 모델을 구성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0016] 상기 개인화 모델을 훈련하는 단계는, 손실 함수를 계산하는 단계; 및 상기 손실 함수를 최소화하는 방향으로 상기 연합 모델과 로컬 모델을 동시에 학습하는 단계를 포함하되, 상기 손실 함수는, 상기 연합 모델과 상기 로컬 모델의 직교성을 유도하기 위한 제1규제항을 포함할 수 있다.

[0017] 상기 제1규제항은, 상기 연합 모델과 상기 로컬 모델의 코사인 유사도를 0으로 강제하는 것을 포함할 수 있다.

[0018] 상기 손실 함수는, 상기 연합 모델과 상기 로컬 모델 간에 거리를 제한하는 제2규제항을 포함할 수 있다.

[0019] 학습 사이클이 충분히 반복되었는지 판단하는 단계를 더 포함하되, 상기 판단 결과 충분히 반복되지 않은 경우, 상기 수신하는 단계 내지 상기 전송하는 단계의 학습 사이클을 반복적으로 수행할 수 있다.

[0021] 상기 또는 다른 과제를 해결하기 위해 본 발명의 다른 측면에 따르면, 연합 학습을 수행하는 단말에 있어서, 로컬 모델을 저장하는 모델 저장부; 서비스 제공자 서버와 모델을 주고받기 위한 통신부; 및 연합 학습을 수행하는 제어부를 포함하되, 상기 제어부는, 상기 서비스 제공자 서버로부터 글로벌 모델을 수신하고, 상기 수신된 글로벌 모델을 복제하여 구성한 연합 모델을 혼합한 개인화 모델을 생성하며, 상기 생성된 개인화 모델에 기초하여 상기 수신된 연합 모델과 로컬 모델을 업데이트하고, 상기 생성된 연합 모델을 상기 서비스 제공자 서버로 전송하는, 연합 학습을 수행하는 단말을 제공한다.

[0022] 상기 제어부는, 상기 생성된 개인화 모델에 기초하여 상기 저장된 로컬 모델과 연합 모델을 동시에 업데이트할 수 있다. 상기 제어부는 상기 개인화 모델을 생성하는데 있어서, 난수를 생성하고, 상기 생성된 난수에 기초하여 상기 연합 모델과 상기 로컬 모델을 혼합하여 개인화 모델을 구성할 수 있다.

[0023] 상기 제어부는 상기 개인화 모델을 업데이트 하는데 있어서, 손실 함수를 계산하고, 상기 손실 함수를 최소화하는 방향으로 상기 연합 모델과 로컬 모델을 학습하되, 상기 손실 함수는, 상기 연합 모델과 상기 로컬 모델의 직교성을 유도하기 위한 제1규제항을 포함할 수 있다.

[0024] 상기 제1규제항은, 상기 연합 모델과 상기 로컬 모델의 코사인 유사도를 포함할 수 있다.

[0025] 상기 손실 함수는, 상기 연합 모델과 상기 수신된 글로벌 모델 간에 거리를 제한하는 제2규제항을 포함할 수 있다.

[0026] 상기 제어부는, 학습 사이클이 충분히 반복되었는지 판단하되, 상기 판단 결과 충분히 반복되지 않은 경우, 상기 수신하는 단계 내지 상기 전송하는 단계의 학습 사이클을 반복적으로 수행할 수 있다.

[0028] 상기 또는 다른 과제를 해결하기 위해 본 발명의 다른 측면에 따르면, 연합 학습을 수행하는 시스템에 있어서, 상기 적어도 하나의 클라이언트 단말에 글로벌 모델을 제공하는 서비스 제공자 서버; 및 상기 서비스 제공자 서버로부터 글로벌 모델을 수신하고, 수신된 글로벌 모델을 복제하여 연합 모델을 설정하고 로컬 모델과 함께 혼합하여 개인화 모델을 생성하는 적어도 하나의 클라이언트 단말을 포함하되, 상기 클라이언트 단말 각각은, 로컬 모델을 저장하고, 상기 연합 모델과 상기 로컬 모델을 혼합한 개인화 모델을 생성하며, 상기 생성된 개인화 모델에 기초하여 상기 연합 모델을 업데이트 하고, 상기 생성된 연합 모델을 상기 서비스 제공자 서버로 전송하는, 연합 학습을 수행하는 시스템을 제공한다.

발명의 효과

[0030] 본 발명에 따른 개인화 연합 학습의 효과에 대해 설명하면 다음과 같다.

[0031] 본 발명의 실시 예들 중 적어도 하나에 의하면, 각 클라이언트 단말에 분산되어 있는 로컬 데이터를 학습에 활용하여 보다 정확한 글로벌 모델을 생성할 수 있다는 장점이 있다.

[0032] 또한, 본 발명의 실시 예들 중 적어도 하나에 의하면, 각 클라이언트에 있는 데이터가 통계적으로 동일하지 않기 때문에 발생될 수 있는 클라이언트 단말마다 고유한 차이를 극복한 개인화된 인공지능 모델을 각각 생성할 수 있다는 장점이 있다.

[0033] 본 발명의 적용 가능성의 추가적인 범위는 이하의 상세한 설명으로부터 명백해질 것이다. 그러나 본 발명의 사상 및 범위 내에서 다양한 변경 및 수정은 당업자에게 명확하게 이해될 수 있으므로, 상세한 설명 및 본 발명의 바람직한 실시 예와 같은 특정 실시 예는 단지 예시로 주어진 것으로 이해되어야 한다.

도면의 간단한 설명

[0035] 도 1 및 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습 시스템(10)이 연합 단계를 수행하는 개념도를 도시하는 도면이다.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 서비스 제공자 서버(100)의 블록도를 도시하는 도면이다.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 클라이언트 단말(200)의 블록도를 도시하는 도면이다.

도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 연합 모델, 로컬 모델 및 글로벌 모델 간의 관계를 설명하는 개념도이다.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 클라이언트 단말(200) 상에서 개인화 단계의 제어 순서도를 도시하는 도면이다.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 연합 단계 및 개인화 단계의 개념을 설명하기 위한 도면이다.

도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 i번째 클라이언트 단말(200-i)에서 형성되는 저 손실 부분 공간의 개념을 설명하는 개념도이다.

도 9는 심각한 통계적 이질성 (pathological non-IID) 설정(MNIST 및 CIFAR10)의 결과 테이블을 도시한다.

도 10은 디리클레 분포에 기반(Hsu et al., 2019)한 통계적 이질성 (Dirichlet distribution-based non-IID) 설정 (CIFAR100 및 TinyImageNet)의 결과 테이블을 도시한다.

도 11은 LEAF 벤치마크에서 제공하는 통계적 이질성 (Caldas et al., 2018) 설정 (FEMNIST 및 Shakespeare)의 결과 테이블을 도시한다.

도 12는 본 발명의 일실시예에 따른 "2. 개인화 단계"의 시작 라운드를 결정짓는 L을 선정하는 실험 결과를 도시한다.

도 13은는 본 발명의 일실시예 중 모델 단위 혼합(SuPerFed-MM) 설정에 대하여 하이퍼 파라미터 μ와 v의 성능의 변화를 도시한다.

도 14는 본 발명의 일실시예 중 레이어 단위 혼합(SuPerFed-LM) 설정에 대하여 하이퍼 파라미터 μ와 v의 성능의 변화를 도시한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0036] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 명세서에 개시된 실시 예를 상세히 설명하되, 도면 부호에 관계없이 동일하거나 유사한 구성요소는 동일한 참조 번호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다. 이하의 설명에서 사용되는 구성요소에 대한 접미사 "모듈" 및 "부"는 명세서 작성의 용이함만이 고려되어 부여되거나 혼용되는 것으로서, 그 자체로 서로 구별되는 의미 또는 역할을 갖는 것은 아니다. 또한, 본 명세서에 개시된 실시 예를 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 명세서에 개시된 실시 예의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 첨부된 도면은 본 명세서에 개시된 실시 예를 쉽게 이해할 수 있도록 하기 위한 것일 뿐, 첨부된 도면에 의해 본 명세서에 개시된 기술적 사상이 제한되지 않으며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0037] 제1, 제2 등과 같이 서수를 포함하는 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되지는 않는다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.

[0038] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.

[0039] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다.

[0040] 본 출원에서, "포함한다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0042] 상술한 바와 같이, 연합 학습 시스템을 통하여 얻어지는 단일 글로벌 모델은 데이터의 통계적 이질성 문제로 인해 연합 학습에 참여하는 모든 클라이언트에게 만족스러운 경험을 제공하기에 충분하지 않다. 왜냐하면 클라이언트 단말마다 고유한 차이(예: 문화, 국가, 연령 등)가 있기 때문에 각 클라이언트에 있는 데이터가 통계적으로 동일하지 않기 때문이다. 즉, 이러한 경우 각 클라이언트 단말은 자체 데이터를 사용하여 자체적으로 로컬 모델을 훈련하고 활용하는 것이 훨씬 더 낫기 때문에, 하나의 인공지능 모델을 훈련하기 위해 연합 학습에 참여할 필요성이 없다.

[0043] 이하에서 설명되는 본 발명에서는, 분산되어 있으나 개인 정보 등의 이유로 수집이 어려운 방대한 양의 학습 데이터에 기반하여 학습된 연합 모델의 활용을 통하여 충분한 학습을 수행하면서도, 동시에 각 클라이언트의 개별적이고 특유한 차이를 반영할 수 있는 개인화를 수행할 수 있는 방법을 제안한다.

[0045] 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습 프로세스는 크게 두 개로 구분될 수 있을 것이다. 첫 번째 단계는 연합 단계(Federation Phase)이고, 두 번째 단계는 개인화 단계(Personalization Phase)이다. 이하에서는 설명의 편의를 위하여 두 개의 단계를 구분하여 설명하지만, 이는 개념적인 구분을 의미할 뿐 이러한 구분에 의하여 본 발명이 한정되는 것은 아닐 것이다.

[0047] **1. 연합 단계**

[0048] 도 1 및 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 연합 학습 시스템(10)이 연합 단계를 수행하는 개념도를 도시하는 도면이다.

