

商用検索エンジンのランキングに関する定量的評価と特徴解析

吉田 泰明[†] 上田 高德[†] 田代 崇[†] 平手 勇宇^{†,††} 山名 早人^{†,†††}

[†] 早稲田大学基幹理工学研究科 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{††} 早稲田大学メディアネットワークセンター 〒169-8050 東京都新宿区戸塚町 1-104

^{†††} 国立情報学研究所 〒101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

E-mail: †{yoshida,ueda,ttashiro,hirate,yamana}@yama.info.waseda.ac.jp

あらまし 現在、Web 上の情報は膨大であり、欲しい情報を Web 上から探すために検索エンジンが広く用いられている。このように、検索エンジンのランキングが与える社会的影響は大きいにも関わらず、ユーザは検索エンジンのランキング手法を理解せずに利用しているのが現状である。本稿では、各種検索エンジンの特徴を明らかにすべく、週に一回 1000 のクエリを用い主要な 3 つの検索エンジンのランキングの比較と特徴の解析を行った。その結果、主要な検索エンジン間ではランキングの上位ほど揃いやすく、ランキングの時間変化の特徴にも違いがあることが分かった。また、ランキングと逆リンク数にも相関があることが分かった。

キーワード 検索エンジン、ランキング、定量的評価、特徴解析、バイアス

Quantitative Evaluation and Feature Analysis of Search Engine Rankings

Yasuaki YOSHIDA[†], Takanori UEDA[†], Takashi TASHIRO[†], Yu HIRATE^{†,††}, and Hayato

YAMANA^{†,†††}

[†] Graduate School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University 3-4-1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo, 169-8555, Japan

^{††} Media Network Center, Waseda University 1-104 Totsuka-cho, Shinjuku-ku, Tokyo, 169-8050, Japan

^{†††} National Institute of Informatics 2-1-2 Hitotsubashi, Chiyoda-ku, Tokyo, 101-8430, Japan

E-mail: †{yoshida,ueda,ttashiro,hirate,yamana}@yama.info.waseda.ac.jp

Abstract Most people use search engines in order to retrieve documents on the web. In this way, the social influence of search engines' ranking is large, however, the algorithms of deciding ranking are not declared. In this paper, we have investigated three major search engines' rankings with analyzing ranking data that we collected by submitting 1000 queries weekly. As a result, we have confirmed that (1) the several top tens rankings of famous search engines are similar mutually, (2) the ranking transitions are different each other, and (3) each engine's rankings have correlation with the number of back links.

Key words Search Engine, ranking, evaluation, feature analysis, bias

1. はじめに

近年、インターネットの発達によって膨大な量の文書やマルチメディアデータが Web 上に蓄積されてきた。その結果、ほしい情報をすばやく取得するための技術として、検索エンジンが幅広く利用されるようになった。しかし、Web 上の情報量が膨大になっているため、検索エンジンなしでは、ユーザはほしい情報を Web 上から見つけることがほぼ不可能になっている。従って、人々が Web 上から取得する情報のほとんどが検索エンジンを介して取得したものになっている。つまり、検索エンジンの検索結果が与える社会的影響は大きいと考えられる。例えば、賛

否両論あるような時事問題に対して、ある一方の論を支持するページばかりが上位にランキングされる場合に、検索エンジンが社会に与える影響は大きいと考えられる。従って、特定の検索エンジンのランキングが偏っているかいないかを調査する上で、各検索エンジンのランキングにどのような特徴があるかという情報は重要である。そこで本論文では、検索エンジンのランキングの特徴を解明するため、分野、知名度の異なる計 1000 語のクエリを用い、Google, MSN, Yahoo! JAPAN に対して定期的に検索を行い、ランキング上位 250 件を調査した。さらに、本論文で提案する定量的評価手法を用い、検索エンジン間の相違や時間変化の度合いを比較した。また、e-Society プロ

ジェクト [1] で収集した Web ページ群のリンクデータを用いて各エンジンの逆リンク数とランキングの相関の解析を行った。

本稿は以下の構成をとる。2 節で関連研究について紹介し、3 節で提案手法について説明し、4 節でデータの収集方法について説明し、5 節で解析結果について説明し、6 節でまとめを行う。

