

소형셀 네트워크 누적 통신지연 감소를 위한 강화학습기반 실시간 이용자 접속 및 캐시 교체 기법

정재욱*, 전상은*, 홍준표^o

Learning-Based User Association and Cache Replacement for Communication Latency Reduction in Small Cell Network

Jae-Wook Jung*, Sang-Eun Jeon*, Jun-Pyo Hong^o

요약

본 논문에서는 다수의 기지국이 밀집해 위치한 소형셀 네트워크 환경에서 통신지연 최소화를 위한 이용자 접속 및 캐시 교체 문제를 고려한다. 이용자 접속 및 캐시 교체를 통한 통신지연 최소화 문제는 Markov decision process (MDP)를 통해 모델링될 수 있음을 보이고 이를 효과적으로 해결할 수 있는 강화학습 기법을 제안하였다. 제안 기법은 action간 상관성으로 성능에 제약이 발생하는 기존 deep Q-network (DQN) 기법의 문제를 해결하기 위해 순열 치환 계층을 포함하는 새로운 신경망 구조를 DQN에 도입한 방법으로, 시뮬레이션 결과를 통해 순열 치환 계층의 도입이 action 간의 상관성을 줄여 신경망의 학습을 원활하게 함으로써 성능을 향상시킬 수 있음을 보였다.

Key Words : Deep Q-network, permutation neural network, wireless cache network, user association, cache replacement

ABSTRACT

In this paper, we consider a joint user association and cache replacement problem for reducing the latency caused by wireless transmission failures in a small cell network. We show our latency minimization problem can be formulated by Markov decision process (MDP) and propose a novel reinforcement learning algorithm to derive an effective policy for the problem. The proposed algorithm introduces permutation layers into the neural network of deep Q-network (DQN) algorithm to resolve the limitation of the conventional DQN algorithm by mitigating the correlation between adjacent actions. The simulation results validate that the reduced correlation with the proposed neural network design facilitates the learning in the right direction and brings performance improvement in terms of the communication latency.

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

• First Author : Pukyong University Department of Information and Communications Engineering, jjw3405@pukyong.ac.kr, 학생(학사), 학생회원

^o Corresponding Author : Pukyong National University Department of Information and Communications Engineering, jp_hong@pkn.u.ac.kr, 부교수, 정회원

* Pukyong University Department of Information and Communications Engineering, 201512631@pukyong.ac.kr, 학생(학사)
논문번호 : 202002-034-B-RE, Received February 12, 2020; Revised April 6, 2020; Accepted April 7, 2020

I. 서론

최근 모바일 기기를 통한 고용량 미디어 콘텐츠 수요로 모바일 데이터 트래픽 급증하고 있다. 모바일 데이터 트래픽에 대한 최근 보고서에 따르면, 이러한 미디어 콘텐츠로 인한 트래픽 증가는 앞으로도 꾸준히 증가할 것으로 전망된다¹⁾. 폭발적으로 증가하는 모바일 데이터 트래픽에 대응하기 위한 효과적인 방법으로 소형셀 네트워크가 활발히 연구되고 있다. 소형셀 네트워크는 단위 면적당 주파수 재사용율을 향상시켜 제한된 주파수 자원으로 동시에 많은 이용자를 서비스할 수 있다는 장점을 갖는다. 하지만 이와 동시에 증가한 기지국 수는 네트워크의 백홀망에 부담을 초래하여 통신 병목현상의 원인으로 작용하는 문제점을 갖는다²⁻³⁾.