[0049] 연합 학습 시스템(10)은 서비스 제공자 서버(100) 및 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...)을 포함할 수 있다.

[0050] 서비스 제공자 서버(100)는, 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...)과 연합하여 학습을 수행하기 위한 구성으로, 글로벌 모델(21)을 구비한다.

[0051] 글로벌 모델(21)이란, 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...) 각각이 학습으로 획득한 연합 모델(들)을 취합하여 연합 학습을 주관하는 서비스 제공자 서버에서 하나의 대표적인 모델로 구성한 모델을 말한다.

[0052] 연합 모델(22-1, 22-2, ...)이란, 서비스 제공자 서버(100)로부터 제공받은 글로벌 모델(21)을 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...) 각각이 복제하여 자신들이 소유한 데이터를 바탕으로 학습을 수행한 결과 모델을 의미한다.

[0053] 이하에서 후술되는 로컬 모델(23-1, 23-2, ...)이란, 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...) 고유의 개인화 성능을 위하여 각각이 연합 모델(22-1, 22-2, ...)과 별개로 소유하고 있는 모델을 의미한다. 즉, 서비스 제공자 서버(100)로부터 제공받은 글로벌 모델(21)과 별개로 연합 모델과 혼합되며 개인화 작업을 수행한 결과를 의미한다.

[0055] 서비스 제공자 서버(100)는 글로벌 모델(21)을 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...)에게 제공하여, 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...) 각각에게 제공된 글로벌 모델(21)을 연합 모델(22-1, 22-2, ...)로 복제하도록 요청하고 로컬 모델(23-1, 23-2, ...)과 혼합되어 개인화 모델로써 동시에 업데이트 되도록 함으로써 개인화 작업을 수행시킨다.

[0057] 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 서비스 제공자 서버(100)의 블록도를 도시하는 도면이다.

[0058] 도 3에 도시된 구성요소들은 서비스 제공자 서버(100)를 구현하는데 있어서 필수적인 것은 아니어서, 본 명세서 상에서 설명되는 서비스 제공자 서버(100)는 위에서 열거된 구성요소들 보다 많거나, 또는 적은 구성요소들을 가질 수 있다.

[0059] 도 3을 참조하면, 서비스 제공자 서버(100)는 프로세서(301) 및 메모리(302)를 포함한다.

[0060] 메모리(302)는 프로세서(301)에 의해 실행 가능한 하나 이상의 명령어를 저장한다.

[0061] 프로세서(301)는 메모리(302)에 저장된 하나 이상의 명령어를 실행한다. 프로세서(301)는 명령어를 실행하는 것에 의해 본 발명의 설명과 관련하여 설명된 하나 이상의 동작을 실행할 수 있다.

[0063] 다시 도 1로 복귀하면, 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...)은 클라이언트(사용자)가 소유한 단말로, 서비스 제공자 서버(100)와의 상호작용에 기초하여 클라이언트에게 서비스를 제공해주기 위한 구성이다. 서비스 제공자 서버(100)로부터 글로벌 모델(21)을 제공받으면, 이를 복제하여 연합 모델(22-1, 22-2, ...)로 설정하고, 자신이 소유하고 있는 학습 데이터에 기초하여 연합 모델(22-1, 22-2, ...)과 로컬 모델(23-1, 23-2, ...)을 혼합하여 개인화 모델을 구성한 뒤, 이를 학습함으로써 동시에 연합 모델과 로컬 모델에 대한 업데이트를 수행한다.

[0065] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 클라이언트 단말(200)의 블록도를 도시하는 도면이다. 도 1 및 도 2에서 설명되는 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...)을 통칭하여 클라이언트 단말(200)이라고 한다.

[0066] 도 4에 도시된 구성요소들은 클라이언트 단말(200)를 구현하는데 있어서 필수적인 것은 아니어서, 본 명세서 상에서 설명되는 서비스 제공자 서버(100)는 위에서 열거된 구성요소들 보다 많거나, 또는 적은 구성요소들을 가질 수 있다.

[0067] 도 4를 참조하면, 클라이언트 단말(200)은 모델 저장부(401), 통신부(402), 제어부(403) 및 클라이언트 데이터베이스(404, 이하 클라이언트 DB라고 함)를 포함하도록 구성될 수 있다.

[0068] 모델 저장부(401)는 인공지능 모델을 저장하기 위한 구성을 의미한다. 모델 저장부(401)는 서비스 제공자 서버(100)로부터 제공받은 글로벌 모델(21)이나, 글로벌 모델(21)을 학습하여 얻어진 연합 모델(22)을 저장할 수 있다.

[0069] 통신부(402)는 클라이언트 단말(200)와 무선 통신 시스템 사이, 또는 클라이언트 단말(200)와 외부 서버(서비스 제공자 서버(100) 등) 사이의 무선 통신을 가능하게 하는 하나 이상의 모듈을 포함할 수 있다. 또한, 통신부(402)는, 클라이언트 단말(200)를 하나 이상의 네트워크에 연결하는 하나 이상의 모듈을 포함할 수 있다.

[0070] 제어부(403)는 통상적으로 클라이언트 단말(200)의 전반적인 동작을 제어한다. 제어부(403)는 위에서 살펴본 구성요소들을 통해 입력 또는 출력되는 신호, 데이터, 정보 등을 처리하거나 메모리에 저장된 응용 프로그램을 구동함으로써, 사용자에게 적절한 정보 또는 기능을 제공 또는 처리할 수 있다.

[0071] 또한, 제어부(403)는 메모리에 저장된 응용 프로그램을 구동하기 위하여, 클라이언트 단말(200)에 포함된 구성요소들 중 적어도 둘 이상을 서로 조합하여 동작 시킬 수 있다.

[0072] 클라이언트 DB(404)는, 적어도 하나의 로컬 데이터를 저장한다. 본 발명의 일실시예에서 로컬 데이터란, 클라이언트 단말(200)에서 수집된 데이터이거나 사용자의 개인 정보 등 외부로 유출하는 것이 적절하지 않은 데이터를 의미한다. 즉, 로컬 데이터란 서비스 제공자 서버(100)에서 활용될 수 없는 데이터로서, 클라이언트 단말(200)

은 로컬 데이터를 활용하여 연합 모델(22)에 대한 학습을 수행하여 이를 서버로 송신, 글로벌 모델(21)을 생성하거나, 이하에서 보다 구체적으로 다룰 로컬 모델(23)을 생성한다.

[0074] 다시 도 1을 참고하면, 서비스 제공자 서버(100)는 자신이 보유하고 있던 글로벌 모델(21)을 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...)에게 제공하여 연합 학습을 수행시킨다.

[0075] 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...) 각각은, 각자의 데이터 베이스에 저장되어 있는 학습 데이터에 기초하여, 제공받은 글로벌 모델(21)을 연합 모델(22)로 복제한 뒤 이에 대한 학습을 수행한다. 예를 들어, 제 1 클라이언트 단말(200-1)은 글로벌 모델(21)을 복제하여, 제 1 연합 모델(22-1, w_1^f)을 생성하고, 이를 학습할 수 있다.

[0077] 도 2를 참고하면, 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...) 각각은 자신이 학습한 결과인 적어도 하나의 연합 모델(22-1, 22-2, ...)을 서비스 제공자 서버(100)에 제공한다.

[0078] 서비스 제공자 서버(100)는 제공받은 적어도 하나의 연합 모델(22-1, 22-2, ...)을 기초로 글로벌 모델(21)에 대한 업데이트(w^g -> $w^{g'}$)를 할 수 있다. 이와 같이 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...) 각각이 학습한 연합 모델(22-1, 22-2, ...)을 제공받아 기존 글로벌 모델(21, w^g)을 업데이트된 글로벌 모델(21', $w^{g'}$)로 변경하는 것을 연합 학습의 한 사이클이라고 할 수 있을 것이다.

[0079] 적어도 하나의 연합 모델(22-1, 22-2, ...)을 기초로 글로벌 모델(21)에 대한 업데이트를 수행하는 구체적인 방법에 대해서는 이하에서 상세히 후술한다.

[0081] 한 사이클의 연합 학습 시, 서비스 그룹에 속해 있는(서비스에 가입되어 있는) 모든 클라이언트 단말이 학습에 참여할 수도 있지만, 서비스 그룹을 복수 개의 서브 그룹으로 분할하여, 서브 그룹 단위로 학습 사이클을 수행할 수도 있을 것이다.

[0083] "1. 연합 단계"에서 학습 사이클을 반복적으로 수행하여 특정 횟수(L)에 도달할 경우, 이하에서 후술하는 "2. 개인화 단계"로 진행할 수 있다. 다만, 이러한 순서는 하나의 예시에 불과하며, "1. 연합 단계"와 "2. 개인화 단계"가 일정한 사이클 주기를 가지고 반복적으로 수행될 수도 있을 것이다.

[0085] 상술한 바와 같이 로컬 데이터는 서비스 제공자 서버(100)에서 활용할 수 없고 클라이언트 단말(200) 자체에서만 활용할 수 있는 데이터이므로, 서비스 제공자 서버(100) 단독으로 학습을 수행할 경우 로컬 데이터는 활용이 불가능하다.

[0086] 도 1 및 도 2에서와 같이 연합 학습을 통하여 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...)이 학습에 참여할 경우, 각자 가지고 있는 로컬 데이터를 활용하여 학습을 수행할 수 있기 때문에, 서비스 제공자 서버(100) 단독으로 학습할 경우 대비 더 많은 수의 학습 데이터에 기반한 학습이 가능할 것이다. 더 많은 수의 학습 데이터에 기반한 인공지능 모델은, 더 높은 정확도로 기능할 수 있을 것이다.

[0088] 한편, 도 1 및 도 2의 학습 방법을 통하여 글로벌 모델을 업데이트해 나간다고 하더라도, 각 클라이언트의 개별적이고 특유한 차이를 반영할 수 있는 개인화에 대한 필요성이 존재한다. 이하에서는, 모델 혼합 기반에 개인화 연합 학습에 기초한 개인화를 수행하는 방법을 더 제안한다.

