

연합학습 기반 시맨틱 통신 시스템에서 효율적인 모델 업데이트를 위한 로컬 에폭과 수렴 속도 간 상관관계 분석

강민재, 이주형*
가천대학교

kmj02k@gachon.ac.kr, j17.lee@gachon.ac.kr*

Analysis of Correlation between Local Epochs and Convergence Performance for Efficient Model Updates in Federated Semantic Communication Systems

Minjae Kang, Joohyung Lee*
School of Computing, Gachon University

요약

연합학습 기반 시맨틱 통신 시스템은 원본 데이터를 요구하지 않아 통신 효율적인 학습 방식이지만, 여전히 모델 학습을 위해 수많은 통신 라운드를 요구한다는 한계가 존재한다. 본 논문은 이러한 문제를 개선하기 위해 로컬 에폭과 수렴 속도 간의 상관 관계를 분석하고, 이를 통해 전체 통신 라운드를 감소시킬 수 있는 로컬 학습 전략을 제안한다.

I. 서론

6G 네트워크는 초저지연, 초연결을 넘어 지능형 통신을 지향하며, 그 중심에는 시맨틱 통신(Semantic Communication)이 있다. 시맨틱 통신은 딥러닝 기반의 시맨틱 인코더와 디코더를 활용하여 소스 데이터에서 의미적 특징만을 추출해 전송함으로써 통신 대역폭을 획기적으로 절약한다.

이러한 시스템이 실제 환경에서 강건하게 동작하기 위해서는 시변하는 무선 채널과 새로운 데이터 분포에 적응할 수 있도록 시맨틱 모델을 주기적으로 업데이트해야 한다. 하지만 모든 클라이언트의 데이터를 중앙 서버로 수집하여 재학습하는 방식은 막대한 통신 비용과 프라이버시 침해 문제를 유발한다. 이에 대한 해결책으로 연합학습(Federated Learning, FL) 기반의 분산형 모델 업데이트 방식이 주목받고 있다 [1].

그러나 연합학습 또한 글로벌 모델의 동기화를 위해 서버와 클라이언트 간 빈번한 파라미터 교환을 필요로 하며, 이는 모델 업데이트를 위한 추가적인 통신 오버헤드를 발생시키는 주요 요인이 된다. 통신 효율성을 높이기 위해서는 통신 라운드 횟수 자체를 줄이는 것이 중요하며, 이는 클라이언트 내부의 연산량, 즉 로컬 에폭(Epoch) 설정과 밀접한 관련이 있다. 따라서 본 논문에서는 FedAvg [2] 알고리즘을 기반으로 연합학습 기반 시맨틱 통신 모델의 업데이트 과정에서 로컬 에폭이 수렴하기까지 필요한 통신 라운드에 미치는 영향을 분석하고, 이를 바탕으로 효율적인 모델 업데이트를 위한 설계 방향을 제시하고자 한다.

II. 본론

가. 시스템 구조

본 논문에서는 N 개의 클라이언트와 하나의 중앙 서버로 구성된 연합학습 시스템을 고려한다. 각 클라이언트 k 는 로컬 데이터셋 \mathcal{D}_k 를 보유하며, DeepJSCC [3] 구조의 시맨틱 통신 모델을 개별적으로 가지고 있다. 본 시스템은 이미지 복원을 수행하며, 각 모델은 송신단의 원본 이미지와 수신단에서 복원된 이미지 간의 평균 제곱 오차(MSE) 손실을 최소화하도록 학습된다. 연합학습은 다음의 과정을 반복한다. 먼저, 서버가 글로벌 모델 w^t 를 클라이언트에게 배포한다. 각 클라이언트 k 는 수신된 모델을 초기값으로 하여, 복원 오차(MSE)를 최소화하는 방향으로 총 로컬 에폭 수 E 동안 학습을 수행한다. e 번째 로컬 에폭에서의 파라미터 업데이트는 식 (1)과 같다.