소형셀 네트워크의 장점을 유지하면서 백홀망의 부하를 감소시키기 위한 방안으로 최근 무선 캐시 네트워크의 개념이 제안되었다. 이는 사용자로부터 요청되는 상당량의 모바일 트래픽이 소수의 인기 미디어 콘텐츠에 의해 발생된다는 현상을 바탕으로 통신 기기들이 요청 확률이 높은 콘텐츠를 미리 저장함으로써 해당 콘텐츠에 대한 이용자의 요청 시 백홀망 이용 없이 서비스하여 백홀망 과부하로 인한 소형셀 네트워크의 성능저하를 완화할 수 있다는 점을 활용한다⁴⁻¹¹⁾. 기존 대부분의 무선 캐시 네트워크 연구는 콘텐츠 인기도 정보를 활용해 제한된 메모리 공간에 저장할 콘텐츠를 선택하는 콘텐츠 배치 기법을 다루고 있다⁵⁾. 즉, 고정된 콘텐츠 인기도, 메모리 크기, 무선 네트워크의 구조에 따른 cache hit ratio를 최대화할 수 있는 콘텐츠 배치를 연구하였다. 이와 같은 연구는 네트워크 환경이 시간에 따라 거의 바뀌지 않는 정적인 환경에서 효과적일 수 있으나, 시간에 변화하는 동적인 네트워크 환경에서는 매번 새롭게 콘텐츠 배치를 구성해야하는 문제가 발생해 적합하지 않다¹²⁾.

본 논문에서는 이용자 콘텐츠 요청에 따른 서비스마다 소형셀 기지국의 저장 콘텐츠를 하나씩 교체함으로써 변화하는 환경에 점진적으로 적응할 수 있는 콘텐츠 교체 기법과 이용자 접속 방법을 살펴본다. 즉, 일정 기간 동안 발생한 다수의 콘텐츠 전송에서의 누적 통신지연을 최소화 할 수 있는 소형기지국 선택과 해당 기지국의 메모리에서 교체할 콘텐츠를 선택하는 문제를 고려한다. 본 문제에서는 현재의 접속 기지국 및 교체 콘텐츠 선택이 미래의 콘텐츠 저장 상태를 결정 짓기 때문에 현재뿐만 아니라 선택(action)에 따른 차후의 영향을 함께 고려해야하며, 이는 Markov

decision process (MDP)로 모델링될 수 있다. 제안 기법은 MDP 문제를 효과적으로 해결하기 위한 방법으로 강화학습의 한 종류인 deep Q-network (DQN) 알고리즘을 활용하며, 이를 통해 기존 least frequently used (LFU) 보다 향상된 통신 지연성능을 달성할 수 있음을 시뮬레이션을 통해 보였다. 그러나 일반적으로 fully connected network (FCN) 모델을 고려하는 DQN 알고리즘에서 Q값을 측정할 때, 전혀 다른 보상을 발생시키는 action이더라도 이들이 인접하다면 서로 높은 상관성을 가져 연속적인 Q값을 갖게 된다는 것을 관측할 수 있었으며 이는 DQN의 바람직한 학습을 방해하여 성능향상에 한계를 발생시킴을 확인하였다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 순열 치환 계층을 포함하는 신경망 구조를 DQN에 활용한 새로운 기법을 제안하고, 다양한 시뮬레이션 결과를 통해 향상된 통신지연 성능을 달성할 수 있음을 보였다.

II. 시스템 모델

그림 1에서 본 논문이 고려하는 소형셀 캐시 네트워크 환경을 보여주고 있다. 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 Zipf's law를 따르는 콘텐츠 인기도로 콘텐츠를 요청한다. 즉 j 번째로 인기도가 높은 콘텐츠의 사용자

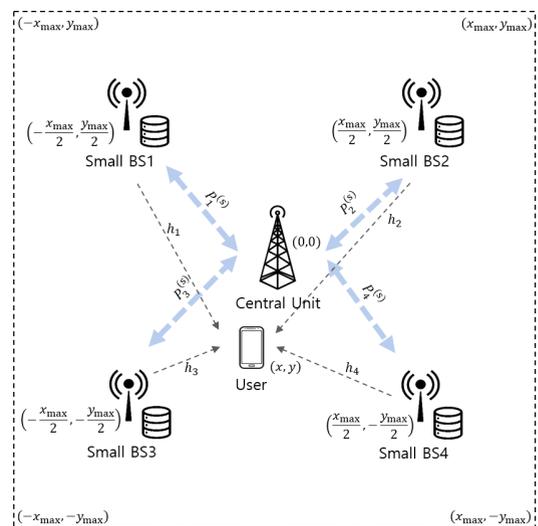


그림 1. 소형셀 캐시 네트워크
Fig. 1. Small cell cache network

요청 확률은 다음과 같다.

