

コンテンツ要求時間間隔に基づく 人気コンテンツ種別の推定手法

中田 有哉¹ 重安 哲也²

概要: NDN は CR が保持するキャッシュを利用することで、トラフィックを削減する。ネットワークが同じ種類のコンテンツを複数箇所でキャッシュするとキャッシュ利用効率は低下するため、重複の少ないキャッシュが必要となる。そのため、これまで我々はコンテンツ種別ごとの要求間隔から、人気度の高いコンテンツを推定し、ネットワーク中心性の高いルータに集約する手法を提案した。しかし、コンテンツの要求間隔にばらつきが含まれる場合、人気度の推定精度が低下することがある。本稿では、直近の計測値との比較で外れ値を検知し、それを除外して推定をおこなうことで人気コンテンツを適切に集約する手法を提案する。また、提案手法によりキャッシュヒット率が向上することを報告する。

1. はじめに

近年、コンテンツ作成元の位置によらない配信によりトラフィックを削減するコンテンツ指向型ネットワーク (CCN : Content Centric Networking) [1][2] が広く注目を集めている。

CCN の概念をアーキテクチャに実装したものに NDN (Named Data Networking) [3][4] がある。NDN は配送するコンテンツを CR (Content Router) にキャッシュとして格納し、同一コンテンツに再度要求があった際、そのキャッシュを返送することでトラフィックを削減する。しかし、同一コンテンツをネットワーク中の複数箇所でキャッシュすると、キャッシュの多様性は低下し、キャッシュからのコンテンツ返送数も減少する。

文献 [5][6] では、コンテンツカテゴリごとの要求時間間隔から人気度の高いコンテンツを推定し、多くのユーザからアクセスしやすい CR にキャッシュを集約することで、重複の排除と多様性向上によりキャッシュヒット率が向上することを報告している。

ところで、コンテンツ要求時間間隔は、実際には CR に到着する Interest の間隔 (要求到着間隔) によって計測することになるが、その到着間隔は Interest パケットが転送された経路の輻輳の有無やトポロジの変化などのネットワーク側の状況変化、あるいは、そもそものユーザのコンテン

ツ要求頻度の変化など、様々な状況によって大きく変動する。このような変動から、要求到着間隔にばらつきが生じると、同手法の人気度の推定精度は低下する。推定精度の低下は人気度の低いコンテンツを集約対象に選ぶことにつながる。多くのユーザからアクセスが容易な利便性の高い CR に利用頻度の低いキャッシュを集約すると、キャッシュヒット率は低下する。

以上をふまえ、本稿で提案する手法では新たに受信した Interest の到着間隔を既に受信済みの直近の複数の Interest の到着間隔と比較する。その結果、新たに受信した Interest の到着間隔がこれまでの傾向と大きく異なる外れ値であった場合は、それを除外してコンテンツ要求時間間隔を推定する。このような処理により、人気度の高いコンテンツを高い精度で推定し、適切な CR への集約を行う。

以降、本稿を次のように構成する。2 章は文献 [5][6] で我々が提案した冗長キャッシュ削減のためのキャッシュ管理手法について概説する。3 章は人気コンテンツを高い精度で推定する手法を提案し、4 章で同手法の有効性を評価する。5 章はまとめであり本稿の議論を総括する。

2. 関連研究

NDN はキャッシュ重複率が高くなれば、ネットワークの有限バッファが圧迫されるためキャッシュの多様性は低下しキャッシュヒット率が低下する。文献 [7] では、経路中の全ての CR で一律にキャッシュしないなどの冗長性削減の必要性について報告している。

¹ 県立広島大学大学院 総合学術研究科
Graduate School of Comprehensive Scientific Research. Prefectural University of Hiroshima

² 県立広島大学
Prefectural University of Hiroshima

2.1 コンテンツ集約手法

文献 [8] において我々は、ネットワーク内のキャッシュの冗長性を削減する手法を提案した。同手法では、複数 CR 上で転送される Interest に情報を登録し、転送経路上の CR にこれを周知することで対応するコンテンツが同経路上で返送された際の複数 CR での重複キャッシュの実施を回避する。同文献ではこの制御をコンテンツの先行配信と組み合わせることによるキャッシュ利用効率の向上について議論を行なっている。先行配信とは人気コンテンツをユーザ近傍の CR に事前に送信しキャッシュさせる手法である。ネットワーク稼働初期に従来の NDN では十分にキャッシュが蓄積されない場合でも、先行配信を用いればユーザ近傍からコンテンツ返送が可能となる。しかし、同手法はネットワーク中の人気コンテンツが既知である必要がある。