$$w_k^{t,e} \leftarrow w_k^{t,e-1} - \eta \nabla F_k(w_k^{t,e-1}), \quad (1)$$

여기서 η 는 학습률, F_k 는 로컬 손실 함수이다. E 번의 업데이트 후, 서버는 클라이언트들의 모델을 수집하고 FedAvg [2] 알고리즘에 따라 식 (2)와 같이 가중 평균하여 차기 글로벌 모델을 생성한다.

$$w^{t+1} \leftarrow \sum_{k=1}^N \frac{|\mathcal{D}_k|}{|\mathcal{D}|} w_k^{t+1}. \quad (2)$$

본 연구에서는 식 (1)의 로컬 에폭이 모델의 복원 성능 수렴 속도 및 전체 통신 오버헤드에 미치는 영향을 중점적으로 분석한다.

나. 실험 결과

본 논문에서는 CIFAR-10 데이터셋을 활용하여 연합학습 기반 시맨틱 통신 시스템의 성능을 검증하였다. 모델 구조 및 하이퍼 파라미터는 기존 DeepJSCC [3]를 따랐으며, 병목 구간의 채널 자원은 16 으로 설정하였다. 데이터 분포의 이질성(Non-IID)을 조절하기 위해 Dirichlet 분포의 파라미터 α 를 {0.1, 1.0, 100.0}으로 설정하였으며, α 값이 작을수록 데이터 불균형이 심화됨을 의미한다. 총 통신 라운드는 200 회로 설정했으며, 로컬 에폭은 {1, 5, 10, 20}으로 변화를 주어 실험하였다. 무선 채널은 AWGN을 가정하였으며, 학습 단계에서의 SNR은 10dB 로 고정하였다.

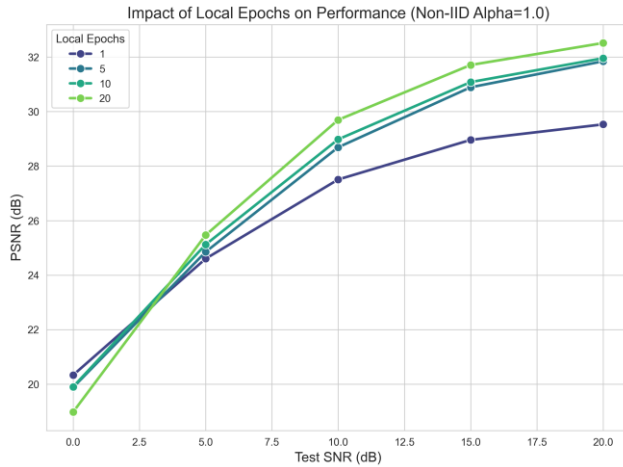


그림 1. 로컬 에폭에 따른 SNR 대비 PSNR 성능 변화

그림 1 은 Non-IID 가 중간 수준인 $\alpha = 1.0$ 에서 로컬 에폭(E)의 변화가 채널 SNR 에 따른 복원 성능(PSNR)에 미치는 영향을 나타낸다. 실험 결과, 전반적으로 로컬 학습량이 증가할수록 복원 성능이 향상되는 경향을 보였다. SNR 20dB 환경에서 $E = 1$ 일 때의 PSNR 은 약 29.5dB 인 반면, $E = 20$ 일 때는 약 32.5dB 를 기록하여 약 3dB 의 성능 이득을 확인하였다. 그러나, 채널 상태가 매우 열악한 0dB 구간에서는 $E = 20$ 일 때보다 $E = 1$ 일 때의 성능이 높게 나타나는 역전 현상이 발생했으며, 이는 많은 로컬 학습을 통해 생성된 세밀한 특징들이 고잡음 환경에서는 오히려 훼손되기 쉬우며, 이로 인해 복원 성능 저하가 발생할 수 있음을 뜻한다.

