

P2P ネットワークにおけるコンテンツの人気度を考慮したレプリケーション法の提案

森 友則[†] 朝香 卓也[†] 高橋 達郎[†]

Replication Scheme Considering Popularity of Contents in P2P Network

Tomonori MORI[†], Takuya ASAKA[†], and Tatsuro TAKAHASHI[†]

あらまし Unstructured 型 P2P ネットワークでは、オーバーレイネットワークの隣接ピア数（次数）分布やコンテンツのリクエスト数分布がべき乗則に近い性質をもつことが報告されている。この Unstructured 型 P2P ネットワークでは、高次数ピアに負荷が著しくかかってしまうこと、低人気コンテンツがネットワーク上から消滅してしまうため、ネットワーク全体のヒット率が低下してしまうといった問題がある。これらの問題に対し、キャッシュ置換えや複製配置の観点から解決を図った方式等が提案されている。しかし、キャッシュ置換えでは素早くコンテンツを広めることができない、複製配置では高負荷がかかるといった問題がある。本論文では、このような問題点を解決するためキャッシュ置換えと複製配置を組み合わせた、新たな複製配置の方式を提案する。本方式では隣接ピア数に応じて各ピアがそれぞれ異なる複製配置を行うことで、P2P ネットワーク全体としてヒット率を向上させながら隣接ピア数の多いピアにかかる過剰な負荷を隣接ピア数の少ないピアへ分散させることができる。また、本論文ではシミュレーションによる評価を行い、提案方式の有効性を示す。

キーワード べき乗則, unstructured 型 P2P, 人気度, レプリケーション

1. ま え が き

P2P (peer-to-peer) 技術は近年目覚ましい進歩を遂げている。P2P ファイル共有アプリケーションとして、DHT (Distributed Hash Table) を用いて構造化された Structured 型 (CAN [1], Pastry [2], Tapestry [3], Chord [4] など) と、構造化されていない Unstructured 型 (Napster [5], Gnutella [6], KaZaa [7], eDonkey [8], Winny [9] など) があり、また BitTorrent [10] のような配信に特化したアプリケーションも利用されている。このうち、Unstructured 型 P2P ネットワークを対象としたとき、一般的に隣接ピア数（次数：degree）とピア数の関係 [11], [12]、そしてコンテンツの人気度 (popularity) とリクエスト数の関係 [13], [14] がべき乗則 (power-law) となっている。ここでの人気度とは、コンテンツの人気順位のことである。また、各ピアの記憶容量には限りがあるため、容量が限界に達したときにコンテンツを置き換えるた

めのキャッシングアルゴリズムが必要とされる。このような P2P ファイル共有アプリケーションでは、以下のような二つの問題点がある。まず、べき乗則に従うトポロジとなっている P2P ネットワーク上において、次数の高いピアを大部分のクエリが通過するので、ネットワーク負荷が高くなってしまい、更に、そこに人気度の高いコンテンツが存在しているとき、そのピアに対してのダウンロード要求が多数発生し、集中的な負荷が発生してしまうという問題がある。更に、時間が経過するに従って、いずれのピアも人気度に従ったコンテンツを保持することになるので、低人気コンテンツのヒット率が低下してしまい、全体のヒット率が低下してしまうという問題がある。

これらの問題に対して、人気度を考慮したキャッシングアルゴリズムが提案されており、ピア間の負荷の分散、ヒット率の向上の効果が得られていた [15]。しかし、この方式では、1度の検索で1回ずつキャッシュ置換えが行われ、ヒット率向上の効果をを得るためには数多くの検索回数が必要となるので、人気度が変動する場合に対応できない可能性があった。一方、あるコンテンツを多くのピアにほぼ同時に配置することが

[†] 京都大学大学院情報学研究所通信情報システム専攻, 京都市
Graduate School of Infomatics, Kyoto University, Kyoto-shi,
606-8501 Japan

可能な方式としてレプリケーションがある [16] ~ [21] . 従来のレプリケーション技術では、一度の検索で複数のキャッシュ置換えが行われるものの、ピアへの負荷が非常に高くなってしまふという問題があった .

本論文では、人気度を考慮したキャッシュ置換え法とレプリケーションの両方を組み合わせた制御法を提案する . 提案方式では、ピアの次数分布と、コンテンツのリクエスト分布がべき乗則に従っているとき、人気度の高いコンテンツを低次数ピアで、人気度の低いコンテンツを高次数ピアにもたせ、かつ、その動作を複製配置を用いて行うことにより、素早くコンテンツを拡散（ネットワーク上のピアにコンテンツをもたせること）させる . それによって、レプリケーションの問題点である高次数ピアへの過剰なアクセス負荷、人気度を考慮したキャッシングアルゴリズムの問題点である人気度変動によるヒット率低下への対応という問題を同時に解決することができる . 更に本論文では、シミュレーションによって、ピアへの負荷の低減、ヒット率の向上、検索メッセージ数の削減ができることを明らかにする .

最後に、本論文で BitTorrent 型 P2P アプリケーションでなく Unstructured 型 P2P アプリケーションに着目した理由について述べる . BitTorrent 型 P2P アプリケーションはサーバを利用し、素早くコンテンツの配布を行うことが特徴である . それに対して、Unstructured 型 P2P アプリケーションは配布のみでなく検索も行うことができること、そしてサーバレスであることが特徴である . 現状ではそれぞれの方式の特徴に合わせて利用されている . 本論文では、Unstructured 型 P2P アプリケーションの検索機能に着目し、その性能向上を目指した方式を提案した .

2. Unstructured 型 P2P ネットワーク

本論文で提案する方式は、Unstructured 型 P2P ファイル共有アプリケーションを前提としている . Unstructured 型 P2P は多くの P2P ファイル共有アプリケーション (Gnutella [6], Kazaa [7], eDonkey [8] など) で実用化されている .

Unstructured 型 P2P ファイル共有アプリケーションでは、物理的なネットワーク上にオーバーレイネットワークを構成している . 個々のピアは自律分散的に振る舞うので、ネットワーク全体の動作を特定のピアに頼る必要がなく、ピアのネットワークへの参加・離脱を比較的自由に行うことができる . Unstructured 型

P2P ファイル共有アプリケーションにおける検索手法には、現在までに、フラッディング、ランダムウォーク、エキスパンディングリングといった方式が提案されている [17] . フラッディングとは、隣接ピアすべてに検索メッセージ (クエリ) を転送する方式であり、ランダムウォークとは、隣接ピアのうち 1 ピアをランダムに選出し、そこへクエリを転送する方式である . いずれの方式も TTL が 0 になるまで転送を行う . Gnutella では、各ピアはクエリと呼ばれる問合せメッセージを複数のピアを中継しながらフラッディングをさせていくことで、所望のコンテンツの所在を検索する . 検索先のピアにおいて所望のコンテンツが見つかった場合、該当ピアは検索元にクエリヒットと呼ばれる応答メッセージをクエリの経路を遡ることで検索元に返す . そして、検索元のピアがクエリヒットを返してきたピアに対して HTTP で直接接続することで、コンテンツの転送が行われる .

この Unstructured 型 P2P ネットワークにおいて、一般的に、隣接ピア数 (次数) とピア数の関係、そしてコンテンツの人気度とリクエスト数の関係においてべき乗則が見られる [11], [12] . べき乗則に従う P2P ネットワークでは、隣接ピアをほとんどもたない大多数のピアと、非常に多くの隣接ピアをもつごく少数のピアが存在する . べき乗則の性質は一般に以下のような式を満たす .

$$N(d) \propto d^{-\gamma} \quad (1)$$

ここで、 d はあるピアにおける隣接ピア数であり、 $N(d)$ は d におけるピア数である . なお γ はべき指数と呼ばれる . べき乗則に従うネットワークではごく一部のピアが非常に多い隣接ピア数をもっているのに対して、それ以外の多数のピアに隣接しているピアはごく少数である . よって P2P での論理ネットワークは非常に多い隣接ピア数をもつピアを中心として構成されることより、メッセージは多くの場合そのようなピアを通過するため、隣接ピア数の多いピアに過剰に負荷がかかる . そして、そのようなピアが機能しなくなった場合、論理ネットワーク全体に深刻な影響を与えることになる .