一方で、我々は文献 [5][6] において、コンテンツ要求のエリアごとの偏りを推定した結果に基づき、既にキャッシュされたコンテンツを移動し、適切な CR に集約する手法も提案した。同手法では、各エリアを担当する ER (Edge Router) がユーザが要求するコンテンツの偏りから人気度を推定し、上流の AR (Aggregation Router) に人気コンテンツを移動し集約することで、ネットワーク内のキャッシュの冗長性を削減する。そのため、同手法は人気コンテンツの事前把握の必要がなくキャッシュの冗長性を削減できる。

以下では、文献 [5][6] で提案される手法の詳細を述べる。
人気コンテンツの推定

ER は各コンテンツに対する Interest の到着間隔から、集約するコンテンツを決定する。任意のカテゴリ A のコンテンツに対する Interest を受信した際と同カテゴリの要求到着間隔 T_A は以下の式で算出する。

$$T_A = \alpha T_{old_A} + (1 - \alpha)(t_A - t_{pre_A}) \quad (1)$$

ここで、 T_{old_A} 、 α 、 t_A 、 t_{pre_A} は T_A の旧値、平滑化係数、Interest の受信時刻、一つ前の Interest の受信時刻をそれぞれ示す。

人気コンテンツの集約

各 ER はコンテンツ集約先の AR に自身が集計した Interest 到着間隔を Interest の RI (Request Interval) フィールドに記録し送信する。AR の動作概要を図 1 を用いて説明する。AR は face1, 2 に到着した Interest に記載された RI の値をカテゴリ毎にそのカテゴリが到着した face 数で除算し、平均値 AVG を計算する。例えば、 T_A は face1 から 2、face2 から 1 と分かるため、 T_A の AVG は $(2+1) / 2 = 1.5$ となる。

全てのカテゴリの AVG を算出後、AR は最も小さい AVG のカテゴリのコンテンツを集約する。ここで、一部のユーザのみが要求するコンテンツを集約コンテンツに選

んでしまうと、多くのユーザで共有する AR のキャッシュを公平に利用できない。そのため、 T_C のように一部の face に到着した Interest に値が記録されていないカテゴリの箇所には、全てのカテゴリの中から最大値を当てはめて計算することでそのコンテンツが集約対象に選択されにくくする。図 1(i) では、 T_B の face1 の値が全カテゴリ中最大値であり、 T_C の face1 にはこの値がコピーされる。

集約カテゴリ決定後は、AR は集約対象のコンテンツのみキャッシュする。また、任意の AR で集約したコンテンツをその下流の CR が再度重複してキャッシュしないように、本手法では Data に追加した `cached` フラグを用いる。具体的には AR は集約対象の新たなコンテンツをキャッシュした際、Data の `cached` を `True` にして下流の CR に転送する。Data を受信した CR は `cached` が `True` であればコンテンツをキャッシュしない (図 1(ii) 参照)。

さて、複数の AR が同カテゴリのコンテンツを集約すると重複キャッシュが増加する。そこで、任意の AR が集約対象のコンテンツの Data を受信した際に、その `cached` が `True` であれば他の AR が同じコンテンツを集約中であると判断し、自身の集約コンテンツを別のものに変更する。

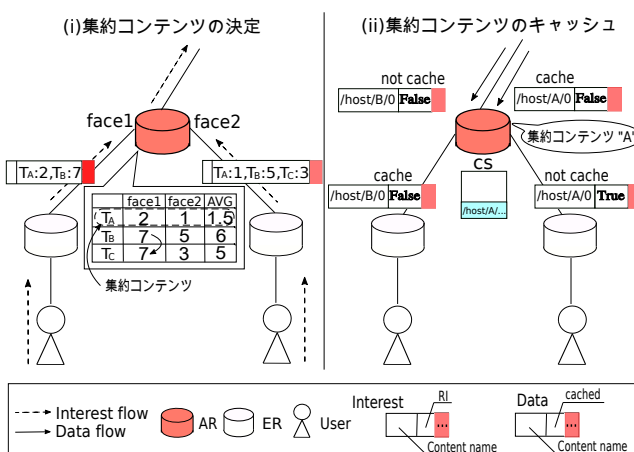


図 1 コンテンツの集約アルゴリズム
 Fig. 1 Content aggregation algorithm

集約コンテンツの決定基準

集約手法において、集約コンテンツの決定は重要な課題であり、NDN の性能向上幅に大きく関係する。集約効果を向上するには、集約コンテンツを以下の観点で評価することが望ましい。

