

기계학습 기반 적응적 비디오 스트리밍에 관한 연구

정준영, 이제원, 현은희
한국전자통신연구원

jungjy@etri.re.kr, jw_lee@etri.re.kr, ehhyun@etri.re.kr

A Study on the Machine Learning based Adaptive Video Streaming

Joon-Young Jung, Je Won Lee, Eun Hee Hyun
Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI)

요 약

본 논문은 최근 OTT 와 같이 인터넷을 통한 비디오 서비스 전송을 위해 적용되는 적응적 스트리밍 기술에 대해 살펴본다. 특히 종래의 ABR 알고리즘 방식에서 대두되는 최적화 문제점을 해결하기 위해 제안된 기계학습 기반의 ABR 알고리즘에 대해 소개한다. 또한 모의실험을 통해 종래의 ABR 알고리즘 방식과 기계학습 기반 방식의 성능을 비교한다.

I. 서 론

비디오 전송은 네트워크 기술, 디바이스 및 오디오와 비디오 압축 방식의 진보에 힘입어 지난 10 년 동안 오늘날의 인터넷 트래픽의 주요 부분을 차지하도록 진화했다. 시스코의 연례 비주얼 네트워킹 지수(Visual Networking Index)에 따르면 2016 년 전 세계 인터넷 트래픽의 67%가 비디오였으며, 2021 년에는 80%에 이를 것으로 전망된다고 보고했다. 인터넷을 통한 비디오 전달은 콘텐츠나 스트리밍 서비스 제공자가 네트워크 제공자와 일반적으로 다르기 때문에 OTT (Over-The-Top) 비디오 스트리밍이라고 한다. 비디오 처리 및 렌더링 능력이 높은 새로운 모바일 사용자 기기와 적응적 스트리밍 기술의 출현은 비디오 스트리밍 서비스 성장에 핵심적인 역할을 했다.

본 논문에서는 최근 대부분의 OTT 서비스에 적용되고 있는 적응적 비디오 스트리밍 기술에 대해 검토하고, 모의 실험을 통해 종래 기술의 한계점을 해결하기 위해 제시된 기계학습 기반 적응적 스트리밍 기술에 대한 성능을 알아본다.

II. 적응적 비디오 스트리밍

비디오 스트리밍은 아래 그림 1 과 같이 콘텐츠 제공자(content provider) 또는 스트리머(streamer)가 미디어 서버(media server)로 비디오를 올리는 인제스트(ingest) 과정과 사용자가 미디어 서버로부터 비디오를 다운받는 배포(distribution) 과정으로 구성된다. 최근에는 HTTP(Hypertext Transfer Protocol) 기반 적응적 스트리밍 방식인 DASH(Dynamic Adaptive Streaming over HTTP) 및 HLS(HTTP Live Streaming)가 보편적으로 사용되고 있다.

콘텐츠 제공자 또는 스트리머는 고화질 원본 비디오를 미디어 서버에 업로드한다. 이 때 라이브 비디오의 경우

지연 시간(latency)을 최소화하기 위해 RTSP(Real Time Streaming Protocol)/RTMP(Real Time Messaging Protocol) 등의 프로토콜을 사용한다. 이후 미디어 서버는 업로드한 비디오를 HTTP 기반의 적응적 비디오 스트리밍을 지원하기 위해, 고화질 원본 비디오를 다양한 화질로 트랜스코딩한 이후에, 일정한 길이의 청크(chunk)로 나누어 저장한다.

비디오 스트리밍 서비스를 위해 비디오 플레이어는 미디어 서버에서 메니페스트 파일을 먼저 다운로드 한다. 이를 통해 비디오 플레이어는 ABR(adaptive bitrate algorithm) 알고리즘에서 선택할 수 있는 화질 종류에 대한 정보를 초기화한다. 이후 비디오 플레이어는 매 청크마다 ABR 알고리즘을 실행하여 현재 네트워크 대역폭에 가장 적합한 화질의 비디오 선택하고 다운받는다. ABR 알고리즘은 시간 및 공간에 따라 크게 상이한 네트워크 환경에서 사용자가 고화질의 비디오를 볼 수 있게 해준다. 다운받은 청크는 비디오 플레이어 내부 버퍼에 쌓이게 되고, 비디오 플레이어는 버퍼에 저장된 비디오를 순서대로 디코딩 및 렌더링 과정을 처리하여 사용자 기기의 화면에 영상을 보여준다.