2. 関連研究

本節では、関連する研究について述べる。

我々は、これまでに検索エンジンのランキングの差異の要因をインデックスの網羅性、ランキングアルゴリズム、意図的なランキング操作の 3 つの観点から関連研究の調査を行っている [2]。以下では、これらの内、本稿が目的とするランキングアルゴリズムの解析に関する関連研究を示す。

ニューヨーク市立大学の Mowshowitz らは、2005 年に検索エンジンの検索結果の傾向を Bias という指標で評価している [3]。Bias とは基準となる検索結果と、ある検索エンジンの検索結果がどの程度異なるかという指標である^(注1)。Mowshowitz らは Bias を用いて、50 のクエリで 16 の検索エンジンの上位 30 件のランキングを比較している。しかし、Mowshowitz らの Bias の定義では検索結果におけるランキングの順位を考慮していない。実際にはユーザが閲覧するのはランキング上位のページだけなので、順位を考慮しないのは不適切である。また、[3] の調査では同一クエリに対するランキングの時間変化を調査していないため、ランキングの特徴を解明しきれていない。このため、ランキングの特徴の調査としては不十分である。

Bar-Ilan University の Bar-Ilan らは 2006 年に [4] で複数の検索エンジンのランキングの時間変化について調査している。Bar-Ilan らは Google, Yahoo!, Teoma に対して 3 つのクエリ、Google Image, Yahoo! Image, Picsearch に対して 2 つのクエリの上位 10 件を毎日検索してデータを収集している。収集データに対して、Overlap, Spearman's footrule [5] [6], Fagin's measure [7], M measure [4] を用いて検索エンジンのランキングの時間変化の解析と検索エンジン間の比較を行っている。しかし、使用しているクエリは計 5 つ、取得する検索結果も上位 10 件と規模が小さく、調査としては不十分である。

Old Dominion University の McCown らは 2007 年に Google, Yahoo!, MSN の API 上のランキングと一般に利用される WUI(Web User Interface) 上のランキングの差異を調査している [8]。一般的な語として 50 クエリ、CS に関する語として 50 クエリを対象として上位 100 件を毎日 5 か月間検索している。検索した結果に対して Overlap, Fagin's measure [7], M measure [4] の 3 つの指標で比較している。さらに、ランダムに選出した 100 の URL に対して逆リンク数、ランダムに選出した 100 のサイトのページが各エンジンで何件インデックスされているか、ランダムに選出した 100 の URL に対してインデックスの有無を WUI と API でどう異なるか比較している。しかし McCown らの研究ではクエリ数が 100 であり、規模が小さく、また調査目的も WUI と API の比較を主な目的として

おり、検索エンジン間の比較と特徴解析を目的としている本研究とは立場が異なる。

以上のように検索エンジンにクエリを投げて定期的にランキングを取得してランキング変動の解析を行うという研究や、複数検索エンジンのランキングを直接比較する研究が従来行われている。しかし、評価手法や調査規模の 2 点で問題がある。そこで本論文では大規模なランキング取得を定期的に行い、検索エンジンランキングの特徴を解析する。

3. 提案手法

本節では、検索結果を定量的に評価する方法について述べる。本研究では複数の検索エンジンの検索結果を定量的に評価する手法として、Mowshowitz らの考案した Bias [3] と Bias を改善した指標であるランキング重みつき Bias を用いる。

3.1 Bias 値の定義 [3]

Mowshowitz らの Bias 値は、基準となる検索結果とある検索エンジンの検索結果がどの程度異なるかを定量的に表現した指標である。 n 個の検索エンジン E と t 個のクエリ Q に対して、 $r_{i,j} (1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq t)$ を検索エンジン e_i でクエリ q_j を検索した結果の検索結果ベクトル、 e_i で q_j を検索した結果の URL の集合を $S_{i,j}$ とする。 $r_{i,j}$ の次元数は全ての $S_{i,j}$ の和集合 S の要素数 N に等しい。また、 S の要素である URL を u_1, \dots, u_N とすると、 $r_{i,j}$ の各次元 $x_{i,j,k} (1 \leq k \leq N)$ は、

$$x_{i,j,k} = \begin{cases} 0 & (u_k \notin S_{i,j}) \\ 1 & (u_k \in S_{i,j}) \end{cases} \quad (1)$$

