

다중-너비 인공지능망에 기반한 연합 학습 시스템 및 연합 학습 방법

(기술분류-인공지능-효율적 학습 및 AI인프라 고도화)

기술성 분석

기술 개요

- 본 기술은 통신의 효율성을 높일 수 있는 다중-너비 인공지능망에 기반한 연합 학습 시스템 및 연합 학습 방법에 관한 것임
- 데이터 희소성 및 데이터 불균형으로 인해 발생하는 non-IID(non-independent and identically distributed) 문제에 대응할 수 있으며, 확인되지 않은 통신 채널 상황에 능동적으로 대처할 수 있음

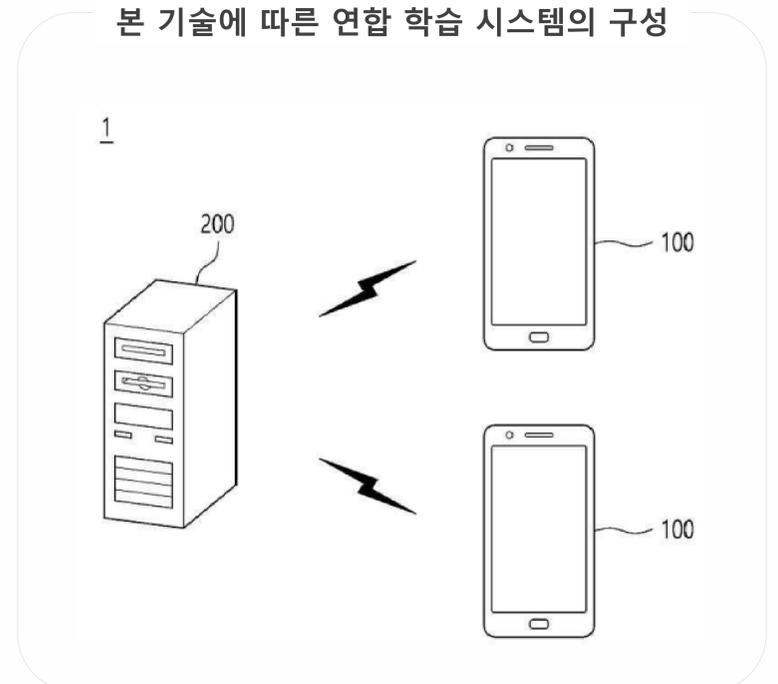
미해결 과제(Unmet needs)

- 기존 연합 학습의 어려움
 - 연합 학습(Federated Learning)은 다수의 단말과 하나의 서버가 협력하여 데이터가 탈중앙화된 상황에서 글로벌 모델을 학습하는 기계 학습 기술임
 - 종래 연합 학습은 동일한 아키텍처에서 로컬 모델만 집계할 수 있어 너비가 작은 모델과 너비가 큰 모델을 동시에 학습할 수 없어 가용 에너지가 서로 다른 기기종 장치에 대처하기 위해서는 학습을 두 번 수행해야 하므로 전체 학습 시간이 증가함
 - 한편, 연합 학습에서 데이터 희소성 및 데이터 불균형으로 인해 발생하는 non-IID 문제를 줄이기 위해 학습을 그룹화하는 방법들이 제안되고 있지만 학습을 동시에 실행함으로써 정확도가 떨어진다는 문제점이 있음
 - 이러한 문제를 해결하기 위해 인공지능망의 너비 제어가 가능한 SNN(Slimmable Neural Network) 모델을 차용하였으나 이는 시간과 위치에 따라 변하는 채널 상태를 조사하기 위한 추가 통신 및 에너지 비용을 수반하는 문제점이 있음

기술적 해결수단(발명의 구성)

- 1) 본 기술의 연합 학습 시스템의 구성
 - 본 기술에 따른 연합 학습 시스템은 다수의 단말(100) 및 서버(200)를 포함하며, 단말 및 서버에는 연합 학습 방법을 수행하기 위한 소프트웨어(어플리케이션)가 설치되어 실행됨
 - 단말은 너비 변경이 가능한 다중-너비 인공지능망을 갖는 기기로, IoT 기기, 서버, 스마트폰 등이 될 수 있음
 - 또한, 데이터 세트를 학습하여 제1 로컬 모델을 생성하고 저장할 수 있으며 기 저장된 제1 로컬 모델로부터 일정 비율의 너비를 갖는 복수의 제2 로컬 모델(LM)을 생성함
 - 복수의 제2 로컬 모델의 파라미터를 중첩 코딩한 다음, 중첩 코딩된 복수의 제2 로컬 모델(SC-LM)의 파라미터에 다른 전송 전력 수준을 할당하여 서버로 전송함
 - 서버는 수신된 복수의 제2 로컬 모델의 파라미터를 디코딩할 수 있음