また、P2P ネットワーク上で共有/交換されるコンテンツに関してもその人気度の分布がある程度べき乗則の性質をもつことが報告されている [13], [14] . つまり、わずかな高人気コンテンツへのリクエストが非常に多数であり、それ以外の多数の低人気コンテンツそ

れぞれへのリクエストはごく少数となる。

3. 従来研究

ここでは、人気度を考慮したキャッシュ置換え方式や、複製配置方式についての説明を述べる。

3.1 従来方式 Adaptive replacement with popularity (ARP)

Adaptive Replacement with Popularity (ARP) [15] とは、各ピアをその回数により低回数ピア、高回数ピアに分類し、それぞれ異なるキャッシュ置換えを行う方式である。具体的には、事前に決められたしきい値より小さい回数のピアを低回数ピア、大きい回数のピアを高回数ピアとみなし、低回数ピアでは従来通り LRU (Least Recently Used) を行い、高回数ピアでは、人気度の高いコンテンツを意図的に排除しながら LRU でキャッシュ置換えを行う。これによって、低回数ピアでは人気度に従った種類のコンテンツを、高回数ピアでは人気度の低いコンテンツを保持するようになり、高回数ピアの負荷を下げることができる。更に、多様なコンテンツがネットワーク上に存在できるようになるため、結果的にヒット率を向上することにもなる。

しかし、1 度の検索につき 1 回しかキャッシュ置換えが行われないため、例えば 100 種類のコンテンツがあるとき、ARP で低回数ピアに高人気コンテンツを、高回数ピアに低人気コンテンツを保持させるためには最低でも 100 回の検索が必要となってしまう、コンテンツのすみ分けが十分行われるために時間を要することが問題となる。

3.2 複製配置

Unstructured 型 P2P ネットワークでは、ピアの参加、離脱が頻繁に行われる。そのため、あるコンテンツで、あるピアのみが保持しているような状態において、そのピアが離脱してしまった際、そのコンテンツを手に入れることができなくなることが問題となる。また、P2P ネットワーク上にわずかしかが存在しない希少コンテンツである場合、Unstructured 型 P2P では検索をそのコンテンツを保持しているピアまで行き渡らせることを保証しない。以上の問題に対する有効な改善策として、コンテンツの複製を複数のピアに配置することが提案された [16] ~ [21]。複製配置をする際に考慮すべきことは、どこに、どの程度複製を配置するのか、ということである。既存の方式では、検索パス上に複製を配置する方式と、ネットワーク上の任意

の場所に複製を配置する方式とがある。検索パス上における複製配置手法の主要な方式を以下に説明する。
Owner Replication (OR)

検索がヒットしたときに、コンテンツ要求ピアにおいて複製を配置する方式である。また、前述の ARP は、この方式を想定している。検索 1 回に対して配置される複製がただか 1 個であるため単純で、かつネットワークコストが低いが、複製がネットワーク内に広まるために時間がかかるという点、コンテンツ要求ピアのコンテンツ要求パターンに複製配置が依存するため、LRU では人気度の低いコンテンツが存在しにくくなってしまふ点などが問題となる。なお、ダウンロードは、コンテンツ要求ピアとコンテンツ供給ピアの間の直接転送で行われる。

Path Replication (PR)

コンテンツ要求ピアとコンテンツ供給ピアとの検索パス上にあるすべてのピアに複製を配置する方式である。ダウンロードは、検索パス上のピアでレプリケーションを行いながら中継転送で行う。1 度に複数の複製が配置されるため、OR に比べ、素早く人気コンテンツを拡散することができるが、複製配置回数が多いことにより、必要なストレージやネットワーク資源が大きくなるという点が問題である。

4. 提案方式 Adaptive replacement and replication with popularity (ARRP)

本論文で提案する方式 Adaptive Replacement and Replication with Popularity (ARRP) では、Unstructured 型 P2P ファイル共有アプリケーションにおいて、隣接ピア数（回数）とコンテンツの人気度に着目し、そして、ヒット率を低下させずに、オーバーレイネットワーク上における高回数ピアにかかる過大な負荷を低回数ピアに負担させる。更に、新規に発生したコンテンツをネットワーク上のピアへ拡散したい場合、レプリケーションを用いることによって、キャッシュ置換えで行う方式より高速に実現する。各ピアの回数にしきい値を設け、その大小によりキャッシュ置換えを行うかどうか決定する。具体的には、DF (Division Factor) をパラメータとして

$$(\text{隣接ピア数}) > DF \quad (2)$$

を満たすならばそのピアは高回数ピアであるとし、満たさないならば低回数ピアであるとする。ここで、べ

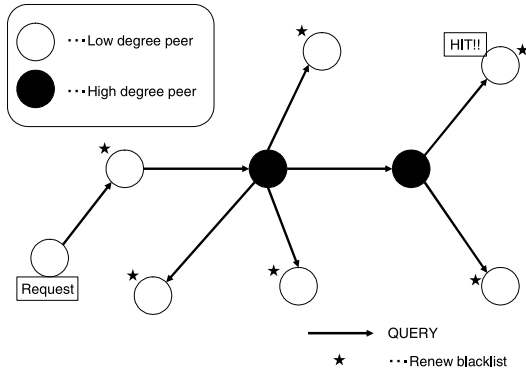


図 1 コンテンツ検索時の動作
Fig. 1 Procedure of searching contents.

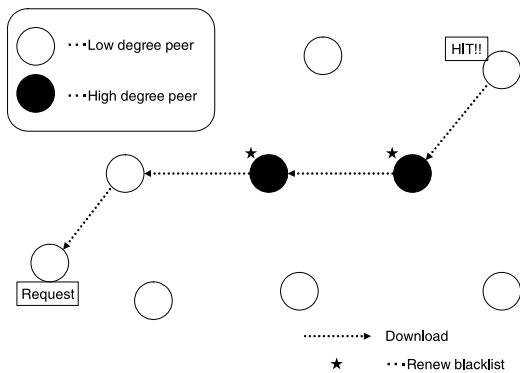
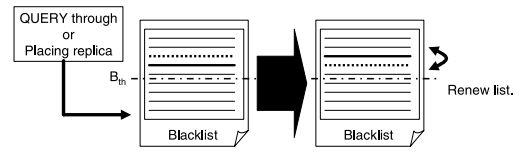


図 2 コンテンツダウンロード時の動作
Fig. 2 Procedure of downloading contents.

き乗則に基づく P2P ネットワークでは、DF が多少変化しても結果に与える影響はそれほど大きくないので、P2P ネットワークのおおよその参加ピア数から次数を推定し、適切な DF を設定することができる。

各ピアは、Blacklist というコンテンツのリストによってコンテンツの人気順位を推定する。そして、Blacklist はある一定値の Blacklist しきい値 B_{th} をもつ。Blacklist はピアが各自でそれぞれ保持するものである。Blacklist の更新方法は、まず、低次数ピアでは各々のピアにクエリが到達した時点で更新を行い(図 1)、高次数ピアでは、複製配置を行った後に更新を行う(図 2)。ここで、高次数ピアでクエリ通過の際に Blacklist の更新を行うと、新規コンテンツは Blacklist の最上位に登録されてしまい、高次数ピアで複製を保持することができない。よって、高次数ピアではコンテンツの複製後に Blacklist の更新を行うものとした。更新の方法は、リスト内においてコンテンツの順位付けを行い、その中で順位の入換えを行う。

• Case of searched content in Blacklist.



• Case of no searched content in Blacklist.

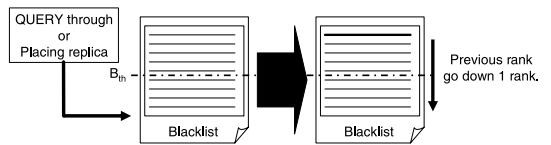


図 3 Blacklist の動作
Fig. 3 Procedure of Blacklist.

