

# 大規模リンク解析の高速化手法の検討と計算機基盤構築

## A Study on Large-scale and High-speed Link Analysis and Construction of Computer Infrastructure

田中 康司  
Kouji TANAKA

原口 弘志  
Hiroshi HARAGUCHI

藤井 秀明  
Hideaki FUJII

泥谷 誠  
Makoto HIJIIYA

岩爪 道昭  
Michiaki IWAZUME

### 独立行政法人 情報通信研究機構

National Institute of Information and Communications Technology

In recent year, Graph500 is a new benchmark to rank supercomputers, large-scale graph analysis is becoming important. Link analysis of web page, optimization and control of the next generation network, road network and power grid, analysis of protein-protein interactions is required large-scale graph processing. We developed and have operated a web crawler to construct a web archive of billion pages. In this paper, we introduce the result of link analysis (PageRank) of our web archive, and propose a high-speed algorithms and computer infrastructure towards large-scale link analysis.

## 1. はじめに

スーパーコンピュータのベンチマークとして、数値計算性能を測る TOP500 [TOP500] が有名であるが、近年グラフ処理性能を測る新しいベンチマーク Graph500 [Graph500] が登場し、大規模グラフ処理に非常に注目が集まっている。

大規模グラフ処理（グラフ解析）には、Web ページのリンク解析、次世代通信網（次世代ネットワーク）の最適化・制御、生命現象の解明（タンパク質間の相互作用解析）、道路網・送電網（スマートグリッド）の最適化・制御など様々な応用分野があり、盛んに研究されている。

独立行政法人情報通信研究機構（以下「NICT」）では、数十億 Web ページの収集を目標に Web アーカイブの構築を行っている。収集した Web ページの膨大な情報の中から有益な情報をいかに高速かつ高効率に抽出するかが重要であり、Web ページのリンク解析が非常に重要な役割を担っている。

数十億ページ規模のリンク解析には、超多次元の行列演算が可能な大規模な計算機基盤と膨大な計算時間が必要であり、演算の高速化は最も重要な課題である。

本稿では、これまでに我々が収集した Web ページの一部を用いてリンク解析を行った結果を報告する。また、得られた知見をもとに大規模なリンク解析を行うための高速化手法および計算機基盤を検討し紹介する。

## 2. リンク解析と PageRank

### 2.1 リンク解析

リンク解析とは、Web ページのハイパーリンク構造（有向グラフ構造）をもとに有用な情報を抽出するデータマイニングの一手法であり、グラフ解析の応用分野の一つである。代表的な手法に Google 検索エンジンでページの順位付けに用いられている PageRank [Page 98] が挙げられる。ページの順位付けの手法には、他にも HITS (Hyperlink-Induced Topic Search) [Kleinberg 99] などがあるが、本稿では PageRank にターゲットを絞り説明する。

### 2.2 PageRank

PageRank [Page 98] とは、Page らによって提案された Web ページ間に存在するハイパーリンク関係を利用することでページの順位付けを行うアルゴリズムである。PageRank では、「多くの良質なページからリンクされているページは、やはり良質なページである」という再帰的な関係をもとに、すべてのページの重要度を判定するものである。

あるページ A の PageRank の値  $PR(A)$  は、式 (1) で定義される。

$$PR(A) = \frac{(1-d)}{N} + d \sum_{i=1}^N \frac{PR(T_i)}{C(T_i)} \quad (1)$$

ここで、 $PR(T_i)$  はページ A にリンクしているページ  $T_i$  のページランク、 $C(T_i)$  はページ  $T_i$  内のリンク総数、 $d$  はダンピングファクターである。ダンピングファクターとは、ある一定の割合でリンクのないページからの影響を考慮するパラメータで、 $0 \leq d \leq 1$  の値を取り、 $d = 0.85$  が最も良く用いられる。

PageRank の反復計算にはべき乗法を用いる。べき乗法とは、行列の主固有値と主固有ベクトルを見つけるための反復法であり、求める PageRank ベクトルが Web ページ間のリンク関係を表した行列をもつマルコフ連鎖の定常ベクトルであることから PageRank の計算に用いられる。本稿での PageRank の計算においてもべき乗法を用いた。

