

콘텐츠 중심 네트워킹에서 캐시 적중률 향상을 위한

회귀 분석 기반 캐시 교체 기법

이진원^o, 홍충선*
경희대학교 컴퓨터공학과
{notwonz, cshong}@khu.ac.kr

Regression Analysis based Cache Replacement Scheme to Enhance Cache Hit Ratio in Content Centric Networking

Jinwon Lee^o, ChoongSeon Hong*
Department of Computer Science and Engineering, Kyung Hee University

요 약

현재의 인터넷을 대체하고 문제점을 보완할 수 있는 여러 가지 미래 네트워크 중 하나인 콘텐츠 중심 네트워킹(Content Centric Networking, CCN)은 현재까지 활발히 연구가 진행되고 있다. CCN 라우터들은 지나가는 콘텐츠들을 저장할 수 있는 Content Store(CS)라는 캐시를 지원한다. CS가 가득차면 라우터에서 캐시 교체 정책이 수행되어 콘텐츠가 방출된다. 이 때, LRU, LFU 등 기존의 캐시 교체 정책을 사용하여 인기가 있지만 일시적으로 수요가 줄어든 콘텐츠가 CS에서 방출된다면, 방출된 콘텐츠는 높은 확률로 다시 CS에 저장될 수 있다. 방출된 인기있는 콘텐츠가 다시 CS에 저장되기 위해 라우터에서는 불필요한 연산이 수행되어 전체 네트워크의 성능 저하를 유발할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 CS에서 콘텐츠를 교체할 때 CS에 다시 저장될 가능성이 가장 적은 콘텐츠를 예상하여 방출하는 회귀 분석 기반 캐시 교체 기법을 제안한다.

1. 서 론

현재 사용하는 인터넷은 1970년대 이동성이 없는 사용자들에게 서비스를 제공하기 위해 개발된 IP주소 기반의 TCP/IP 통신을 사용한다. 또한, 최근 몇 년 사이에 무선 네트워크 기술과 스마트폰 및 어플리케이션 기술의 발전으로 인터넷 트래픽은 폭발적으로 증가하였다. 해당 상황에서 다수의 사용자들은 Youtube, Facebook과 같은 특정 유명 웹사이트의 동일한 서비스 및 콘텐츠를 요구하는 특징을 가지게 되었다. 하지만 TCP/IP 통신은 다수의 사용자가 동일한 콘텐츠를 얻기 위해 하나의 IP주소에 접근해야하고 이는 병목현상과 불필요한 위치탐색, 반복전송 등의 문제점들을 발생시킬 수 있다. 따라서 새로운 미래 네트워크 구조의 필요성이 대두되었고 콘텐츠 중심 네트워킹(Content Centric Networking, CCN)이 Van Jacobson에 의해 제안되었다[1].

CCN의 특징은 IP주소 대신 콘텐츠의 이름을 사용하여 통신하는 것과 콘텐츠 서버와 사용자 사이에 존재하는

라우터들이 지나가는 모든 콘텐츠를 저장할 수 있는 Content Store(이하 CS)를 지원하는 것이다. CS의 존재로, 사용자들은 자주 요청하는 콘텐츠들을 가까운 라우터에서 획득할 수 있고 전체 네트워크 관점에서는 TCP/IP 통신의 병목현상과 같은 문제점을 해결할 수 있게 되었다. CS가 콘텐츠들로 가득 차면 캐시 교체 정책이 수행되는데 기존의 CCN에서는 LRU, LFU 등의 캐시 교체 정책이 수행된다. LRU, LFU는 콘텐츠가 요청되었던 시간, 횟수를 기준으로 방출할 콘텐츠를 선별한다. 하지만 인기도 변화의 흐름을 고려하지 않기 때문에 일시적으로 수요가 줄어든 인기있는 콘텐츠를 식별하지 못한다. 이 과정에서 인기있는 콘텐츠가 CS에서 방출될 수 있어 사용자의 캐시 적중률 감소와 방출된 콘텐츠가 다시 저장될 때 불필요한 연산이 수행되어 네트워크 성능의 저하를 유발하게 된다.

