

사용자의 선호도를 고려한 콘텐츠 캐싱을 위해 콘텐츠 캐싱과 추천시스템을

결합한 연속적인 공간에서의 심층강화학습 모델

이우빈, 임민중

동국대학교 컴퓨터정보통신공학과

woobin0357@naver.com

Deep Reinforcement Learning Model in a Continuous Space with Combining Content Caching and Recommendation System for Content Caching Considering User Preferences

Woobin Lee, Minjoong Rim

Department of Information and Communication Engineering

Dongguk University

요 약

본 논문에서는 네트워크 엣지에서 사전 콘텐츠 캐싱 문제를 연구한다. 연구된 모델에서, 네트워크 엣지의 캐시는 추천시스템을 활용하여 사용자 개개인의 선호도를 예측하고 사용자에게 추천이 될 만한 적절한 콘텐츠를 캐싱하는 결정을 할 수 있다. 이 문제를 해결하기 위해 강화학습 기반의 프레임워크를 제안하며, 무한히 증가하는 콘텐츠 수와 한정된 캐시 저장 공간에 따른 캐싱 결정의 복잡도 문제에 대처하기 위해 콘텐츠를 연속적인 공간에 배치시키는 것을 제안한다. 실험에서는 제안된 접근 방식이 사용자 개개인의 특성을 고려하지 않는 보편적인 선호도에 따른 캐싱 알고리즘과 비교하여 캐시 효율 측면에서 상당한 이득을 산출한다는 것을 보여준다.

I. 서 론

오늘날 유튜브, 넷플릭스 등의 비디오 콘텐츠들 스트리밍하는 서비스는 심화를 넘어 포화상태로 보인다. 영상의 품질 자체가 올라감에 따라 콘텐츠 자체의 용량 또한 증가하고 있다. 다양한 기기에서 오는 사용자의 요청과 콘텐츠 용량의 증가로 인해 트래픽이 급증하는 피크 시간에는 트래픽 과부하로 인해 네트워크의 백홀과 프론트홀에서 병목현상이 발생할 수 있다. 따라서 이를 해결하기 위한 방법 중 하나로 기계학습을 이용하여 네트워크 엣지에서 콘텐츠를 캐싱하는 연구가 활발히 진행되고 있다[1]. [2]에서는 C-RAN 내에서 트래픽과 지연을 최소화하기 위해 사용자의 콘텐츠 요청 분포와 이동성을 딥러닝 모델로 예측하여 콘텐츠를 사전 캐싱하는 프레임워크를 제안한다. [3]에서는 캐시에 요청된 콘텐츠들의 요청횟수를 강화학습으로 학습하여 사용자에게 콘텐츠 요청이 왔을 때 캐시에 해당 콘텐츠를 저장할지를 결정한다. 콘텐츠 캐싱에서는 추천시스템을 같이 고려하기도 한다. 추천시스템은 사용자에게 추천될 만한 콘텐츠를 추천하고, 이러한 추천될 만한 콘텐츠를 캐시에 저장한다면 캐시의 효율이 훨씬 높아질 것이다. [4]에서는 기기간 통신을 위해

추천시스템을 기반으로 기기에서의 최적의 콘텐츠 캐싱 배치를 제안한다. 본논문에서는 사용자의 선호도를 고려하기 위해 추천시스템을 활용하며 추천시스템과 콘텐츠 캐싱을 결합하여 캐시에서 사용자에게 따라 추천이 될만한 콘텐츠를 사전 캐싱한다. [2]-[3]과 같은 이전 연구에서는 사용자 개개인의 특성을 고려하지 않고 콘텐츠 캐싱을 하지만 본논문에서는 추천시스템을 활용하여 사용자 개개인의 선호도를 예측함으로써 사용자에게 따라 적절한 콘텐츠를 캐싱한다. [4]에서는 콘텐츠 캐싱에 추천시스템을 고려하였지만 문제 해결이 기계학습으로 이루어지지 않아 경험을 바탕으로 새로운 규칙과 패턴을 스스로 찾아내서 학습하는 것이 불가능하여 시스템 확장성과 새로운 변수에 대한 대처 면에서 한계가 있다. 본논문에서는 캐싱을 할 콘텐츠를 스스로 결정하기 위해 강화학습 기반의 모델을 제안하며, 추가적으로 무한히 증가하는 콘텐츠의 수와 한정된 캐시 저장 공간 문제를 해결하기 위해 콘텐츠를 연속적인 공간(continuous action space)에 배치시키는 것을 제안한다. 제안한 방법은 콘텐츠의 수가 늘어나 캐싱 결정의 복잡도가 높아지는 것과는 무관하게 적절한 캐싱 결정을 내릴 수 있도록 한다.