- 多くのユーザに利用されていること
- 要求頻度が高いこと

集約コンテンツが多くのユーザに利用される場合、そのコンテンツは複数 CR にキャッシュされる。そのため、複数 CR に存在するコンテンツを集約することで広範囲のキャッシュの冗長性を削減できる。また、集約コンテンツ

の要求頻度が高いと、多くの要求に対しキャッシュから返送が可能のため、トラフィック削減効果が大きくなる。

2.2 集約手法の問題点

要求頻度の高いコンテンツを推定するため、到着した Interest を基にコンテンツ毎の要求間隔を算出するが、要求到着間隔にばらつきが生じれば、適切な集約コンテンツを選択できないことがある。

例えば、現実のネットワークでは図 2 のように、中継機器の輻輳等によりこれまでの間隔とは大きく異なる間隔で要求が ER に到着することもある。また、図 3 のように、ある時刻から人気度そのものが変化することによってそもそもそのコンテンツ要求パターンの変化も起こる。このように外れ値や要求パターンが変化した場合に、要求到着間隔を単純に式 (1) に代入してしまうと人気コンテンツの推定精度は低下し、適切なコンテンツの集約ができなくなる。そこで、外れ値の除外やコンテンツ要求パターンの変化に対応した推定が必要になる。

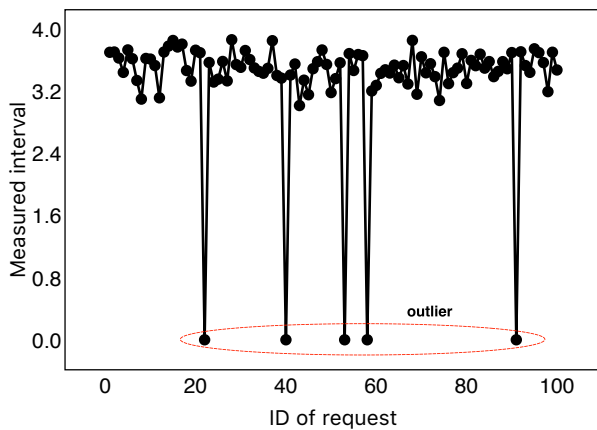


図 2 外れ値の例
Fig. 2 Example of outlier

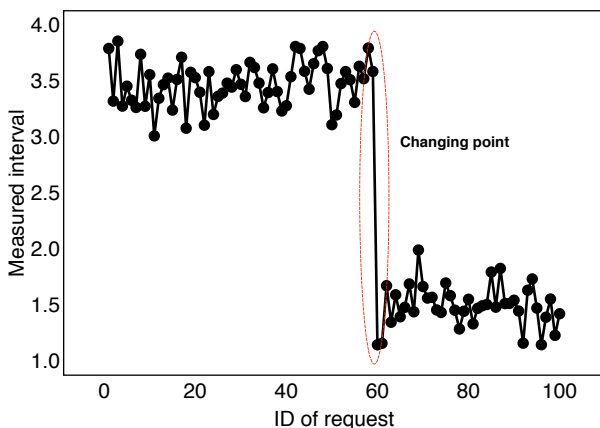


図 3 変化点の例
Fig. 3 Example of changing point

3. 外れ値を除外した人気コンテンツ推定手法

本章では、直近の計測値との比較で外れ値を検出し、それを除外することで要求頻度の高い人気コンテンツを高い精度で推定する手法を提案する。

外れ値の検出

ネットワークの異常検知に用いられる k 近傍法 [9] を利用し、外れ値を検出する。提案手法では ER に新たに Interval window を追加する (図 4 参照)。Interval window は各コンテンツカテゴリ別に設定し、任意のカテゴリ A の直近 n 個の要求到着間隔 $I_{Ai} (1 \leq i \leq n)$ を記録する。ER に新たな Interest が到着したとき、この到着間隔を I_{Anew} とすると、以下に従って異常度 V_{ab} を算出し、外れ値として除外すべきかどうかを判定する。