[0090] **2. 개인화 단계**

[0091] "1. 연합 단계"가 특정 횟수(L)만큼 반복적으로 수행된 경우, 서비스 제공자 서버(100)에 저장되어 있는 글로벌

모델(21)은 충분한 학습 사이클이 반복된 것으로 인정될 수 있을 것이다.

[0093] 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 연합 모델, 로컬 모델 및 글로벌 모델 간의 관계를 설명하는 개념도이다.

[0094] 각 클라이언트 단말(200)은 고유한 로컬 데이터를 가지고 있으며, i번째 클라이언트 단말(200-i)이 저장하는 로컬 데이터 $\mathcal{D}_i$를 아래 수학식 1에서와 같이 표현한다.

수학식 1

[0095] $$\mathcal{D}_i = \{(\mathbf{x}_i^j, \mathbf{y}_i^j)\}_{j=1}^{n_i}$$

[0096] n_i는 i번째 클라이언트 단말(200-i)이 보유하는 로컬 데이터의 개수를 의미한다.

[0097] 개인화 단계에서 각 클라이언트 단말(200)은, 자신의 고유한 개인화 성능을 위하여 별도의 로컬 모델을 저장한다.

[0098] 도시된 도면에서와 같이 i번째 클라이언트 단말(200-i)은, 로컬 모델인 $\mathbf{w}_i^l$을 저장한다.

[0099] 그리고 각 클라이언트 단말(200)은 서비스 제공자 서버(100)의 글로벌 모델(21) $\mathbf{w}^g$를 수신하면, 이를 복제하여 연합 모델(22) $\mathbf{w}_i^f$로 설정하고 저장되어 있는 로컬 모델 $\mathbf{w}_i^l$와 연합 모델(22) $\mathbf{w}_i^f$을 0과 1사이의 난수 λ를 바탕으로 혼합(mixing)한 개인화 모델(Personalized Model) $\mathcal{W}_i(\lambda)$을 생성(아래 수학식 2)하고, 생성된 개인화 모델 $\mathcal{W}_i(\lambda)$에 기초하여 로컬 데이터 세트로 연합 모델(22)과 로컬 모델(23)을 동시에 학습시킨다.

수학식 2

[0100] $$\mathcal{W}_i(\lambda) = (1-\lambda)\mathbf{w}_i^f + \lambda\mathbf{w}_i^l$$

[0101] 특히 본 발명의 일실시예에 따르면, 모델을 혼합하는 방식을 (1) 전체 모델 단위로 혼합하거나 (2) 레이어 단위로 혼합할 수 있다. 전체 모델 단위로 혼합할 경우, 전체 레이어에 대해서 단일 λ값을 적용할 수 있다. 레이어 단위로 혼합하는 경우, 각 레이어에 대해서 서로 다른 λ값을 적용할 수 있을 것이다. 예를 들어서 제1레이어 간의 혼합에 대해서는 λ_1을 적용하고, 제2레이어 간의 혼합에 대해서는 λ_2를 적용할 수 있을 것이다.

[0102] 이와 같은 단계로 개인화 모델에 대한 학습이 수행되는 것을 한 사이클이라 할 수 있을 것이다.

[0103] 위와 같이 훈련을 위한 하나의 로컬 데이터 배치가 선택될 때 난수 λ가 생성되고, 매 로컬 업데이트마다 다른 값의 λ가 적용되어 훈련이 이루어졌을 때 개인화된 모델의 성능은 고정된 λ가 적용될 때보다 더 향상된다는 것을 실험적으로 확인할 수 있다.

[0105] 이하, 도 6 ~ 도 7을 참고하여 개인화 단계의 학습 사이클을 보다 상세히 설명한다.

[0106] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 클라이언트 단말(200) 상에서 개인화 단계의 제어 순서도를 도시하는 도면이다. 즉, 도 6의 단계는, 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...) 각각에서 자신 고유의 로컬 데이터에 기초하여 개별적으로 수행되는 프로세스일 수 있다.

[0108] 연합 단계의 마지막 사이클인 L번째 사이클이 수행되고 난 후 L+1번째 사이클로 S604 ~ S607 단계가 수행될 수 있다. 그리고 S607 단계에 의해서 다시 반복될 경우 L+2, L+3, ... 번째 사이클이 순차적으로 수행될 수 있을

것이다.

[0110] 먼저 S601 단계에서 클라이언트 단말(200)은 서비스 제공자 서버(100)로부터 글로벌 모델을 수신한다. S602 단계에서는 수신된 글로벌 모델을 복제하여 연합 모델로 설정하고, S604 단계에서는 보유한 로컬 모델과 혼합하여 개인화 모델 $\mathcal{W}_i(\lambda)$ 을 생성한다. 이때 혼합하는 방식은 상술한 수학식 2에 기초하여 이루어질 수 있을 것이며, 전체 모델 단위로 혼합하거나 레이어 단위로 혼합할 수 있다.

[0112] S605 단계에서는 생성된 개인화 모델 $\mathcal{W}_i(\lambda)$ 에 기초하여 학습을 수행한다. 학습은 아래 수학식 3의 손실함수(loss function)에 기초한 손실이 최소화되도록 로컬 모델 및/또는 연합 모델을 업데이트하는 방식으로 이루어질 수 있으며, 클라이언트 단말(200)이 가지고 있는 로컬 데이터에 기초하여 학습이 이루어질 것이다.

수학식 3

[0114]
$$\hat{\mathcal{L}}\left(h, \mathcal{W}_i(\lambda)\right) = \frac{1}{|\mathcal{D}|} \sum_{(\mathbf{x},\mathbf{y})\in\mathcal{D}} l(h(\mathbf{x}; \mathcal{W}_i(\lambda), \mathbf{y}) + \mu \left\| \mathbf{w}_i^f - \mathbf{w}^g \right\|_2^2 + \nu \cos^2\left(\mathbf{w}_i^f, \mathbf{w}_i^l\right)$$

[0115] 여기서 $\mathbf{w}^g$ 은, 이전 사이클(L-1)에서 형성된 글로벌 모델(aggregated global model at the previous round, 즉, S601 단계에서 수신한 글로벌 모델)을 의미한다.

[0116] 수학식 3에서 첫 번째 항(term)인 $l(h(\mathbf{x}; \mathcal{W}_i(\lambda), \mathbf{y})$ 은 인공지능 모델을 훈련하여 해결하고자 하는 문제 상황에 적합한 손실항이다. 하지만, 이 첫 번째 항은 하나의 예시에 불과할 뿐 다양한 종류의 손실항이 적용될 수 있다. 예를 들어 분류 목적 등에 사용되기 위해서는 크로스 엔트로피와 같은 손실항을 사용하거나, 회귀 목적 등에 사용되기 위해서는 다른 종류의 손실항이 첫 번째 항을 대체하여 적용될 수 있을 것이다.

[0117] 수학식 3에서 두 번째 항인 $\left\| \mathbf{w}_i^f - \mathbf{w}^g \right\|_2^2$ 과 세 번째 항인 $\cos^2\left(\mathbf{w}_i^f, \mathbf{w}_i^l\right)$ 은 전체 손실 함수에서 규제항(regularization term) 역할을 수행하는 항으로, 각각에는 μ와 ν라는 가중치가 적용될 수 있다.

[0119] 먼저 제1규제항인 $\cos^2\left(\mathbf{w}_i^f, \mathbf{w}_i^l\right)$ 는, 두 모델의 직교성(orthogonality)을 유도하기 위한 항으로, 연합 모델인 $\mathbf{w}_i^f$ 과 로컬 모델인 $\mathbf{w}_i^l$ 의 코사인 유사도로 아래 수학식 4와 같이 정의된다. 이 첫 번째 규제항은 연합 모델 $\mathbf{w}_i^f$ 과 로컬 모델 $\mathbf{w}_i^l$ 사이에 낮은 손실을 갖는 연결된 부분 공간(connected low-loss subspace)을 유도하기 위한 규제항이다.

수학식 4

[0121]
$$\cos\left(\mathbf{w}_i^f, \mathbf{w}_i^l\right) = \frac{\langle \mathbf{w}_i^f, \mathbf{w}_i^l \rangle}{\left\| \mathbf{w}_i^f \right\| \left\| \mathbf{w}_i^l \right\|}$$

[0122] 일반적으로 딥 네트워크는 낮은 오차를 갖는 하나의 지점(point; local minimum)을 찾는 것이 훈련(학습)의 목

표이다. 그러나 최근에는 여러 딥 네트워크가 독립적인 훈련 결과로 찾은 서로 다른 지점들을 연결할 수 있음이 밝혀졌다(Garipov et al., 2018; Draxler et al., 2018; Fort et al., 2019; Frankle et al., 2020). 서로 다른 지점들을 연결하여 얻어지는 공간을 "연결된 부분 공간"으로 정의하고, 이러한 "연결된 부분 공간"으로부터 하나의 딥 네트워크만 훈련하는 것 보다 더 좋은 일반화 성능을 가지는 인공지능을 얻을 수 있다는 것이 밝혀졌다.

[0124] 따라서, 본 발명에서는 연합 모델 $\mathbf{w}_i^f$ 과 로컬 모델 $\mathbf{w}_i^l$ 사이에 연결된 부분 공간을 유도하기 위한 규제항인 제1규제항을 손실 함수에 적용하도록 제안하는 것이다.

[0126] 제2규제항인 $\|\mathbf{w}_i^f - \mathbf{w}^g\|_2^2$은, 근접성 항(proximity term)으로서, 현재 사이클(라운드)에서의 업데이트 되는 연합 모델($\mathbf{w}_i^f$)이 이전 사이클에서 업데이트된 로컬 모델 $\mathbf{w}_i^l$로부터 너무 멀어지지 않도록 규제하는 역할을 수행한다.

[0128] S606 단계에서 클라이언트 단말(200)은, 학습이 완료된 연합 모델인 $\mathbf{w}_i^f$ 을 서비스 제공자 서버(100)로 전송한다.

