

누적 지연 최소화를 위한 소형셀 이용자 접속 및 콘텐츠 분할 교체 문제로의 심층 강화학습 적용과 신경망 설계

전상은, 정재욱, 홍준표

부경대학교

201512631@pukyong.ac.kr, jjw3405@pukyong.ac.kr, jp_hong@pknu.ac.kr

Deep Reinforcement Learning and Neural Network Design for Joint Small-Cell User Association and Content Replacement

Sang-Eun Jeon, Jae-Wook Jung, Jun-Pyo Hong

Pukyong Nat'l Univ.

요약

소형셀 캐싱은 최근 급증한 모바일 비디오 트래픽을 수용하고, 높은 주파수 재사용율을 보장하며, 무선 백홀 채널 부담을 완화시킬 수 있는 기술로써 각광을 받고 있다. 통신지연 최소화를 위한 이용자 접속과 캐시문제를 독립적으로 다루었던 기존 연구와는 달리 본 논문에서는 심층 강화학습을 활용함으로써 두 문제를 동시에 고려해 성능을 더욱 향상시킬 수 있는 기법을 제안한다. 특히 고려하는 문제의 특성을 반영한 새로운 형태의 컨볼루션 신경망(CNN)을 제안하고 이를 강화학습에 적용시켜 일반적인 심층 강화학습 기법보다 향상된 통신 지연성능을 달성할 수 있음을 시뮬레이션을 통해 보였다.

I. 서론

본 논문에서는 이용자와 소형 기지국간의 거리에 따른 통신 오류 확률을 고려해 통신 지연 최소화를 위한 캐시 교체 및 이용자 접속 기법을 제안한다. 누적 통신 지연 최소화를 위해, 미래의 이용자 요청과, 다수의 소형 기지국간의 협력 캐싱을 고려해야 하며, 이를 위해 강화학습 기반 기법을 제안한다. Fully connected network (FCN)를 활용하는 기존의 강화학습의 경우 문제의 특성이 충분히 반영되지 못해 학습이 제대로 이루어지지 못하는 점을 시뮬레이션을 통해 확인할 수 있었다 [1-3]. 이와 같은 FCN의 한계를 극복하기 위해 문제의 특성을 반영한 새로운 형태의 신경망을 설계하고 이를 심층 강화학습 알고리즘(DQN)에 적용해 FCN-DQN보다 향상된 성능을 달성할 수 있음을 시뮬레이션을 통해 보였다.

II. 본론

본 논문이 고려하는 소형셀 캐시 네트워크 환경에서는 모든 콘텐츠에 접근할 수 있는 central unit (CU)와 이를 중심으로 동일한 거리에 위치한 네 개의 소형셀 기지국(SBS)을 관심범위 내 이용자를 서비스하기 위한 하나의 클러스터로 정의한다. 이용자는 2차원 좌표 범위 내 임의의 위치에서 Zip's law를 따르는 콘텐츠 인기도로 콘텐츠를 요청한다. 콘텐츠 전송은 패킷 단위로 이루어지며, 각 콘텐츠는 N 개의 패킷으로 구성된다. 이용자는 접속한 SBS로부터 요청 콘텐츠에 대한 패킷을 순서대로 전송받으며 각 SBS는 최대 M 개의 패킷을 저장할 수 있는 메모리 공간이 있다. 사용자의 패킷 요청 시 접속한 SBS에 보유하고 있을 경우 CU로부터 해당 패킷을 받아올 필요 없이 바로 이용자에게 전송이 가능하고 반대의 경우 CU로부터 패킷을 받아와 이용자에게 전송한다. 무선 전송 시 송신단은 통신거리를 제외한 채널정보를 알지 못함을 가정한다. 통신거리가 가변적

인 각 SBS _{i} 와 이용자의 전송 실패확률은 다음과 같이 나타낸다.

$$P_i^{(s)} = \Pr[\log_2(1 + |h_i|^2 \rho) < R] = 1 - e^{-(1 - 2^R)/\rho d_i^{-\alpha}} \quad (1)$$