新規コンテンツ登録時にはそのコンテンツを最上位に登録する。既にリストに入っているコンテンツについては、一つ上の順位のコンテンツと入換えを行う(図 3)。以上の動作を行ったとき、低次数ピアはクエリ到達時点で Blacklist の更新を行うので、更新を続けていった場合、低次数ピアが保持する Blacklist のしきい値 B_{th} 以上の順位には新規コンテンツが登録されている。よって、低次数ピアはそれ以降ダウンロードされる新規コンテンツの複製を保持することができる。一方、高次数ピアは複製配置後に Blacklist の更新が行われるため、新規コンテンツの複製を一度は必ず保持することができる。これによって、全ピアが新規コンテンツの複製を保持できるようになるため、新規コンテンツを素早く拡散することができる。

(1) 低次数ピアの動作

ダウンロード時に検索パス上の低次数ピアは、自身の Blacklist を参照し、ダウンロードコンテンツが上位から B_{th} までのコンテンツであったなら複製配置を行う。

(2) 高次数ピアの動作

ダウンロード時に検索パス上の高次数ピアは、低次数ピアと同様に自身の Blacklist を参照する。ただし、ダウンロードコンテンツが B_{th} 以下の順位のコンテンツを対象にした複製配置を行う。

また、いずれの次数のピアにおいても、キャッシュ置換えは LRU で行う。以上のことから、この動作を行ったとき、低次数ピアは、リクエストがべき乗則に従うものであるなら、人気度の高いコンテンツと新規コンテンツを多く保持する状態になる。このとき、ARRP では低次数ピアのみが高人気コンテンツを保持するため、PR のように、負荷が高くなってしま

ということがない。また、高次数ピアは、上述のように Blacklist の更新をダウンロード後に行うため、高次数ピアは人気度の低いコンテンツと新規コンテンツを保持するようになる。よって、高人気コンテンツと低人気コンテンツをそれぞれ低次数ピア、高次数ピアに配置することにより、高次数ピアの負荷を軽減させることができる。更に新規コンテンツはすべてのピアが複製配置を行い、高速なコンテンツの拡散を可能としているため、人気度の変動にも対応できる。

5. シミュレーション評価

5.1 シミュレーションモデル

提案方式の有効性を検証するためにシミュレーションを行った。本論文では P2P ネットワーク、及びピア-ピア間の処理のみをモデル化した。ネットワークモデルとして BA モデル [22] を用いた。また、検索モデルとして、フラディングで検索をするモデルと、ランダムウォークで検索をするモデルの 2 種類を用いた。シミュレーションの基本パラメータ値を表 1 に示す。なお、表 1 における DF とは、4. における DF と同様に、高次数ピア、低次数ピアを分類するための次数のパラメータである。また、事前に DF を除いた基本パラメータ値のもとで試行実験を行い、ARP と ARRP の最大負荷の値を最低にする DF の値をそれぞれ求めた。そして、求めた DF 値を ARP, ARRP の DF の基本パラメータ値とした。そして、各ピアがそれぞれ 1 回コンテンツ要求を行い、全ピアが一度ずつ検索を行うとそれを 1 試行とした。そして、総試行回数は 500 試行とした。また、コンテンツの人気度は Zipf 則 [13] に基づく人気度分布に従うものとした。Web ページを同士を結ぶリンク構造やアクセス人気度などの Zipf 則

のべき指数 (power index) は、1.0 付近となっているため、この値を基本パラメータ値とした [23], [24]。また、提案方式の比較対象として、OR, PR, ARP を用いた (人気度変動については付録参照)。

5.2 評価指標

本論文のシミュレーションに用いる評価尺度はピアへの負荷、メッセージ数、ヒット率、人気度ごとのヒット率である。ピアへの負荷については、ピアへのアクセスの集中を評価するために様々な文献で用いられている [15], [25] ~ [27]。本論文では、ピアへの負荷 (load) を、各ピアのアップロード、ダウンロード総数とし、複製配置の際にはアップロードとダウンロードを一度ずつ行うとした。そして、最大メッセージ数 (number of messages) は、シミュレーションを通して通過したクエリ総数とした。また、ヒット率 (*hit_rate*) は

$$hit_rate = \frac{download_num}{request_num} \quad (3)$$

とした。ただし、*download_num* はネットワーク全体の単位時間当りのダウンロード数、*request_num* はネットワーク全体の単位時間当りのリクエスト数とする。また、人気度ごとのヒット率 (*hit_rate_popularity(j)*) は

$$hit_rate_popularity(j) = \frac{download_num(j)}{request_num(j)} \quad (4)$$

とした。ただし、*hit_rate_popularity(j)* は人気度 *j* のコンテンツのヒット率、*download_num(j)* は人気度 *j* のコンテンツに対するネットワーク全体の単位時間当りのダウンロード数、*request_num(j)* は人気度 *j* のコンテンツに対するネットワーク全体の単位時間当りのリクエスト数とする。

ここで、ピアへの負荷、メッセージ数、ヒット率を評価指標に用いた理由について述べる。将来的にはピアの性能の方がネットワークの性能よりもボトルネックになると考えられる。そこで、本論文ではピアがボトルネックになるという前提で、ヒット率、最大負荷、各ピアへの最大メッセージ数という評価指標を用いた。ヒット率はピアがどの程度所望のコンテンツを発見できるかという指標であり、他の指標と異なり、高めれば高いほど性能が高いとみなせる。また、最大負荷はピアのストレージへの書込み、読み込みの処理の指標であり、最大メッセージ数はピアへ到達するメッセージの中継、応答、参照の際に発生する処理の指標である。これらには、許容可能な限界値が存在し、それよりも大きくなった場合が問題となる。

表 1 シミュレーションの基本パラメータ値
Table 1 Fundamental simulation parameters.

	Flooding	Random walk
トポロジ	BA モデル	
試行回数	500	
クエリ転送数	4	
ピア数	1000	
コンテンツ数	5000	
保持コンテンツ数	50	
Blacklist 容量	5000	
B_{th}	1000	
人気度変動間隔	1000 検索ごと	
べき指数	1.0	
DF	12	8
TTL	3	30

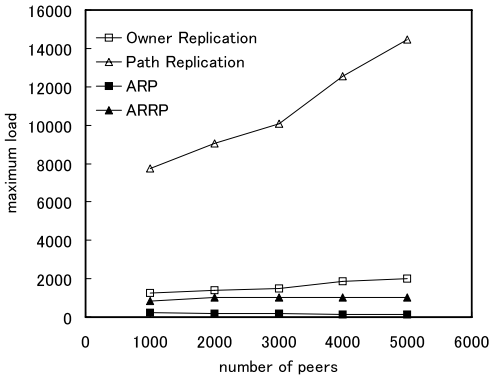


図 4 最大負荷 (フラッディング検索モデル)
Fig. 4 Maximum load (Flooding search model).

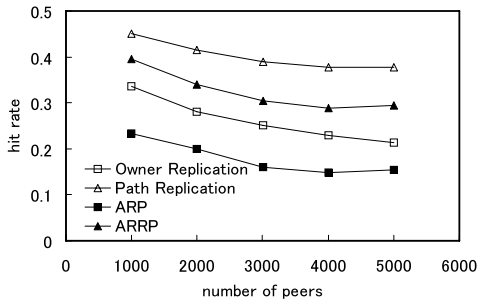


図 5 ヒット率 (フラッディング検索モデル)
Fig. 5 Hit rate (Flooding search model).

なお、今回はフラッディング検索モデル、ランダムウォーク検索モデルの二種類について、まず、基本パラメータにおいて、人気度ごとのヒット率のシミュレーション評価を行った。そして、ピア数を変動させたときのヒット率、負荷、最大メッセージ数についてシミュレーション評価を行う。更にパラメータとして、人気度変動間隔、べき指数、ランダムウォークではそれに加えて TTL を変動させたときのヒット率、負荷についてシミュレーション評価を行った。

基本パラメータ値での評価

図 4、図 7 より、ARRP の最大負荷は、PR に比べると大幅に低い数値となっていることが分かる。また、図 5、図 8 より、フラッディング検索モデルにおいて ARRP のヒット率は、PR よりも低く、OR、ARP に対しては大きく優れていることが分かる。更にランダムウォーク検索モデルにおいては、PR と同等であった。図 6、図 9 より、ARRP の最大メッセージ数は、フラッディング検索モデルでは全方式が同程度であり、ランダムウォーク検索モデルでは、PR と同等で、OR、

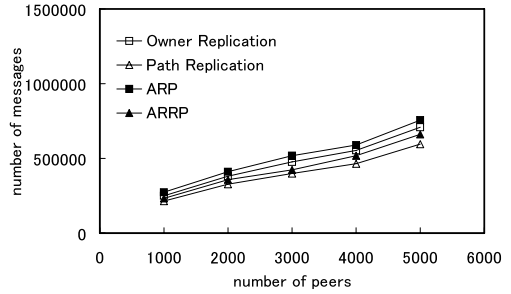


図 6 最大メッセージ数 (フラッディング検索モデル)
Fig. 6 Maximum number of messages (Flooding search model).