[0130] S607 단계에서 클라이언트 단말(200)은 학습이 충분이 반복되었는지 여부를 판단하고, 충분하지 않다면 S601 ~ S606 단계를 반복적으로 수행할 수 있다.

[0132] 이렇게 적어도 하나의 클라이언트 단말(200-1, 200-2, ...) 각각으로부터 연합 모델 $\mathbf{w}_i^f$을 수신 받은 서비스 제공자 서버(100)는, 아래 수학식 5에 기초하여 복수 개의 연합 모델을 하나의 글로벌 모델로 연합(aggregate)시킬 수 있을 것이다.

수학식 5

[0134] $$\mathbf{w}^{g,r+1} \leftarrow \frac{1}{\sum_{i \in S_r} n_i} \sum_{i \in S_r} n_i \mathbf{w}_i^{f,r}$$

[0135] 여기서 r은 r번째 사이클(라운드)을 의미하며, i는 i번째 클라이언트 단말, 그리고 n_i는 i번째 클라이언트 단말이 가지고 있는 로컬 데이터의 개수를 의미한다.

[0137] 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 연합 단계 및 개인화 단계의 개념을 설명하기 위한 도면이다. 도 7에서는 각 연합 학습 사이클에 참여한 클라이언트 단말을 3개로 가정하여 도시하였다.

[0138] x축은 사이클 진행 횟수를 의미하며, y축은 모델의 변화를 의미한다.

[0139] 먼저 L-1 번째 사이클이 끝난 후 L 번째 사이클에서의 모델 변화를 살펴본다. L-1 번째 사이클에서 글로벌 모델은 제1지점(701)이었는데, L 번째 사이클이 종료된 후 글로벌 모델은 제2지점(702)으로 업데이트되었다.

[0140] 먼저 서비스 제공자 서버(100)는 L번째 사이클 시작할 때 제1지점(701)에 해당하는 글로벌 모델(이전 사이클인

L-1번째 글로벌 모델)을 제1 ~ 제3클라이언트 단말에게 브로드캐스팅(전송)한다. 브로드캐스팅된 각 글로벌 모델은 제1 ~ 제3클라이언트 단말 각각에서 업데이트(로컬 데이터로 학습이 수행)되어 제1 ~ 제3연합 모델(703-1 ~ 703-3)을 생성한다.

[0141] 제1 ~ 제3연합 모델(703-1 ~ 703-3)은 다시 서비스 제공자 서버(100)로 전송되고, 서비스 제공자 서버(100)는 제1 ~ 제3연합 모델(703-1 ~ 703-3)을 연합(aggregate)하여 제2지점(702)의 글로벌 모델로 업데이트하는 방식으로 L 번째 사이클이 완료된다. 이와 같은 방식으로 학습이 수행된 결과 L-1 번째 사이클에서 제1지점(701)의 글로벌 모델이 L 번째 사이클이 끝난 후 제2지점(702)으로 이동하게 될 수 있다.

[0142] 위와 같은 과정의 학습 사이클은, L 번째 사이클이 도달하기까지 연합 단계에서 반복적으로 수행된다. 그리고 L 번째 사이클에 도달하면, 개인화 단계에 해당하는 사이클이 반복적으로 수행된다.

[0144] 이어서 '개인화 단계'에 속하는 학습 사이클인, L+1 번째 사이클이 끝난 후 L+2 번째 사이클에서의 모델 변화를 살펴본다. L+1 번째 사이클에서 글로벌 모델은 제3지점(704)이었는데, L+2 번째 사이클이 종료된 후 글로벌 모델은 제4지점(705)으로 업데이트되었다.

[0145] 서비스 제공자 서버(100)는 L+2번째 사이클 시작할 때 제3지점(704)에 해당하는 글로벌 모델(이전 사이클인 L+1 번째 글로벌 모델)을 제4 ~ 제6클라이언트 단말에게 브로드캐스팅(전송)한다. 여기서 제4 ~ 제6 클라이언트 단말은 연합 단계에서의 제1 ~ 제3클라이언트 단말과 동일할 수도 있지만, 다를 수도 있다.

[0146] 브로드캐스팅된 각 글로벌 모델은 제1 ~ 제3클라이언트 단말 각각에서 연합 모델로 복제된 뒤 업데이트(로컬 데이터로 학습이 수행)되어 제4 ~ 제6연합 모델(703-4 ~ 703-6)을 생성한다.

[0147] 제4 ~ 제6연합 모델(703-4 ~ 703-6) 각각은 제1 ~ 제3로컬 모델(706-1 ~ 706-3) 각각과 제1 ~ 제3저손실 부분 공간(707-1 ~ 707-3)을 형성한다. 제1 ~ 제3로컬 모델(706-1 ~ 706-3) 각각은 제4 ~ 제6 클라이언트 단말 각각이 고유하게 소유하고 있는 로컬 모델일 것이다.

[0149] 먼저 도 8을 참조하여, 저 손실 부분 공간의 개념을 설명한다.

[0150] 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 i번째 클라이언트 단말(200-i)에서 형성되는 저 손실 부분 공간의 개념을 설명하는 개념도이다.

[0151] 연합 모델 $\mathbf{w}_i^f$ 는 제1지점(801)에 형성되고 로컬 모델 $\mathbf{w}_i^l$ 은 제2지점(802)에 형성된다. 그리고 제1 및 제2지점(801, 802)을 직선(803)으로 연결하였을 때, 저 손실 부분 공간(804)는 직선(803)을 중심으로 소정 형상으로 형성된다. 형성된 저 손실 부분 공간(804)의 경계는 제1 및 제2지점(801, 802) 이내로 형성될 것이다.

[0152] 중앙 영역(805)으로 갈 수록 오차가 낮은 부분(높은 성능)이고, 외각으로 갈 수록 오차가 높아지는 영역을 의미한다.

[0153] λ가 0에 가까울수록 개인화 모델 $\mathcal{W}_i(\lambda)$ 은 연합 모델 $\mathbf{w}_i^f$ 에 근접해지고, λ가 1에 가까울수록 로컬 모델 $\mathbf{w}_i^l$ 에 근접해진다. 그리고 λ가 0 ~ 1 사이의 값을 가지는 경우, 개인화 모델 $\mathcal{W}_i(\lambda)$은 λ 값에 따라 직선(803) 상에서 이동한다.

[0155] 다시 도 7에서 L+2 사이클에 대하여 설명하면, 개인화 모델 $\mathcal{W}_i(\lambda)$ 이 형성된 제1 ~ 제3저손실 부분 공간(707-1 ~ 707-3) 각각에서의 손실(수학식 3에서의 제1규제항)을 반영하는 방향으로 글로벌 모델에 대한 업데이트가 수행되어 글로벌 모델이 제3지점(704)에서 제4지점(705)으로 이동할 수 있다.

[0156] 이와 같은 학습 사이클이 충분히 반복적으로 수행하는 방식으로, 개인화 단계에 대한 프로세스가 진행된다.

[0158] **3. 실험 결과**

[0159] **3.1 데이터 세트 세팅**

[0160] 이하 실험에서 개인화 연합 학습을 PFL(Personalized Federated Learning)으로 부르며, 본 발명의 일실시예에 따른 개인화 연합 학습의 명칭을 SuPerFed로 부른다.

[0161] 실험에서는 "MNIST(Lecun and Cortes, 2010)", "CIFAR10", "CIFAR100(Krizhevsky et al., 2009)", "TinyImageNet(Le and Yang, 2015)", "FEMNIST" 및 "Shakespeare (Caldas et al., 2018)"의 6가지 데이터 세트를 사용했다. 각 데이터 세트는 Shakespeare 데이터 세트를 제외하고 모두 다중 클래스 이미지 분류 작업을 위한 것이며, Shakespeare 데이터 세트는 문자 예측을 위한 데이터 세트이다. 각각 10개의 클래스가s 있는 60,000개의 이미지, 10개의 클래스가 있는 60,000개의 이미지, 100개의 클래스가 있는 60,000개의 이미지, 200개의 클래스가 있는 100,000개의 이미지, 62개의 클래스가 있는 805,263개의 이미지, 80개의 클래스가 있는 422,615개의 문장을 포함한다.

[0162] 모델 혼합 기반 PFL은 단일 글로벌 모델과 여러 개인화 모델을 모두 제공하므로 먼저 글로벌 모델 평가를 위해 각 데이터 세트를 훈련 데이터 세트와 테스트 데이터 세트로 나눈다. 그런 다음 각 훈련 데이터 세트를 미리 설정한 클라이언트의 수에 맞춰 분할한 뒤 클라이언트 내부에서 개인화 모델을 업데이트하고 평가하는 데 재차 분할하여 사용한다.

[0164] MNIST 및 CIFAR10 데이터 세트의 경우 (McMahan et al. 2017)에서 제안된 심각한 통계적 이질성 설정(pathological non-IID setting)을 바탕으로 클라이언트에게 데이터를 분배한다. 여기서 각 클라이언트는 최대 2개의 클래스에서 무작위로 추출된 샘플들을 동일한 수s만큼 갖는다. PFL에 적합한 보다 현실적인 설정을 위해 CIFAR100 및 TinyImageNet데이터 세트에 대해서는 (Hsu et al., 2019)에서 제안한 디리클레 분포 (Dirichlet distribution)에 기반한 또 다른 분배 설정을 선택한다. 마지막으로 연합 학습 실험의 표준을 위해 제안된 LEAF 벤치마크에서 제공하는 FEMNIST와 Shakespeare 데이터 세트 기반의 분배 설정 또한 선택하였다. 본 실험에서 모델의 기본 구조로는 상기 데이터 세트마다 각각 다른 구조를 사용하였으며, MNIST 데이터 세트에 대해서는 2층의 다층 퍼셉트론 신경망을, CIFAR10 데이터 세트에 대해서는 2층의 콘볼루션 신경망을, CIFAR100 데이터 세트에 대해서는 ResNet (He et al., 2014) 신경망을, TinyImageNet 데이터 세트에 대해서는 MobileNet (Howard et al., 2017) 신경망을, FEMNIST 데이터 세트에 대해서는 VGGNet (Simonyan and Zisserman, 2014) 신경망을, Shakespeare 데이터 세트에 대해서는 StackedLSTM (McMahan et al., 2016) 신경망을 사용하였다. 그리고 모든 실험에서 모멘텀 0.9의 SGD 최적화 방법론을 사용했다.