여기서 h_i 와 d_i 는 소형 기지국 SBS _{i} 와 이용자 사이 채널과 거리, α 는 경로 감쇄 지수, ρ 는 전송 신호대 잡음비, R 은 전송 패킷의 데이터를 Rayleigh 분포를 따르는 소규모 페이딩 (small scale fading) 성분을 나타낸다. 패킷 전송에 실패하게 될 경우 성공할 때까지 재전송하며, CU-SBS 패킷 전송마다 τ_c 의 통신지연이 발생하고 SBS-이용자 τ_s 의 통신지연이 발생한다. 본 연구에서 고려하는 문제는 임의의 장소에서 발생하는 T회의 콘텐츠 요청 처리에 소요되는 누적 통신 지연 시간을 최소화하기 위한 소형셀 접속과 캐시 교체에 대한 것이다. 이는 Markov decision process (MDP)로 표현될 수 있다. 상태(state) S 는 다음과 같이 구성된다.

$$S = ((x, y), l, \overrightarrow{m_1}, \overrightarrow{m_2}, \overrightarrow{m_3}, \overrightarrow{m_4}) \quad (2)$$

여기서 (x, y) 는 이용자의 좌표 정보, l 은 요청 콘텐츠의 인덱스 $\overrightarrow{m_i} \in \mathbb{R}^{1 \times LN}$ 는 SBS _{i} 의 패킷 저장상태를 나타내는 벡터로 패킷 저장 유무를 0과 1로 나타낸다. 액션(action)은 이용자가 접속할 SBS와 해당 SBS에서 교체할 패킷을 선택하는 행위로 정의하며, 원-핫 인코딩된 벡터 $A \in \mathbb{R}^{1 \times 4LN}$ 로 나타낸다. 보상(reward)은 한 패킷이 전송될 때까지의 누적 지연 량의 음수 값으로 정의한다.

이와 같은 MDP문제는 콘텐츠 및 패킷의 숫자가 늘어남에 따라 저장 상태에 대한 경우의 수가 지수적으로 증가하고 이용자의 좌표가 연속적인 값을 갖기 때문에 상태와 해당 Q값 사이 관계를 일반적으로 FCN을 활용해 근사하고, 이렇게 근사된 Q값을 바탕으로 액션을 결정하는

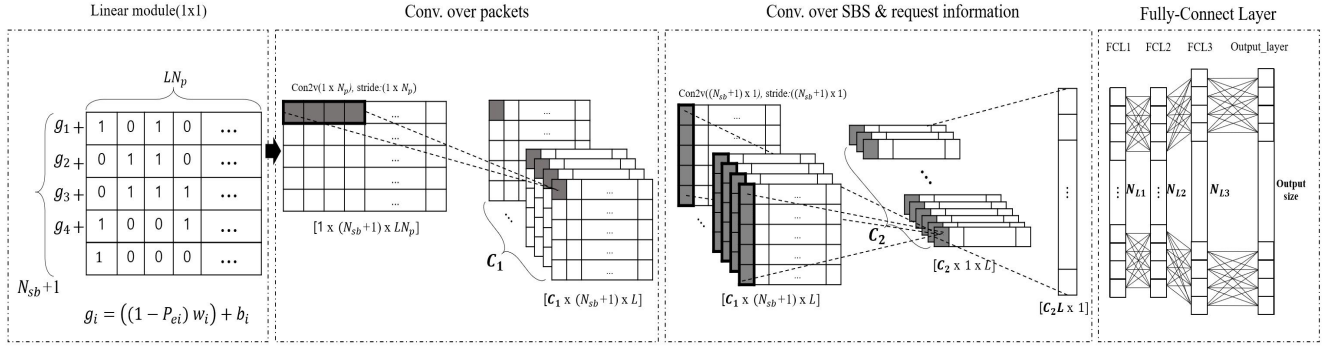


그림 1. 제안 신경망 구조

Deep Q-network (FCN-DQN)를 일반적으로 고려한다. 하지만 FCN은 본 논문에서 고려하는 문제의 특성을 충분히 반영하지 못해 학습이 제대로 이루어지지 못하는 단점을 시뮬레이션을 통해 확인할 수 있었다. 이와 같은 FCN의 단점을 극복하기 위해 그림 1.과 같은 새로운 형태의 신경망을 설계하고 이를 기반으로 Q-learning을 수행한다.