$$f(j) = \frac{1/j^\beta}{\sum_{l=1}^L 1/l^\beta} \quad (1)$$

여기서 L 는 총 콘텐츠의 개수를 나타내고, β 는 상수로써 해당 값이 클수록 인기도가 소수의 콘텐츠에 집중되어 있음을 의미한다. 콘텐츠 전송은 패킷단위로 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. 클러스터 내 t 번째 콘텐츠 전송에서 SBS i 에 저장된 패킷들의 집합을 $M_i^{(t)}$ 로 정의한다. 이용자가 접속한 SBS가 요청 패킷을 보유하고 있을 시 SBS는 CU로부터 해당 패킷을 받아올 필요 없이 바로 이용자에게 패킷전송이 가능하지만 SBS가 요청 패킷을 보유하고 있지 않으면 우선 백홀로 CU로부터 해당 패킷을 전달받아 이용자에게 전송한다.

SBS i 와 사용자 사이의 무선 채널 이득 h_i 는 다음과 가정한다.

$$h_i = d_i^{-\alpha/2} w \quad (2)$$

여기서 d_i 는 SBS i 와 사용자 간의 통신거리, α 는 경로감쇄 지수, $w \sim CN(0, 1)$ 는 레일리(Rayleigh) 페이딩 성분을 나타낸다.

무선 전송 시 송신단은 통신거리를 제외한 채널정보를 알지 못함을 가정한다. 이에 SBS i 에서 사용자로의 전송 오류확률은 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$P_{\text{out},i}^{(s)} = \Pr[\log_2(1 + |h_i|^2 \rho) < r] = 1 - e^{-\frac{(2^r - 1)}{\rho d_i^{-\alpha}}} \quad (3)$$

여기서 ρ 는 신호대잡음비(SNR), r 은 전송패킷의 데이터율을 나타낸다. 수식 (3)을 통해 이용자의 위치에 따라 통신거리와 오류확률 $P_{\text{out},i}^{(s)}$ 가 달라짐을 알 수 있다. 반면, CU에서 SBS으로의 패킷 전송은 통신거리가 고정되어 있기 때문에 오류확률 $P_{\text{out},i}^{(c)}$ 은 상수로 표현된다.

패킷전송이 실패할 경우 성공할 때까지 반복적으로

전송함을 가정한다. 따라서 CU-SBS 패킷전송마다 τ_c 의 통신 지연이 발생하고 SBS-이용자 패킷전송마다 τ_s 의 통신지연이 발생한다면 클러스터 내 b 번째 콘텐츠 전송에서의 n 번째 패킷 $p_n^{(b)}$ 을 SBS i 로부터 성공적으로 수신하는데 소요되는 시간은 다음과 같다.

$$\tau_n^{(b)} = \begin{cases} \tau_c k_{c,n}^{(b)} + \tau_s k_{s,n}^{(b)} & \text{if } p_n^{(b)} \in M_i^{(b)} \\ \tau_s k_{s,n}^{(b)} & \text{if } p_n^{(b)} \notin M_i^{(b)} \end{cases} \quad (4)$$

여기서 $k_{c,n}^{(b)}$ 와 $k_{s,n}^{(b)}$ 는 각각 CU-SBS, SBS-이용자 패킷 전송 횟수를 나타내며 성공확률 $1 - P_{\text{out},i}^{(c)}$ 와 $1 - P_{\text{out},i}^{(s)}$ 인 기하분포를 따르는 랜덤 변수로 모델링된다.

클러스터 내에서 임의의 장소에 위치한 이용자에 의해 요청되는 연속되는 B 개 콘텐츠 요청을 성공적으로 처리하는데 발생한 누적 통신지연 τ_{total} 은 다음과 같이 표현된다.

$$\tau_{\text{total}} = \sum_{b=1}^B \sum_{n=1}^N \tau_n^{(b)} \quad (5)$$

클러스터 내에서 사용자 콘텐츠 요청을 처리하는 과정을 정리하면 다음과 같다.

CU는 모든 콘텐츠의 인기도 분포, 각 SBS의 위치와 저장하고 있는 콘텐츠의 목록에 대한 정보를 수집한다.