## 3. ケーススタディ

ケーススタディとして、我々が収集済みの Web ページの一部を用いて PageRank を計算し、使用メモリ量・処理時間・ファイル容量を調べた。

### 3.1 PageRank 計算の流れ

収集済みの Web ページから PageRank を計算する処理の流れを図 1 に示す。

図 1 に示したように、収集済み Web ページから PageRank を計算する処理の流れは以下の通りである。

1. 収集済みの Web ページファイル群からリンク情報を抽出し、リンク情報ファイルを作成する。リンク情報ファイルには、リンク元 URL、リンク先 URL の他に当該 Web

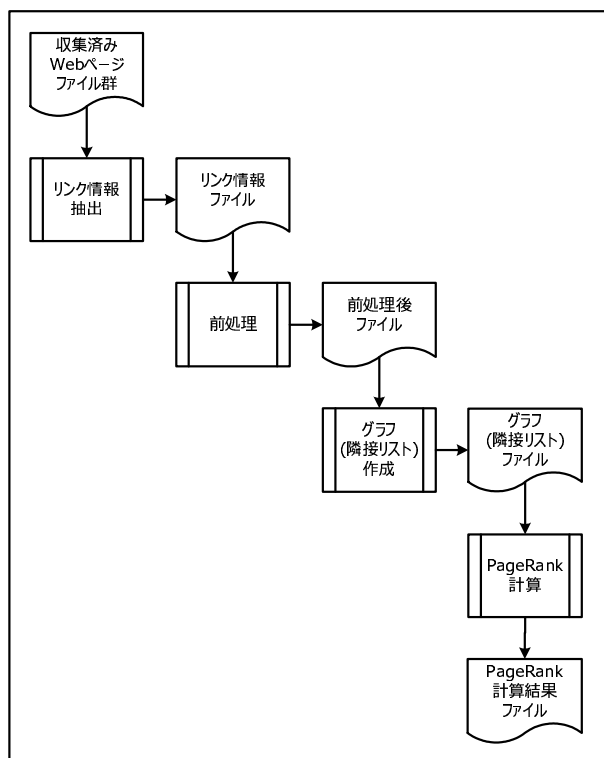


図 1: PageRank 計算の流れ

ページ収集時刻やアンカーテキストなどの情報が含まれている。

2. 作成されたリンク情報ファイルから PageRank 計算に必要な情報のみを抽出する前処理を行い、前処理後ファイルを作成する。
3. 前処理後ファイルからグラフ（隣接リスト）を作成し、グラフ（隣接リスト）ファイルに格納する。
4. グラフ（隣接リスト）ファイルを入力し、PageRank 計算を行い、結果を PageRank 計算結果ファイルに格納する。

### 3.2 実験環境

実験には、表 1 に示すスペックの計算機を用いた。

表 1: 実験で用いた計算機スペック

項目	スペック
CPU	Xeon X7542 (6Cores, 2.67GHz) × 4
Memory	1TB
HDD	Local: 3.3TB, NFS: 15TB, Panasas: 58TB
Network	1GbE
OS	CentOS 5.5

### 3.3 結果・考察

#### 3.3.1 URL 総数・リンク総数について

各処理前後のリンク元 URL 総数（以下、「URL 総数」）およびリンク URL 総数（以下、「リンク総数」）を表 2 に示す。

表 2: 各処理前後の URL 総数・リンク総数

処理	URL 総数	リンク総数
初期（前処理前）	1,104,580,478	102,718,087,666
前処理後	1,068,000,566	100,491,060,995
グラフ作成後	1,068,000,566	54,131,876,914

表 2 を見ると、まず、前処理の前後で URL 総数・リンク総数が異なっていることが分かる。これは、初期（前処理前）のファイルには、同一情報（収集日時・URL・リンクのすべてが同じ）や更新情報（URL は同一であるが収集日時・リンクが異なる）が含まれていたため、前処理においてそれらを除去したことによるものである。

次に、グラフ作成前後でリンク総数が大幅に減っているが、これは、1 つの Web ページから同一のページへ複数リンクが張ってある場合が多々あり、それらを除去したことによるものである。

#### 3.3.2 使用メモリ・処理時間について

各処理における使用メモリ・処理時間（CPU Time）を表 3 に示す。

表 3: 各処理における使用メモリ・処理時間（CPU Time）

処理	使用メモリ	処理時間（CPU Time）
前処理	約 735GB	5 日 10 時間 25 分 05 秒
グラフ作成	約 150GB	3 日 18 時間 04 分 37 秒
PageRank 計算	約 435GB	4 日 08 時間 20 分 08 秒