のように決定される。さらに、ある検索エンジン e_i の検索結果ベクトル R_i と基準検索結果ベクトル R を

$$R_i = \sum_{j=1}^t r_{i,j} \quad (2)$$

$$R = \sum_{i=1}^n R_i \quad (3)$$

と定義する。また、ある二つのベクトル v, w の類似度を求める基準として (4) に示す余弦尺度を用いる。

$$s(v, w) = \frac{v \cdot w}{|v||w|} \quad (4)$$

e_i の Bias $b(e_i)$ は (2), (3), (4) を用いて

$$b(e_i) = 1 - s(R_i, R) \quad (5)$$

と表される。この定義で求められた Bias 値が、他のエンジンの Bias より大きいということは、そのエンジンは他のエンジンと比べて異なる検索結果を返す傾向があるということである。

3.2 重みつき Bias 値

上述の Bias の定義では検索結果を単に URL の集合とみなし、ランキングについて考慮していない。実際のユーザはランキングの上位に来ているページしか閲覧しない。つまり、ランキングの上位が似ていれば、下位が似ていなくても似ているように見える。そのため、取得している検索結果数が多い場合に

(注1) : Bias の定義については 3 節にて詳説する。

ランキングを考慮しないのは不適切である。そこで、本論文ではランキングを考慮したランキング重みつき Bias を提案する。

ランキング重みつき Bias はランキングによって重みを変えるという点で Mowshowitz らの Bias と異なっており、他の部分は同じである。具体的には、検索エンジン e_i でクエリ q_j を検索した結果の検索結果ベクトル $r'_{i,j}$ の各次元の値 $x_{i,j,k}$ を決定する際に、Mowshowitz らの Bias では式 (1) のように定めていたものを

$$x'_{i,j,k} = \begin{cases} 0 & (u_k \notin S_{i,j}) \\ m-p+1 & (u_k \in S_{i,j}) \end{cases} \quad (6)$$

とする。ただし、 m は検索結果の取得件数、 p は URL u_k のランキングである。式 (1) の代わりに式 (6) を用いる以外は Mowshowitz らの Bias と同様に e_i の重みつき検索結果ベクトル \mathbf{R}_{wi} および重みつき基準検索結果ベクトル \mathbf{R}_w を定義する。

$$\mathbf{R}_{wi} = \sum_{j=1}^t r'_{i,j} \quad (7)$$

$$\mathbf{R}_w = \sum_{i=1}^n \mathbf{R}_{wi} \quad (8)$$

e_i の重みつき Bias 値 $b_w(e_i)$ は (4), (7), (8) を用いて

$$b_w(e_i) = 1 - s(\mathbf{R}_{wi}, \mathbf{R}_w) \quad (9)$$

と表される。高いランキングほど大きな重みをつけることで、ランキングの高い部分ほど Bias 値に大きな影響を与え、低い部分は Bias 値に大きな影響を与えなくなる。

3.3 時間経過に伴うランキングの変化の定量的表現

また、ランキングの時間経過による変化を定量的に測るためにランキングで重みをつけた類似度を用いる方法を提案する。検索結果の時間変化の解析には、Bias ではなく、単純な類似度を用いる。具体的には、ある検索エンジン e_i におけるある観測時点 t と t の次の観測時点 $t+1$ の観測結果の類似度を、 $t, t+1$ における検索結果ベクトル $\mathbf{R}_{i,t}, \mathbf{R}_{i,t+1}$ と余弦尺度 (4) を用いて以下の式のように定義する。

$$Sim(e_i, t) = s(\mathbf{R}_{i,t}, \mathbf{R}_{i,t+1}) \quad (10)$$

また、ある検索エンジン e_i におけるある観測時点 t と $t+1$ の観測結果の重みつき類似度を、 $t, t+1$ における重みつき検索結果ベクトル $\mathbf{R}_{wi,t}, \mathbf{R}_{wi,t+1}$ と余弦尺度 (4) を用いて以下の式のように定義する。

