

NDNにおけるキャッシュの冗長性排除を目的とした 人気コンテンツ集約

中田 有哉¹ 重安 哲也^{2,a)}

受付日 2021年5月4日, 採録日 2021年11月2日

概要: NDN はユーザからの要求に応じて CR に蓄積したキャッシュを再利用することでトラフィックを削減する。しかし, CR の有限バッファに同一コンテンツを複数箇所で蓄積するとキャッシュ利用効率が低下するため, 重複の少ないキャッシュが必要となる。そのため, 我々はコンテンツ種別ごとの要求間隔をもとに人気度の高いコンテンツのカテゴリを推定し, より多くのユーザからのコンテンツ取得要求を処理できる CR にそれらのコンテンツを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シミュレーション評価によって明らかにする。

キーワード: NDN, 人気コンテンツ推定, コンテンツ集約

A New Method for Estimating Popular Content Category to Reducing Cache Redundancy on NDN

YUYA NAKATA¹ TETSUYA SHIGEYASU^{2,a)}

Received: May 4, 2021, Accepted: November 2, 2021

Abstract: NDN reduces the content delivery traffic by using cached contents on CRs. For this purpose, it is needed to make small cache overlapping for avoiding cache underutilization. In this paper, we propose a new method for effectively content gathering on the CRs those can deal with many users' content request. In our proposal, popular content category is estimated according to the content request intervals. By the results of computer simulations, we clarify the effectiveness of our proposal in terms of cache hit ratio.

Keywords: NDN, estimation of popular content, content gathering

1. はじめに

近年, 作成元に依存しない場所からのコンテンツ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

るコンテンツを中継する 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の CR でキャッシュすると, CR の有限バッファが圧縮されることでキャッシュの多様性は低下し, キャッシュから返送できるコンテンツの種類数も減少するため, 結果として, NDN によるコンテンツ配信におけるトラフィック削減効果も低くなる。

これに対して, 多くのユーザからのコンテンツ取得要求を処理できる場所の CR に頻りにユーザから要求される人気コンテンツのキャッシュを集約し, その他の CR のバッファから重複するキャッシュを排除すれば, ネットワーク全体でキャッシュするコンテンツの多様性向上につながる

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, Hiroshima 734-8558,
Japan

² 県立広島大学経営情報学科
Department of Management Information Systems, Prefec-
tural University of Hiroshima, Hiroshima 734-8558, Japan

a) sigeyasu@pu-hiroshima.ac.jp

り、キャッシュヒット率の向上が強く期待できる。

そこで、本論文では新たに NDN における人気コンテンツのキャッシュを集約する手法について提案する。具体的には、エリアごとから送信されるコンテンツ要求の到着時間間隔から所望するコンテンツカテゴリの偏りを推定し、適切な位置の CR にそれぞれのエリアで高い頻度で要求されるキャッシュを集約する手法を提案する。提案手法は、各エリアを担当する ER (Edge Router) が配下のユーザのコンテンツ要求の偏りを推定する。また、推定に基づき、ER よりも上流の AR (Aggregation Router) に人気コンテンツを集約することでネットワーク全体でのキャッシュの冗長性を減少させる。

ところで、コンテンツ要求時間間隔は、実際には CR 上に到着する 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コンテンツを要求するユーザの接続状況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要因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、本論文で提案する手法では新たに受信した Interest の到着間隔をすで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 へ集約する。また、シミュレーション評価によって、提案手法はキャッシュヒット率をはじめとした多くの点で有効であることを明らかとする。

2. 関連研究

同じ内容のコンテンツを複数のユーザに効率良く提供することを目的とするコンテンツ指向のネットワークでは、頻繁に要求されるコンテンツを効率良くネットワーク内にキャッシュするためのコンテンツの人気度推定が重要となる。

人気度推定の 1 つにコンテンツが要求される頻度をもとに人気度を推定する方法も提案されている [5], [6]。これらの手法では、一定の期間内に受信したユーザからのコンテンツ要求の個数をもとにコンテンツごとの人気度順位を決定する。しかしながら、要求履歴を記録する期間の長さは人気度推定精度に直接的に関係するため、人気度が変化する場合における適切な長さの設定には難しさがともなう。

これに対して、コンテンツ要求の到着間隔をもとに人気度を推定する手法も提案されている [7]。同手法では、コンテンツ要求の到着間隔が変化した場合にも移動平均を用いて算出を行っているため、要求履歴の記録期間の長さを設定せずに人気度が推定できる。移動平均を用いて平均到着間隔を算出するため、突発的な外れ値に該当するような間隔で要求が到着した場合にその影響を小さくすることはできるが、計算から除外するわけではないため、一定の割合で大きく外れた値が到着する場合には、結果的に推定精度に外れ値の影響があらわれる危険性が高い。

3. 人気コンテンツ集約手法

エリアごとのコンテンツ要求の偏りを推定した結果に基づき、適切な CR にキャッシュを集約する。提案手法は、各エリアを担当する ER が配下のユーザのコンテンツ要求の偏りを推定する。また、推定に基づき、ER よりも上流の AR に人気コンテンツを集約することでネットワーク内キャッシュの冗長性を削減する。

本論文で提案する手法は、NDN におけるキャッシュヒット率向上を実現するために文献 [8] で提案した先行配信と EDC の組合せにより冗長キャッシュを削減する手法とは異なり、人気コンテンツの別途の把握を前提とせずにキャッシュの冗長性を減少できる。