2. 관련연구

2.1 캐시 교체 정책(Cache Replacement Policy)

CCN 라우터에 더 이상 콘텐츠를 저장할 공간이 없으면 CCN 라우터는 CS에서 방출할 콘텐츠를 선별하고, 해당 콘텐츠를 새롭게 저장할 콘텐츠와 교체한다. 캐시

이 논문은 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2013-0-00409, CCN 기반의 다차원 scalability를 활용한 5G 이동통신 기술 연구개발)

*Dr. CS Hong is the corresponding author

교체 정책은 자주 요청되어지는 콘텐츠를 CS에 저장하여 네트워크 대역폭과 서버의 부하를 감소시키며 사용자로 하여금 인기있는 콘텐츠를 빠르게 얻게 한다. 기존의 LRU, LFU, FIFO 이외에 더 효율적인 캐시 교체 정책을 찾기 위해 많은 연구가 활발하게 이루어지고 있다[2][3].

2.3 기계 학습 (Machine Learning)

기계 학습은 컴퓨터가 입력 데이터를 지속적으로 학습하여 스스로 규칙을 형성할 수 있는 방법이다. 기계 학습은 종류에 따라 3가지로 나눌 수 있다. 첫 번째는, 사용자가 직접 개입하여 기계가 학습할 수 있는 데이터를 제공하는 지도 학습(Supervised Learning)이다. 두 번째는, 사용자 없이 기계가 스스로 데이터를 학습하는 비지도 학습(Unsupervised Learning)이 있다. 마지막으로, 강화 학습(Reinforcement Learning)은 비지도 학습과는 다르게 현재의 상태(State)에서 어떤 행동(Action)을 취하는 것이 최적인지를 학습하는 방향으로 진행된다[4]. 본 논문에서는 지도 학습 알고리즘 중 회귀 분석(Regression Analysis)을 사용하여 인기도가 지속적으로 감소하거나 증가할 가능성이 가장 낮은 콘텐츠를 예측하기 위한 기법을 제안한다.

3. 기존 연구의 문제점 및 제안사항

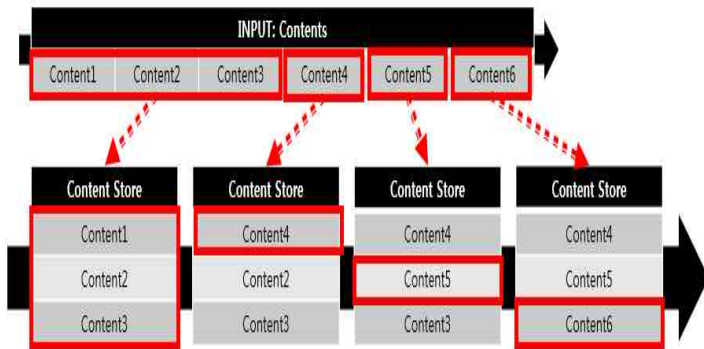


그림 1. LRU 캐시 교체 정책

그림 1에 나타나있는 LRU에서는 가장 오래전에 이용된 콘텐츠가 새로운 콘텐츠와 교체된다. 이 과정에서 LRU는 콘텐츠가 요청되었던 시간을 기준으로만 방출할 콘텐츠를 선별하고 콘텐츠의 인기도 변화는 고려하지 않는다. 만약 인기있는 콘텐츠가 일시적으로 수요가 줄어들어 CS에서 방출된다면 다시 사용자들에 의해 요청되고 CS에 저장될 가능성이 높다. 방출된 콘텐츠가 CS에 다시 저장될 때 캐시 교체 정책이 수행되므로, 이는 불필요한 연산으로 인한 네트워크의 성능 저하와 해당 콘텐츠를 요청하던 사용자들의 캐시 적중률 감소를 가져온다.

표 1은 본 논문에서 제안하는 캐시 교체 기법을 적용하기 위한 CS 구조를 보여준다.

표 1. 제안하는 Content Store 구조

Proposed Content Store		
Content Name	History Popularity	Current Popularity
Content 1	$H_1[t-1]$	$C_1[t]$
Content 2	$H_2[t-1]$	$C_2[t]$
...
Content n	$H_n[t-1]$	$C_n[t]$

표 1에서 History Popularity란 캐시 교체 정책이 수행되기 전 단위 시간 때의 인기도이고, Current Popularity란 캐시 교체 정책이 수행될 때의 인기도이다.

$$(1) H_i[t-1] = \sum_0^{t-1} \text{request of content } i / \sum_0^{t-1} \text{request of total content}$$

$$(2) C_i[t] = \sum_0^t \text{request of content } i / \sum_0^t \text{request of total content}$$

$$(3) \Delta P_i[t] = C_i[t] - H_i[t-1]$$

(1), (2)에서 t 는 캐시 교체 정책이 이루어질 때의 단위 시간이며 i 는 CS의 전체 콘텐츠 중에서 i 번째 특정 콘텐츠를 의미한다. (1), (2)를 통해 인기도의 변화량(3)을 구할 수 있으며, (3)을 이용한 회귀식(Regression model)의 정의와 독립, 종속 변수들은 표 2에 정의되어 있다.

표 2. Variable Description

variable	description
$\Delta \hat{P}_i[t] = b_0 + b_1 t$	Regression Model
$b_1 = \frac{\sum(t - \bar{t})(\Delta P_i[t] - \Delta \bar{P}_i[t])}{\sum(t - \bar{t})^2}$	Slope of Regression Line
$b_0 = \Delta \bar{P}_i[t] - b_1 \bar{t}$	Intercept
\bar{t}	Average of t
$\Delta \bar{P}_i[t]$	Average of $\Delta P_i[t]$

알고리즘 1에서는 (3)을 바탕으로 CS에 존재하는 콘텐츠 중에서 인기도가 지속적으로 감소할 콘텐츠를 예측하기 위한 회귀 분석 알고리즘의 동작 방식을 보여준다.

Algorithm 1	Proposed Cache Replacement Scheme
1:	INPUT: $Req(j)$ (Request for content j)
2:	if j is in CS then
3:	Return j to client
4:	else
5:	Forward $Req(j)$ and get content j
6:	if CS is full then
7:	CS makes $\Delta \hat{P}_i[t]$ based on $\Delta P_i[t]$
8:	Select content i which has the lowest b_i
9:	Remove content i and Cache the content j
10:	else
11:	Cache the content j
12:	end if
13:	end if
14:	Return j to client

4. 성능평가

4.1 시뮬레이션 환경

본 논문에서 제안하는 기법을 기존의 CCN과 파일 확장자를 기반으로 CS를 분할하여 콘텐츠를 저장하는 직전의 연구[5]에 적용하여 캐시 적중률을 비교하기 위한 시뮬레이션을 하였다. 시뮬레이터는 OMNET++ 기반의 ccnSim-0.3을 사용하였다. 표 3은 시뮬레이션 환경을 보여준다.

표 3. 시뮬레이션 환경

Number of Users	Cache Size	Zipf Parameter	Number of Contents	Content Size
20	30-70%	0.8	1000	1

Packet Forwarding 전략과 캐시 결정 알고리즘은 NRR1(Nearest Neighbor Routing), LCE(Leave Copy Everywhere)를 각각 적용하였으며 제안하는 기법의 캐시 적중률 향상을 나타내기 위해 기존 CCN의 캐시 교체 기법인 LRU와 비교하였다.

4.2 시뮬레이션 결과

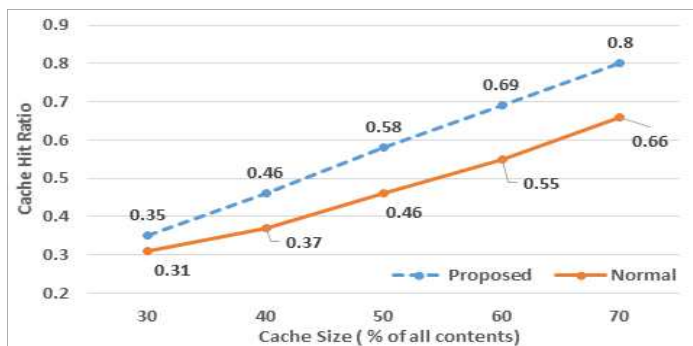


그림 3. 기존 CCN 과 제안하는 기법의 캐시 적중률 비교

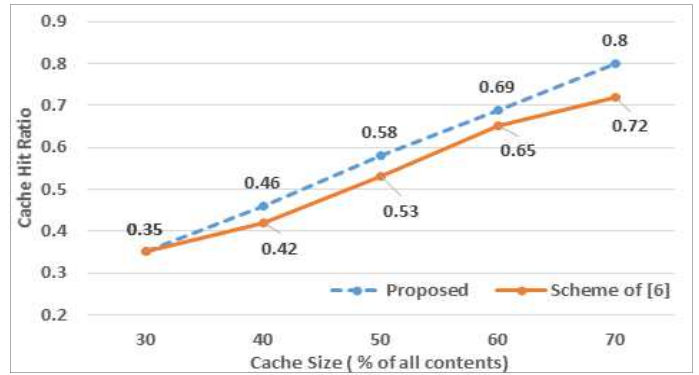


그림 4. [5]과 제안하는 기법의 캐시 적중률 비교

그림 3, 4는 각각 기존 CCN, [5]에서 제안하는 구조와 캐시 크기에 따른 캐시 적중률 차이를 보여준다. 제안하는 기법을 통해 방출된 콘텐츠는 다시 CS로 저장될 가능성이 낮아, 결과적으로 인기있는 콘텐츠들만으로 CS를 구성할 수 있어 기존의 기법보다 캐시 적중률이 향상됨을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 콘텐츠 중심 네트워킹(CCN)의 CS에서 콘텐츠를 교체할 때 CS에 다시 저장될 가능성이 가장 적은 콘텐츠를 예상하여 방출하는 캐시 교체 기법을 제안하였다. CCN 라우터에 콘텐츠 인기도 변화량을 기록하기 위한 새로운 CS 구조를 제안하였으며, 기계 학습 알고리즘 중 하나인 회귀 분석을 통해 인기도가 지속적으로 감소하는 콘텐츠를 예측하여 방출하는 기법을 제안하였다. 또한 시뮬레이션을 통하여 기존의 CCN 캐시 교체 기법보다 전체 네트워크의 캐시 적중률이 20% 이상 향상됨을 확인하였다.

참고 문헌

[1] Van Jacobson, et al. "Networking Named Content", ACM CoNEXT 2009, pp. 1-12, Dec. 2009.
 [2] Banchhanidhi Dash, et al. "Adaptive weight-based: an exclusive bypass algorithm for L3 cache in a three level cache hierarchy," International Journal of Computing Systems Engineering, pp. 74-81, Mar. 2017.
 [3] Saeed Ullah, Kyi Thar, Choong Seon Hong, "Management of Scalable Video Streaming in Information Centric Networking," Multimedia Tools and Applications, Multimed Tools Appl, pp. 1-28, October 2016.
 [4] https://en.wikipedia.org/wiki/Machine_learning
 [5] Jin Won Lee, Choong Seon Hong, "Filename-Extension Aware Caching Architecture for Enhancing Cache Hit Ratio in Content Centric Networking," 2016 한국정보과학회 동계학술발표회, pp. 977-979, Dec. 2016.