$$Sim_w(e_i, t) = s(\mathbf{R}_{wi,t}, \mathbf{R}_{wi,t+1}) \quad (11)$$

Sim_w と Sim を比較することでランキングの時間変化の傾向を定量的に測ることができる。

4. データ収集手法

本節では解析に使用するデータの収集方法について述べる。

4.1 使用する検索エンジン

本研究では Google, MSN, Yahoo! JAPAN を対象として実験する。ランキング取得には各エンジンの API [9] [10] [11] を

用い、後述する方法で用意する 1000 クエリに対して、日本語設定で上位 250 件を一週間に一回取得する^(注2)。

4.2 クエリ

ランキングの傾向や時間変化を正確に測るためには、実験に用いるクエリ自体に偏りがあってはならない。そこで、クエリとなる単語 (名詞) を選ぶ際に、以下の 2 点で平均的に分散するようにする。

- 単語の属するカテゴリ
- 所属するカテゴリにおける当該単語の知名度

この 2 点で偏りのないクエリを作るため、以下の手順を用いる。

- (1) クエリを選ぶためのカテゴリを決定する。
- (2) カテゴリ毎にクエリ候補を集めた単語辞書を構築する。
- (3) (2) の各カテゴリ内で単語の知名度が分散するように 100 語以上の単語を選出する。

4.2.1 カテゴリ毎の辞書の構築

まず、名詞のリストを作りやすいという観点から、カテゴリとしては動物、植物、企業、商標 (固有名詞)、商品名 (「車」, 「本」など一般的な名詞)、大学名、日本人名、英語人名、地名、食品を選んだ。商標、商品名カテゴリ以外はすべて Wikipedia [12] から単語を取得した。商標カテゴリについては [13] より一覧表から手作業でクエリ候補データを作成した。クエリ候補データ作成にあたっては、検索結果に表示される情報のうち、読み方 (片仮名) と商標 (検索用) の 2 つを利用した。また、商品名カテゴリについては特定の分野に偏らずに多くの商品名が含まれていることから、Yahoo! JAPAN のトップページやライブドア [14]、ハッピーマーケット [15] のカテゴリから単語を取得して商品名 (本, 車, 金融など) の辞書を作成した。作成した辞書はすべて 2006 年 8 月時点のものである。

4.2.2 辞書からの単語選択

上述のように構築したカテゴリごとの辞書から知名度という観点で偏りがないようにカテゴリごとに約 100 語の単語を選出した。知名度の基準として、Yahoo! Japan の検索結果数を用いた。我々は、辞書に登録されている単語の検索結果数を取得し、検索結果が分散するように単語を選択した。以下に具体的な単語の選択手法を示す。辞書の単語の中で検索結果数のオーダー (桁数) が同じであるものをグループ化する。辞書の単語の中で検索結果数の桁数が同じであるものをグループ化する。桁数が i である単語の集合をグループ化し、 G_i とする。検索結果数の桁数が最大であるグループの桁数を m とすると全部で m グループできることになる。各カテゴリから最低でも 100 件選ぶには、各グループ G_i から $100/m$ 件選べばよいことになる。

(1) グループ G_i に入っている単語の検索結果数は 10^{i-1} から $10^i - 1$ である。ただし $i=1$ の場合は 0 から 9 件である。範囲内を十等分してその範囲内から 1 語ずつランダムに選ぶ (各範囲に単語が存在しない場合は選出しない)。結果、 n 件が選ばれる ($n \leq 10$)

(2) n が $100/m$ より小さい場合、不足分 $100/m - n$ を G_i の選ばれていない単語からランダムに選ぶ。新たに選出された

(注2) : 実際はデータの取得時間変動の影響などで厳密に一週間に一回ではない。

表 1 各カテゴリの辞書内単語数と選出した単語数

	辞書内単語数	選出された単語数
動物	10123	107
植物	433	101
食品	505	100
日本の地名	1976	100
日本人名	14097	100
英語人名	10273	100
企業	2864	100
大学	963	100
商標	745	106
商品名	194	100