まず、Interval window に記録されている値と I_{Anew} の差分をとった絶対値を n 個算出する。この n 個に対し、次の条件を満たすように記号を割り当てる。

$$D_j, \text{ただし}, D_{j-1} \leq D_j \leq D_{j+1} \quad (2 \leq j \leq n-1) \quad (2)$$

次に、式 (3) に従って異常度 V_{ab} を算出する。

$$V_{ab} = \frac{\sum_{l=1}^k D_l}{k} \quad (1 \leq l, k \leq n) \quad (3)$$

式 (3) で算出した V_{ab} を以下の式で算出する閾値 TH と比較する。

$$T_{VAR} = \beta T_{VAR} + (1 - \beta)(|T_A - I_{An}|) \quad (4)$$

$$TH = T_A + 4 * T_{VAR} \quad (5)$$

ここで、 T_{VAR} 、 β 、 T_A は受信したコンテンツカテゴリの要求到着間隔の平均偏差、平滑化係数、式 (1) で算出する A の要求到着間隔をそれぞれ示す。 V_{ab} が TH より小さい場合、 I_{Anew} を新たに Interval window に登録した後に、式 (1) に従って要求到着間隔を更新する。そうでない場合は、観測した要求到着間隔 I_{Anew} は外れ値と判定し、式 (1) による要求到着間隔の更新と、Interval window は更新しない。なお、閾値の算出は RFC2988[10] における TCP の RTO の導出と同様にした。

変化点への対応

ユーザの要求パターンが変化すると、これまでとは異なる時間間隔で Interest が ER に到着する。本手法では ER が $n/2$ 個以上の新規到着 Interest の到着間隔を連続して外れ値と判定した場合、連続判定した値の最初の外れ値以降、要求パターンが変化したと判断する。そして、それ以降変化後の値のみで、式 (1) の要求到着間隔の算出と Interval window の更新を行う。この手法では実際に変化が起こった時刻とこれを認識する時刻との間にずれが生じるが、変化点の認識後は変化後の時間間隔を計測できる。

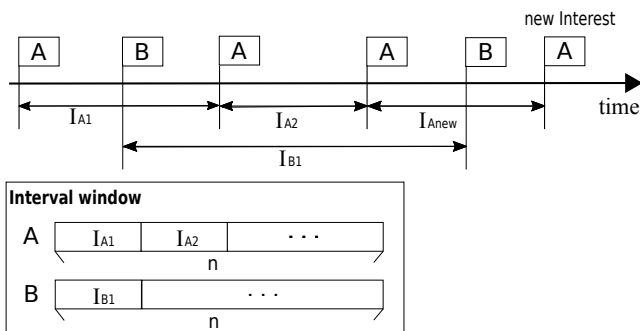


図 4 Interval window の概要
Fig. 4 Overview of interval window

4. 性能評価

本章では提案手法の有効性を評価する．評価には C++ 言語を用いて開発した計算機シミュレータを使用する．

4.1 評価環境

表 1 に評価に用いたシミュレーション諸元を，図 5 にシミュレーショントポロジをそれぞれ示す．同図においてサーバを含むネットワークを NW1 に，集約によるキャッシュの冗長性排除を行う下流ネットワークを NW2 とする．NW1 は ISP (Internet Services Provider) の接続関係を模したネットワークにするため Barabasi Albert モデル [11] によって作成した．NW1 のノード数は 50 とし，サーバ以外のノードを全て CR にした．NW2 はユーザを含むネットワークドメインである．シミュレーションを開始後に，全てのカテゴリの Interval window の値を満たすほどの Interest が送信される 20 秒経過後からコンテンツの集約処理を開始させた．

本評価ではユーザはコンテンツ "host0/x/y" ($0 \leq y \leq 99$) を要求する． x はコンテンツカテゴリを示し，各ユーザがどのカテゴリを要求するかは図 5 に示す通りである．さて，各ユーザは Zipf 則 [12] に従い要求するコンテンツ番号 y を決定する．Zipf 則は現実のユーザのコンテンツ要求を近似するためによく用いられる確率分布であり， y は次式に従うものとした．

$$P_N(y) = \frac{\frac{1}{y^\gamma}}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{n^\gamma}} \quad (6)$$

ここで， N は y の最大値， γ はこの確率分布の偏りを決定する変数をそれぞれ示す．本評価では，現実的な人気度の偏りを再現するため $\gamma = 0.7$ で性能を評価した [13]．