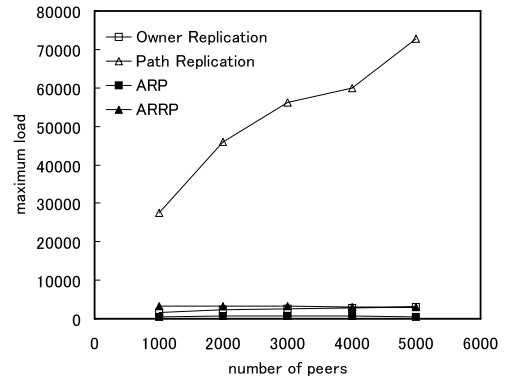


図 7 最大負荷 (ランダムウォーク検索モデル)
Fig. 7 Maximum load (Random walk search model).

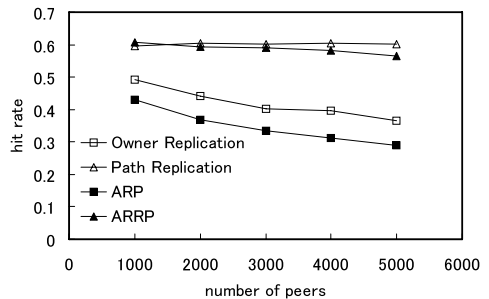


図 8 ヒット率 (ランダムウォーク検索モデル)
Fig. 8 Maximum number of messages (Random walk search model).

ARP よりも少ないことが分かる。

したがって、提案方式 ARRP は、人気度が変動する環境において、フラッディング検索モデルでは OR、ARP より高いヒット率を、PR より大幅に低い負荷で、ランダムウォーク検索モデルでは、PR と同程度のヒット率を、PR より大幅に低い負荷で保っていることを確認した。また、PR の最大負荷については、図 4、

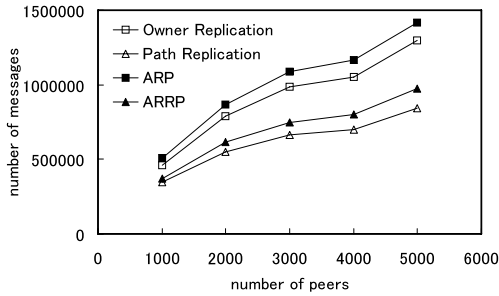


図 9 最大メッセージ数 (ランダムウォーク検索モデル)
Fig. 9 Maximum number of messages (Random walk search model).

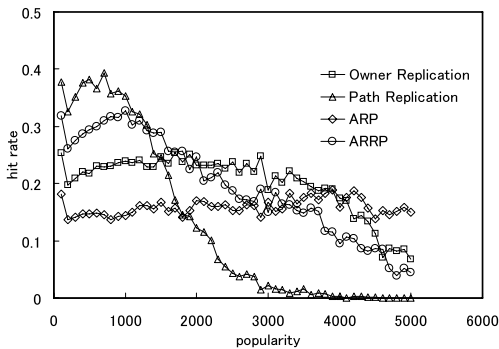


図 10 人気度ごとコンテンツヒット率 (フラッディング検索モデル)
Fig. 10 Hit rate for each popularity (Flooding search model).

図 7 より, 他方式に比べて大幅に大きな値となっており, この傾向が評価項目においても同様であったので, 以降の評価結果では, PR の最大負荷を省略する。

5.3 シミュレーション結果

基本パラメータ値における提案方式 ARRP の最大負荷, ヒット率, 最大メッセージ数を測定し, 評価を行った。

一方, OR, ARP では, コンテンツの拡散速度が人気度の変動に対応しきれず, それが全体のヒット率を低下させてしまうという問題があった。そこで, ARRP によってその問題が解決されたことを確認するため, 基本パラメータ値における人気度ごとのヒット率を, 前述の二つの検索モデルについて評価を行った。

図 10 より, フラッディング検索モデルにおいて ARRP は OR, ARP に対しては高人気コンテンツのヒット率が高く, 低人気コンテンツのヒット率が低いことが分かる。これは, OR, ARP が人気度変動に対応できておらず, 高人気コンテンツが十分に拡散され

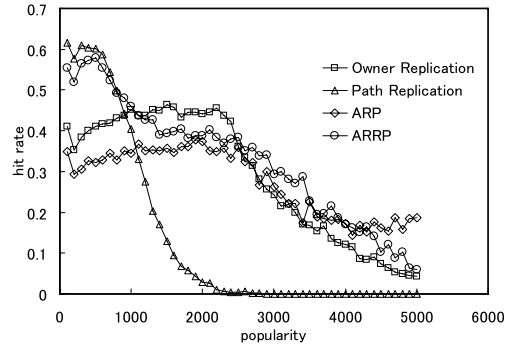


図 11 人気度ごとコンテンツヒット率 (ランダムウォーク検索モデル)
Fig. 11 Hit rate for each popularity (Random walk search model).

たときにはそのコンテンツが既に低人気コンテンツとなっているためである。それに対して, ARRP は複製配置により高人気コンテンツを素早く拡散することができるため, 高人気コンテンツのヒット率は OR, ARP より高くなっている。

一方, 図 11 より, ランダムウォーク検索モデルにおいては, ARRP は PR と同等の高人気コンテンツのヒット率であり, OR, ARP と同等の低人気コンテンツのヒット率であることが分かる。これは, TTL が大きくなったため, 複製配置によるコンテンツの高速拡散, コンテンツのすみ分けによる低人気コンテンツのヒット率の向上といった効果がより顕著に現れたためである。

以上のことから, ARRP は, PR の問題である過剰な負荷を回数によるコンテンツのすみ分けによって解決し, OR, ARP の問題である人気度変動による全体のヒット率の低下をレプリケーションを行うことにより解決する方式であることが確認された。

ピア数に対するスケーラビリティの評価

基本パラメータ値から, ピア数を変化させた場合の最大負荷, ヒット率, 最大メッセージ数を測定し, 前述した二つの検索モデルについてスケーラビリティの評価を行った。

まず, 図 4, 図 7 より, ARRP の最大負荷はどちらの検索モデルにおいても PR に比べて非常に低く, OR と同程度であることが分かる。また, ARRP は ARP に比べ最大負荷の点では劣っているものの, 図 5, 図 8 より, ヒット率は ARRP の方が高い。つまり, ダウンロード自体が少ないため, ダウンロード時に増加する負荷も低くなっていると考えられる。

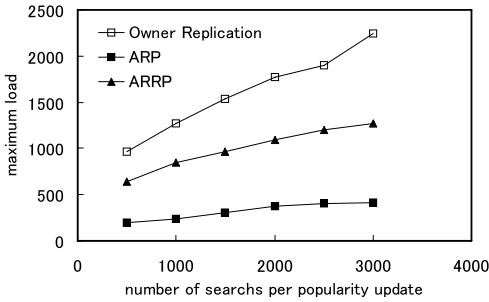


図 12 人気度変動間隔に対する最大負荷の特性 (フラッディング検索モデル)

Fig. 12 Maximum load versus number of searches (Flooding search model).

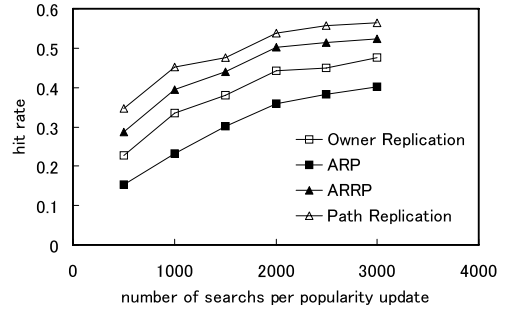


図 13 人気度変動間隔に対するヒット率の特性 (フラッディング検索モデル)

Fig. 13 Hit rate versus number of searches (Flooding search model).