表 3 を見ると、まず、前処理での使用メモリが用いた計算機のメモリ搭載量（1TB）の 7 割強、PageRank 計算での使用メモリが 4 割強も使用していることが分かる。今回のケーススタディでは、10 億ページ規模の PageRank 計算であったが、数十億～数百億ページ規模の PageRank 計算を行うには、アルゴリズムを改良し、使用メモリの削減をすることが必要不可欠であると考えられる。

次に、前処理から PageRank 計算終了までの全処理時間は、約 2 週間であった。このことから数十億～数百億ページ規模の PageRank 計算を行うには、アルゴリズムの改良や並列化などの高速化が急務であると言える。

#### 3.3.3 ファイル容量について

各種ファイルの容量を表 4 に示す。

表 4: 各種ファイルの容量

各種ファイル	容量
リンク情報ファイル（gzip 圧縮）	約 1.5TB
前処理後ファイル（gzip 圧縮）	約 688GB
グラフファイル（テキスト）	約 505GB
PageRank 計算結果ファイル（テキスト）	約 12GB

表 4 を見ると、gzip で圧縮を行っても大容量のディスクス

ベースが必要なファイルがあることが分かる。詳細なデータはないものの、各処理時間における解凍・圧縮の時間も無視できないレベルであると推察されることから、テキストファイルの入出力を行うことが可能な大容量のディスクスペースを確保するか、HDDではなくSSDを利用しアクセス速度を向上させる必要があると考える。

## 4. 大規模リンク解析に向けて

### 4.1 問題点

ケーススタディの結果から得られた問題点を整理すると、表5のようになる。

表5: ケーススタディの結果から得られた問題点

処理	問題点
前処理	使用メモリ・ファイル容量・処理時間
グラフ生成	ファイル容量・処理時間
PageRank 計算	使用メモリ・ファイル容量・処理時間

表5の問題点を踏まえて、数十億～数百億ページ規模のPageRank計算および大規模リンク解析に向けて、「高速化手法」、「計算機基盤」の観点から検討を行った。

### 4.2 高速化手法

まず、前処理については、今回のケーススタディでは収集済みのWebページを用いたため、このような前処理が必要であった。収集時に一体化して処理を行うようなアルゴリズムにすることで、前処理前のファイル（リンク情報ファイル）が必要なくなり、使用メモリが大幅に削減でき、処理時間も大幅に短縮できると期待される。

次に、グラフ生成処理については、前処理を収集時の一体処理に変更することで、前処理後ファイルの容量が大幅に削減できるが、グラフ生成をインクリメンタルに処理できるようにアルゴリズムを変更する必要がある。インクリメンタルなグラフ生成とすることで、処理時間は大幅に短縮できると期待される。

最後に、PageRank計算については、計算コストを削減し高速化する研究が数多く行われている [Kamvar 03a] [Kamvar 03b] [Kamvar 03c] [Haveliwala 99] [片瀬 08]。Kamvarらの研究では、PageRankの反復計算の中で収束したと判断できた部分を計算対象から除去する手法 (Adaptive PageRank) [Kamvar 03a]、同じドメイン内 (Block) のPageRankを計算し、その値を全体のPageRankを計算する際の初期値として用いる手法 (BlockRank) [Kamvar 03b]、PageRankベクトルを外挿法により推定し反復回数を減らす手法 (Extrapolation) [Kamvar 03c] などが提案されている。また、Haveliwalaの研究 [Haveliwala 99] では、必ずしも正しいPageRank値が必要でない場合、PageRankの反復計算の収束条件を見直すことで計算時間を短縮することができることを示しており、片瀬らの研究 [片瀬 08] では、Webグラフを単純化しデータ量を削減することで高速化を実現する手法が提案されている。さらに、PageRank計算の並列化の研究も数多く行われている [Gleich 04] [Rungsawang 05] [Kohlschutter 06]。これらの手法を組み合わせることで、さらなる高速化の実現が期待できることから、詳細を検討する必要があると考える。

### 4.3 計算機基盤

ケーススタディの結果から得られた知見をもとに、大規模リンク解析を行うための計算機基盤には、「高性能CPU」、「大容量メモリ」、「大容量ディスク」、「高速ディスク」、「高速ネットワーク」が必要であると言える。列挙した性能すべてを満たすのは容易ではないが、以下のような計算機基盤が考えられる。