図 1 に、想定するネットワーク構成を示す。同図に示すとおり、コンテンツのオリジナルを保有するサーバが存在する NW1 と、ユーザ群が接続する下流側の NW2 からネットワークを構成する。コンテンツ要求時、ユーザは Interest にコンテンツ名を記載して接続する ER に送信する。Interest を受信すると ER はコンテンツのオリジナルを保有するサーバへの最短経路となる上位の CR に Interest を転送する。CR あるいはサーバが要求されたコンテンツを保持していれば、Interest の転送経路と逆順でコンテンツをユーザまで返送する。コンテンツの返送経路の CR は、コンテンツを自身のバッファにキャッシュする。なお、本論文で提案する手法では、ER よりも上位で、か

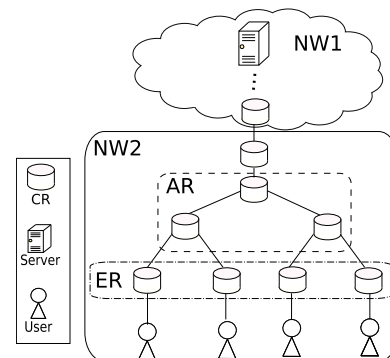


図 1 想定するネットワーク構成

Fig. 1 Assumed network topology.

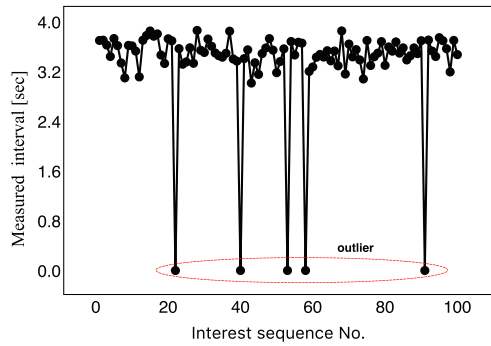


図 2 外れ値の例

Fig. 2 Example of outlier.

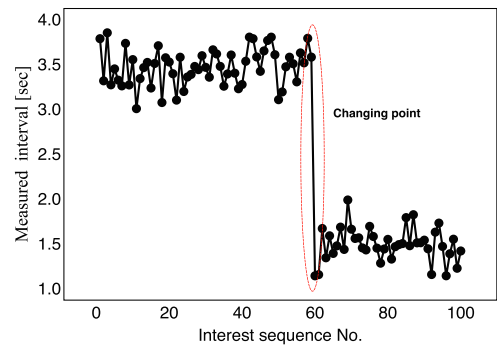


図 3 変化点の例

Fig. 3 Example of changing point.

つ、複数のユーザからの Interest の転送経路が集約される場所にある CR の中から AR を指定する。通常の CR と異なり、AR は高い頻度で要求されるコンテンツのみを選択的にキャッシュすることで、AR から複数のユーザに対するコンテンツ配信を効率的に実施できるようにする。

3.1 集約コンテンツの決定基準

集約を行う場合、対象とするコンテンツの決定は性能向上効果に大きな影響を及ぼす。より大きな集約効果を得るには以下の観点から、集約コンテンツを決定することが望ましい。

- 多くのユーザに要求されるコンテンツであること
- 要求される頻度が高いこと

コンテンツが多くのユーザから要求される場合、従来の NDN ではそのコンテンツは複数箇所の CR にキャッシュとして拡散する。そのため、複数の CR 上のコンテンツを一カ所に集約すれば冗長性の減少によってネットワークバッファの使用量を低減できる。また、要求頻度が高いコンテンツを集約すれば、キャッシュから返送するコンテンツの割合も高くなり、トラフィック削減効果も大きくなる。

3.2 人気コンテンツの推定

ER は各コンテンツカテゴリに対する Interest の到着間隔からコンテンツの人気を推定する。しかし、要求到着間隔にばらつきが生じれば、集約すべきコンテンツカテゴリの決定に影響を及ぼす。

たとえば、現実のネットワークでは中継機器の輻輳などにより本来の要求間隔とは大きく異なる間隔（外れ値）で ER に要求が到着することもある（図 2 参照）。また、ある時刻を境に人気度そのものが変化する場合にもコンテンツ要求パターンは変化する（図 3 参照）。なお、提案方式では要求するコンテンツごとに Interest のシーケンス番号を変化させる。そのため、両図の横軸である Interest sequence No. は、何番目に要求されたコンテンツかを示している。さて、このように外れ値が混入したり、要求パターンが変化したにもかかわらず、単純にすべての Interest の到着時

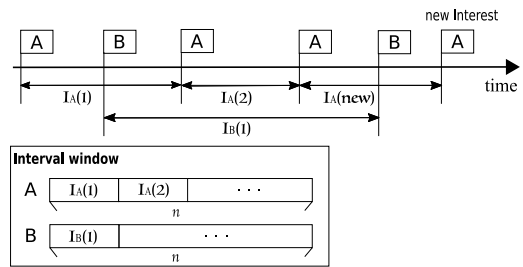


図 4 Interval window

Fig. 4 Interval window.

刻を用いて要求到着間隔を算出すると人気コンテンツの推定精度は低下する。そのため、外れ値の除外やコンテンツ要求パターンの変化を考慮して推定を行うことが必要になる。

そこで、提案手法ではネットワークの異常検知に用いられる k 近傍法 [9] により外れ値を検出する。ER は Interval window を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 $I_A(i)$ ($1 \leq i \leq n$) を記録する（図 4 参照）。ER に新たに到着した Interest の到着間隔を $I_A(new)$ とする。提案手法は Interest が到着するたびにその到着間隔の異常度 V_{abnorm} 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 $I_A(new)$ の差分をとった絶対値を n 個算出し、次の条件を満たすように記号をそれぞれ割り当てる。

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

次に、式 (2) に従って異常度 V_{abnorm} を算出する。

$$V_{ab} = \frac{\sum_{l=1}^k D_l}{k} \quad (1 \leq k \leq n) \quad (2)$$

式 (2) で算出した V_{abnorm} を以下の式で算出する閾値 TH と比較する。

$$T_{VAR} = \beta T_{VAR} + (1 - \beta) |T_A - I_A(n)| \quad (3)$$

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

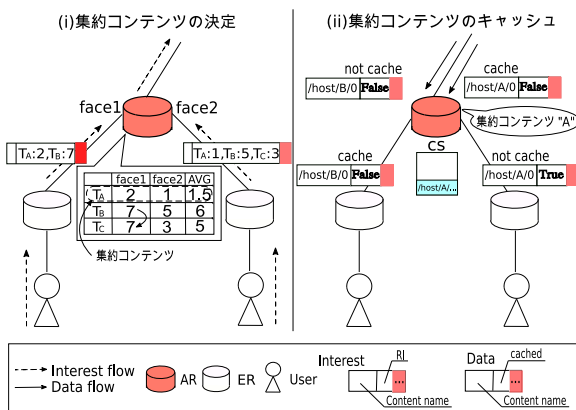


図 5 コンテンツの集約処理

Fig. 5 Content aggregation process.

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 (5) で算出する ER が推定する A の要求到着間隔をそれぞれ示す。 V_{abnorm} が TH より小さい場合, $I_A(new)$ を新たに Interval window の最後尾に追加した後に式 (5) に従って要求到着間隔 T_A を更新する。なお, TH の値は RFC2988 [10] における TCP の RTO と同様の算出式を用いる。

$$T_A = \alpha T_{A_{old}} + (1 - \alpha) I_A(n) \quad (5)$$

ここで, $T_{A_{old}}$, α は T_A の更新前の値, 平滑化係数をそれぞれ示す。

これとは逆に, V_{abnorm} が TH より大きな場合は, 観測した要求到着間隔 $I_A(new)$ は外れ値と判定し, 式 (5) による要求到着間隔の更新と Interval window は更新しない。

3.3 変化点の検出と処理

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 に新たに到着した Interest が $\frac{n}{2}$ 回連続して外れ値と判定された場合, 外れ値と連続判定した最初の Interest 以降にユーザの要求パターンが変化したと判断する。そのため, それ以降の値のみで, 式 (5) による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算出できる。

3.4 人気コンテンツの集約

各 ER は RI (Request Interval) フィールドに Interest 要求間隔を記録した Interest をコンテンツ集約先の AR に送信する。AR の動作概要を図 5 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 から, 平均値 AVG をカテゴリごとに計算する。たとえば, T_A は face1 から 2, face2 から 1 が報告されているため T_A の AVG は $(2 + 1)/2 = 1.5$ となる。

ここで, 一部のユーザのみが要求するコンテンツを集約

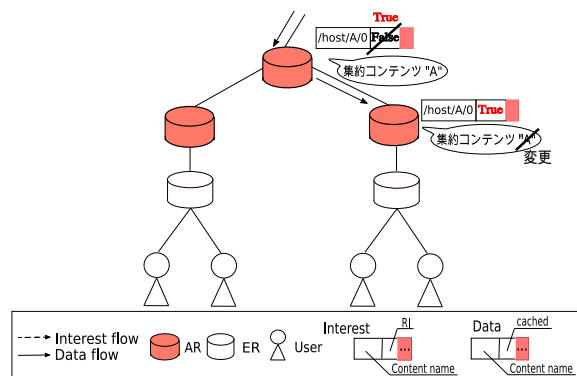


図 6 集約コンテンツの変更

Fig. 6 Selection change of aggregation content.

コンテンツに選んでしまうと, 多くのユーザからの Interest が到着する AR のキャッシュを効果的に利用できない。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場合は, すべてのカテゴリ中の最大値をあてはめて計算する。図 5 (i) では, T_B の face1 の値 7 が全カテゴリ中最大であるため T_C の face1 は 7 として AVG が計算される。すべてのカテゴリの 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。

集約カテゴリ決定後は, AR は集約対象に選択したコンテンツのみをキャッシュする。また, 任意の AR で集約したコンテンツはその下流の CR が重複してキャッシュしないように, 本手法は Data に追加する **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** であれば受信した Data をキャッシュせずに転送する (図 5 (ii) 参照)。

さて, 複数のユーザが高頻度で任意のコンテンツを要求すると, 複数の AR が同カテゴリのコンテンツを集約し, 集約コンテンツが重複する場合がある。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** であれば自身と同じコンテンツ転送経路上の自身より上位の AR で同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 6 参照)。