이용자는 클러스터 내 모든 SBS와 CU에게 요청 패킷을 multicast방식으로 알린다.

CU는 이용자의 위치와 요청패킷, 그리고 각 SBS의 위치와 캐시 정보를 바탕으로, 이용자가 접속할 SBS와 해당 SBS의 메모리에서 교체할 패킷을 결정하고 이를 해당 SBS에 알린다.

선택된 SBS는 CU의 결정에 따라 사용자를 서비스한다. 즉, 요청 패킷이 저장되어 있는 경우 패킷 교체 없이 이용자에게 요청 패킷을 전송하고, 저장되어 있지 않을 경우 CU로부터 요청 패킷을 전송받아 교체 결정된 기존 패킷과 교체저장한 후 해당 패킷을 이용자에게 전송한다. 여기서 이용자의 성공적인 패킷 수신에 소요된 시간은 (4)와 같다.

단계 ②-④를 반복한다.

위 과정을 통해 알 수 있는 것과 같이, t 번째 콘텐츠 전달에서의 SBS 및 교체패킷 선택이 $\tilde{t} > t$ 번째 콘텐츠 전달에서 SBS의 캐시 상태에 영향을 미치게 되

므로, CU는 현재뿐만 아니라 미래의 영향을 함께 고려해 의사결정(action)을 내려야 한다. 즉, 다수의 콘텐츠 전달에서 발생하는 누적 통신 지연 τ_{total} 을 최소화하기 위해서 이용자의 위치정보 및 각 SBS들의 캐시 정보를 바탕으로 적절한 SBS에 접속해야 할 뿐만 아니라 미래의 콘텐츠 요청에 대비해 SBS에 저장된 콘텐츠도 적절히 업데이트해야 한다.

III. MDP와 강화학습 알고리즘

이와 같은 특징을 반영한 이용자 접속 및 캐시 교체는 MDP를 활용해 효과적으로 표현될 수 있다. 표현상 편의를 위해 b 번째 콘텐츠의 n 번째 패킷 전송단계는 $t = (b-1)N + n$ 로 표현한다.

상태(state) : 요청 콘텐츠의 인덱스 l , 이용자의 2차원 좌표 (x, y) , 그리고 SBS i 의 패킷저장상태 $\vec{m}_i \in \{0, 1\}^{LN}$ 의 집합으로 구성된다, 벡터 \vec{m}_i 의 성분 1은 해당 인덱스에 해당하는 패킷이 저장되어 있음을 의미하고 0은 저장되어 있지 않음을 나타낸다. 패킷 전송단계 t 에서의 state는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$S_t = (l, (x, y), \vec{m}_1, \vec{m}_2, \vec{m}_3, \vec{m}_4) \quad (6)$$

의사결정(action) : 이용자가 접속할 SBS와 해당 SBS에서 교체할 메모리 인덱스를 선택하는 행위로 정의하며 원-핫 인코딩(one-hot encoding)된 벡터로 나타낸다. 패킷 전송단계 t 에서의 action은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$A_t \in R^{4M} \quad (7)$$

보상(reward) : 요청된 패킷을 받을 때까지의 통신 지연량의 음수 값으로 정의한다. 예를 들어 t 단계 패킷 전달에서 CU의 action에 따라 발생하는 reward는 다음과 같다. 패킷 전송단계 t 에서의 reward는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$R_t = -\tau_n^{(b)} \\ = -\tau_t \quad (8)$$

위와 같은 MDP문제는 Q-learning 기법을 활용해 효과적인 해결책을 찾을 수 있다. 즉, 주어진 state s 에서 특정 action a 를 수행할 때 향후 얻을 수 있는

누적보상의 기댓값을 나타내는 $Q(s, a)$ 를 이용해 최적 정책을 찾는 방법이다.

$$Q(s, a) = \mathbf{E} \left[\sum_{j=0}^{NB-t} \gamma^j R_{t+j} \mid S_t = s, A_t = a \right] \quad (9)$$