[0166] MNIST 및 CIFAR10 데이터 세트에 대해서는 라운드 수(R) 500, 로컬 업데이트 횟수(E) 10, 로컬 배치 크기 (B) 10, 로컬 업데이트 시 적용할 학습률(η) 0.01, 총 클라이언트 수 (K)를 50, 100, 500으로 설정하며 실험을 진행하였고, CIFAR100, TinyImageNet 데이터 세트에 대해서는 R은 500, E는 5, B는 20, η은 각각 0.01, 0.02, K는 각각 100 과 200으로 설정하였으며, FEMNIST와 Shakespeare에 대해서는 R은 500, E는 각각 10과 5, B는 각각 10 과 50, η는 각각 0.01과 0.8, K는 각각 730과 660으로 설정하였다. 각 클라이언트가 로컬 훈련 세트로 총 샘플의 80%를 갖고 로컬 테스트 세트로 나머지 20%를 갖도록 설정했다. 연합 학습을 진행하면서 모든 클라이언트의 로컬 테스트 세트에 대한 평가 지표표(즉, 정확도) 값의 평균과 표준 편차를 바탕으로 개인화 모델의 성능을 확인해 보았다.

[0168] **3.2 실험 결과**

[0169] 본 실험에서는 광범위한 실험을 통해 SuPerFed의 행동을 실험적으로 관찰하고 여러 벤치마크 데이터 세트에서 개인화에 대한 성능을 평가한다.

[0170] SuPerFed는 모델 혼합 기반 PFL 방식을 계승하므로 본 실험에서는 다른 모델 혼합 기반 PFL 방법(FedPer(Arivazhaganet al. 2019), APFL(Deng, Kamani, and Mahdavi 2020), LG-FedAvg(Liang et al. 2020)), pFedMe(Dinh et al., 2020), Ditto(Li et al., 2021), FedRep(Collins et al., 2021)들과 결과를 비교한다. 그리고 세 가지 기본적인 FL 방법(FedAvg(McMahan et al. 2017), FedProx(Li et al. 2018), SCAFFOLD(Karimireddy et al., 2019))과도 비교를 수행하였다. 또한 하이퍼 파라미터를 조정하여 제안하는 방법의 최상의 정확도를 확인한다. 본 발명의 일실시예에 따른 방법(SuPerFed-MM(Model mixing) 및 SuPerFed-

LM(Layer mixing))은 모든 데이터 세트에서 최고의 평균 로컬 정확도(즉, 개인화 성능)를 달성한 것을 확인할 수 있다.

[0172] 도 9는 심각한 통계적 이질성 설정(MNIST 및 CIFAR10)의 결과 테이블을 도시한다. 도 10은 디리클레 분포 기반의 설정(CIFAR100 및 TinyImageNet)의 결과 테이블을 도시한다. 도 11은 LEAF 벤치마크 기반의 설정(FEMNIST 및 Shakespeare)의 결과 테이블을 도시한다.

[0173] 본 발명의 일실시예에 따른 방법은, 개인화 성능 측면(도 9 - 도 11 에서의 Personalized Mean Acc. 수치)에서 기존 모델 혼합 기반 PFL 방법과 기본적인 FL 방법들 및 그 변형을 능가한다는 것을 확인할 수 있다.

[0175] 추가적으로 본 실험에서는 "2. 개인화 단계"의 시작 라운드를 결정짓는 L을 선정하는 실험을 했다. 제안하는 방법은 모델 단위 혼합(Model Mixing, MM) 또는 레이어 단위 혼합(Layer Mixing, LM) 중 하나를 선택하여 혼합 방식을 선택할 수 있으므로 방식별로 별도의 실험을 설계했다.

[0176] 본 실험의 결과는 각 체계를 SuPerFed-MM 및 SuPerFed-LM으로 표시했다. 그리고, L을 R의 0에서 0.8까지 0.2씩 조정하여 개인화 모델의 평균 정확도와 글로벌 모델의 정확도를 평가했다. 이 실험은 R = 200, ν = 2 및 μ = 0.01인 CIFAR10 데이터 세트만 사용하여 수행되었으며, 실험 결과는 도 12의 테이블에 요약되었다.

[0177] 도 12은 본 발명의 일실시예에 따른 "2. 개인화 단계"의 시작 라운드를 결정짓는 L을 선정하는 실험 결과를 도시한다.

[0178] 도 12의 실험결과를 참고하면, 혼합 방식에 따라 약간의 차이가 있음을 알 수 있다. 모델 단위 혼합(MM)의 경우 작은 L (0.2)에서 가장 낮은 손실을 보이는 반면, 레이어 단위 혼합(LM)에서는 큰 L (0.6)에서 가장 낮은 손실을 보이는 경향이 있다. 이는 각 설정이 유도하게 되는 가설 공간의 크기 때문으로 추측된다.

[0179] 레이어 단위 혼합은 더 다양한 모델 조합을 가질 수 있기 때문에 초기 라운드부터 개인화 단계가 시작될 때 발산할 가능성이 더 크다. 개인화 성능 측면에서 L/R = 0.4로 설정하면 작은 표준편차로 최고의 성능을 보인다. 이는 제안된 두 단계의 학습 전략이 유효함을 의미한다. L은 조정 가능한 FL의 목적에 따라 조정 가능한 하이퍼 파라미터이다. 좋은 글로벌 모델을 도출하려면 R에 가까운 큰 L을 선택하는 것이 유효한 선택이지만 개인화 측면에서는 R에서 멀어져야 한다.

[0181] **3.3 하이퍼 파라미터에 대한 실험**

[0182] 본 발명의 일실시예에서 제안하는 방법은 하이퍼 파라미터 μ와 ν를 가진다. 각 하이퍼 파라미터는 (1) 로컬 모델과 연합 모델 간의 직교성을 유도하여 연합 모델과 로컬 모델이 모두 이익을 얻을 수 있는 좋은 부분 공간을 구성하기 위해 조정 가능한 ν와 (2) 글로벌 업데이트 방향에서 로컬 업데이트의 바람직하지 않은 발산을 방지하기 위해 조정 가능한 μ로 구성된다.

[0183] 모델 단위 혼합(MM)과 레이어 단위 혼합(LM) 설정에서 각각 β = {0.0, 1.0, 2.0, 5.0} 및 γ = {0.0, 0.01, 0.1, 1.0}(즉, 총 16개 조합)와 함께 R = 100 및 L = 40 의 조합(CIFAR10 데이터 세트에서 최고의 개인화 성능을 보여주는 조합)에 따라 실험을 수행했다. 이러한 조합에 대한 실험 결과는 도 13 및 도 14ㄴ에 도시하였다.

[0184] 도 13은 본 발명의 일실시예 중 모델 단위 혼합(SuPerFed-MM) 설정에 대하여 하이퍼 파라미터 μ와 ν의 성능의 변화를 도시한다.

[0185] 도 14는 본 발명의 일실시예 중 레이어 단위 혼합(SuPerFed-LM) 설정에 대하여 하이퍼 파라미터 μ와 ν의 성능의 변화를 도시한다.

[0187] 각 서브 플롯의 세로축은 정확도를 나타내고 가로축은 0에서 1까지의 가능한 λ 값의 범위를 나타낸다. 각 서브 플롯의 지표(metric)는 각 클라이언트에서 소유한 로컬 테스트 세트에 의해 평가된 로컬 모델의 최상의 평균 성능(best average performance)을 나타내며, 오차 막대는 로컬 모델 성능의 표준 편차를 나타낸다.

[0188] 도 13 및 도 14의 결과에 따르면 본 발명의 실시예에 따른 방법의 효과를 뒷받침하는 눈에 띄는 결과가 존재한다.

[0189] 첫째, 로컬 모델과 글로벌 모델 사이의 저 s손실 부분 공간을 찾는 앙상블 학습 전략은 고성능의 개인화 모델을 생성한다는 것을 확인할 수 있다. 대부분의 설정에서 μ와 v가 0이 아니고, 글로벌 모델과 지역 모델의 혼합 모델(즉, $\lambda \in (0, 1)$에 의해 실현된 모델)이 두 끝점의 단일 모델(즉, 연합 모델($\lambda = 0$) 및 로컬 모델($\lambda = 1$))보다 낫다는 것을 알 수 있다.

[0190] 둘째, 적당한 정도의 직교성 정규화(orthogonality regularization)(v로 조정)는 로컬 모델의 개인화 성능을 높이는 반면, 너무 큰 값(즉, $v = 5$)은 오히려 성능에 해를 끼친다는 것을 확인할 수 있다.