次に、図 5、図 8 より、フラッディング検索モデルにおいて ARRP のヒット率はピア数にかかわらず PR に比べて低くなったが、OR、ARP に対しては高いことが分かる。これは、ARRP が OR、ARP に比べてコンテンツの拡散を高速に行えることを示している。一方、ランダムウォーク検索モデルにおいては、ARRP のヒット率は PR と同等であり、ピア数が増加するにつれて OR、ARP に対して相対的に高くなった。これは、ランダムウォーク検索モデルの TTL が大きいため、ARRP における複製配置を多数行えるようになったからである。

そして、図 6、図 9 が示すように、ARRP の最大メッセージ数は、どちらの検索モデルにおいても OR、ARP より少なく、PR より多くなった。この結果はピア数が変化しても同様であった。これは、ARRP が複製配置を行うため、OR、ARP よりも少ないホップ数でコンテンツを発見できるようになったためである。しかし、その傾向は PR の方がより顕著なため、PR よりメッセージ数が多くなった。

以上のことから、最大負荷、ヒット率、最大メッセージ数において、ARRP はピア数の増大に対するスケラビリティがあるといえる。

人気度変動頻度の変化に対する評価

人気度変動が起こる検索回数間隔を 500~3000 の間で変動させたときの各方式の最大負荷、ヒット率を、前述した二つの検索モデルについて評価した。

まず、図 12、図 14 より、ARRP の最大負荷は人気度変動が緩やかになっても大きくなっていないが、OR の最大負荷は大きくなっている。これは、人気度変動が緩やかになったことによりコンテンツが高人気である状態が長くなり、それを保持している高次数ピアへ

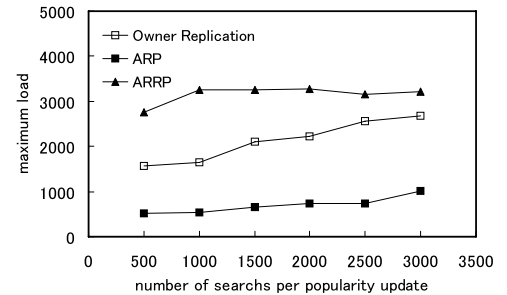


図 14 人気度変動間隔に対する最大負荷の特性 (ランダムウォーク検索モデル)

Fig. 14 Maximum load versus number of searches (Random walk search model).

のリクエストが集中するためである。しかし、ARRP では高人気コンテンツを保持しているのが低次数ピアであるため、そのようなことが起きず、最大負荷が高くなることはない。また、フラッディング検索モデルでは OR よりも最大負荷は低かったが、ランダムウォーク検索モデルでは OR よりも高かった。これは、ランダムウォーク検索モデルの方が TTL が大きいいため、複製が行われる回数が多く、その結果最大負荷が高くなったためである。

そして、図 13、図 15 より、フラッディング検索モデルにおける ARRP のヒット率は人気度変動間隔にかかわらず、OR、ARP より高く、PR より低いことが分かる。これは、OR、ARP のコンテンツの拡散が十分に行われる前に人気度が変動してしまうことに対して、ARRP は複製配置により人気度変動前にコンテンツの拡散が行われているためである。また、ランダムウォーク検索モデルにおいて ARRP のヒット率は人気度変動間隔が長くなるにつれて PR よりも高く

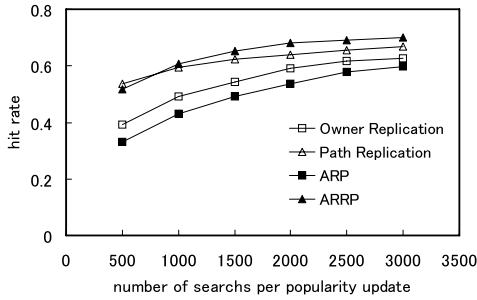


図 15 人気度変動間隔に対するヒット率の特性 (ランダムウォーク検索モデル)

Fig. 15 Hit rate versus number of searches (Random walk search model).

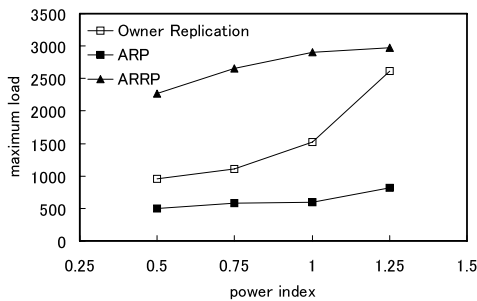


図 16 べき指数に対する最大負荷の特性

Fig. 16 Maximum load versus power index.

なった。これは、TTL が大きい場合、PR において人気コンテンツが複製される回数が増加し、その結果不人気コンテンツが消滅してしまうためである。

べき指数の変化に対する評価

基本パラメータ値から、コンテンツの人気度のべき指数を 0.5 ~ 1.25 の間で変動させたときの各方式の最大負荷、ヒット率を、評価した。なお、前述した二つの検索モデルの傾向に大きな差がなかったため、ここではランダムウォーク検索モデルのみ評価を行った。

まず、図 16 より、ARRP の最大負荷はべき指数が大きくなっても高くなっていないが、OR の最大負荷は大きくなっていることが分かる。これは、べき指数が大きい場合、OR では人気コンテンツを高次数ピアが保持し、そのためダウンロード要求が非常に多くなるからである。それに対して、ARRP は低次数ピアが人気コンテンツを分担して保持しているため、最大負荷が大きくなることはない。

そして、図 17 より、ARRP のヒット率はべき指数が小さい場合では最も高いが、べき指数が大きい場合では PR より低くなっていることが分かる。これは、

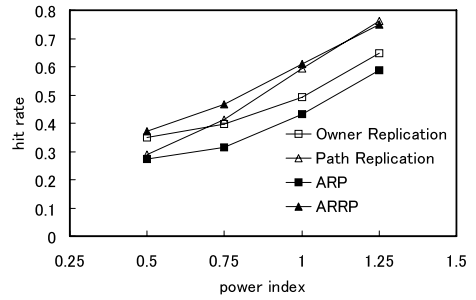


図 17 べき指数に対するヒット率の特性

Fig. 17 Hit rate versus power index.

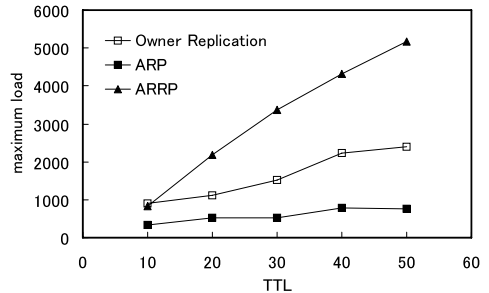


図 18 TTL に対する最大負荷の特性

Fig. 18 Maximum load versus TTL.

べき指数が高い場合では ARRP は人気コンテンツを PR ほどには拡散できていないためである。しかしながら、最大負荷の点で ARRP は PR より大幅に低くなっているため、PR に対しても ARRP は有効であるといえる。

TTL の変化に対する評価

ランダムウォーク検索モデルでは、TTL をフラグディングに比べて非常に大きくすることが可能である。したがって、TTL に対する ARRP の特性を評価するため、TTL を変化させた場合の最大負荷、ヒット率、最大メッセージ数をランダムウォークについて測定した。

まず、図 18 より、ARRP の最大負荷は TTL が大きくなるにつれて他方式よりも大きくなっていることが分かる。これは、TTL を大きくした場合複製配置を多数行うためである。しかし、図 19 から、ARRP のヒット率は TTL が小さい場合では PR より低くなっているが、TTL を大きくすると PR よりも高くなっていることが分かる。これは、TTL が小さい場合では検索範囲内に見つからなかったようなコンテンツでも、TTL を大きくして検索範囲が広がることにより、見つかるようになるためである。そして、図 20 から、

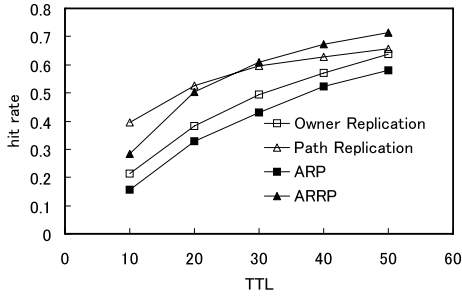


図 19 TTL に対するヒット率の特性
Fig. 19 Hit rate versus TTL.

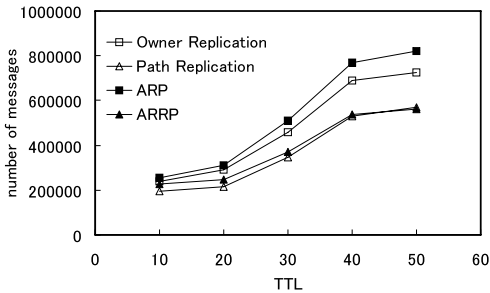


図 20 TTL に対する最大メッセージ数の特性
Fig. 20 Maximum number of messages versus TTL.

ARRP の最大メッセージ数は TTL が大きい場合 OR, ARP よりも大幅に少なく, PR と同程度となったことが分かる. これは, OR, ARP に対しては, 人気コンテンツが複製配置を行うことでより検索ホップ数が小さい場所に配置されたためである. また, PR に対しては, PR では発見することができなかった低人気コンテンツを, ARRP では発見することができるためである. したがって, TTL を大きくした場合, 負荷の面では不利ではあるが, ヒット率, メッセージ数では大きな利点があるといえる.