4. 性能評価

4.1 外れ値が混入しない状況下での性能

表 1 に評価に用いたシミュレーション諸元を示す。図 7 に示したシミュレーショントポロジはサーバを含むネットワークの $NW1$ と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の $NW2$ から構成した。 $NW1$ 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 BA 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すべて

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

Parameter	Value
全ノード台数	62
コンテンツ総数	700
Interest 生成間隔	0.1 [pkt/sec]
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]
キャッシュサイズ	100
n	5
k	3
α	0.9
β	0.25

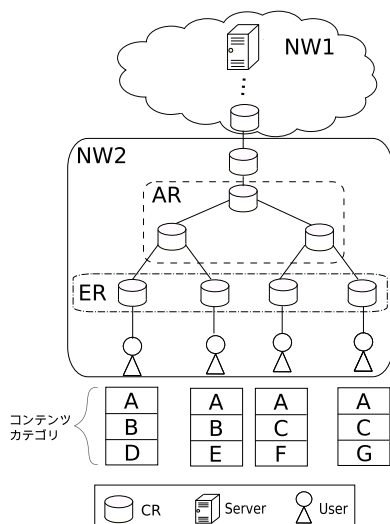


図 7 ネットワークトポロジ
Fig. 7 Network topology.

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。本評価ではシミュレーション開始後に、すべてのカテゴリの 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 AR にコンテンツの集約処理を開始させた。また、本評価では要求間隔に外れ値が混入しないようにして、AR に集約されるコンテンツカテゴリの違いが性能に及ぼす影響を純粋に評価した。

本評価ではユーザはコンテンツ名として Interest に “host0/x/y” ($0 \leq y \leq 99$) を記録する。x はコンテンツカテゴリを示す。各ユーザがどのカテゴリを要求するかは図 7 に示すとおりである。さて、各ユーザは要求するコンテンツ番号 y を Zipf の法則 [12] に従って決定する。ここで、Zipf の法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。

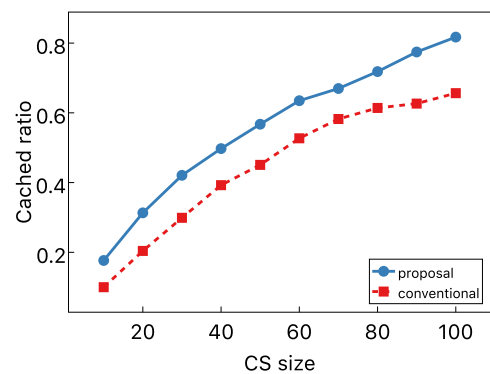


図 8 キャッシュされたコンテンツの割合
Fig. 8 Ratio of cached content.

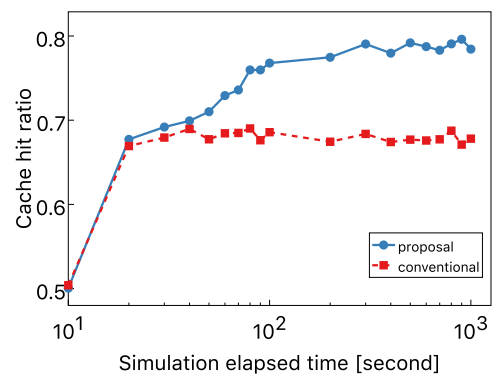


図 9 キャッシュヒット率
Fig. 9 Cache hit ratio.

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

上式において、 N はコンテンツ総数（すなわち、 y の最大値）を、 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]。

4.1.1 キャッシュサイズとキャッシュの多様性の関係

図 8 に CR のキャッシュサイズを変化させた場合にネットワーク中にキャッシュされたコンテンツの割合を示す。縦軸の値はすべての種類のコンテンツがネットワーク中のいずれかの CR にキャッシュされた場合を 1.0 となるように正規化している。同図から、提案手法は多くの種類をキャッシュできることが分かる。これは、人気度の高いコンテンツを AR に集約することで、NW2 内の冗長なキャッシュが削減できたためであると考えられる。

4.1.2 キャッシュヒット率の推移

図 9 にキャッシュヒット率の変化を示す。同図の横軸と縦軸は、シミュレーション経過時間と NW2 内の CR 上でキャッシュヒットした割合をそれぞれ示す。同図から提案手法はより高いキャッシュヒット率を達成することが分かる。これは、図 8 に示すように、キャッシュの多様性が向上したことで多くのコンテンツをキャッシュから返送でき

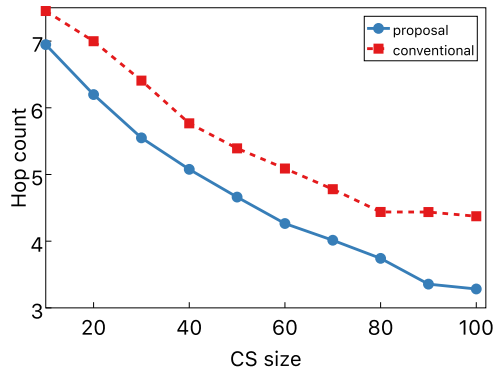


図 10 ホップカウント
Fig. 10 Hop count.