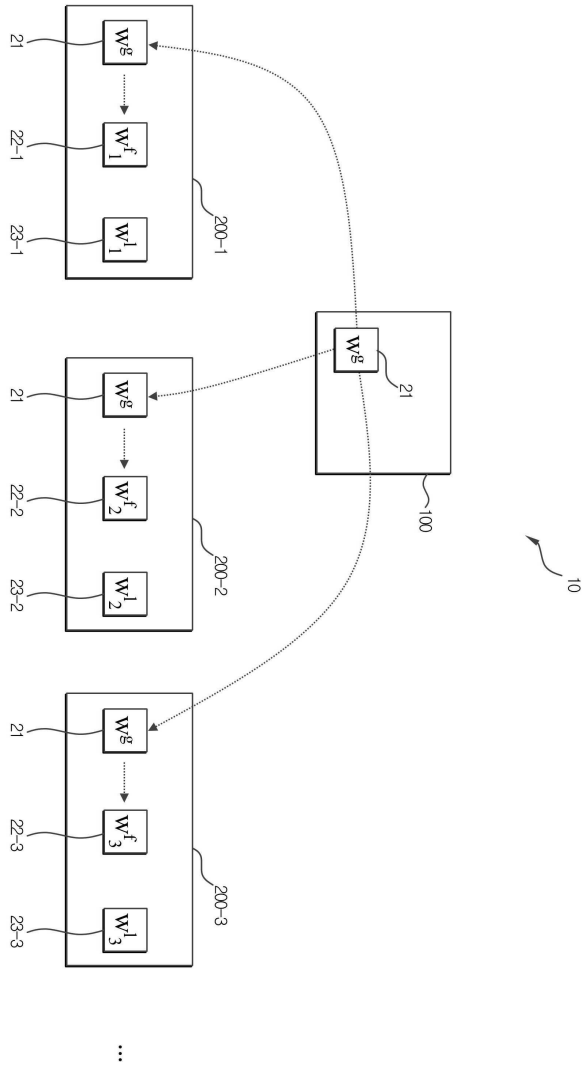
[0191] 셋째, 근접 정규화는 μ가 클 때 학습을 너무 많이 제한하지만 종종 전역 모델이 작을 때 발산하지 않도록 도와주는 것을 확인할 수 있다. 따라서 예상대로 μ를 신중하게 선택하여야 한다.

[0192] 한편, μ와 v를 모두 무시하였을 때 제안하는 방법론 SuPerFed는 FedAvg로 환원되고, v만 무시하면 FedProx로 환원된다("2. 개인화 단계"가 없다는 추가 조건 및 $\lambda = 0$으로 고정된다는 추가적인 가정 또한 필요하다).

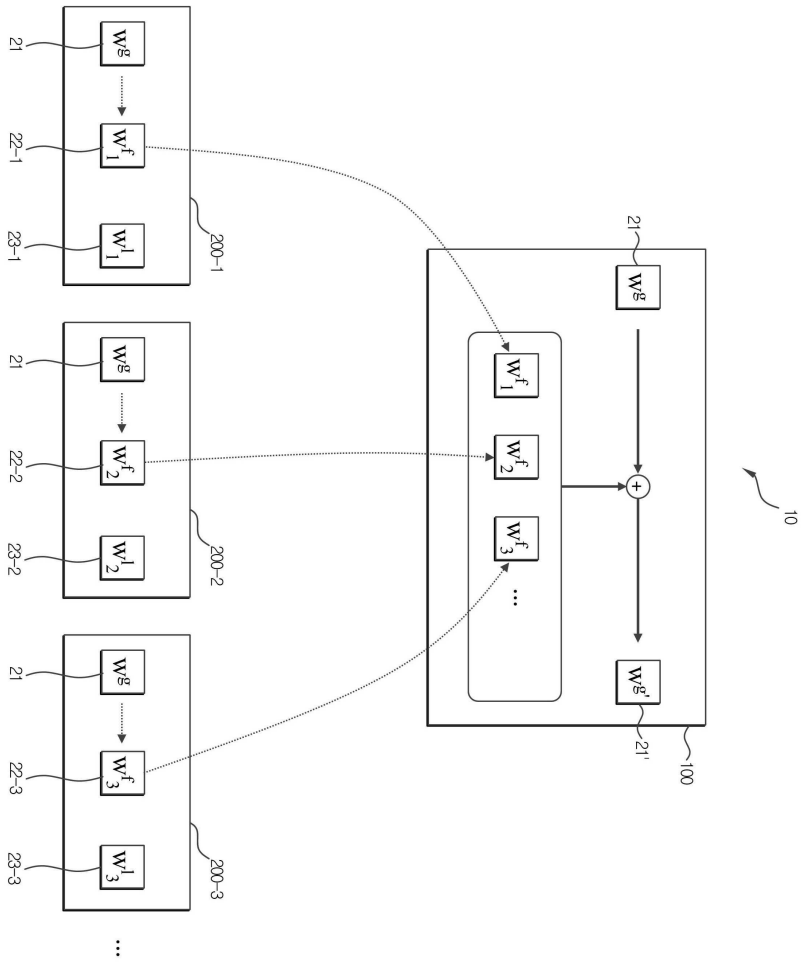
[0194] 이상으로 본 발명에 따른 연합 학습 장치 및 시스템의 실시예를 설시하였으나 이는 적어도 하나의 실시예로서 설명되는 것이며, 이에 의하여 본 발명의 기술적 사상과 그 구성 및 작용이 제한되지는 아니하는 것으로, 본 발명의 기술적 사상의 범위가 도면 또는 도면을 참조한 설명에 의해 한정/제한되지는 아니하는 것이다. 또한 본 발명에서 제시된 발명의 개념과 실시예가 본 발명의 동일 목적을 수행하기 위하여 다른 구조로 수정하거나 설계하기 위한 기초로써 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자에 의해 사용되어질 수 있을 것인데, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자에 의한 수정 또는 변경된 등가 구조는 청구범위에서 기술되는 본 발명의 기술적 범위에 구속되는 것으로서, 청구범위에서 기술한 발명의 사상이나 범위를 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 변화, 치환 및 변경이 가능한 것이다.