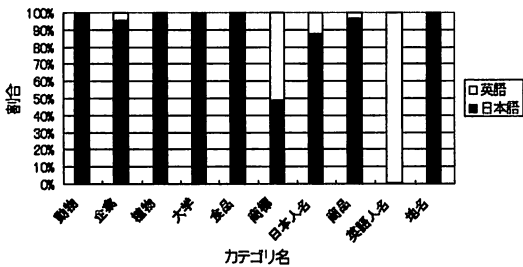


図 1 各カテゴリにおける英語クエリと日本語クエリの割合

単語数と n の和を g_i とする。

(3) 全グループで選出する単語を決定し, g_i を求める。

(4) 全 g_i の合計が 100 より小さい場合, すべての選ばれていない単語からランダムで不足分を選出する。この手順は G_i の要素数が $100/m$ より小さい G_i が存在した場合に発生する。

各カテゴリの辞書の単語数と上述の手順で選出した単語数を表 1 に示す。また, カテゴリ毎の英語クエリと日本語クエリの割合を図 1 に示す。この選び方によって, 辞書を作成する元となったページ自体に存在する偏りを緩和することができる。

5. 実験結果

本節ではランキングの解析結果について示す。解析に用いたデータは全て 4 節で述べた方法で 2006 年 10 月から 2007 年 2 月の間に収集したものである。

5.1 検索エンジン間の比較

収集したデータを上述の定量的評価手法に基づいて評価した結果を示す。収集したデータに対して, カテゴリごとに各エンジンの Bias 及び重みつき Bias の値を求め, その値をグラフにした。全カテゴリにおける各エンジンの Bias 値と重みつき Bias 値の平均を図 2 に示す。いずれの検索エンジンでも Bias より重みつき Bias のほうが小さくなっており, 各エンジン間でランキングの上位ほど似る傾向があるということが分かる。さらに詳細に図 2 を見ると, Google は他のエンジンと比較して Bias と重みつき Bias の差が大きく, 「ランキング下位において Google は他のエンジンと比べて異なる結果を返すが, 上位は非常に似やすい」ことを表している。また, 動物・植物カテゴリでは Yahoo! JAPAN が高い Bias を示すが, 商品カテゴリでは MSN が高い Bias を示すなど, カテゴリによって異なる

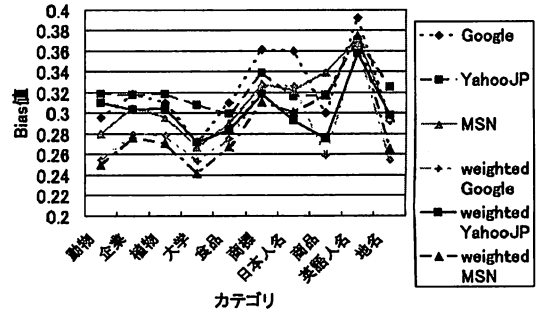


図 2 各カテゴリにおける Bias 値と重みつき Bias 値の全期間平均

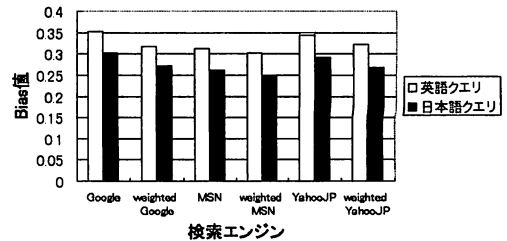


図 3 日本語クエリのみでの Bias と英語クエリのみでの Bias

傾向が出ている。全カテゴリ中で, 商標, 日本人名, 英語人名カテゴリでは他のカテゴリと比較して高い Bias 値となっている。これは図 1 より英語のクエリを高い割合で含んでおり, 多くの英語クエリを日本語設定で検索しているためと考えられる。このことを検証するため, 日本語クエリと英語クエリがほぼ同じ割合で入っている商標カテゴリの日本語クエリと英語クエリのみでそれぞれ Bias 値と重みつき Bias 値を求めた。その結果を図 3 に示す。図 3 によれば, いずれの検索エンジンでも日本語クエリのほうが低い Bias 値となっており, 英語クエリが Bias 値を上げる原因になっていることを裏付けている。

さらに, 検索エンジン間の比較を詳細に行う。各エンジンで上位 250 件を 10 件毎の等区間に分割し, 2 つのエンジンの各区間間で共通する URL の割合を計算した。その結果を図 4 に示す。いずれのグラフにおいても上位のランキング同士の部分のみが突出して高くなっており, それ以外の部分では共通する URL は少ないことが分かる。また, 図 4 の (b) においては (a), (c) と比較して高いピーク値となっていることから, Google・Yahoo! JAPAN の上位ランキング間では他の場合より似たランキングになる傾向があることが分かる。