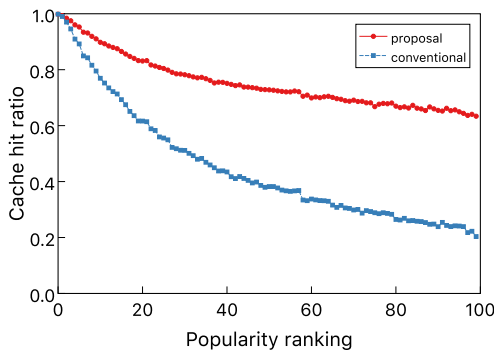


図 11 キャッシュヒット率 (カテゴリ A)
Fig. 11 Cache hit ratio (Category A).

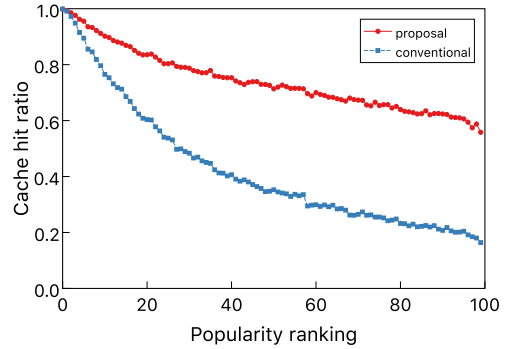


図 12 キャッシュヒット率 (カテゴリ B)
Fig. 12 Cache hit ratio (Category B).

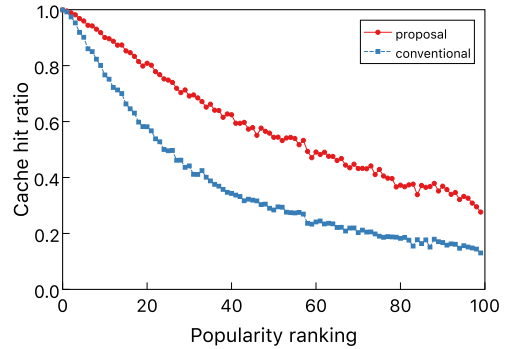


図 13 キャッシュヒット率 (カテゴリ D)
Fig. 13 Cache hit ratio (Category D).

たためだと考えられる。

4.1.3 ホップカウントの推移

図 10 にコンテンツの返送に要した hop 数を示す。同図から、提案手法はより少ない hop 数でコンテンツを配送できることが分かる。これは、図 9 で示したように、提案手法では NW2 内でキャッシュヒットするコンテンツが増えたためであると考えられる。

4.1.4 カテゴリ別のキャッシュヒット率

図 11, 図 12, 図 13 にカテゴリ別のコンテンツの人気度とキャッシュヒット率の関係を示す。同図の横軸と縦軸は、コンテンツカテゴリ内での人気順位とキャッシュヒット率をそれぞれ示す。ここで、キャッシュヒット率は各順位のコンテンツのキャッシュからの返送数を同順位の Interest の送信数で除して算出した。図 11, 図 12, 図 13 から、いずれのカテゴリにおいても提案手法がキャッシュヒット率を向上させることが分かる。これは、カテゴリ A, B のコンテンツはそれぞれ AR に集約されたためであると考えられる。また、D は他カテゴリの集約によって生じた空きバッファに蓄積されたことでキャッシュヒット率が向上したと考えられる。

また、いずれのカテゴリにおいても人気が上位のコンテンツのキャッシュヒット率は集約の実施の有無によらず高いキャッシュヒット率を達成する。一方で、人気が下位のコンテンツのキャッシュヒット率は集約によりキャッシュ

ヒット率が大きく向上することが分かる。人気が上位のコンテンツは要求間隔が短いため頻繁にキャッシュヒットされ CR のバッファに長期間存在する可能性が高い。しかし、人気が下位のコンテンツは要求間隔が長いため、再度要求されるまえにキャッシュアウトされる。提案手法は人気が多少低いコンテンツであっても集約により所定のノードに保持し続けるため、それらのコンテンツのキャッシュヒット率が向上したと考えられる。

4.2 要求間隔に外れ値が含まれる場合の評価

要求バケットの到着間隔に外れ値が含まれる場合に、集約するコンテンツカテゴリの違いがキャッシュヒット率にどれだけ影響するかを調査する。表 2 に評価に用いたシミュレーション諸元を図 14 にシミュレーショントポロジをそれぞれ示す。

本評価では A, C, D を要求するユーザは平均 1 秒ごとに、B を要求するユーザは平均 3 秒ごとにそれぞれ 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は A と B の人気度の高低を誤って判定するように、A, B は 5% の確率で外れ値となる 20 秒と 0.001 秒の到着間隔になるようにした。図 15 に ER に到着する A, B の到着間隔の一例を示す。同図から、外れ値を除いた場合は A の要求到着間隔は B より短いことが分かる。

表 3 に ER が計測した到着間隔の推定値を示す。同表に

表 2 シミュレーション諸元
Table 2 Simulation parameters.

Parameter	Value
全ノード台数	60
コンテンツ総数	400
Interest 生成間隔	0.1 [pkt/sec]
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

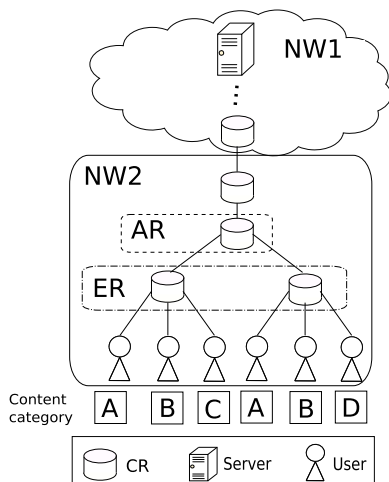


図 14 ネットワークトポロジ
Fig. 14 Network topology.

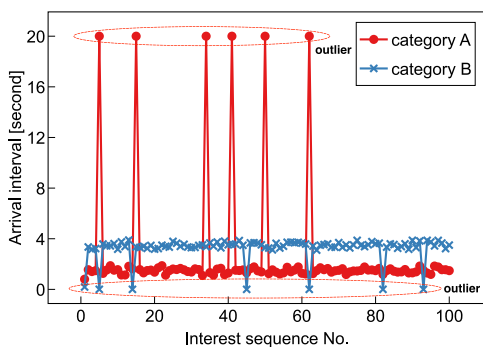


図 15 カテゴリ A と B の要求時間間隔
Fig. 15 Example of request arrival interval.

示すとおり、外れ値を除外して要求間隔を算出する提案手法は正しく A を人気コンテンツと推定することが分かる。しかし、外れ値を除外せずに単純にすべての到着間隔から集約コンテンツを決定した場合はカテゴリ B を人気コンテンツと推定することも分かる。

表 4 に提案手法によってそれぞれの到着間隔をどのように判定したかの結果を示す。本評価では、100 個の要求

表 3 ER で算出した到着間隔 [sec]
Table 3 Arrival interval measured on ER.

	カテゴリ A	カテゴリ B
単純算出	3.77	3.20
提案手法	1.25	3.28

表 4 提案手法における外れ値判定の結果
Table 4 Results of outlier decision.

		判定結果	
		外れ値	正常
実際	外れ値	100% (5/5)	0% (0/5)
	正常	1% (1/95)	99% (94/95)

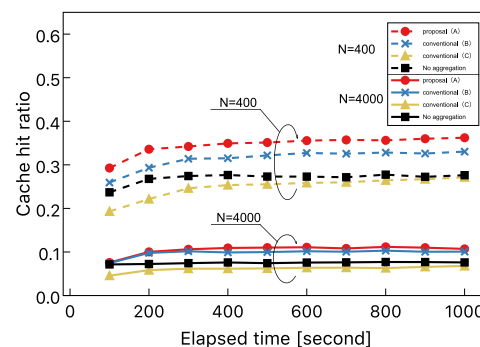


図 16 集約コンテンツ別のキャッシュヒット率 (CS = 20)
Fig. 16 Cache hit ratio of aggregated content (CS = 20).

間隔に 5 つの外れ値が混入しているが、同表の (5/5) から分かるおとり 5 つの外れ値をすべて検知できている。一方で、ごくわずかではあるものの正常な要求間隔を誤って外れ値と判定した場合もある。しかし、本手法は外れ値を正しく除外できれば、正常な値を誤判定によって計算から除外したとしても推定精度に大きな影響は与えないことに注意されたい。

4.2.1 集約コンテンツ別のキャッシュヒット率

図 16 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。proposal と conventional 横の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 proposal(A) 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、conventional(B) より最大で 4% 向上したことも分かる。この結果から、外れ値の除外により人気度の推定精度が向上したことが分かる。ただし、A よりも人気度が低い B を集約した場合も、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、conventional(C) は、No aggregation よりもキャッシュヒット率が低下する。これは、C はネットワーク中の一部からのみ要求されるカテゴリのため、C は

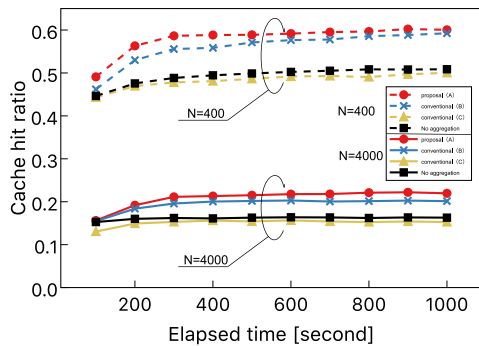


図 17 集約コンテンツ別のキャッシュヒット率 (CS = 50)
 Fig. 17 Cache hit ratio of aggregated content (CS = 50).

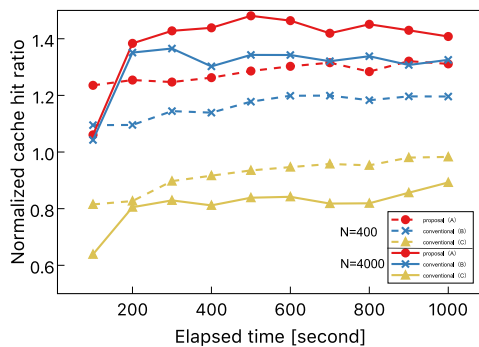


図 18 集約コンテンツ別の正規化キャッシュヒット率 (CS = 20)
 Fig. 18 Normalized cache hit ratio of aggregated content (CS = 20).