一方, ARP における TTL が 40 のときのヒット率と, ARRP における TTL が 20 のときのヒット率は同程度となっている. このとき, 最大負荷は ARRP が ARP の 2 倍程度であり, 最大メッセージ数は ARP が ARRP の 3.5 倍程度となっている. ここで, 最大負荷はピアのストレージへの書き込み, 読み込みの動作処理の指標として用いた. そして, 最大メッセージ数は, ピアへメッセージが到達した際の保持コンテンツの検索や参照などの処理の指標として用いた. したがって, 最大負荷と最大メッセージ数はどちらも低い方がよいといえる. 以上のことから, 最大負荷の影響が相対的に小さい場合, 例えば動画配信サイトのようなコンテ

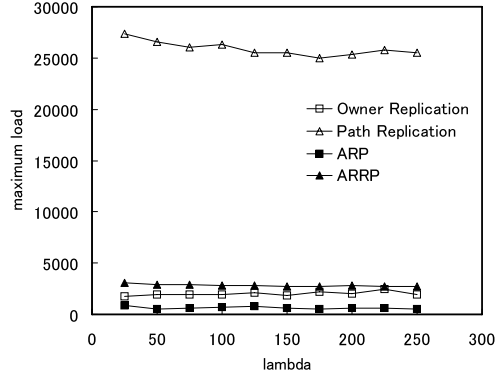


図 21 離脱ピア数に対する最大負荷の特性
Fig. 21 Maximum load versus leave of the peer.

ンツサイズに上限がある場合に ARRP は有効な方式となる. また, ARRP は ARP に比べて小さい TTL で所望のコンテンツを発見することができるので, コンテンツ発見時間が早い方式であるといえる.

ピアの離脱を考慮した評価

ピアの離脱を考慮するために, ポアソン分布モデルを用いて離脱ピア数を決定した [28], [29]. また, 離脱しないピアが自然に高次数ピアとなることを考慮するため, 次数 d のピアが離脱する確率 P_d を

$$P_d = \frac{(d_m + 1) - d}{D} \quad (5)$$

とし, 次数 d をもつピアの中からランダムに離脱ピアを決定した. ここで, D はネットワークに存在する次数の和であり, d_m はネットワーク上の最大次数である. また, 離脱ピア数と同数のピアが離脱ピアの代わりに新たに参加し, それら新規参加ピアはコンテンツを保持していないものとした. 以上の条件で, λ を変化させたときの最大負荷, ヒット率, 最大メッセージ数の評価を行った. なお, 前述した二つの検索モデルの傾向に大きな差がなかったため, ここではランダムウォーク検索モデルのみ評価を行った.

まず, 図 21 より, 最大負荷の特性はピア離脱による影響が小さいということが分かる. そして, 図 22 より, ヒット率は離脱ピア数が多くなるに従って低くなっているが, 方式間の差は変化していないことが分かる. 特に, ARRP と PRha ARP と OR に比べてヒット率の落込みが少なくなっている. これは, ランダムウォーク検索モデルでは TTL が大きい場合複製配置を行う回数が多くなり, ヒット率がピアの離脱による影響を受けにくくなるからである. また, 図 23 よ

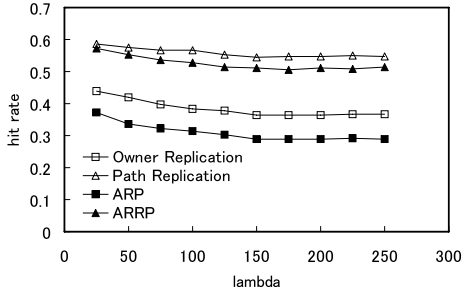


図 22 離脱ピア数に対するヒット率の特性
Fig. 22 Hit rate versus leave of the peer.

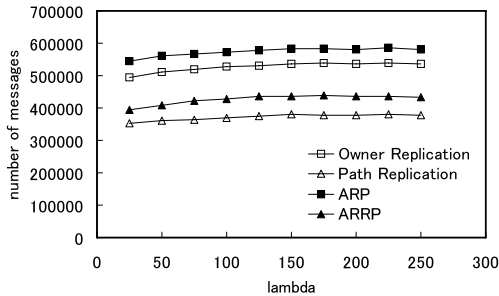


図 23 離脱ピア数に対する最大メッセージ数の特性
Fig. 23 Maximum number of messages versus leave of the peer.

り、最大メッセージ数は離脱ピア数が多くなるに従って多くなっていることが分かる。以上のことから、提案方式 ARRP はピアの離脱があった場合においても、有効な方式であるといえる。

ピアの処理能力を考慮した評価

ここでは、処理能力が異なるピアで P2P ネットワークが構成される場合の評価を行った。ピアの性能差を最大で 5 倍とし、次数の低いピアが高性能で次数の高いピアが低性能である場合と、次数の高いピアが高性能で次数の低いピアが低性能である場合の 2 通りについて評価を行った。なお、ここでは低次数ピアが高性能な場合の次数 d をもつピアの平均負荷を、

$$L_{low} = l(d) \times 5 \frac{d-4}{d_m-4} \quad (6)$$

とした。ただし、 $l(d)$ は次数 d をもつピアのダウンロードとアップロード総数の平均であり、 d_m はネットワーク上の最大次数である。また、高次数ピアが高性能な場合の次数 d をもつピアの平均負荷を、

$$L_{high} = l(d) \times 5 \times \left(\frac{1}{5}\right) \frac{d-4}{d_m-4} \quad (7)$$

とした。以上の条件において、前述した二つの検索モ

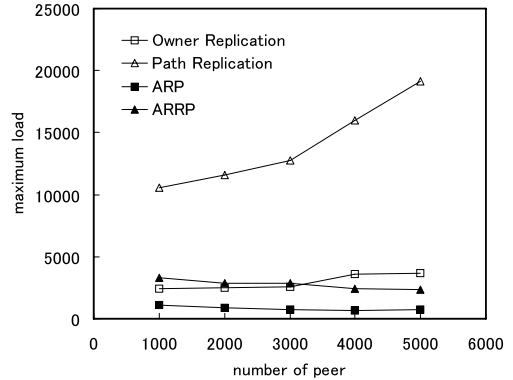


図 24 低次数ピア低性能時の最大負荷の特性 (フラッディング検索モデル)

Fig. 24 Maximum load with limited performance of low degree peers (Flooding search model).

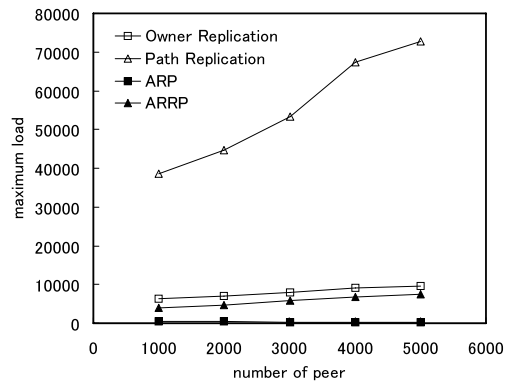


図 25 高次数ピア低性能時の最大負荷の特性 (フラッディング検索モデル)

Fig. 25 Maximum load with limited performance of high degree peers (Flooding search model).

デルの最大負荷について評価を行った。

まず、図 24、図 26 に、低次数ピアの性能が低い場合の各検索モデルにおける最大負荷の評価を示した。ここから、フラッディング検索モデルでは、ARRP の最大負荷がピア数が増加するにつれて OR よりも低くなっていることが分かる。一方、ランダムウォーク検索モデルでは、ARRP の最大負荷は OR、ARP よりも大幅に高くなっていた。そして、図 25、図 27 に、高次数ピアの性能が低い場合の各検索モデルにおける最大負荷の評価を示した。このとき、ARRP の最大負荷はフラッディング検索モデルでは OR よりも小さく、ランダムウォーク検索モデルでは他方式と差がない程度となっていた。

以上のことから、高次数ピアの性能が低いときは

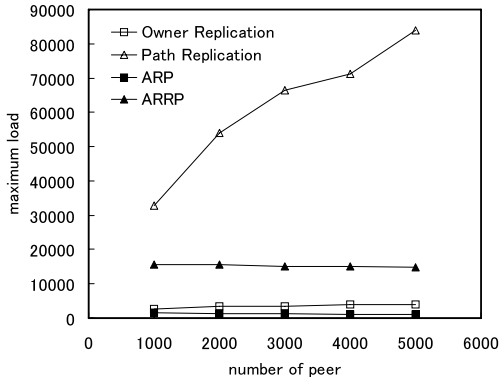


図 26 低次数ピア低性能時の最大負荷の特性 (ランダムウォーク検索モデル)

Fig. 26 Maximum load with limited performance of low degree peers (Random walk search model).