Non-IID	Local Epoch			
	E=1	E=5	E=10	E=20
$\alpha=0.1$	89	15	6	3
$\alpha=1.0$	129	22	12	6
$\alpha=100.0$	144	25	11	5

표 1. E와 α 별 목표 성능 도달 통신 라운드 수 비교

표 1 은 다양한 데이터 분포(α)와 로컬 에폭(E) 설정에 따라 목표 성능(PSNR 27dB)에 도달하기까지 소요된 통신 라운드 수를 비교한 결과이다. 실험 결과, 로컬 에폭의 증가는 통신 라운드의 현저한 감소로 이어짐을 확인하였다. 구체적으로 $\alpha = 1.0$ 환경을 기준으로 볼 때, 로컬 에폭을 1 회에서 5 회로 증가시켰을 때 통신 라운드는 129 회에서 22 회로 약 5.9 배 감소하였으며, 20 회로 증가시켰을 때는 6 회로 약 21.5 배의 감소 폭을 보였다. 특히 데이터 불균형이 심한 $\alpha = 0.1$ 환경에서는

$E = 20$ 설정 시 $E = 1$ 대비 통신 라운드가 약 30 배 감소하여, 로컬 연산량 증대가 통신 비용 절감에 매우 효과적임을 정량적으로 검증하였다.

또한, 데이터 이질성이 심한 $\alpha = 1.0$ 환경이 IID 에 근접한 $\alpha = 100.0$ 환경보다 목표 성능에 더 빠르게 도달하는 현상이 관측되었다. 이는 분류 작업과 구별되는 이미지 복원 작업의 고유 특성에 기인한 것으로 해석된다. Non-IID 환경에서 분류 모델은 클래스 간 결정 경계가 왜곡되어 성능 저하가 빈번히 발생한다. 반면, 복원 모델의 경우 데이터 편향이 오히려 학습 난이도를 낮추는 요인으로 작용할 수 있다. 다양한 클래스를 모두 복원해야 하는 IID 환경과 달리, 편향된 데이터를 가진 클라이언트는 소수의 특정 클래스 복원이라는 상대적으로 쉬운 작업을 수행하게 된다. 따라서 각 클라이언트의 로컬 모델이 빠르게 최적화되며, 이러한 로컬 성능의 신속한 향상이 결과적으로 글로벌 모델의 수렴 속도를 가속화한 것으로 분석된다.

결과적으로, 로컬 학습량의 증가는 통신 효율과 복원 성능을 전반적으로 향상시키는 경향을 보였으나, 그 효과는 무선 채널 환경에 따라 상이하게 나타났다. 따라서 채널 상태에 따라 로컬 에폭 수와 특징 수준을 적응적으로 조절하는 전략이 중요하다.

III. 결론

본 논문은 연합학습 기반 시맨틱 통신 시스템을 대상으로, 다양한 Non-IID 환경에서 로컬 에폭이 모델의 수렴 속도 및 복원 성능에 미치는 영향을 분석하였다. 그 결과, 로컬 에폭의 증가는 통신 라운드를 감소시킬 뿐만 아니라 전반적으로 복원 성능을 향상시킴을 보였다. 그러나 채널 상태가 열악한 환경에서는 높은 로컬 에폭으로 생성된 세밀한 특징들이 오히려 성능 열화를 유발할 수 있음을 확인하였다. 결과적으로 로컬 학습의 효율성은 무선 채널 환경에 따라 상이하게 나타나므로, 시스템의 효율성을 극대화하기 위해서는 향후 채널 상태 정보(CSI)를 기반으로 로컬 에폭 및 전송 파라미터를 적응적으로 제어하는 기법에 대한 후속 연구가 요구된다.

ACKNOWLEDGMENT

“본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 2026 년도 SW 중심대학사업의 결과로 수행되었음”(2021-0-01389)

참 고 문 헌

- [1] Yang, Wanting, et al. "Semantic communications for future internet: Fundamentals, applications, and challenges." *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 25.1 (2022): 213-250.
- [2] McMahan, Brendan, et al. "Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data." *Artificial intelligence and statistics*. PMLR, 2017.
- [3] Boursoulatz, Eirina, David Burth Kurka, and Deniz Gündüz. "Deep joint source-channel coding for wireless image transmission." *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking* 5.3 (2019): 567-579.