単一経路の CR にしかキャッシュされない。そのため、集約してもキャッシュの重複排除の効果はきわめて限定的になるためである。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 のキャッシュが使用するため、アクセスの容易性に劣る CR にその他のコンテンツがキャッシュされることになることも原因であると考えられる。

図 17 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。これは、ネットワークキャッシュの増加によりキャッシュから返送できるコンテンツの種類が増加するためであると考えられる。

4.2.2 正規化キャッシュヒット率

図 18, 図 19 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 を集約した場合のみは 1.0 以下となることが分かる。この結果から、複数の箇所から要求される

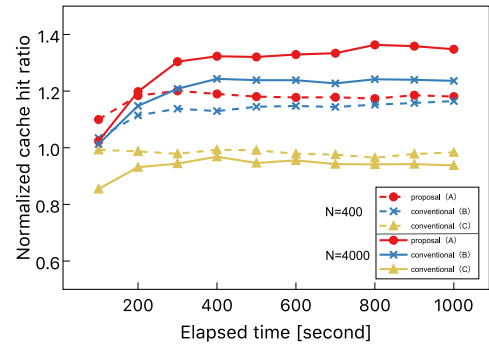


図 19 集約コンテンツ別の正規化キャッシュヒット率 (CS = 50)
 Fig. 19 Normalized cache hit ratio of aggregated content (CS = 50).

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、逆に一部からのみ要求され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のが分かる。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。

4.3 AR の位置とコンテンツ集約効果

前節では、最も人気のコンテンツを集約すればキャッシュヒット率が大きく向上することを明らかにした。しかし、提案手法の性能向上は単純なキャッシュ利用回数だけではなくキャッシュの冗長性を排除した範囲にも関係すると思われる。この範囲は当然集約先となる AR の位置にも関係する。たとえば、AR を多くのユーザが容易に利用できるノードに設定すれば、より広い範囲のキャッシュの冗長性を削減できる。一般的にネットワークが階層構造で構成されていれば上流に AR を設置するほど多くのユーザのコンテンツ取得経路に設置したことになる。しかし、AR を上流に設置すれば逆にコンテンツの返送に要するホップ数も大きくなる。そこで、本節では AR の位置を変化させた際のキャッシュヒット率とコンテンツ返送に要するホップ数の関係を明らかにする。

図 20 にシミュレーショントポロジを示す。本評価では、同図に示すように、Level 0, 1, 2 の AR 候補のいずれかを AR に選定し、カテゴリ A のコンテンツを集約する。

4.3.1 AR の位置とキャッシュヒット率の関係

図 21 に AR の位置によるキャッシュヒット率の関係を示す。同図の横軸は AR の位置を示す。また、四角でプロットされた破線は AR 以下に位置するユーザのキャッシュヒット率を示す。たとえば、AR の Level が 2 の場合、この AR 以下のユーザは User1, 2 のみのため、四角でプ

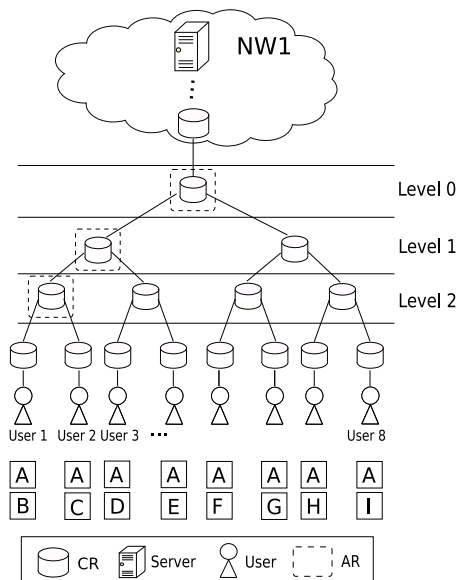


図 20 ネットワークトポロジ
Fig. 20 Network topology.

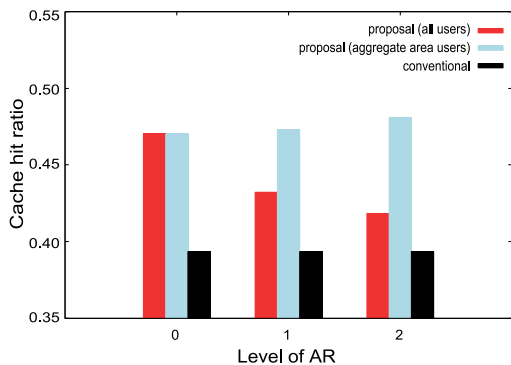


図 21 AR の位置とキャッシュヒット率の関係
Fig. 21 Relationship between cache hit ratio and AR location.

ロットされた破線はこの2つのユーザのキャッシュヒット率となる。

同図から、AR を Level 0 にした場合、all users ではキャッシュヒット率が最も高くなるのが分かる。また、AR を下流に移動するのにともない、all users のみキャッシュヒット率が低下することも分かる。これは、AR が上流に位置するほどより多くの Interest が AR を通過するため、多くのユーザが AR のキャッシュを利用できたからだと考えられる。

4.3.2 AR の位置とホップ数の関係

図 22 に AR の位置とホップ数の関係を示す。同図から、AR をユーザに近い位置に配置すれば、当然、AR のキャッシュを利用可能な aggregate area users の要求に対するコンテンツのホップ数は小さくなる。逆に、AR のキャッシュを利用できないユーザが増えるため、all users の要求に対するコンテンツのホップ数は増加する。そのため、ネットワーク全体のコンテンツ返送の効率を向上させるために、多くのユーザが容易に利用可能な上流に AR を配置するこ

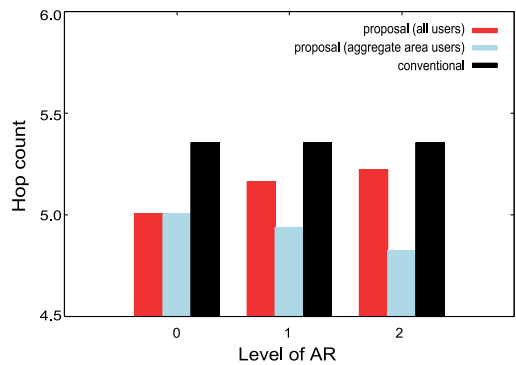


図 22 AR の位置とホップカウントの関係
Fig. 22 Relationship between hop count and AR location.