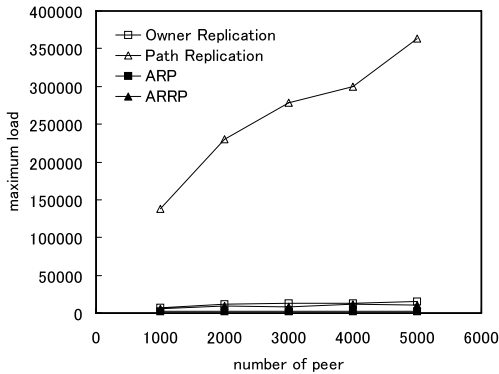


図 27 高次数ピア低性能時の最大負荷の特性 (ランダムウォーク検索モデル)

Fig. 27 Maximum load with limited performance of high degree peers (Random walk search model).

ARRP の有効性は低下しないが、低次数ピアの性能が低いときは ARRP の有効性が低下することが分かる。そして、この傾向はランダムウォーク検索モデルのときにより顕著であった。

ヒット率を一定としたときの評価

ここでは、ヒット率を一定としたときの最大負荷、最大メッセージ数の評価を行った。ヒット率を変更させるために最も有効なものが TTL であったため、今回は TTL を変化させ、ヒット率の調整を行った。しかし、フラッディング検索モデルでは TTL が大きくなると指数関数的にメッセージ数が増加するため、TTL が大きいときにシミュレーションを行うことができなかった。したがって、本論文ではランダムウォーク検

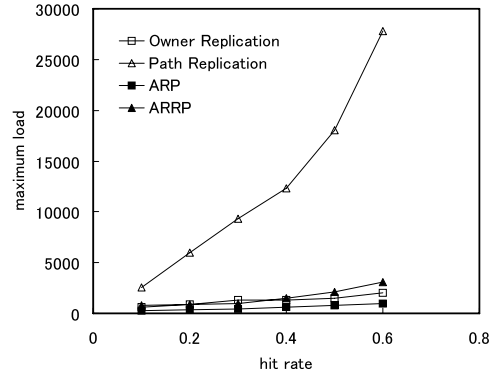


図 28 ヒット率に対する最大負荷の特性

Fig. 28 Maximum load versus hit rate.

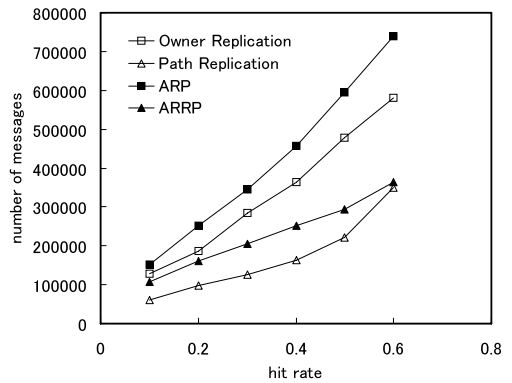


図 29 ヒット率に対する最大メッセージ数の特性

Fig. 29 Maximum number of messages versus hit rate.

索モデルでの評価のみ行った。

ヒット率が 0.1 ~ 0.6 における、最大負荷と最大メッセージ数を図 28、図 29 に示した。まず、図 28 より、ARRP の最大負荷はヒット率が高くなるにつれて OR、ARP よりも大きくなっていることが分かる。これは、ARRP は PR と同様に複製配置を行うため、TTL 変化させると複製配置を行う回数が増えるからである。また、図 29 より、ARRP の最大メッセージ数はヒット率が高くなるにつれて OR、ARP よりも有効になっていることが分かる。また、ヒット率が高いとき、ARRP と PR の最大メッセージ数が同程度となっている。これは、TTL が一定以上あれば、どのピアも人気コンテンツのみを保持しており、TTL の変化に対して大きな影響がなくなるからである。それに対して、ARRP では様々な人気度のコンテンツをもつピアがネットワーク上に存在しているので、TTL を大きくするほどヒット率が大きくなる。

以上のことをまとめる．フラッディング検索モデルにおいて提案方式 ARRП は OR に対して，ヒット率，最大負荷両方において優れていた．そして，PR に対してはヒット率は低くなっているが，最大負荷が 10 分の 1 程度であり，負荷の点で大幅に優れていた．また，ARP に対してはヒット率は高いが，最大負荷は数倍となっていた．しかし，ヒット率が高いためダウンロード数が多く，特に人気度が変化する場合では，ダウンロードによる負荷の増大は大きくない．一方，本論文ではランダムウォーク検索モデルでも評価を行った．ランダムウォーク検索モデルでは，OR に対しては最大負荷はやや高いが，ヒット率で大きく優れていた．そして，PR に対しては最大負荷が大きく優れており，かつヒット率も同程度であった．また ARP に対しては，フラッディング検索モデルと同様に，ヒット率は高いが，最大負荷は数倍となっていた．

6. 議 論

本論文での提案方式における Blacklist 容量の妥当性，Unstructured 型 P2P システムの方式としてどの方式が適切なのかについての議論を行った．

まず，Blacklist 容量の大きさの妥当性についての議論を行う．提案方式では，Blacklist に登録されていないコンテンツはすべて新規コンテンツとみなし，Blacklist の最上位に登録される．よって，Blacklist 容量が小さい場合は，新規コンテンツとみなされてしまうコンテンツ数が多くなり，人気度の高低を正確に判別することができない．しかし，ある程度大きい Blacklist 容量を設定した場合は，コンテンツのリクエスト頻度と人気度の関係がべき乗則に従っていると想定しているため，リクエストの大部分が Blacklist に登録されているコンテンツのものと考えられる．よって，Blacklist に登録されない低人気コンテンツのリクエストメッセージは新規コンテンツに対するものとみなしても実用上問題ない，したがって，Blacklist 容量を有限としても提案方式の有効性が失われることはない．

更に，評価結果から Unstructured 型 P2P システムの方式としてどの方式が適切なのかについての議論を行う．実際の Unstructured 型 P2P システムはピア数が多く，コンテンツ人気度に偏りがあり，人気度が変化する．ここで，ピア数の変化に対する評価より，ARRP の最大負荷や最大メッセージ数が常に PR よりも大幅に低いことが分かる．また，ヒット率に関し

ては常に OR，ARP よりも高いことが分かる．更に，人気度ごとコンテンツヒット率の評価より，ARRP は高人気コンテンツだけでなく，低人気コンテンツも P2P ネットワーク上に存在させることができていることが分かる．そして，人気度変動間隔の変動に対する評価より，ARRP は OR に対して，人気度変動速度が 2~3 倍であっても同程度のヒット率を残せることが分かる．以上のことから，実際の Unstructured 型 P2P システムでは，ARRP が最も適した方式であるといえる．

7. む す び

本論文では，人気度を考慮したキャッシュ置換えと，コンテンツ拡散を考慮した複製配置とを組み合わせた方式を提案した．それによって高次数ピアの負荷を軽減させ，かつ人気度の変動にも優れた効果を期待でき，全体のヒット率を向上させることができることをシミュレーションによって確認した．

なお，今後の課題は，BA モデル以外のトポロジーにおける ARRП の評価等が挙げられる．

謝辞 コンテンツ人気度変動モデルの検討に協力していただいた京都大学の久米洋平氏に感謝する．

文 献

- [1] S. Ratnasamy, P. Francis, M. Handley, R. Karp, and S. Shenker, "A scalable content addressable network," Technical Report, TR-00-010, U.C.Berkeley, CA, 2000.
- [2] A. Rowstron and P. Druschel, "Pastry: Scalable, distributed object location and routing for large-scale peer-to-peer systems," IFIP/ACM Middleware, 2001.
- [3] B. Zhao, J. Kubiatowicz, and A. Joseph, "Tapestry: An infrastructure for fault-tolerant widearea location and routing," TR UCB/CSD-01-1141, U.C.Berkeley, CA, 2001.
- [4] F. Dabek, E. Brunskill, M.F. Kaashoek, and D. Darger, "Building peer-to-peer systems with Chord, a distributed lookup service," 8th Wshop. Hot Topics in Operating Syst, (HOTOSV3), May 2001.
- [5] "Napster," <http://www.napster.com/>
- [6] "Gnutella.com," <http://www.gnutella.com/>
- [7] "Kazaa," <http://www.kazaa.com/>
- [8] "eDonkey2000," <http://www.edonkey2000.com/>
- [9] 金子 勇, Winny の技術, アスキー, 2005.
- [10] "BitTorrent," <http://www.bittorrent.com/>
- [11] L.A. Adamic, R.M. Lukose, A.R. Puniyani, and B.A. Huberman, Search in power-law networks, The American Physical Society, 2001.
- [12] J. Guillaume, M. Latapy, and S. Le-Blond, "Statistical analysis of a P2P query graph based on degrees