本評価では A, C, D を要求するユーザはそれぞれ平均 1 秒毎に，B を要求するユーザは平均 3 秒毎にそれぞれ Interest を送信する．ER が外れ値を除外せずに単純に要求間隔を算出した場合に A と B の人気度を誤って判定するように，A は 5% の確率で外れ値となる 20 秒の，B は 5% の確率で外れ値となる 0.001 秒の間隔を生じさせる．こ

表 1 シミュレーション諸元
Table 1 Simulation parameters

Parameter	Value
全ノード台数	60[台]
Server	1[台]
CR	53[台]
User	6 [台]
Data Rate	1[Gbps]
Interest Packet	100[Byte]
Data Packet	1,000[Byte]
回線遅延時間	1[msec]
Simulation Time	1,000[sec]
n	5
k	3
α	0.9
β	0.25

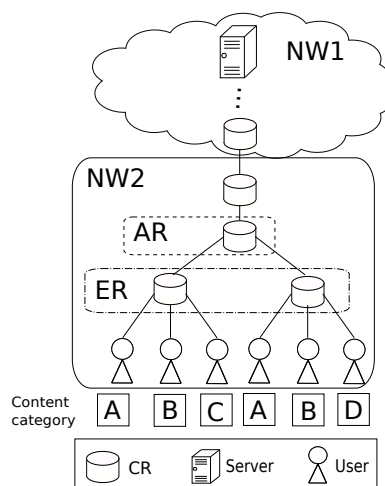


図 5 ネットワークトポロジ
Fig. 5 Network topology

こで，図 6 に ER に到着する A, B の到着間隔の一例を示す．同図から，外れ値を除く A の要求到着間隔は B より短いことが分かる．そのため，A を集約することが望ましいが，単純に全ての要求到着間隔をもとに平均値を計算すると B が集約対象となる．

4.2 キャッシュヒット率

図 7 にキャッシュヒット率の変化を示す．同図の横軸はシミュレーション経過時間，縦軸は NW2 内で Interest がキャッシュヒットした割合をそれぞれ示す．また，proposal と conventional は提案手法と既存手法を，括弧内の記号はその手法で集約したコンテンツをそれぞれ示す．

同図から外れ値を除外し正しく A を集約した提案手法が最も高いキャッシュヒット率を達成することが分かる．また，総コンテンツ数が 400 の場合は，B を集約した conventional(B) より最大で 4% 向上していることが確認できる．この結果から，外れ値の除外による人気度の推定精度の向上効果が得られていることが分かる．ただ，A よりも

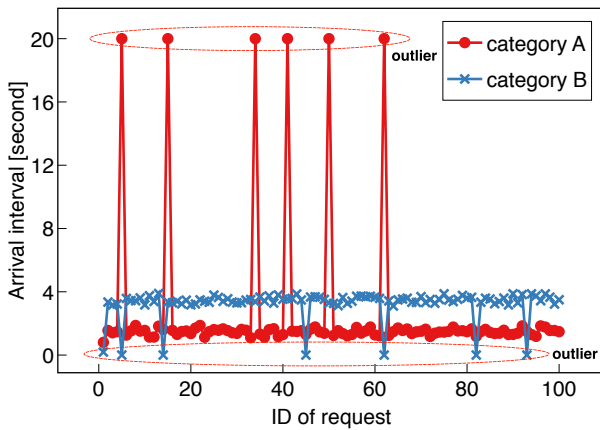


図 6 カテゴリ A と B の要求時間間隔
Fig. 6 Arrival interval of category A and B

人気度が劣る B を集約した場合でも、ネットワーク内の複数箇所でキャッシュされていた重複が排除されるため集約なしより高いキャッシュヒット率となることも分かる。

しかしながら、C を集約した場合は、集約なしよりもキャッシュヒット率が低下する。これは、C はネットワーク中で一人のユーザしか要求しないカテゴリであり、そのため、もともと単一経路の CR にしかキャッシュされないため、集約してもキャッシュの重複排除の効果は非常に限定的であるためである。これに加え、多くのユーザからのアクセスが容易な箇所にある AR のバッファを利用頻度の低い C のキャッシュによって圧迫することも原因であると考えられる。

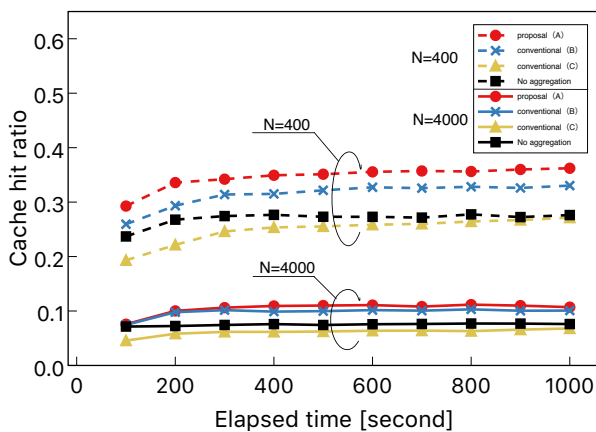


図 7 集約コンテンツ別のキャッシュヒット率 (CS = 20)
Fig. 7 Cache hit ratio by aggregate contents (CS = 20)

図 8 に CR のキャッシュサイズを増加させた場合のキャッシュヒット率を示す。同図からキャッシュサイズが増加すると、集約なしの場合より高いキャッシュヒット率を達成することが分かる。また、総コンテンツ数が 400 の場合は、C を集約した場合と集約なしの場合に性能差がほとんどないことが分かる。これは、総コンテンツ数に対し

てキャッシュサイズが大きい場合、集約された利用頻度の低い C によるバッファの圧迫が小さいからだと考えられる。

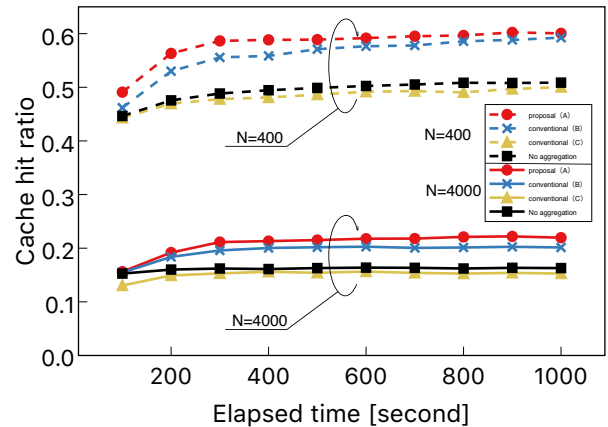


図 8 集約コンテンツ別のキャッシュヒット率 (CS = 50)
Fig. 8 Cache hit ratio by aggregate contents (CS = 50)

4.3 正規化キャッシュヒット率

図 9, 図 10 に正規化キャッシュヒット率を示す。同図の横軸と縦軸は、シミュレーション経過時間と正規化キャッシュヒット率をそれぞれ示す。ここで、正規化キャッシュヒット率は各コンテンツを集約した場合のキャッシュヒット率を集約なしの場合のキャッシュヒット率で正規化した値とした。

両図から、A と B が対象であればどちらを集約した場合でも、正規化キャッシュヒット率は 1.0 以上となることが分かる。しかし、C を集約した場合は 1.0 以下となることが分かる。この結果から、複数のユーザから要求されるコンテンツを集約すれば、複数の重複が排除されるため集約によって NDN の性能が向上すること、逆に少数のユーザのみが要求するカテゴリを集約した場合は、キャッシュの重複排除の効果が限定的なために NDN の性能は低下することが分かる。

次に、同じカテゴリを集約する場合は、総コンテンツ数が多い場合に正規化キャッシュヒット率が高くなることが分かる。これは、キャッシュサイズがコンテンツ総数に対して相対的に小さいために、集約による冗長性排除の効果をより大きくできたためであると考えられる。

5. おわりに

本稿では、人気コンテンツを推定する際、直近の計測値との比較で外れ値を除外することで、集約コンテンツを適切に決定可能な集約手法を報告した。シミュレーション評価の結果、提案手法は要求頻度の高いコンテンツを適切に選択し、中心性の高い CR に集約することで、高いキャッシュヒット率を達成することを明らかにした。