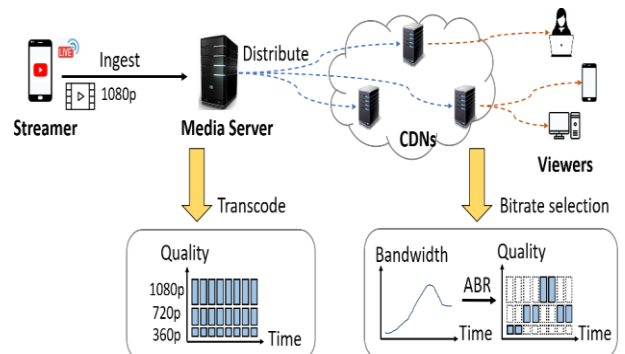


그림 1. 적응적 비디오 스트리밍 구조

ABR 알고리즘은 과거의 비트레이트, 청크 사이즈, 네트워크 대역폭, 버퍼 길이 등의 정보를 기반으로 다음으로 다운받을 청크의 비트레이트를 선정한다. 만약, 너무 높은 비트레이트를 선정할 경우 화면이 정지하는 리버퍼링 (rebuffering)이 발생하고, 너무 낮은 비트레이트를 선정하면 주어진 대역폭을 충분히 활용하지 못해 비디오 화질이 저하된다.

종래의 ABR 알고리즘은 설계자의 경험에 의한 방법이라 정확하지 못하고 최적이지 아닌 한계점이 있다. 대표적인 ABR 알고리즘으로 BOLA[1]와 MPC[2]가 있다. BOLA는 DASH의 표준 ABR 알고리즘으로 사용되며, 버퍼 길이를 기준으로 비트레이트를 선정한다. 하지만 버퍼 길이 외에 다양한 정보(대역폭, 청크 사이즈 등)를 활용하지 못하여 최적에 비해 성능이 저하될 수 있다. MPC는 최신의 ABR 알고리즘으로 과거 대역폭을 기반으로 미래 대역폭을 예측하여 가장 높은 QoE (Quality-of-Experience)를 가지는 비트레이트를 선정한다. 하지만 대역폭은 변동성이 매우 큰 경우 예측의 오류로 인해 최적에 비해 성능이 저하될 수 있다.

위와 같은 종래의 ABR 알고리즘의 문제를 해결하기 위해 최근 기계학습 기반의 방법이 등장하기 시작하였다. Pensieve[3]는 기계학습 기반의 최초의 ABR 알고리즘으로 과거 청크 대역폭, 과거 청크 다운로드 시간, 다음 청크들의 사이즈, 현재 버퍼 크기, 남은 청크 개수 및 가장 최근 청크 비트레이트를 입력으로 받아 이를 신경망으로 처리해 최적의 비트레이트를 선택한다. Pensieve는 강화 학습(reinforcement learning)을 통해서 (1)의 QoE를 최대화하는 방향으로 업데이트한다.

$$QoE = \sum_{n=1}^N R_n - 4.3 \sum_{n=1}^N T_n - \sum_{n=1}^{N-1} |R_{n+1} - R_n| \quad (1)$$

(R_n : 비트레이트, T_n : 리버퍼링 시간)