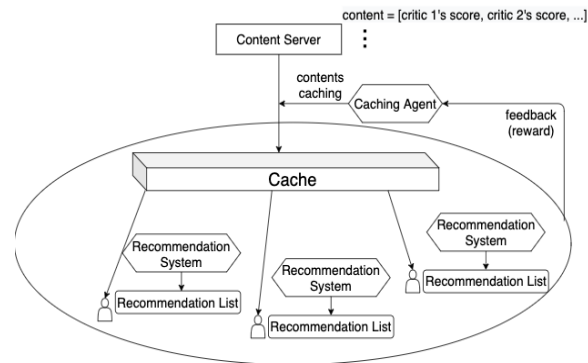
II. 본 론

본론문에서 두 가지 시스템을 가정한다. 첫 번째로 잠재 요인 협업 필터링(Latent Factor Collaborative Filtering) 기법처럼 사용자들의 잠재 요인이 고려되는 추천시스템이 존재한다고 가정한다[5]. 이를 통해 사용자와 콘텐츠 사이에는 어떤 요인에 의해 점수가 매겨질 수 있으며 본론문에서는 이러한 점수를 매기는 비평가가 존재한다. 가정한 추천시스템은 각 비평가들이 콘텐츠 리스트에 있는 일부 콘텐츠에 대해서 평점을 매기면 이 정보를 바탕으로 나머지 평점을 매기지 않은 콘텐츠에 대해서도 평점을 매길 수 있도록 학습되었다고 가정한다. 두 번째로 각 사용자에게 대해서 각 사용자의 선호도가 어떤 비평가들의 어떤 조합과 비슷한지 찾아내도록 학습된 시스템이 있다고 가정한다. 예를 들어 어떤 비평가는 로맨스 장르의 영화를 좋아하여 로맨스 영화에 높은 점수를 줄 수 있고 어떤 사용자는 이 비평가를 선호한다(로맨스 장르의 영화를 좋아한다). 본론문에서는 가정한 시스템들과 결합하여 사용자 개개인의 콘텐츠 예상 선호도 점수를 예측하여 추천될 만한 콘텐츠를 사전 캐싱하는 프레임워크를 제안한다. 캐시가 지원하는 사용자는 여러 명이 있고 사용자마다 추천시스템이 존재하며 비평가가 여러명 있고 추천시스템은 이 비평가의 콘텐츠 평점을 이용한다. [그림 1]은 추천시스템과 콘텐츠 캐싱 사이의 상호작용을 보여준다. 본론문에서 제안되는 프레임워크는 Markov Decision Process (MDP)로 정의되는 강화학습 환경에서 동작하며 에이전트는 사용자의 추천리스트를 상태로 받아 어떤 콘텐츠로 캐시를 구성할지 사전 결정하는 행동을 한다. 캐싱할 콘텐츠들이 결정되면 캐시 내 콘텐츠들이 바뀌면서 추천리스트도 바뀌게 된다. 이때, 캐싱한 콘텐츠가 실제로 각 사용자에게 추천이 된 개수, 그리고 두 번째로 가정한 시스템으로부터 계산 가능한 캐싱한 콘텐츠들의 예상 선호도 점수를 보상으로 받는다. 그 다음, 에이전트가 다시 추천리스트를 상태로 받아 콘텐츠를 캐시에 캐싱하면 캐시 내 콘텐츠들과 사용자들의 추천리스트가 바뀌므로써 에이전트가 받는 보상이 달라지게 된다. 에이전트는 이 과정을 반복하면서 현재 사용자의 특성에 따라 어떤 콘텐츠가 추천이 될 만한 콘텐츠인지를 학습하게 된다. 하지만 실제 환경에서는 새로 만들어지는 콘텐츠의 개수가 무한히 증가할 것이고 이를 한정된 저장 공간을 가진 캐시에 저장해야 한다. 콘텐츠 개수가 증가할수록 콘텐츠를 캐싱하는 결정의 복잡도가 크게 증가할 것이다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해 제안된 프레임워크에서는 콘텐츠를 연속적인 공간에 배치시키는 것을 제안한다. 비평가들이 콘텐츠에 매긴 점수에 따라 콘텐츠 특성을 구성하게 되고 콘텐츠는 비평가 수만큼의 차원의 크기를 갖는 연속적인 공간에 배치된다. 아무리 콘텐츠 개수가 늘어나더라도 최적의 콘텐츠는 연속적인 공간에 배치된 콘텐츠들 중에서 가장 가까운 콘텐츠를 선택하면 된다. 이를 통해 콘텐츠 개수가 늘어나면서 캐싱 결정의 복잡도가 높아지는 것과는 무관하게 적절한 캐싱 결정을 내리는 것이 가능해진다. [그림 2]는 제안된 프레임워크에서 측정한 사용자의 캐시 내 콘텐츠 선호도인데 아직 완전히 수렴을 하지는 못하고 있다.

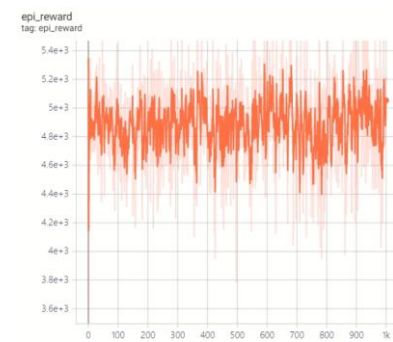
III. 결론

환경과 강화학습 모델의 튜닝과 제대로 된 학습을 통해 제안된 접근 방식이 사용자 개개인의 특성을 고려하지 않는 보편적인 선호도에 따른 캐싱 알고리즘과 비교하여 캐시 효율 측면에서 상당한 이득을 산출한다는

것을 보여주도록 한다. 연속적인 공간에서 높은 효율을 보이는 강화학습 알고리즘에는 어떤 기법들이 적용되었는지 파악하고 제안된 모델에 적용해야 한다.



[그림 1] 추천시스템과 콘텐츠 캐싱의 상호작용



[그림 2] 전반적인 성능

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No2019R1F1A1A1056963). 본 논문은 삼성전자 미래기술육성센터의 지원으로 이루어진 결과임 (SRFC-IT1702-13).

참 고 문 헌

- [1] Wang, Y.; Friderikos, V. A Survey of Deep Learning for Data Caching in Edge Network. Informatics 2020, Available: <https://doi.org/10.3390/informatics7040043>.
- [2] M. Chen, W. Saad, C. Yin and M. Debbah, "Echo State Networks for Proactive Caching in Cloud-Based Radio Access Networks With Mobile Users," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 16, no. 6, pp. 3520-3535, 2017.
- [3] C. Zhong, M. C. Gursoy and S. Velipasalar, "A deep reinforcement learning-based framework for content caching," 2018 52nd Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS), 2018, pp. 1-6.
- [4] Y. Wang, M. Ding, Z. Chen and L. Luo, "Caching Placement with Recommendation Systems for Cache-Enabled Mobile Social Networks," in IEEE Communications Letters, vol. 21, pp. 2266-2269, 2017.
- [5] Aanchal Mongia, Neha Jhamb, Emilie Chouzenoux, Angshul Majumdar, "Deep latent factor model for collaborative filtering," Signal Processing, Vol. 169, 2020