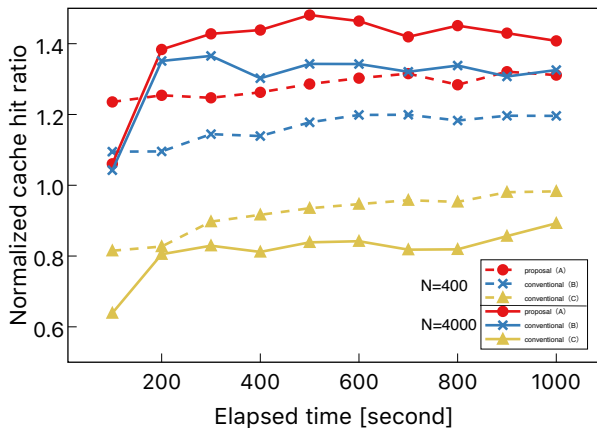


図 9 集約コンテンツ別の正規化キャッシュヒット率 (CS = 20)

Fig. 9 Normalized cache hit ratio by aggregate contents (CS = 20)

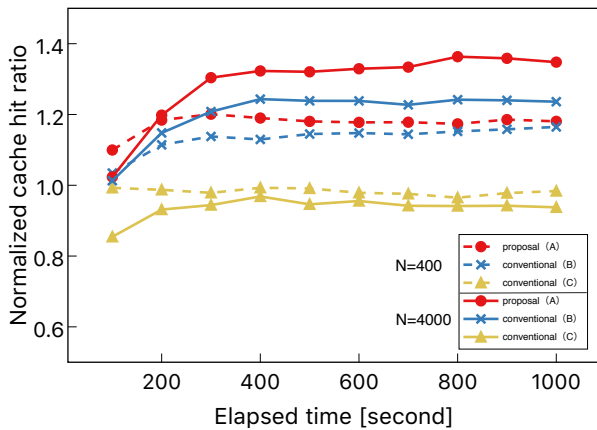


図 10 集約コンテンツ別の正規化キャッシュヒット率 (CS = 50)

Fig. 10 Normalized cache hit ratio by aggregate contents (CS = 50)

参考文献

[1] J. Kim, M. Jang, J. Park, S. Choi and B. Lee: Enhanced forwarding engine for content-centric networking (CCN), Proc. of IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE 2013), Las Vegas, pp.92-93 (2013).

[2] B. Ahlgren, C. Dannewitz, C. Imbrenda, D. Kutscher and B. Ohlman: A survey of information-centric networking, in IEEE Communications Magazine, vol. 50, pp.26-36 (2012).

[3] M. Soniya and K. Kumar: A survey on named data networking, Proc. of 2015 2nd International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS2015), pp.1515-1519 (2015).

[4] Q. Chen, R. Xie, F. Yu, J. Liu, T. Huang and Y. Liu: Transport Control Strategies in Named Data Networking: A Survey, IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 18, pp.2052-2083 (2016).

[5] 中田有哉, 重安哲也: NDNにおけるキャッシュの冗長性削減を目的としたコンテンツ再配置に関する一検討, 令和2年(第71回)電気・情報関連学会中国支部連合大会(2020)

[6] Y. Nakata and T. Shigeyasu: Aggregating and Sharing Contents for Reducing Redundant Caches on NDN,

Proc. of The 15th International Conference on P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing (3PGCIC 2020), Online, pp.62-73 (2020).

[7] I. Psaras, W. K. Chai and G. Pavlou: Probabilistic in-network caching for information-centric networks, Proc. of the second edition of the ICN workshop on Information-centric networking (ICN 2012), New York (2012)

[8] 中田有哉, 重安哲也: ユーザ近傍から多くのコンテンツを配信する重複の少ないNDNのキャッシュアルゴリズム, 情報処理学会論文誌, 採録予定(2020)

[9] A. Lazarevic, L. Ertoz, V. Kumar and A. Ozgur: A Comparative Study of Anomaly Detection Schemes in Network Intrusion Detection, Proc. of The Third SIAM International Conference on Data Mining, San Francisco, USA (2003).

[10] V. Paxson: Computing TCP's Retransmission Timer, <https://tools.ietf.org/html/rfc2988> (2020. 11. 11 参照).

[11] S. Dorogovtsev, J. Mendes and A. Samukhin: Structure of growing networks with preferential linking, Physical Review Letters, vol. 85, pp.4633-4636 (2000).

[12] L. Breslau, P. Cao, L. Fan, G. Phillips and S. Shenker: Web caching and Zipf-like distributions: evidence and implications, Proc. of IEEE Infocom 99, New York, pp.126-134 (1999).

[13] D. Rossi and G. Rossini: Caching performance of content centric networks under multi-path routing (and more), Technical Report, (2011).