

급변하는 무선 채널 환경에서 UDP 기반 연합학습의 성능 분석

권정민, 박형곤

이화여자대학교

jungmin.kwon@ewha.ac.kr, hyunggon.park@ewha.ac.kr

Performance Analysis of UDP-Based Federated Learning under Abrupt Wireless Channel Changes

Jungmin Kwon, Hyunggon Park

Ewha Womans University

요약

연합학습은 일반적으로 안정적인 네트워크 환경을 전제로 연구되어 왔으나, 실제 무선 환경은 시간에 따라 채널 상태가 급변하고 대량의 패킷 손실이 발생하는 등 불안정성을 지닌다. 이러한 조건은 연합학습 성능 저하로 이어질 수 있으며, 이에 대응하기 위한 전송 기법의 검토가 필요하다. 본 논문은 사용자 데이터그램 프로토콜을 기반으로 한 연합학습 전송 기법을 대상으로, 채널 상태가 급격히 변화하는 무선 환경에서의 성능을 분석한다.

1. 서론

연합학습(Federated Learning, FL)은 일반적으로 신뢰성이 보장된 네트워크 환경을 전제로, 모델 파라미터를 효율적으로 전송함으로써 성능을 향상시키는 다양한 연구들이 이루어져 왔다. 그러나 실제 무선 네트워크 환경은 시간에 따라 채널 상태가 변화하며, 간헐적으로 대량의 패킷 손실이 발생하는 등 불안정성을 내포하고 있다. 이러한 특성은 FL 성능 저하로 이어질 수 있으므로, 시간에 따라 변화하는 무선 채널 환경에서도 안정적인 학습 성능을 보장할 수 있는 전송 기법에 대한 연구가 요구된다. 본 논문에서는 사용자 데이터그램 프로토콜(User Datagram Protocol, UDP)을 기반으로 제안된 연합학습 전송 기법을 대상으로, 채널 상태가 갑작스럽게 변화하는 무선 환경 하에서의 성능을 분석한다.

II. 중앙 집중형 연합학습 네트워크

본 논문에서는 N 개의 로컬 디바이스와 하나의 글로벌 서버로 구성된 UDP 기반의 중앙 집중형 FL 네트워크를 고려한다. 본 논문에서 고려하는 FL은 로컬 모델 학습, 로컬 모델 파라미터 전달, 연합된 모델 파라미터 생성, 연합된 모델 파라미터 전달, 로컬 모델 업데이트의 5 단계로 진행되며 이를 하나의 학습 라운드로 정의한다. 이때 무선 네트워크 환경은 패킷 손실이 발생할 수 있으며, 패킷 손실률 $p(t)$ 는 업링크(uplink)와 다운링크(downlink)에서 동일한 값을 가지며 시간에 따라 변화한다고 가정한다. 이때 전달하는 모델 파라미터를 W 라고 하고 하나의 모델을 전달하는 패킷의 수가 M 개로 가정할 때, 손실되는 패킷의 수 X 는 이항분포 $X \sim B(M, p(t))$ 를 따른다고 가정한다.

III. 실험 결과

본 논문에서는 1개의 글로벌 서버와 100개의 로컬 디바이스로 구성된 무선 통신 기반의 연합학습 시스템에서 MNIST 데이터 셋을 활용하여 이미지 분류 작업을 수행한다. 모델 통합에는 FedAvg 알고리즘을 이용하며, 성능 비교 분석을 위하여 LoRA-SysNC[1], FedLR[2], zero-filling, EDEN[3] 기법을 이용하여 모델 파라미터를 전달한다. FL에서 하나의 학습 라운드를 하나의 시간 단위로 정의할 경우, 본 실험에서는 기본적으로

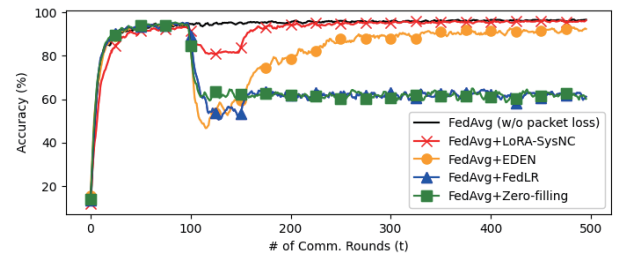


그림 1. MNIST 데이터 셋을 이용한 FL 정확도 성능

$p(t) = 0$ 으로 설정하나, $100 \leq t < 150$ 일 때 $p(t) = 0.15$ 로 급변하는 무선 환경을 고려한다.

그림 1에서 확인할 수 있듯이, 무선 채널 상태가 급변할 경우 연합학습의 성능이 현저히 저하되는 것을 확인할 수 있다. 그러나 LoRA-SysNC와 EDEN은 채널 상태가 다시 개선될 경우 학습 성능이 회복되는 반면, FedLR과 Zero-filling은 여전히 낮은 정확도를 유지하며 성능 회복이 어려운 것으로 나타났다. 또한 LoRA-SysNC는 기존 연구 [1]에서 성능 저하를 효과적으로 완화하는 것으로 보고되었으나, 본 실험과 같이 그 이상의 높은 손실률을 고려한 환경에서는 다른 기법들과 마찬가지로 성능 저하가 발생하는 것을 확인할 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원(No.RS-2021-II210739)과 한국연구재단의 지원(No. RS-2025-00556192)을 받아 수행된 연구임.

참고 문헌

- [1] 권정민, 박형곤, "부분적 모델 파라미터 손실에 따른 연합학습 성능 저하를 완화하기 위한 근사 데이터 전송 전략" 2024년도 한국통신학회 하계종합학술발표회 논문집, 2024, pp. 926-927.
- [2] A. Gadhikar, S. Mukherjee, and R. Burkholz, "Why random pruning is all we need to start sparse," ICML, 2023.
- [3] Z. Bao, X. Ding, and K. Wang, "Singular vector and singular subspace distribution for the matrix denoising model," Ann. Stat., 49(1), pp. 370-392, 2021.