5.2 ランキングの時間変化の解析

ランキングの時間変化を解析するため, 全観測期間に対するランキングの類似度及び重み付き類似度 (3.2 で定義) を図 5 に示す。なお, 図 5 ではカテゴリ毎に類似度を計算し, 類似度の全カテゴリ平均を示している。

いずれの検索エンジンでもランキングに重みをつけた場合のほうが高い類似度を示しており, このことはランキング上位ほど変化が少ないことを表している。また, Google は常に低い値を出していることから, Google はランキングの変化が他の検索エンジンに比べて大きいことを表している。さらに, 図中

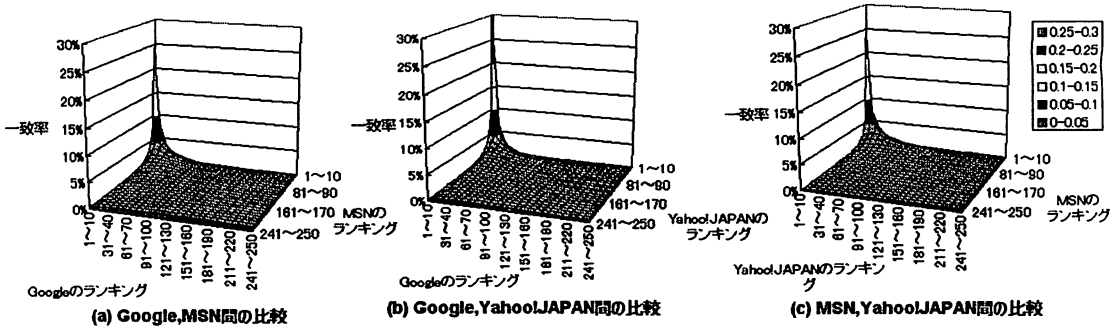


図 4 2つの検索エンジン間のランキングの各区間に含まれる URL の一致率

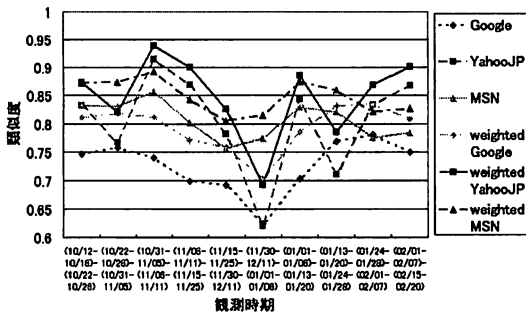


図 5 ランキングの時間変化 (前期間に対する類似度/重み付き類似度)

で(11/30-12/11)-(01/01-01/06)の期間のYahoo! JAPANのように値が大きく下がっているところは、その期間中に特にランキングが大きく変化したことを表す。

さらに、各検索エンジンのランキングの時間変化を詳細に解析した結果を図6及び図7に示す。図6は、ランキング上位250件を10件毎の等区間に分割し、ある観測時点での各URLが次の観測時点ではどの区間に属しているのかを全ての検索エンジンに対して計算したものである。図6のx軸はある時点でのランキング、y軸は次の観測時のランキング、z軸はある時点でのランキングと次の観測時でのランキングの間である区間からある区間へ変化した回数の割合を示す。図7は、ある観測時点で上位250件以内に存在したURLのうち、次の観測時に上位250件以内から消失した割合を示す。

図6より、いずれの検索エンジンもランキングが上位であるほどランキングが変化しない割合が高くなっており、図5での重みつき類似度が小さいという結果を裏付けている。また、Googleは他の検索エンジンより対角線の山の高さが低くなっていた。これはGoogleのランキングが他の検索エンジンに比べてランキングが時間経過で変わりやすいことを示している。図7を見ると、いずれの検索エンジンでも下位に行くほど上位250件以内から消失しやすいことが分かる。また、やはりGoogleは他の検索エンジンに比べて消失確率が高くなっており、Googleはランキングが変わりやすいことを裏付けている。