とが望ましい。

5. おわりに

本論文では、ネットワークキャッシュの冗長性を削減するため、エリアごとにユーザの要求の偏りを推定し、適切な CR に集約するコンテンツ集約手法を提案した。性能評価結果から、本手法は複数のユーザが要求するコンテンツを集約することでキャッシュの多様性向上と、キャッシュヒット率の向上を実現することを示した。また、多くの箇所から要求されるコンテンツを集約すればキャッシュヒット率の向上効果もさらに高くなることを示した。

さて、本論文の提案手法は集約対象に選定したコンテンツを AR のみに配置する。AR には集約対象となったカテゴリのコンテンツがキャッシュされる一方、AR 以下の CR はそのカテゴリのコンテンツをいっさいキャッシュしなくなる。結果として、AR は集約対象となったコンテンツを返送するためのトラフィックが集中する。しかし、2 章でも述べたとおり、AR は比較的管理や増強を実施しやすい下流側のユーザ群が接続するネットワークへの配置を想定しており、サーバが設置される広域ネットワークに悪影響は与えない。これに加え、従来の NDN は CR 上を転送されるすべてのコンテンツについてバッファにキャッシュするかどうかの判断を実施するのに対し、提案手法は AR は集約対象を、それ以外の CR は集約対象以外のコンテンツをそれぞれ転送する場合のみ、キャッシュの実施を判断すれば良い。そのため、提案手法ではキャッシュヒット率が向上しているために、キャッシュ参照回数は増加しているが、バッファへの出し入れ処理の負担は軽減できる。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 21K11851 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Kim, J., Jang, M., Park, J., Choi, S. and Lee, B.: Enhanced forwarding engine for content-centric networking (CCN), *Proc. IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE 2013)*, pp.92–93 (2013).
- [2] Ahlgren, B., Dannewitz, C., Imbrenda, C., Kutscher,

- D. and Ohlman, B.: A survey of information-centric networking, *IEEE Communications Magazine*, Vol.50, pp.26–36 (2012).
- [3] Soniya, M. and Kumar, K.: A survey on named data networking, *Proc. 2015 2nd International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS2015)*, pp.1515–1519 (2015).
- [4] Chen, Q., Xie, R., Yu, F., Liu, J., Huang, T. and Liu, Y.: Transport Control Strategies in Named Data Networking: A Survey, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol.18, pp.2052–2083 (2016).
- [5] 桐谷昌樹, 柳生智彦: 人気度変化に対応する人気度推定キャッシュ制御方式, *信学技報*, IA2016-109, Vol.116, No.491, pp.155–160 (2017).
- [6] 河野孝博, 嶋村昌義, 古関宏幸: コンテンツ指向型ネットワークにおける人気度変化に対応する選択的キャッシュ手法の性能評価, *信学技法*, NS2014-269, Vol.114, No.477, pp.541–546 (2015).
- [7] 鬼塚貴希, 片岡尚美, 高木由美, 太田 能, 玉置 久: インネットワーク誘導のためのコンテンツ人気度推定に基づく ContentID/Cache Location 情報管理に関する研究, *信学技法*, NS, Vol.3, No.239, pp.361–366 (2015).
- [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*, Vol.62, No.2, pp.405–411 (2021).
- [9] Lazarevic, A., Ertoz, L., Kumar, V. and Ozgur, A.: A Comparative Study of Anomaly Detection Schemes in Network Intrusion Detection, *Proc. 3rd SIAM International Conference on Data Mining* (2003).
- [10] Paxson, V.: Computing TCP's Retransmission Timer, available from (<https://tools.ietf.org/html/rfc2988>) (accessed 2020-11-11).
- [11] Dorogovtsev, S., Mendes, J. and Samukhin, A.: Structure of growing networks with preferential linking, *Physical Review Letters*, Vol.85, pp.4633–4636 (2000).
- [12] Breslau, L., Cao, P., Fan, L., Phillips, G. and Shenker, S.: Web caching and Zipf-like distributions: Evidence and implications, *Proc. IEEE Infocom 99*, pp.126–134 (1999).
- [13] Rossi, D. and Rossini, G.: Caching performance of content centric networks under multi-path routing (and more), Technical Report (2011).



重安 哲也 (正会員)

大阪大学大学院工学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。現在、県立広島大学地域創生学部教授。地域創生学部長ならびに、経営情報学部長。主に、無線通信プロトコルに関する研究に従事。情報処理学会論文誌元主査。

IEEE, 電子情報通信学会各会員。本会シニア会員。



中田 有哉

平成 31 年 3 月県立広島大学経営情報学科卒業。令和 3 年 3 月同大学大学院総合学術研究科情報マネジメント専攻修了。在学中はコンテンツ指向型ネットワークに関する研究に従事。現在、NRI セキュアに在籍。