- and their time-evolution,” International Workshop on Distributed Computing (IWDC), India, 2004.
- [13] K.P. Gummadi, R.J. Dunn, S. Saroiu, S.D. Gribble, H.M. Levy, and J. Zahorjan, “Measurement, modeling, and analysis of a peer-to-peer file-sharing workload,” SOSP’03, Oct. 2003.
- [14] A. Wierzbicki, N. Leibowitz, M. Ripeanu, and R. Wozniak, “Cache replacement policies for peer-to-peer file-sharing protocols,” European Transactions on Telecommunications, Special Issue on Peer-to-Peer Networking and Services, vol.15, no.6, pp.559–569, 2004.
- [15] 大林功実, 朝香卓也, 高橋達郎, 佐々木純, 品川準輝, “P2P ネットワークにおけるキャッシュコンテンツすみ分けを利用した負荷分散法,” 信学論 (B), vol.J90-B, no.8, pp.720–733, Aug. 2007.
- [16] E. Cohen and S. Shenker, “Replication strategies in unstructured peer-to-peer networks,” ACM SIGCOMM’02, pp.177–190, Oct. 2002.
- [17] Q. Lv, P. Cao, E. Cohen, K. Li, and S. Shenker, “Search and replication in unstructured peer-to-peer networks,” 16th ACM International Conference on Supercomputing (ICS’02), June 2002.
- [18] V. Gopalakrishnan, B. Silaghi, B. Bhattacharjee, and P. Keleher, “Adaptive replication in peer-to-peer systems” Distributed Computing Systems, pp.360–369, 2004.
- [19] R. Bhagwan, D. Moore, S. Savage, and G.M. Voelker, “Replication strategies for highly available peer-to-peer storage,” Future Directions in Distributed Computing, May 2002.
- [20] A. Mondal, S.K. Madria, and M. Kitsuregawa, “An efficient context and location-based dynamic replication scheme for mobile-P2P networks,” Lect. Notes Comput. Sci., vol.4080/2006, pp.390–408, Sept. 2006.
- [21] A. Mondal, Y. Lifu, and M. Kitsuregawa, “On improving the performance dependability of unstructured P2P systems via replication,” DEXA, 2004.
- [22] A.L. Barabási and R. Albert, “Mergence of scaling in random networks,” Science, vol.286, p.509, Oct. 1999.
- [23] R. Baeza-yates, C. Castillo, and E.N. Efthimiadis, “Characterization of national web domains,” ACM Transactions on Internet Technology (TOIT), vol.7, no.9, May 2007.
- [24] M. Cha, H. Kwak, P. Rodriguez, Y. Ahn, and S. Moon, “I tube, you tube, everybody tubes: analyzing the world’s largest user generated content video system,” Proc. 7th ACM SIGCOMM conference on Internet measurement, pp.1–14, 2007.
- [25] H. Yamamoto, D. Maruta, and Y. Oie, “Replication methods for load balancing on distributed storages in P2P networks,” IEICE Trans. Inf. & Syst., vol.E89-D, no.1, pp.171–180, Jan. 2006.
- [26] D. Karger and M. Ruhl, “Simple efficient load balancing algorithms for peer-to-peer systems,” Proc. Sixteenth ACM Symposium on Parallel Algorithms and Architectures SPAA, June 2004.
- [27] B. Godfrey, K. Lakshminarayanan, S. Surana, R. Karp, and I. Stoica, “Load balancing in dynamic structured P2P systems,” INFOCOM 2004. Twenty-third Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, vol.4, pp.2253–2262, March 2004.
- [28] G. Pandurangan, P. Raghavan, and E. Upfal, “Building low-diameter P2P networks,” Foundations of Computer Science, 2001. Proc. 42nd IEEE Symposium on, pp.492–499, Oct. 2001.
- [29] D. Liben-Nowell, H. Balakrishnan, and D. Karger, “Analysis of the evolution of peer-to-peer systems,” Annual ACM Symposium on Principles of Distributed Computing, pp.233–242, 2007.
- [30] <http://www.tbs.co.jp/cdtv/>.

付 録

コンテンツの人気度変動モデル

実際の P2P ファイル共有においては, 人気度は一定ではなく変動する. したがって, その要素をシミュレーションに組み込む必要がある. 本論文における人気度変動の動作について説明を行う.

まず, 本シミュレーションにおいて人気度変動は, 一定検索回数ごとに 1 度起きるとした. つまり, 1000 検索ごとに人気度変動を起こす場合は, 1 試行ごとに人気度変動が起きる場合と同じことである. 次に, 人気度変動の動作について述べる. 人気度変動の動作を行うために, 一度の人気度変動における新規発生コンテンツ数と, 新規発生コンテンツの人気度の確率密度関数を決定する. 本論文では, カウントダウン TV [30] の 1995 年 4 月 ~ 2007 年 4 月までの週間 TOP100 の音楽ランキングのデータを用いてこの二つの値を簡単にモデル化した. カウントダウン TV の人気ランキングデータによると, コンテンツは時間の経過とともに順位が下がるモデルで近似できる. このとき, 新規発生コンテンツ数 $P_{content}$ は平均が 20.8, 分散が 10 の片側正規分布に従うものとした. また, 新規発生コンテンツの初期人気度の確率密度関数 $P_{popularity}$ は, 新規コンテンツの人気順位を x として

$$P_{popularity} = 3.357 \times 10^{-2} \times x^{-0.35} \quad (A.1)$$

で近似した. 以上の動作を図 A.1 に示す.

新規コンテンツが発生することにより, 以前から存在するコンテンツの人気度は変動しななければならない. その動作は, 新規コンテンツの人気度と同じ人気

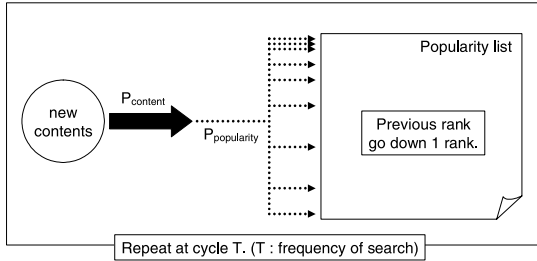


図 A-1 人気度変動モデル

Fig. A-1 Model of changing popularity.

度をもっていたコンテンツは，その人気度が 1 下がるとした．例を挙げると，以前まで人気順位が 10 であったコンテンツは，新規発生コンテンツの人気順位が 10 であった場合，11 になる．そして，以上の動作を $P_{content}$ 回数行うため，最大で人気順位は $P_{content}$ 下がる．

(平成 20 年 5 月 7 日受付，8 月 20 日再受付)



高橋 達郎 (正員:フェロー)

昭 48 京大・工・電気卒．昭 50 同大学院修士課程了．同年日本電信電話公社武蔵野電気通信研究所入社．昭 58～59 コロンビア大客員研究員．平 12 京大大学院・情報学・通信情報システム専攻教授，現在に至る．主として，電話・パケット・フレームリレー・ATM などの通信システムの研究開発と，マルチメディアネットワーク，光ネットワーク，モバイルネットワークとそのプロトコルの研究に従事．平 8 本会業績賞・森田賞，平 9 前島賞，平 10 科学技術功労者賞受賞．工博，IEEE Fellow．



森 友則 (学生員)

平 19 京大・工・電気電子卒．現在，同大学院情報学研究科修士課程に在学中．P2P ネットワークに関する研究に従事．



朝香 卓也 (正員)

昭 63 早大・理工・工業経営卒．平 2 同大学院理工学研究科修士課程了．同年日本電信電話(株)入社．平 10～12 通信・放送機構沖繩リサーチセンター研究フェロー，及び早大・国際情報通信研究センター客員研究員．平 14 京大大学院情報学研究科・通信情報システム専攻助教授，現在に至る．通信ネットワークのトラヒック制御及び設計に関する研究に従事．博士(国際情報通信学)．IEEE，情報処理学会，日本 OR 学会各会員．