도면

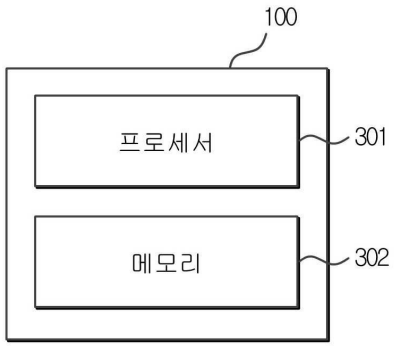
도면1



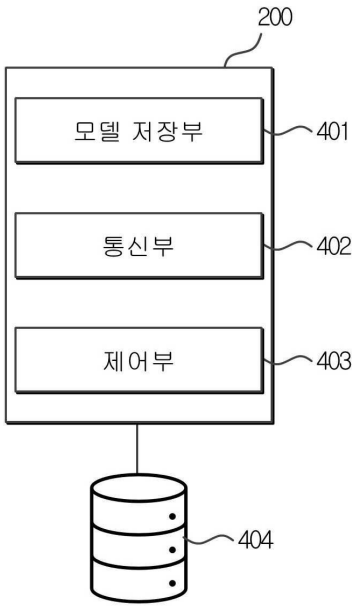
도면2


21
22-1
23-1
200-1
21
22-2
23-2
200-2
21
22-3
23-3
200-3
21
21'
100
10

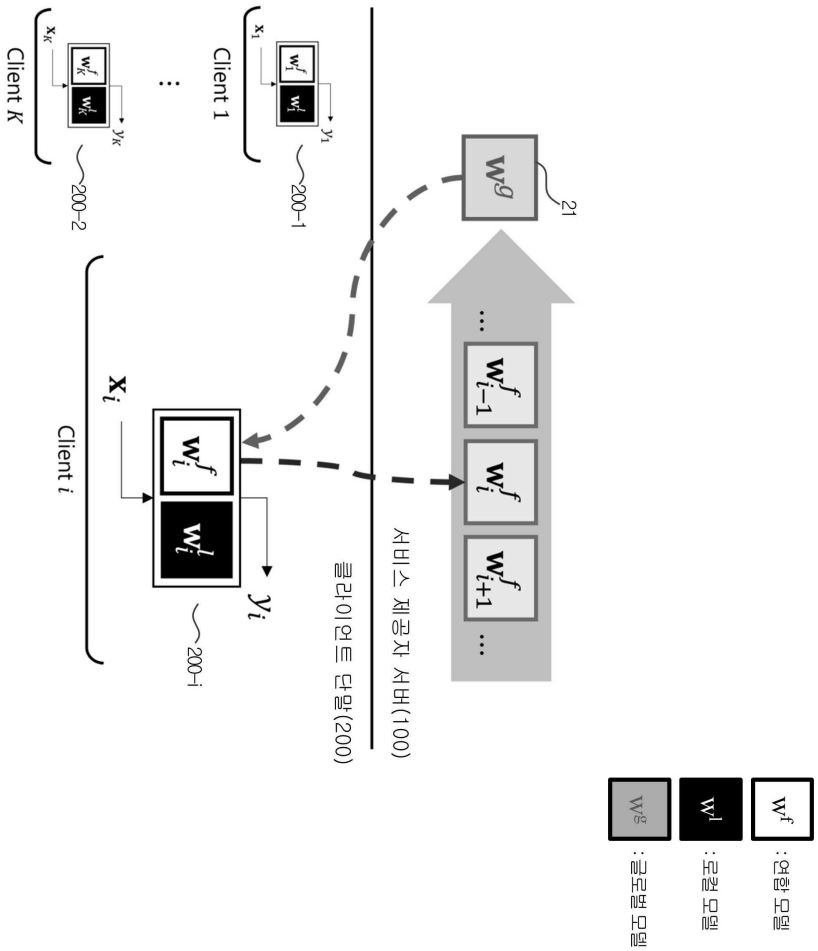
도면3


100
프로세서
301
메모리
302

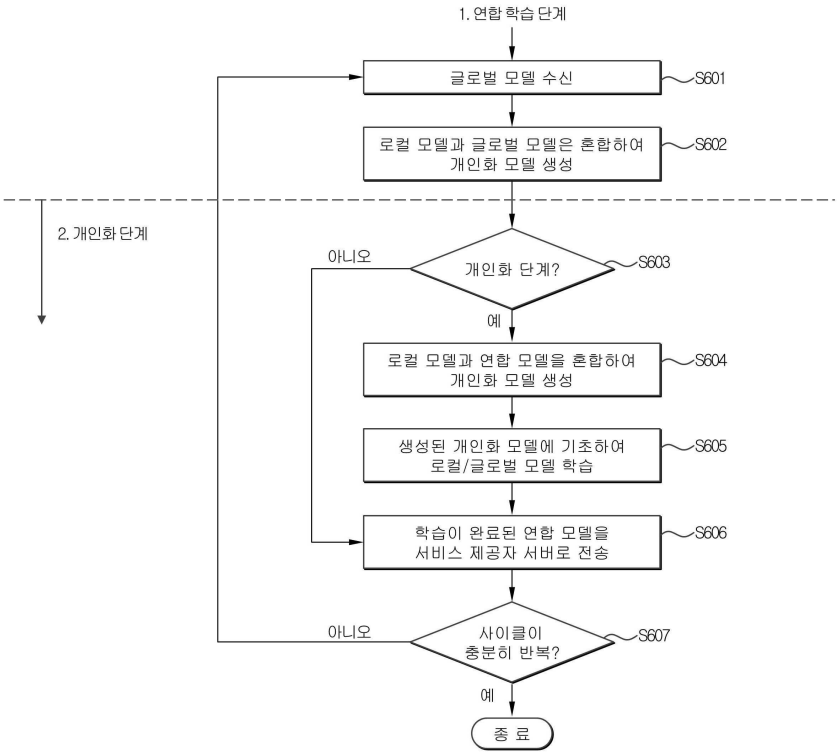
도면4


200
모델 저장부
401
통신부
402
제어부
403
404

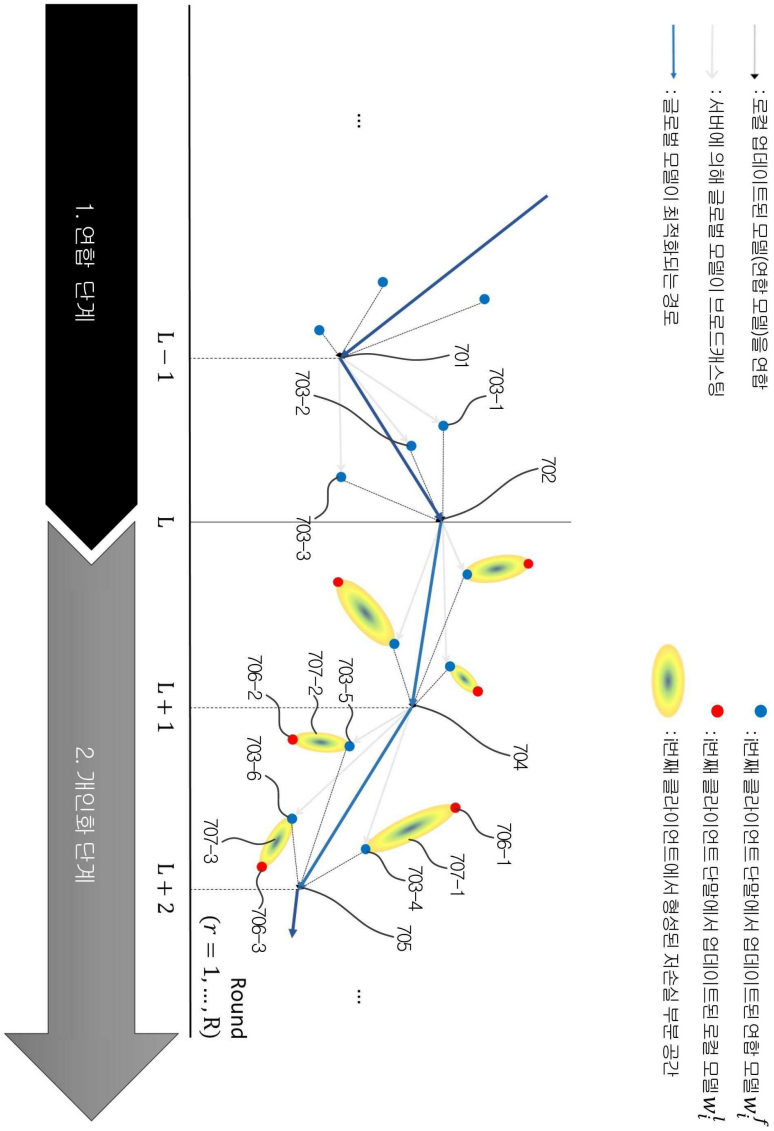
도면5


Client K
Client 1
Client i
200-2
200-1
200-i
21
서비스 제공자 서버(100)
클라이언트 단말(200)
: 글로벌 모델
: 로컬 모델
: 연합 모델

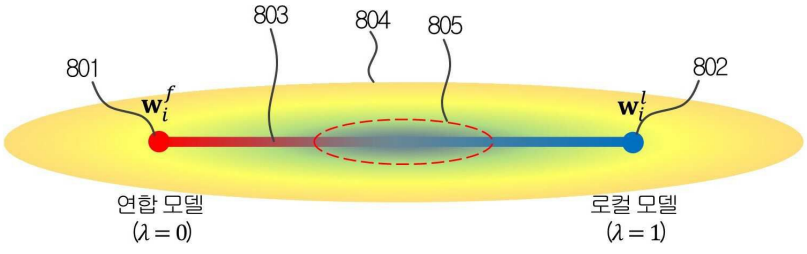
도면6


1. 연합 학습 단계
글로벌 모델 수신
S601
로컬 모델과 글로벌 모델은 혼합하여
개인화 모델 생성
S602
2. 개인화 단계
아니오
개인화 단계?
S603
예
로컬 모델과 연합 모델을 혼합하여
개인화 모델 생성
S604
생성된 개인화 모델에 기초하여
로컬/글로벌 모델 학습
S605
학습이 완료된 연합 모델을
서비스 제공자 서버로 전송
S606
아니오
사이클이
충분히 반복?
S607
예
종 료

도면7


1. 연합 단계
2. 개인화 단계
L − 1
L
L + 1
L + 2
Round
(r = 1, ..., R)
701
702
703-1
703-2
703-3
703-4
703-5
703-6
704
705
706-1
706-2
706-3
707-1
707-2
707-3
: 로컬 업데이트된 모델(연합 모델)을 연합
: 서버에 의해 글로벌 모델이 브로드캐스팅
: 글로벌 모델이 최적화되는 경로
: 번째 클라이언트단말에서 업데이트된 연합 모델
: 번째 클라이언트단말에서 업데이트된 로컬 모델
: 번째 클라이언트에서 형성된 저손실 부분 공간

도면8


801
802
803
804
805
연합 모델
(λ = 0)
로컬 모델
(λ = 1)

도면9

Dataset	MNIST			CIFAR10		
# clients	50	100	500	50	100	500
# samples	960	480	96	800	400	80
FedAvg	95.69 ± 2.39	89.78 ± 11.30	96.04 ± 4.74	43.09 ± 24.56	36.19 ± 29.54	47.90 ± 25.05
FedProx	95.13 ± 2.67	93.25 ± 6.12	96.50 ± 4.52	49.01 ± 19.87	38.56 ± 28.11	48.60 ± 25.71
SCAFFOLD	95.50 ± 2.71	90.58 ± 10.13	96.60 ± 4.26	43.81 ± 24.30	36.31 ± 29.42	40.27 ± 26.90
LG-FedAvg	98.21 ± 1.28	97.52 ± 2.11	96.05 ± 5.02	89.03 ± 4.53	70.25 ± 35.66	78.52 ± 11.22
FedPer	99.23 ± 0.66	99.14 ± 0.93	98.67 ± 2.61	89.10 ± 5.41	87.99 ± 5.70	82.35 ± 9.85
APFL	99.40 ± 0.58	99.19 ± 0.92	98.98 ± 2.22	92.83 ± 3.47	91.73 ± 4.61	87.38 ± 9.39
pFedMe	81.10 ± 8.52	82.48 ± 7.62	81.96 ± 12.28	92.97 ± 3.07	92.07 ± 5.05	88.30 ± 8.53
Ditto	97.07 ± 1.38	97.13 ± 2.06	97.20 ± 3.72	85.53 ± 6.22	83.01 ± 5.62	84.45 ± 10.67
FedRep	99.11 ± 0.63	99.04 ± 1.02	97.94 ± 3.37	82.00 ± 5.41	81.27 ± 7.90	80.66 ± 11.00
SuPerFed-MM	99.45 ± 0.46	**99.38 ± 0.93**	**99.24 ± 2.12**	**94.05 ± 3.18**	**93.25 ± 3.80**	**90.81 ± 9.35**
SuPerFed-LM	**99.48 ± 0.54**	99.31 ± 1.09	98.83 ± 3.02	93.88 ± 3.55	93.20 ± 4.19	89.63 ± 11.11

도면10

Dataset	CIFAR100			TinyImageNet		
# clients	100			200		
concentration (α)	1	10	100	1	10	100
FedAvg	58.12 ± 7.06	59.04 ± 7.19	58.49 ± 5.27	46.61 ± 5.64	48.90 ± 5.50	48.90 ± 5.40
FedProx	57.71 ± 6.79	58.24 ± 5.94	58.75 ± 5.56	47.37 ± 5.94	47.73 ± 5.94	48.97 ± 5.02
SCAFFOLD	51.16 ± 6.79	51.40 ± 5.22	52.90 ± 4.89	46.54 ± 5.49	48.77 ± 5.49	48.27 ± 5.32
LG-FedAvg	28.88 ± 5.64	21.25 ± 4.64	20.05 ± 4.61	14.70 ± 3.84	9.86 ± 3.13	9.25 ± 2.89
FedPer	46.78 ± 7.63	35.73 ± 6.80	35.52 ± 6.58	21.90 ± 4.71	11.10 ± 3.19	9.63 ± 3.12
APFL	61.13 ± 6.86	56.90 ± 7.05	55.43 ± 5.45	41.98 ± 5.94	34.74 ± 5.14	34.23 ± 5.07
pFedMe	19.00 ± 5.37	17.94 ± 4.72	18.28 ± 3.41	6.05 ± 2.84	8.01 ± 2.92	7.69 ± 2.41
Ditto	60.04 ± 6.82	58.55 ± 7.12	58.73 ± 5.39	46.36 ± 5.44	43.84 ± 5.44	43.11 ± 5.35
FedRep	38.49 ± 6.65	26.61 ± 5.20	24.50 ± 4.21	18.67 ± 4.66	9.23 ± 2.84	8.09 ± 2.83
SuPerFed-MM	60.14 ± 6.24	58.32 ± 6.25	**59.08 ± 5.12**	**50.07 ± 5.73**	**49.86 ± 5.03**	**49.73 ± 4.84**
SuPerFed-LM	**62.50 ± 6.34**	**61.64 ± 6.23**	59.05 ± 5.59	47.28 ± 5.19	48.98 ± 4.79	49.29 ± 4.82