하지만, 본 문제에 대한 MDP 모델은 콘텐츠 및 패킷의 숫자가 늘어남에 따라 저장 상태에 대한 경우의 수가 지수적으로 증가하고 가능한 이용자 좌표가 연속적인 값을 갖기 때문에 가능한 state의 수가 무한히 많아 Q-table을 활용한 일반적인 Q-learning으로는 구현이 불가능한 문제가 있다. 이와 같은 문제 해결을 위해 state와 해당 Q값 사이 관계를 신경망(neural network)을 활용해 근사하고, 근사된 Q값을 바탕으로 액션을 결정하는 DQN을 활용할 수 있다. Algorithm 1은 DQN 알고리즘을 보여주고 있다. state와 Q값 사이의 관계를 추정할 때 일반적으로 FCN 모델이 고려되며 stochastic gradient descent (SGD)를 이용해 네트워크의 파라미터 θ 를 업데이트 한다¹³⁾.

그림 2는 FCN를 활용한 일반적인 DQN기법을 사용하였을 때 $B=10,000$ 회의 연속된 콘텐츠 서비스 동

표 1. DQN 알고리즘
Table 1. DQN algorithm

Algorithm 1: Deep Q-Network	
Initialize	replay buffer D
Initialize	action-value function Q, \hat{Q} with random weights θ, θ^-
For	episode = 1, E_{max} do
Initialize	state S_1
For	$t=1, NB$ do
With probability ϵ	select a random action A_t
otherwise	$A_t \leftarrow \arg \max_a Q(S_t, a; \theta)$
Execute	A_t and observe R_t and S_{t+1}
Store	transition (S_t, A_t, R_t, S_{t+1}) in D
End For	
If	episode mod $\beta_{epi} = 0$ then
For	$i \in 1, 2, \dots, \beta_{batch}$ do
Sample	random mini-batch S from D
For	$s \in S$ do
$y_s \leftarrow$	$\begin{cases} R_s & \text{if } t = NB \\ R_s + \gamma \max_a \hat{Q}(S_{t+1}, a; \theta^-) & \text{otherwise} \end{cases}$
Perform	SGD on $(y_j - Q(\phi_j, A; \theta))^2$
End For	
Copy	$\theta^- \leftarrow \theta$
End for	
End if	
End For	

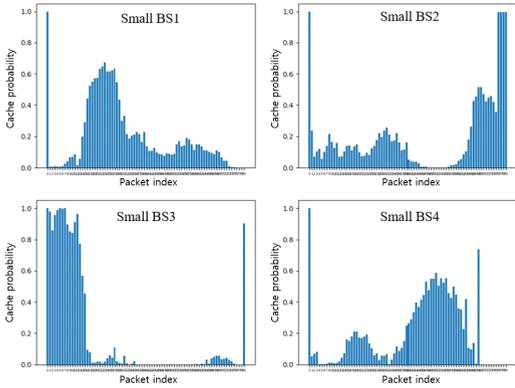


그림 2. FCN-DQN으로 학습한 정책의 패킷 보유확률
Fig. 2. Packet cache probability of the policy with FCN-DQN

안 SBS의 메모리에서 각 패킷의 보유확률을 보여주고 있다. 패킷은 좌측부터 인기순으로 정렬되었다. SBS 2의 패킷 보유확률에서 낮은 인기도의 콘텐츠 패킷을 필요이상으로 많이 저장하고 있는 것을 확인할 수 있다. 이는 유사한 state, action에 대한 Q값의 높은 상관성에서 기인한 것으로 추정된다.

이와 같은 Q값의 상관성으로 발생하는 문제를 줄이기 위해 permutation 계층을 포함하는 신경망 모델을 DQN에 적용한다. 즉, 그림 3과 같이 기존 FCN구조의 입력/출력 계층의 뒤/앞에 노드의 위치를 무작위로 재배열하는 permutation 계층이 추가된 DQN 알고리즘을 고려할 수 있다.

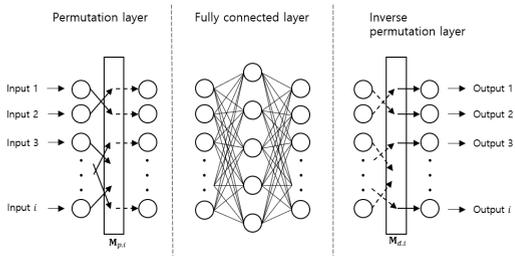


그림 3. Permutation neural network (PNN) 모델
Fig. 3. Permutation neural network (PNN) model

IV. 시뮬레이션

본 절에서 고려하는 시뮬레이션 환경은 기본적으로 표 2와 같으며, 시뮬레이션에 따라 일부 환경변수는 해당 시뮬레이션 설명을 따른다.