5.3 逆リンク数とランキングの相関

次に、逆リンク数がランキング決定に与える影響を調査した。

これは、PageRank [16] に代表されるようなランキングアルゴリズムでは、逆リンクが利用されているためである。逆リンク数を求めるために、e-Society プロジェクトのクローラ [17] で日本語ページを含む約100万のサイトから1サイト上限5000ページとして収集した2006年9月から2007年2月の間の収集分から、重複(更新されていないページ)を除いた約58億ページの内、ランダムに選出した約1億6000万ページを用いた。

図8にページ単位での逆リンク数とランキングとの関係を示す。図9にサイト単位での逆リンク数とランキングとの関係を示す。図8によれば、MSN・Yahoo! JAPANの上位10件でやや高い逆リンク数がある以外は、逆リンク数とランキングの間には相関が認められない。しかし、Googleについては、ランキング30位付近で突出して高くなっており、逆リンク数を求めるために用いた1億6000万のWebページ群が必ずしも十分なページ数でなかった可能性がある。

以上、逆リンク数とランキングとの相関を調べた結果、ページ単位では、逆リンク数とランキングとの相関が得られないことが分かった。この理由として次の2つの原因が考えられる。

- (1) e-Society クローラで収集したページ集合と、各社検索エンジンのインデックス対象のページ集合が一致していない。
- (2) 各社検索エンジンのランキングはページ単位では計算していない。

図9によれば、どの検索エンジンでも上位にランキングされるページを含むサイトは逆リンク数も多いことが分かる。これは、各社検索エンジンのランキングは、ページ単位ではなく、サイト単位で計算をしている可能性が高いことを意味する。また、図9によれば、特にGoogleは他のエンジンと比較して逆リンク数とランキングに強い相関があることが分かる。さらに、MSNは逆リンク数とランキングの相関が弱く、逆リンク数あまり影響しないようなアルゴリズムを使っていると考えられる。

6. まとめ

本稿ではランキングの定量的比較手法や大量のページのリンクデータを用いて検索エンジンのランキングの特徴を明らかにした。従来の研究では、評価手法そのものや調査規模の2点で不十分であったため、その2点を改善した調査を行った。その結果、検索エンジン間で上位ほど似る傾向があることが分かった。