본 기술에 따른 연합 학습 시스템의 구성

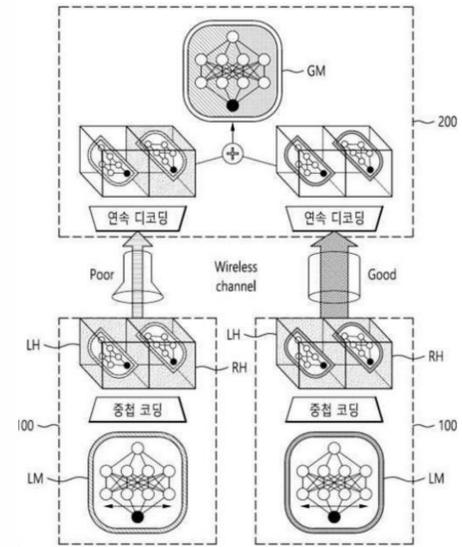


본 기술의 우수성 및 파급 효과

본 기술의 우수성(효과)

- 통신 효율 향상
 - 본 기술의 연합 학습 시스템이 너비 변경이 가능한 다중-너비 인공지능망을 사용하는 장치에서의 학습을 위한 학습 알고리즘을 개발하고, 학습된 모델의 집계를 위해 중첩 코딩을 이용하여 서버로 전송하며, 서버에서 연속 디코딩을 통해 글로벌 모델을 생성함으로써 non-IID 및/ 또는 열악한 채널 조건에서도 더 빠른 수렴 속도를 보여 더 높은 에너지 효율성을 가짐
- 본 기술의 연합 학습 시스템의 효율성과 산업상 이용 가능성 확인
 - 본 기술의 연합 학습 시스템을 이용하는 slimFL은 종래 기술인 vanilla FL보다 낮은 변형을 보임으로써 불량 채널의 non-IID 데이터에 대한 견고성을 확인함
 - 채널 상태가 양호에서 불량으로 악화됨에 따라 vanilla FL의 최대 정확도는 86%에서 82%로 떨어졌으나, 본 기술의 slimFL의 정확도는 양호 채널과 불량 채널 모두에서 동일한 최대 정확도 87%를 유지함
 - vanilla FL의 Top-1 Accuracy 규격은 채널 조건이 악화될수록 최대 59% 증가하는 반면, slimFL의 규격은 최대 31%만 증가함으로써 열악한 채널에 대한 본 기술의 연합 학습 시스템의 견고성과 non-IID 데이터 배포 및 통신 효율성에 대한 견고성을 보장함
 - 또한, 본 기술의 연합 학습 시스템은 수렴될 때까지 평균적으로 총 통신 비용을 2.9배 낮추고 총 컴퓨팅 비용을 3.6배 절감함

본 기술에 따른 중첩 코딩 및 연속 디코딩



본 기술의 연합 학습 방법의 효과

Method	Top-1 Accuracy (%)					
	$\alpha = 0.1$	Good $\alpha = 1$	$\alpha = 10$	$\alpha = 0.1$	Poor $\alpha = 1$	$\alpha = 10$
SlimFL-0.5x	54 ± 2.2	83 ± 1.0	85 ± 1.0	56 ± 2.4	82 ± 1.7	85 ± 1.1
SlimFL-1.0x	59 ± 2.3	85 ± 1.1	87 ± 1.1	65 ± 2.9	84 ± 1.4	87 ± 0.9
Vanilla FL-0.5x	45 ± 5.9	84 ± 1.1	85 ± 1.0	39 ± 8.3	83 ± 1.2	85 ± 0.9
Vanilla FL-1.0x	69 ± 5.8	85 ± 4.0	86 ± 4.3	55 ± 9.2	80 ± 6.0	82 ± 4.7

Metric	non-IIDness	SlimFL		Vanilla FL-1.5x	
		Good	Poor	Good	Poor
Communication Cost [W]	$\alpha = 0.1$	71.0	57.3	158.8	196.8
	$\alpha = 1.0$	8.5	10.4	15.8	36.7
	$\alpha = 10$	3.03	3.51	10.2	25.4
Computation Cost [GFLOPS]	$\alpha = 0.1$	1.27	1.02	1.88	2.41
	$\alpha = 1.0$	0.15	0.18	0.22	0.51
	$\alpha = 10$	0.05	0.06	0.14	0.35

적용 제품 및 파급 효과

- 인공지능 기술 개발
- 본 기술을 통해 기기종 에너지 용량을 감안할 수 있는 것은 물론, 확인되지 않은 통신 채널 상황에 능동적으로 대처하여 연합 학습을 수행함으로써 기존의 연합 학습 시스템에서 사용가능한 에너지 및 채널 처리량이 서로 다른 다양한 기기종 장치에 대해 유연하게 대처할 수 없는 문제점을 해결할 수 있음

지식재산권 현황

발명의 명칭	출원/등록번호	출원/등록일자
다중-너비 인공지능망에 기반한 연합 학습 시스템 및 연합 학습 방법	10-2573880	2023.08.29.
패밀리 특허 현황	패밀리 국가	