- 大規模共有メモリシステム  
数～十TBのメモリを搭載したSMP (Symmetric Multiprocessing) サーバを想定している。大容量のメモリを搭載しており、SMPマシンであることから並列化も容易であり、大規模リンク解析には適したサーバである。
- 大規模メモリシステム  
数TBのメモリを搭載したサーバを想定している。メモリ搭載量は大規模共有メモリシステムより少ないが、ある程度メモリが必要な処理には有効である。
- 大規模データシステム  
数十TBのローカルディスクを搭載したサーバを想定している。下記の大容量ファイルサーバシステムをネットワーク経由でマウントした場合より、低容量ではあるが高速であるため、各種処理においてTBクラスのファイル読み書きが発生する場合に有効である。
- 高速データシステム  
ローカルディスクにHDDではなく、SSDを搭載したサーバを想定している。大規模データシステムのローカルディスクより低容量ではあるが、SSDであることから非常に高速にファイルアクセスが可能であり、小さなファイルを大量に読み書きする処理を行う際には有効である。
- 大容量ファイルサーバシステム  
数～数十PBのディスクを搭載したサーバを想定している。各サーバには、ネットワーク経由で並列ファイルシステムあるいはNFS (Network File System) によりマウントするため、ファイルアクセスは高速ではないが、非常に大容量のファイルを保存することが可能であるため、結果などの恒久的な保管場所に適している。
- 高速ネットワーク機器  
大容量のファイルを高速に転送するには、各ノード間を10GbEクラスの高速なネットワークで結合する必要がある。

上記のすべてのシステムを網羅した計算機基盤を構築することが可能であれば、大規模リンク解析のみならず、大規模グラフ解析の各種応用分野やその他の様々な分野の数値計算・解析に大きく貢献すると期待できる。NICTでは、上記の一部のシステムにて計算機基盤を現在構築中である。

## 5. おわりに

本稿では、我々がこれまでに収集したWebページの一部を用いてリンク解析 (PageRank計算) を行い、数十億～数百億規模の大規模リンク解析における問題点を洗い出した。得られた知見をもとに大規模リンク解析を行うための「高速化手法」、「計算機基盤」を検討し紹介した。今後、計算機基盤を整備し、高速化手法を実装することで、より大規模なリンク解析を行う予定である。

## 参考文献

- [Gleich 04] Gleich, D., Rasmussen, M., and Zhukov, L.: Fast Parallel PageRank: A Linear System Approach, Technical report, Yahoo! (2004)
- [Graph500] Graph500, : <http://www.graph500.org/>
- [Haveliwala 99] Haveliwala, T. H.: Efficient Computation of PageRank, Technical report, Stanford University (1999)
- [Kamvar 03a] Kamvar, S. D., Haveliwala, T. H., and Golub, G. H.: Adaptive Methods for the Computation of PageRank, Technical report, Stanford University (2003)
- [Kamvar 03b] Kamvar, S. D., Haveliwala, T. H., Manning, C. D., and Golub, G. H.: Exploiting the Block Structure of the Web for Computing PageRank, Technical report, Stanford University (2003)
- [Kamvar 03c] Kamvar, S. D., Haveliwala, T. H., Manning, C. D., and Golub, G. H.: Extrapolation Methods for Accelerating the Computation of PageRank, in *Proc. of 12th International WWW Conference*, pp. 261–270 (2003)
- [Kleinberg 99] Kleinberg, J. M.: Authoritative Sources in a Hyperlinked Environment, *Journal of the ACM*, Vol. 46, No. 5, pp. 604–632 (1999)
- [Kohlschutter 06] Kohlschutter, C., Chirita, P.-A., and Nejdl, W.: Efficient Parallel Computation of PageRank, in *Proc. of the 28th European Conference on Advances in Information Retrieval (ECIR'06)*, pp. 241–252 (2006)
- [Page 98] Page, L., Brin, S., Motwani, R., and Winograd, T.: The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web, Technical report, Stanford University (1998)
- [Rungsawang 05] Rungsawang, A. and Manaskasemsak, B.: Partition-Based Parallel PageRank Algorithm, in *Proc. of Third International Conference on Information Technology and Applications (ICITA2005)*, Vol. 2, pp. 57–62 (2005)
- [TOP500] TOP500, : <http://www.top500.org/>
- [片瀬 08] 片瀬 弘昌, 松永 拓, 上田 高德, 田代 崇, 平手 勇宇, 山名 早人: リンク構造解析アルゴリズム高速化のための縮小 Web の構築, *日本データベース学会論文誌*, Vol. 7, No. 1, pp. 245–250 (2008)