제안 기법과의 성능 비교를 위해 강화학습이 활용

표 2. 시뮬레이션 환경
Table 2. Simulation environment

Parameters	Description	Values
L	Total number of content	20
N	Number of packets per content	4
M	Cache capacity of each SBS	16
β	Exponent of Zipf distribution	0.8
B	Content requests per episode	1,000
x_{max}, y_{max}	Maximum coordinate of user	100m
ρ	Transmit SNR	90dB
r	Packet transmission rate	1bits/s/Hz
τ_c	Latency per CU-SBS transmission	10ms
τ_s	Latency per SBS-user transmission	5ms
$P_{out,i}^{(c)}$	Outage probability of CU-SBS transmission	0.1

되지 않은 기존의 heuristic 사용자 접속 및 캐시 교체 기법들이 시뮬레이션에 고려되었다^[4,15].

- 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 접속하여 인기도가 가장 낮은 패킷을 교체
- Shortest cache association and least frequently used replacement (SC-LFU): 요청 패킷을 저장하고 있는 가장 가까운 SBS에 접속하여 인기도가 가장 낮은 패킷을 교체. 요청 패킷을 저장한 SBS가 없을 경우 가장 가까운 SBS에 접속

시뮬레이션에 사용되는 신경망의 구조와 학습방법은 다음과 같다. 신경망은 총 7계층의 feedforward 네트워크로 구성되었고 출력 계층은 항등함수 그 외 모든 계층에서는 LeakyReLU를 활성화 함수로 사용하였다. 각 계층에서의 node수는 1계층부터 7계층까지 순서대로 325, 350, 300, 200, 200, 100, 64이다. 총 $D_{max}=1,000,000$ 개의 step에 대한 결과를 저장할 수 있는 replay-buffer를 바탕으로 $\beta_{epi} = 100$ 에피소드마다 무작위로 선택된 5,000샘플의 mini-batch를 활용해 신경망 모델을 업데이트한다. 최적화 tool은 pytorch에서 제공하는 Adam optimizer를 사용하였다. 학습초기에 탐색(exploration)을 위해 ϵ 확률로 임의의 action

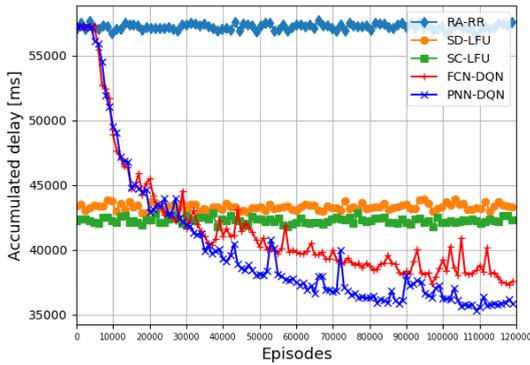


그림 4. 학습 진행에 따른 누적 통신지연 성능 비교
Fig. 4. Latency with respect to training episodes

을 선택한다, $\epsilon = \frac{1}{(episode/1000) + 1}$.

그림 4는 $B=1,000$ 회의 콘텐츠 요청에 따른 누적 통신 지연량을 에피소드 진행에 따라 보여주고 있다. DQN기반 기법들은 학습이 진행될수록 누적 통신지연이 점점 낮아지고 있으며, 학습이 30,000회 이상 진행되었을 때는 기존의 기법들보다 향상된 성능을 달성할 수 있음을 확인할 수 있다.

특히 PNN 모델을 적용한 DQN기법은 앞서 언급한 Q값 사이의 상관도를 완화하여 더 나은 성능을 달성할 수 있었다.