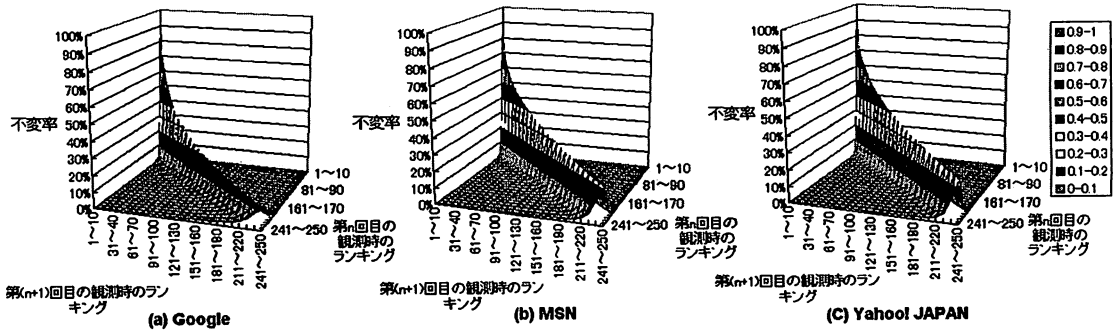


図 6 各検索エンジンのランキング各区間の時間変化量

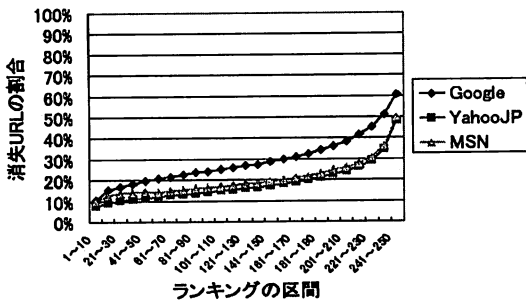


図 7 ランキング各区間での消失 URL の割合

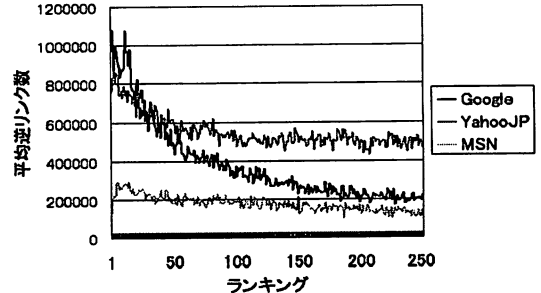


図 9 サイト単位での平均逆リンク数とランキングとの関係

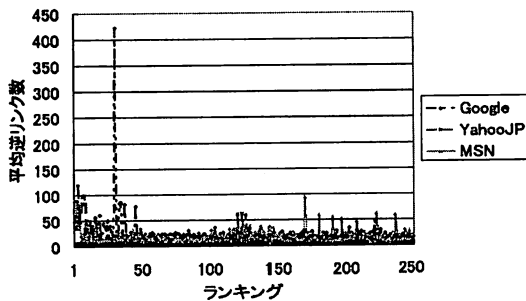


図 8 ページ単位での平均逆リンク数とランキングとの関係

た。また、ランキングの時間経過に伴う変化についても、検索エンジンごとに異なる特徴を発見することができた。さらに、サイト単位での逆リンク数とランキングの間にそれぞれ異なる相関を発見することができた。

今後も観測を継続し、ランキングだけでなくインデックスの比較や、ランキングされた Web ページの内容に踏み込んだ比較を行う予定である。

謝 辞

本研究の一部は経済産業省「情報大航海」プロジェクトの先行研究として実施した。

文 献

[1] 文部科学省リーディングプロジェクト e-Society 基盤ソフトウェアの総合開発: <http://cif.iis.u-tokyo.ac.jp/e-society/>
 [2] 平手 勇宇, 吉田 泰明, 山名 早人: Web 検索エンジンのランキングバイアスに関する研究動向, データ工学ワークショップ (DEWS2007), C7-7, 2007.

[3] Abbe Mowshowitz and Akira Kawaguchi: Measuring Search Engine Bias, Information Processing and Management, Vol.41, pp.1193-1204, Sep. 2005.
 [4] Judit Bar-Ilan, Mazlita Mat-Hassan and Mark Levene: Methods for comparing rankings of search engine results, Computer Networks, Vol.50, pp.1448-1463, 2006.
 [5] P. Diaconis and R. L. Graham: Spearman's footrule as a measure of disarray, J. of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological), Vol.39, pp.262-268, 1977.
 [6] C. Dwork, R. Kumar, M. Naor and D. Sivakumar: Rank aggregation methods for the Web, In Proc. of the 10th WWW Conf., pp.613-622, May 2001.
 [7] R. Fagin, R. Kumar and D. Sivakumar: Comparing top k lists, SIAM J. on Discrete Mathematics, Vol.17, pp.134-160, 2003.
 [8] Franc McCown and Michael L. Nelson: Agreeing to Disagree: Search Engines and their Public Interfaces, ACM IEEE Joint Conf. on Digital Libraries (JCDL 2007). 2007.
 [9] Google SOAP Search API: <http://code.google.com/apis/soapsearch/>
 [10] Developer: <http://search.msn.com/developer/default.aspx>
 [11] Yahoo!デベロッパーネットワーク: <http://developer.yahoo.co.jp/>
 [12] Wikipedia: <http://ja.wikipedia.org/wiki/>
 [13] 日本国周知・著名商標検索: <http://www1.ipdl.ncipi.go.jp/chomei/search.j.cgi>
 [14] livedoor デパート 商品カテゴリー一覧: <http://depart.livedoor.com/all/item>
 [15] 商品カテゴリー一覧: <http://www.hapima.com/prdct/>
 [16] L. Page, S. Brin, R. Motwani and T. Winograd: The Pagerank Citation Ranking: Bringing Order to the Web, Tech. Rep. SIDL-WP-1999-0120, Stanford University, 1998.
 [17] e-Society「基盤ソフトウェアの総合開発」プロジェクト「インターネット上の知識集約を可能にするプラットフォーム構築技術」実施に伴う Web クローラによる Web ページ収集について: <http://www.yama.info.waseda.ac.jp/~yamana/es/>