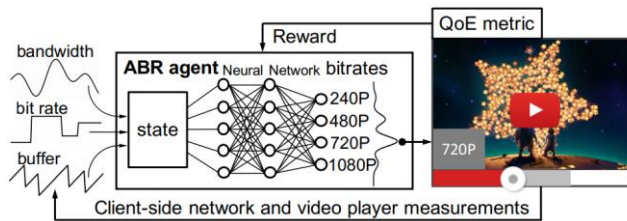


그림 2. Pensieve ABR 학습 과정

III. 모의 실험

기계학습 기반의 적응적 비디오 스트리밍의 성능을 알아보기 위해 그림 3과 같은 시뮬레이터를 구축하여 비-기계학습의 ABR 알고리즘인 MPC와 기계학습 ABR 알고리즘인 Pensieve의 QoE를 비교한다. 시뮬레이터는 시간에 따라 변하는 네트워크 대역폭과, 대역폭에 따른 비디오 화질 선택, 비디오 다운로드에 의해 실시간으로 변하는 버퍼 상태를 모델링한다. 시뮬레이터는 네트워크 트레이스나 비디오 청크 사이즈를 입력으로 받고, 비디오 청크 별 화질, 청크 별 다운로드 시간, 청크 별 리버퍼링 시간을 출력하며 이를 기반으로 QoE를 계산한다.

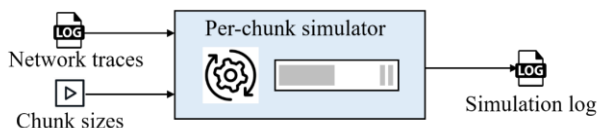


그림 3. 비디오 스트리밍 시뮬레이터 구성

Pensieve의 ABR 알고리즘 학습 및 테스트를 위해 북미 FCC(Federal Communications Commission)의 3G 및 Broadband 네트워크 트레이스를 사용하였다. 네트워크 대역폭의 제한적인 환경을 구성하기 위해 평균 대역폭이 4.4Mbps 이상인 트레이스는 포함하지 않았다. 총 692개의 트레이스를 학습용으로 사용하고 200개의 트레이스를 테스트용으로 사용하였다. 테스트에 사용된 네트워크 트레이스의 평균 대역폭은 1.3Mbps이다. 또한 적용되는 비디오 화질은 240p, 360p, 480p, 720p, 1080p 5개이며, 각각의 평균 비트레이트는 400, 800, 1200, 2400, 4800Kbps로 설정하였다.

실험결과는 그림 4와 같이 MPC와 Pensieve의 QoE CDF(Cumulative Distribution Function)를 통해 성능을 비교하였다. 각 알고리즘의 성능 비교에는 Pensieve 테스트에 적용된 200개의 네트워크 트레이스가 동일하게 사용되었다. 그림 4의 결과와 같이 기계학습 기반의 Pensieve 알고리즘이 MPC에 비해 약 15% 정도 향상된 성능을 보여주는 것을 알 수 있다.

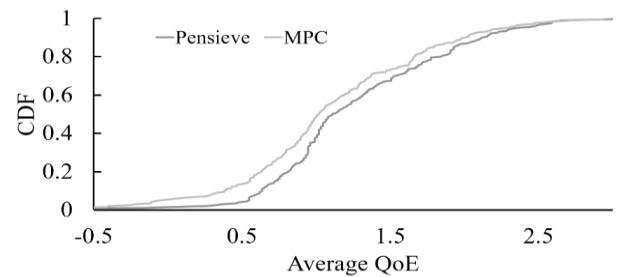


그림 4. QoE CDF 비교: MPC vs. Pensieve

IV. 결론

본 논문에서는 최근 OTT와 같은 비디오 서비스에 적용되는 적응적 스트리밍 기술에 대한 개요와 종래의 ABR 알고리즘 방식과 최적화 문제점에 대해 살펴보았다. 그리고 이 문제를 해결하기 위해 기계학습 기반의 ABR 알고리즘을 적용하여 종래의 방식과 성능을 비교하였다. 결과적으로 기계학습 기반 알고리즘을 적용하여 15%의 QoE 향상이 있음을 확인할 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2020-0-00920, 중대형 공간용 초고해상도 비정형 플랜옵틱 영상 저장/압축/전송 기술 개발)

참고 문헌

- [1] K. S., R. U., and R. K. S., "BOLA: near-optimal bitrate adaptation for online videos," IEEE/ACM Transactions on Networking, 2020
- [2] Y. X., J. A., S. V. & S. B., "A control-theoretic approach for dynamic adaptive video streaming over HTTP," Proceedings of the 2015 ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication.
- [3] M. H., M. R., A. M., "Neural Adaptive Video Streaming with Pensieve," SIGCOMM '17: Proceedings of the Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication