

모바일 데이터 사용량을 고려한 딥러닝 기반 적응형 비디오 스트리밍

*김민섭, *허성재, *이희종, *부반손, **최민제, *임경식[‡]

*경북대학교 IT 대학 컴퓨터학부, **경북대학교 일반대학원 컴퓨터학부 박사과정
dmg04158@gmail.com, tom13328@gmail.com, gmlwhd2092@naver.com,
lienhoan49554@gmail.com, alswp25@gmail.com, kslim@knu.ac.kr

Deep Learning based Adaptive Video Streaming with Mobile Data Usage

*Minseob Kim, *Sungjae Hur, *Heejong Lee, *Vu Van Son, **Minje Choi, *Kyungshik Lim[‡]

*Dept. of Computer Science and Engineering, Kyungpook National Univ., **School of
Computer Science and Engineering, Kyungpook National University

요 약

최근 모바일 비디오 스트리밍 서비스의 이용자 수가 증가하고 있다. 이에 따라 모바일 환경에 적합한 DASH 비디오 스트리밍 매커니즘이 연구되었고, 이것을 DQN 기법에 의해 개선한 알고리즘은 모바일 네트워크 환경에서 적절한 비디오 품질 선택을 통해 버퍼링을 크게 줄일 수 있었다. 그러나 이는 모바일 요금제로 비디오 스트리밍 서비스를 이용하는 사용자들에게 안정적인 서비스를 제공하기 어렵다. 이에 본 논문은 기존의 DQN 기법에 의한 알고리즘을 발전시켜 사용자의 모바일 요금제에 적합한 비디오 품질을 선택하는 알고리즘을 연구하고 성능 실험 결과를 분석한다. 또한 이 알고리즘을 전체 모바일 비디오 스트리밍 시스템과 통합하여 이용하도록 제안한다.

1. 서론

모바일 기기의 발전으로 모바일 비디오 스트리밍 서비스의 이용자 수가 크게 증가하고 있다. 이에 따라 DASH 와 같은 모바일 환경에 적합한 비디오 스트리밍 매커니즘이 연구되었다.[1] 이후 DASH 의 비디오 품질 선택 알고리즘의 성능을 개선하기 위해 DQN 기법에 의한 알고리즘이 연구되었고, 그 결과 모바일 네트워크 환경에서 적절한 비디오 품질을 선택하면서도 버퍼링 발생을 크게 줄일 수 있었다.

그런데 최근 4G 의 보급으로 이동 통신사가 제공하는 모바일 요금제로 비디오 스트리밍 서비스를 이용하는 사용자가 늘어났다. 기존의 비디오 품질 선택 알고리즘은 네트워크 환경에서 가능한 최상의 품질을 선택한다. 하지만 모바일 요금제는 월별로 네트워크 사용량이 제한되기 때문에 높은 품질로 비디오를 시청하면 네트워크 사용량을 빠르게 소진하여 스트리밍 서비스를 안정적으로 이용하기 어렵다.

따라서 본 논문에서는 사용자의 모바일 요금제에 적합한 요금제 우선 적응형 비디오 품질 선택 알고리즘(이하 요금제 우선

[‡] Corresponding Author : 임경식(Kyungshik Lim)

E-mail: kslim@knu.ac.kr

Tel: +82-53-950-6374

ORCID: 0000-0003-3876-9571

※ "This research was supported by the Korean MSIT (Ministry of Science and ICT), under the National Program for Excellence in SW(2021-0-01082) supervised by the IITP(Institute of Information & communications Technology Planning & Evaluation)"(2021-0-01082)

알고리즘을 고안하고, 이 알고리즘을 전체 모바일 비디오 스트리밍 시스템과 통합하여 제안한다.

2. 본론

딤러닝 기반 적응형 비디오 스트리밍 시스템은 비디오 서버, 클라이언트 그리고 딤러닝 모듈로 구성된다. 비디오 서버는 비디오를 일정 시간 단위로 나누고 그것을 화질과 비트레이트를 기준으로 비디오 품질을 구분하여 저장한다. 이렇게 나눈 특정 품질의 비디오 조각을 세그먼트라 부르며 클라이언트가 어떤 품질의 세그먼트를 요청하면 적합한 세그먼트를 전송한다. 클라이언트는 서버에 세그먼트를 요청, 수신하고 재생하는 모듈을 가지고 있다. 이때 딤러닝 기반의 적응형 비디오 품질 선택 모듈과 상호작용하여 현재 네트워크 상태를 입력하면 딤러닝 알고리즘에 의해 선택된 품질을 출력으로 받고 이것으로 서버에 세그먼트를 요청한다. 적응형 비디오 품질 선택 모듈은 사용자의 요구사항에 대응하는 다양한 비디오 품질 선택 알고리즘을 저장한다. 사용자는 기호에 따라 알고리즘을 선택하여 비디오 스트리밍 서비스를 이용할 수 있다.

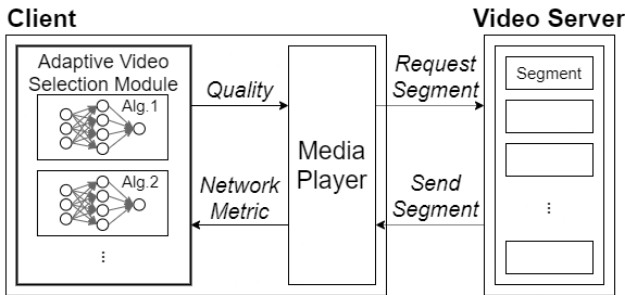


그림 1 모바일 비디오 스트리밍 시스템 구조

본 논문에서 제안하는 요금제 우선 알고리즘은 사용자의 요금제에 적합한 비디오 품질을 선택하는 것이 목표이다. 사용자는 자신의 요금제 데이터 사용량과 서비스 이용 시간에 적합한 알고리즘을 선택하여 네트워크 사용량을 줄일 수 있다. 또한 DQN 기법에 의한 버퍼링 개선 알고리즘을 바탕으로 보상함수 매커니즘을 수정하여 낮은 버퍼링 발생률을 유지할 수 있도록 했다.[1]

DQN 은 강화학습을 통해 입력된 특정 환경에 대해 최대의 보상을 받는 선택을 출력한다. 이때 학습 모델에서 사용한 보상함수식은 다음과 같다.

$$R = (Quality * 0.1) + (QualityDiff * 0.4) + (Buffer * 0.1) + (BufferDiff * 0.2) + (BufferTarget * 0.2)$$

where

$$Quality = \begin{cases} a_t, & \text{if } (a_t \leq PrefQuality) \\ -100, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$QualityDiff = a_{t+1} - a_t$$

$$Buffer = \begin{cases} b_{a_{t+1}}, & \text{if } (b_{a_{t+1}} > 0) \\ -100, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$BufferDiff = b_{a_{t+1}} - b_{a_t}$$

$$BufferTarget = \begin{cases} bt_{a_{t+1}}, & \text{if } (bt_{a_{t+1}} = 60) \text{ and } (BufferDiff > 0) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서 사용한 메트릭은 네트워크 상태를 간접적으로 나타내는데 각각 비디오 품질 (Quality), 비디오 품질 차이 (QualityDiff), 버퍼 길이 (Buffer), 버퍼 길이 차이 (BufferDiff), 버퍼 타겟 (BufferTarget)을 의미한다. 이 메트릭을 보상함수에 반영하는 가중치 (0.1, 0.4, 0.1, 0.2, 0.2)는 이전 연구에 의한 것으로, 다양한 네트워크 환경에서 가능한 최상의 품질을 선택하면서 버퍼링도 가장 적게 발생함을 보장한다. 본 연구에서 변형한 부분은 비디오 품질 메트릭으로, 선택한 품질이 선호 품질(PrefQuality)보다 높을 경우 품질 메트릭의 보상을 대폭 줄였다. 이에 따라 학습 모델이 일정 품질 범위를 넘지 않도록 하면서 버퍼링 발생률도 낮은 값을 가지도록 설계했다. 표 1 은 실험한 학습 모델과 설정한 선호 품질을 나타낸다.

학습 모델 구분	선호 품질
M5	5
M4	4
M3	3
M2	2

표 1. 학습 모델과 선호 품질

요금제 우선 알고리즘의 성능 실험은 Network Simulator (NS-3) [3]를 이용하여 서버와 클라이언트를 시뮬레이션했다. 실험에 사용한 네트워크 환경의 4G 평균 대역폭은 40Mbps 로 설정했으며, 지연 시간은 10ms, 30ms, 50ms, 100ms 로 설정했으며, 에러율은 5%, 7%, 10%로 설정했다. 즉, 하나의 학습 모델은 총 12 가지 환경에서 학습을 거친다. 표 2 는 이것을 나타내고 있다.

네트워크 상태	사용 값
대역폭(Bandwidth)	40Mbps
지연 시간(Latency)	10ms, 30ms, 50ms, 100ms
에러율(Error rate)	0.05, 0.07, 0.1

표 2. 네트워크 환경 설정값

또한 시뮬레이션 구현을 위해 데모 동영상 'Big Buck Bunny'의 각 세그먼트당 데이터 크기를 품질별로 수치화했고, 동영상 길이는 640 초, 세그먼트 단위 시간은 4 초, 선택 가능한 품질은 10 가지로 설정했다. 각 학습 모델은 이 한가지 비디오에 대해서만 500 번 학습했다.

모델의 평가는 학습했을 때와 같은 12 가지 환경에서 학습모델별로 품질, 처리량, 버퍼링 발생률을 비교하였다.

그림 2 의 평균 품질을 보면 네트워크 상황이 좋아짐에 따라 각 학습모델이 선택하는 품질의 폭이 넓어지고 있다. 대체로 학습모델별로 주어진 선호 품질에 잘 수렴하고 있으나 학습모델 M4 의 경우 선호 품질인 4 에 수렴하지 못하고 3 에 머물고 있다.

그림 3 의 평균 처리량은 클라이언트 상에서 네트워크 처리량을 보여준다. 네트워크 환경이 좋아지면 더 높은 품질을 선택하므로 그에 따라 처리량이 증가하는 것을 볼 수 있다. 하지만 일부 동일한 환경에서는 선호 품질이 낮아지는데 오히려 처리량은 증가하기도 한다. 실질적으로 사용자의 요금제 데이터에 영향을 미치는 부분이므로 개선이 필요하다.

그림 4 의 버퍼링 발생률을 보면 네트워크 환경이 좋아질수록 버퍼링 현상이 줄어들고있다.

3. 결론

본 논문에서는 기존 DQN 기반 알고리즘의 보상함수를 변형하여 비디오 품질을 선택할 때 상한선을 두었고, 동시에 버퍼링 발생률도 낮은 요금제 우선 알고리즘을 고안했다. 그리고 이 알고리즘을 전체 모바일 비디오 스트리밍 시스템과 통합하여 제안하였다.

요금제 우선 알고리즘은 NS3 를 활용해 4G 대역폭과 12 가지 네트워크 환경 시뮬레이션 상에서 학습, 평가했고, 그 결과 알고리즘이 선택하는 품질을 성공적으로 제한할 수 있었다.

이를 활용하면 다양한 요금제를 사용하는 사용자들에게 맞춤형 적응형 스트리밍 서비스를 제공할 수 있을 것으로 예상된다. 이는 데이터절약과 사용자의 QoE 향상에 도움이 될 것이다.

추후 보상함수 설계를 개선하여 직접적으로 처리량을 보상함수 메트릭에 반영하고, 선호 품질을 다른 메트릭과 확실하게 구분할 수 있는 방법을 연구할 계획이다

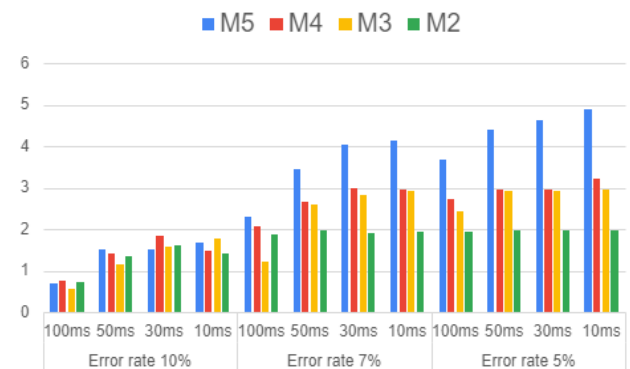


그림 2. 학습모델, 네트워크 환경별 평균 품질

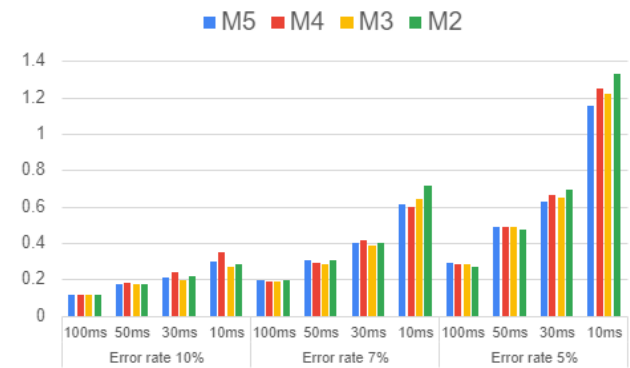


그림 3. 학습 모델, 네트워크 환경별 평균 처리량(MBps)

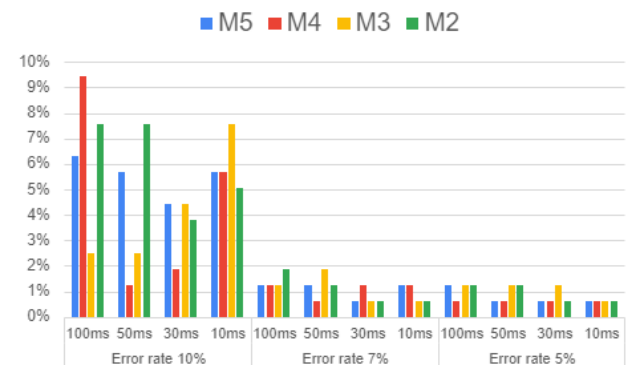


그림 4. 학습 모델, 네트워크 환경별 버퍼링 발생률(%)

참고문헌

[1] 정성욱, 임경식, "DASH 성능 개선을 위한 DQN 의 보상함수 설계", 경북대학교 공학석사학위논문, 2020.

[2] T. R. Henderson, M. Lacage, and G. F. Riley, "Network Simulations with the ns-3 Simulator", ACM Conference on Special Internet Group on Data Communication, SIGCOMM 2008, pp. 17-22, 2008.