그림 5는 10번의 테스트 에피소드 동안의 평균 누적 통신지연량을 관심범위 변화에 따라 나타낸 그림이다. FCN-DQN 기법과 PN-DQN 기법은 각 관심범위에 따라 학습을 완료한 후 저장한 각 네트워크 파라미터 θ 로 시뮬레이션을 진행하였다. 모든 관심범위에서 DQN기반 기법이 기존 LFU 기법들에 비해 더 낮

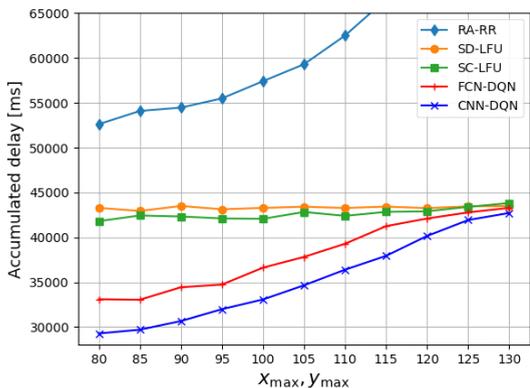


그림 5. 관심범위 변화에 따른 누적 통신지연 성능 비교
Fig. 5. Latency with respect to maximum user deployment range

은 누적지연성을 달성하는 것을 확인할 수 있었다. 하지만 관심범위가 증가하면서 DQN기반 기법의 성능이 LFU기반 기법들의 성능에 수렴하는 것을 확인할 수 있는데 이는 관심범위의 확대에 따른 SBS-이용자 패킷전송 오류확률 편차 증가로 이용자의 접속 SBS 선택이 오류확률의 영향을 많이 받게 되면서 발생하는 현상이다. 즉, SBS간 패킷 전송확률 차이가 크게 되면 이용자는 캐시 상태와는 상관없이 제일 낮은 오류확률을 갖는 가까운 SBS에 접속을 하게 되고, 이러한 접속 방식에서는 LFU방식의 캐시 교체가 최적이므로, DQN기반 방식은 학습을 통해 SD-LFU방식과 유사하게 동작하게 된다.

그림 6은 10번의 테스트 에피소드 동안의 평균 누적 통신지연량을 인기도 변화(zipf분포 지수 β)에 따라 나타낸 그림이다. 지수 β 가 높을수록 사용자의 요청이 특정 소수의 콘텐츠에 몰리게 되고 cache hit ratio가 증가하게 되어 모든 기법의 누적 통신지연이 낮아지는 결과를 확인할 수 있다. 또한 β 가 높을수록 LFU방식과 DQN방식의 성능 차가 줄어드는 것을 확인할 수 있는데, 이는 콘텐츠에 인기도가 편향될수록 각 SBS에 가장 인기가 높은 패킷들을 동일하게 저장하는 것이 최적 캐시 전략이 되어 DQN기반 기법이 SD-LFU방식과 유사하게 동작하게 되기 때문이다.

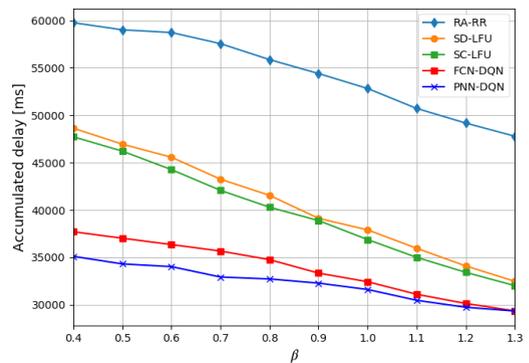


그림 6. 인기도 분포 변화에 따른 누적 통신지연 성능 비교
Fig. 6. Latency with respect to the content popularity distribution

V. 결론

본 논문에서는 소형셀 네트워크에서 연속된 콘텐츠 요청에 대한 누적 통신지연 최소화를 위한 이용자 접속 및 캐시 교체기법을 순열치환모델을 적용한 DQN 활용해 제안하고, 시뮬레이션으로 그 성능을 살펴보았다. 그 결과 기존 이용자 접속 및 캐시 교체 기법보다

다양한 환경요소를 복합적으로 고려한 제안 기법이 향상된 누적 통신지연 성능을 달성함을 확인할 수 있었다.