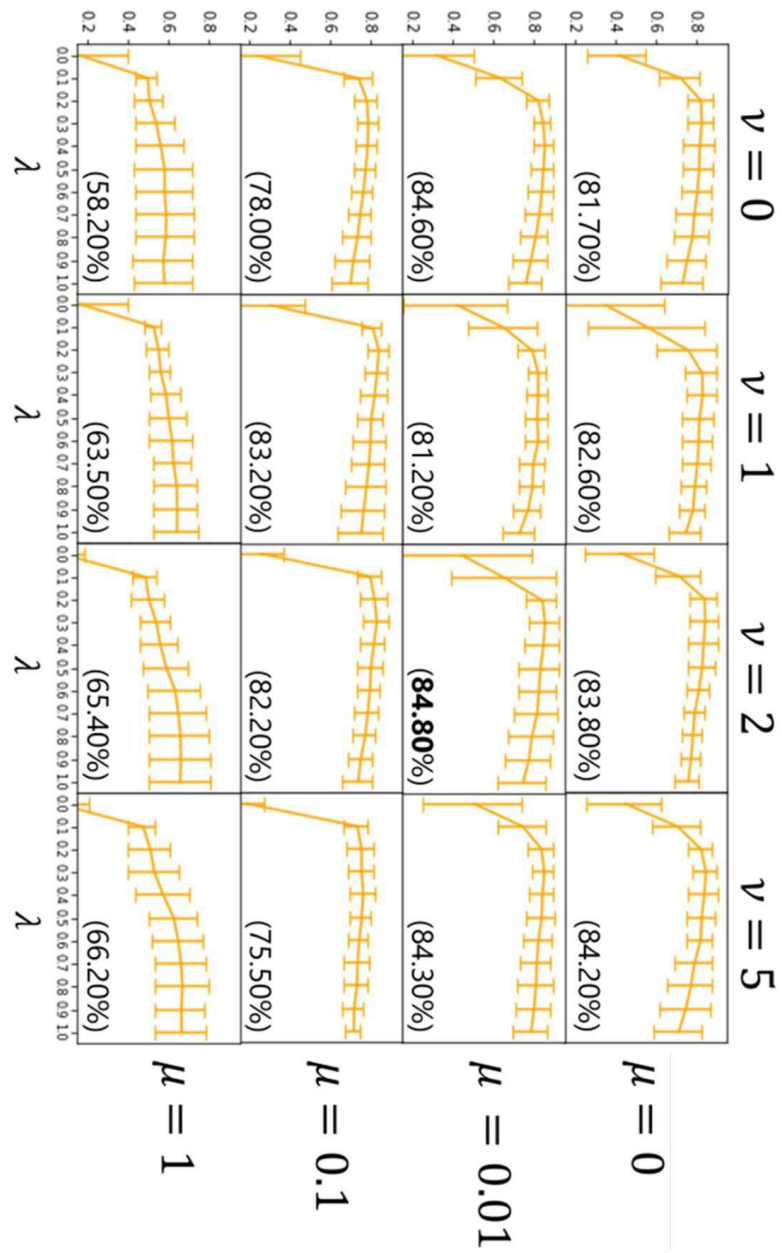
도면11

Dataset	FEMNIST		Shakespeare	
# clients	730		660	
Accuracy	Top-1	Top-5	Top-1	Top-5
FedAvg	80.12 ± 12.01	98.74 ± 2.97	50.90 ± 7.85	80.15 ± 7.87
FedProx	80.23 ± 11.88	98.73 ± 2.94	51.33 ± 7.54	80.31 ± 6.95
SCAFFOLD	80.03 ± 11.78	98.85 ± 2.77	50.76 ± 8.01	80.43 ± 7.09
LG-FedAvg	50.84 ± 20.97	75.11 ± 21.49	33.88 ± 10.28	62.84 ± 13.16
FedPer	73.79 ± 14.10	86.39 ± 14.70	45.82 ± 8.10	75.68 ± 9.25
APFL	84.85 ± 8.83	98.83 ± 2.73	54.08 ± 8.31	83.32 ± 6.22
pFedMe	5.98 ± 4.55	24.64 ± 9.43	32.29 ± 6.64	63.12 ± 8.00
Ditto	64.61 ± 31.49	81.14 ± 28.56	49.04 ± 10.22	78.14 ± 12.61
FedRep	59.27 ± 15.72	70.42 ± 15.82	38.15 ± 9.54	68.65 ± 12.50
SuPerFed-MM	**85.20 ± 8.40**	**99.16 ± 2.13**	54.52 ± 7.54	**84.27 ± 6.00**
SuPerFed-LM	83.36 ± 9.61	98.81 ± 2.58	**54.52 ± 7.54**	83.97 ± 5.72

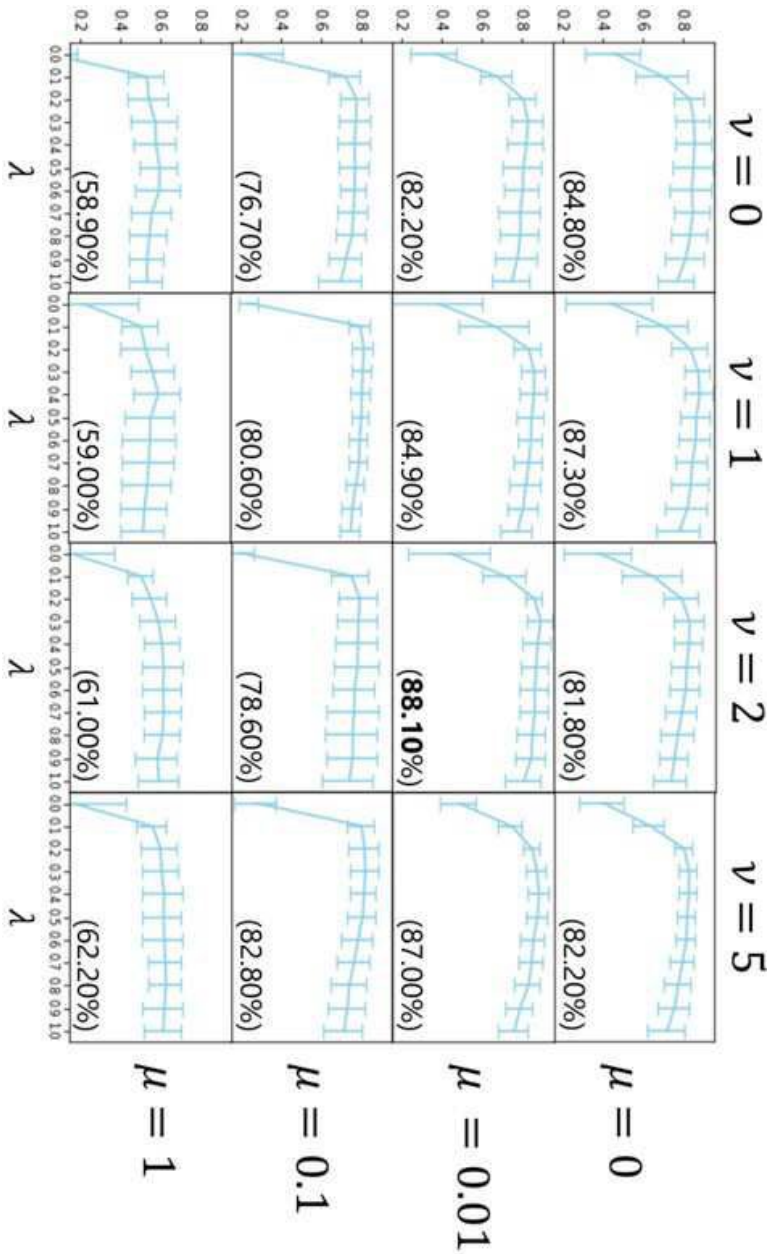
도면12

L/R	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8
SuPerFed-MM	89.87 ± 4.73	92.67 ± 4.04	**92.69 ± 3.86**	92.50 ± 4.14	91.29 ± 6.28
	1.36 ± 0.58	**0.72 ± 0.40**	0.78 ± 0.31	0.74 ± 0.88	2.53 ± 0.72
SuPerFed-LM	91.55 ± 4.26	92.41 ± 3.93	**92.69 ± 3.66**	92.60 ± 3.86	90.59 ± 9.93
	1.43 ± 0.81	1.18 ± 0.60	0.94 ± 0.45	**0.63 ± 0.33**	6.28 ± 1.76

도면13


ν = 0
ν = 1
ν = 2
ν = 5
μ = 0
μ = 0.01
μ = 0.1
μ = 1
λ
(81.70%)
(82.60%)
(83.80%)
(84.20%)
(84.60%)
(81.20%)
(84.80%)
(84.30%)
(78.00%)
(83.20%)
(82.20%)
(75.50%)
(58.20%)
(63.50%)
(65.40%)
(66.20%)

도면14


ν = 0
ν = 1
ν = 2
ν = 5
μ = 0
μ = 0.01
μ = 0.1
μ = 1
λ
(84.80%)
(87.30%)
(81.80%)
(82.20%)
(82.20%)
(84.90%)
(88.10%)
(87.00%)
(76.70%)
(80.60%)
(78.60%)
(82.80%)
(58.90%)
(59.00%)
(61.00%)
(62.20%)

임시명세서(첨부)



아이콘을 더블 클릭하시면 임시명세서 파일이 열립니다.

본 공보 PDF는 첨부파일을 가지고 있습니다. Acrobat Reader PDF뷰어를 제공하지 않는 브라우저(크롬, 파이어폭스, 사파리 등)의 경우 첨부파일 열기가 제한되어 있으므로 Acrobat Reader PDF뷰어 설치 후 공보 PDF를 다운로드 받아 해당 뷰어에서 조회해주시기 바랍니다.