시뮬레이션에서 고려한 환경은 요청 가능한 콘텐츠 수 $L=20$, 콘텐츠 당 패킷 수는 $N=4$, SBS에서 저장 가능한 패킷 수는 $M=16$ 로 한다. 각 이용자의 좌표 (x, y) 는 CU 위치를 원점으로 $-215 < x < 215$, $-215 < y < 215$ 범위 내에 위치하고 전송신호대 잡음비 $\rho=90\text{dB}$, 전송 패킷의 데이터율 $R=1\text{bits/s/Hz}$, 패킷 전송 지연량은 $\tau_c=10\text{ms}$, $\tau_s=5\text{ms}$ 이다. CU-SBS_i 간 전송 실패확률 $P_i^{(c)}=0.1$, 한 에피소드당 $T=1000$ 회의 콘텐츠를 요청을 처리함을 가정한다. 제안 기법 간의 성능비교를 위해 세 가지 heuristic 기법이 시뮬레이션에 고려되었다.

- Random association and random replacement (RA-RR): 접속할 SBS와 교체할 패킷을 임의로 선택.
- Shortest distance association and least frequently used replacement (SD-LFU): 가장 가까운 거리에 있는 SBS에 접속해 인기도가 가장 낮은 패킷을 교체.
- Shortest cache association and least frequently used replacement (SC-LFU): 요청 패킷을 저장하고 있는 가장 가까운 SBS에 접속해 인기도가 가장 낮은 패킷을 교체함. 요청 패킷을 저장한 SBS가 없을 경우 가장 가까운 SBS에 접속.

그림 2.는 다양한 기법들의 에피소드 진행에 따른 누적 통신지연 성능을 보여주고 있다. DQN을 활용한 기법들은 학습이 진행됨에 따라 성능이 향상되어 궁극적으로는 기존 heuristic 기법들보다 향상된 지연 성능을 달성할 수 있음을 확인할 수 있다. 특히 제안한 CNN신경망 구조 기반의 DQN 알고리즘의 경우 FCN-DQN에 비해 더 빠른 학습속도와 더 낮은 통신지연을 달성할 수 있음을 확인할 수 있다.

III. 결론

본 논문에서는 소형셀 네트워크에서 연속된 콘텐츠 요청에 대한 누적 통신 지연 최소화를 위한 심층 강화학습 기반 이용자 접속 및 캐시 교체기법을 연구하였다. 보다 원활한 이용자 접속 및 캐시 정책 학습을 위해 문제의 특성을 반영한 컨볼루션 신경망 설계하였고, 이를 활용한 DQN알고리즘으로 기존 기법들 보다 향상된 누적 통신지연 감소 성능을 달성할 수 있음을 시뮬레이션을 확인할 수 있었다.

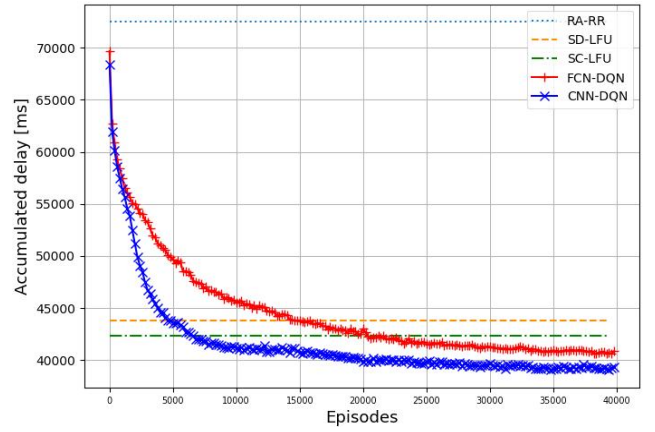


그림 2. 에피소드 진행에 따른 누적 통신지연

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2020년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2015-0-00820, 저장매체를 무선 통신 자원으로 활용하는 신개념 통신 시스템 연구)

참고 문헌

- [1] Davies R. W. "The Data Encryption standard in perspective," Computer Security and the Data Encryption Standard, pp. 129-132.
- [2] Miles E. Smid, "From DES to AES," 2000, (<http://www.nist.gov/aes>).
- [3] Shamir, A. "On the security of DES," Advances in Cryptology, Proc.Crypto '85, pp. 280-285, Aug. 1985.
- [4] NIST, "Announcing the Advanced Encryption Standard(AES)," FIPS PUB ZZZ, 2001, (<http://www.nist.gov/aes>).
- [5] Daemen, J., and Rijmen, V. "AES Proposal: Rijndael, Version2.," Submission to NIST, March 1999.