References

[1] C. V. N. Index, "Cisco visual networking index: Forecast and trends 2017-2022," White paper, CISCO, 2015.

[2] J.-P. Hong, J. Park, and S. Baek, "Millimeter-wave based cooperative backhaul for mobile station in X-Haul Network," *IEEE Syst. J.*, vol. 13, no. 3, pp. 2500-2506, Sep. 2019.

[3] J. Park, J.-P. Hong, and S. Baek, "Optimal beamforming with limited feedback for millimeter-wave in-band full-duplex mobile x-haul network," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 51038-51048, Sep. 2018.

[4] X. Cheng, J. Liu, and C. Dale, "Understanding the characteristics of Internet short video sharing: A YouTube-based measurement study," *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 15, no. 5, pp. 1184-1194, Aug. 2013.

[5] N. Golrezaei, P. Mansourifard, A. F. Molisch, and A. G. Dimakis, "Basestation assisted device-to-device communications for high-throughput wireless video networks," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 13, no. 7, pp. 3665-3676, Jul. 2014.

[6] J.-P. Hong and W. Choi, "User prefix caching for average playback delay reduction in wireless video streaming," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 15, no. 1, pp. 377-388, Jan. 2016.

[7] S. H. Chae and W. Choi, "Caching placement in stochastic wireless caching helper networks: Channel selection diversity via caching," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 15, no. 10, pp. 6626-6637, Oct. 2016.

[8] J. Song, H. Song and W. Choi, "Optimal content placement for wireless femto- caching network," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 16, no. 7, pp. 4433-4444, Jul. 2017.

[9] S. H. Chae, T. Q. S. Quek, and W. Choi, "Content placement for wireless cooperative

caching helpers: A tradeoff between cooperative gain and content diversity gain," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 16, no. 10, pp. 6795-6807, Oct. 2017.

[10] J.-P. Hong, S. H. Chae, and K. Lee, "Network throughput gain of multicast with user caching in heavy traffic downlink," *IEEE Access*, vol. 6, no. 1, pp. 26626-26635, May 2018.

[11] J. Song and W. Choi, "Minimum cache size and backhaul capacity for cache-enabled small cell networks," *IEEE Wirel. Commun. Lett.*, vol. 7, no. 4, pp. 490-493, Aug. 2018.

[12] J.-W. Jung, S.-E. Jeon, and J.-P. Hong, "Reinforcement learning-based small cell association and content replacement scheme for minimizing communication latency," in *Proc. KICS Fall Conf. 2019*, pp. 198-199, Seoul, Korea, Nov. 2019.

[13] V. Mnih, K. Kavukcuoglu, and D. Silver, "Human-level control through deep reinforcement learning," *Nature*, vol. 518, pp. 529-533, Aug. 2015.

[14] S. Chae and W. Choi, "Caching placement in stochastic wireless caching helper networks: channel selection diversity via caching," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 15, no. 10, pp. 6626-6637, Oct. 2016.

[15] D. Lee, et al., "LRFU: A spectrum of policies that subsumes the least recently used and least frequently used policies," *IEEE Trans. Comput.*, vol. 50, no. 12, pp. 1352-1361, Dec. 2001.

정재욱 (Jae-Wook Jung)



2015년 3월~현재 : 부경대학교
정보통신공학과 학사과정
<관심분야> 기계학습, 차세대 이
동통신, 무선통신시스템

전 상 은 (Sang-Eun Jeon)



2015년 3월~현재: 부경대학교
정보통신공학과 학사과정
<관심분야> 이동통신 공학, 네트
워크, 기계학습

홍 준 표 (Jun-Pyo Hong)



2008년 2월: 한국정보통신대학
교 전자공학과 졸업
2010년 2월: 한국과학기술원 전
기및전자공학과 석사
2014년 2월: 한국과학기술원 전
기및전자공학과 박사
2015년 5월~2015년 8월: 한국전
자통신연구원 연구원

2015년 9월~2019년 8월: 부경대학교 정보통신공학과
조교수

2019년 9월~현재: 부경대학교 정보통신공학과 부교수
<관심분야> 무선 캐시 네트워크, 기계학습, 통신이론
[ORCID:0000-0001-7478-8513]