

ODP とブックマークを利用したユーザプロフィール自動選択手法

神原 義明[†] 大石 哲也[†] 長谷川隆三^{††}
 藤田 博^{††} 峯 恒憲^{††} 越村 三幸^{††}

[†] 九州大学大学院 システム情報科学府, 〒 819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744

^{††} 九州大学大学院 システム情報科学研究院

E-mail: †kambara@ar.is.kyushu-u.ac.jp

あらまし インターネットが急速に普及し、ユーザが目的のページを探すためにサーチエンジンを利用する機会が増えた。しかし、目的のページが検索結果の上位に存在しないことも多い。この問題を解決するための研究として、個人化検索 (Personalized Search) がある。個人化検索にはユーザの興味・関心を表すユーザプロフィールが必要であり、それはユーザの保有する文書などを分析することで生成される。我々は、Open Directory Project(ODP) を利用したユーザプロフィール作成手法及び、ブックマークを利用した個人化検索システムの検討を行ってきた。本稿では、個人化検索システムの拡張として、ユーザプロフィールの自動選択手法を提案し、実験の結果を示す。

キーワード 情報推薦, Personalized Search, Web 検索支援, ユーザプロフィール

A Method for Automatically Selecting User Profiles Created by ODP and Bookmarks

Yoshiaki KAMBARA[†], Tetsuya OISHI[†], Ryuzo HASEGAWA^{††},

Hiroshi FUJITA^{††}, Tsunenori MINE^{††}, and Miyuki KOSHIMURA^{††}

[†] Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

^{††} Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

E-mail: †kambara@ar.is.kyushu-u.ac.jp

Abstract The user often uses search engines to search for his/her intended pages in the Internet. However, the intended pages do not always exist on the higher rank of the results. The personalized search is a promising approach to solve this problem. In the personalized search, user profiles, which are often created from the documents of the user to present his/her interests, are well used. We have proposed a method for generating user profiles based on Open Directory Project (ODP) and a personalized search system using bookmarks as the documents for profiling. This paper discusses a method for automatically selecting user profiles so as to enhance the system.

Key words Information Recommendation, Personalized Search, Web Retrieval Support, User Profiles

1. はじめに

インターネットが急速に普及し、これに伴い Web 空間は年々肥大化してきている。このような状況の中、目的の Web ページを素早く探すために Web サーチエンジンを利用する機会が多くなっている。Web サーチエンジンの多くは、多数のユーザが求める Web ページを上位に表示している。

しかし、検索時に利用する語句の多くは検索結果のページ数が莫大となる。仮にユーザの目的とするページが下位に存在すれば、ユーザが目的のページを探し出すのは困難である。また、ユーザがある目的に関連するページだけを大量に探したい場

合、たとえ上位に目的のページが存在しても必要数に満たないなど不十分なことがある。ユーザはこれを補うために下位を見ていくが、下位であるほど不必要なページが多く混在し、目的のページを探し出すのは困難になる。

これらの問題を解決するために、ユーザの「必要なもの」「興味」に合わせた検索を行う技術、つまり個人化検索 (Personalized Search) が研究されている。個人化検索を行うためにはユーザの興味・関心を分析し、ユーザプロフィール (User Profile, UP) として表現しなければならない。

ユーザの興味・関心を分析する対象として、ユーザが保有する Personal Document(文書)、具体的には E-mail やユーザの

過去の閲覧ページ履歴などがある。

本研究におけるユーザプロフィール作成手法では Open Directory Project (ODP)^(注1)を利用する。

ODP を検索システムに利用する研究は現在までにいくつか存在している。しかし、これらの多くは Web ページが ODP のどのカテゴリに属するかという情報を利用しており、ODP に属する Web ページの内容にまで着目したものはない。そこで我々は、Web ページの内容そのものにも着目することで、より細かい情報を取得する。

我々は上記のユーザプロフィール作成手法を用いた個人化検索システムとして、Personal Document にブックマークを用いたシステムを提案した[10]。しかし、このシステムは検索の際、使用するユーザプロフィールをユーザが選択していた。この負担を軽減するため、本稿ではユーザプロフィールの自動選択手法を提案する。更に、上記のシステムに組み込み、評価実験を行う。

2. 関連研究

[3] や [4] ではクエリを曖昧、半曖昧、明確と分類して研究を行っている。また Z. Dou らは、ユーザプロフィールは使用する Personal Document により性質が変化する特徴を持つと述べており、この特徴を長期的ユーザプロフィール(日常的な趣味・興味など)、短期的ユーザプロフィール(その場限りの調べものなど)と表現した[5]。更に、長期的ユーザプロフィールと短期的ユーザプロフィールは同時に対応することが困難なため [3] や [4] によるクエリのカテゴリを基にそれぞれの特徴を調べる実験を行った。その結果、明確なクエリには短期的ユーザプロフィールを、曖昧、半曖昧なクエリには長期的ユーザプロフィールを利用すると効果が高いことを示した。本研究では、ブックマークを利用することで長期的ユーザプロフィールに特化したシステムを提案する。

ユーザプロフィールの技術の研究としては [6][1] などがある。F. Qiu らは、ユーザのクリック履歴に基づいて ODP の最上位カテゴリごとに評価を与え、ユーザプロフィールを作成した[6]。これは、長期的ユーザプロフィールに特化したシステムである。Sieg らは、ユーザの振る舞い(Web 閲覧履歴やブックマークなど)から作成・更新するオントロジーベースのユーザプロフィールを開発した[1]。

岩崎らは、検索結果から df の平方根をとった TF-IDF 法を用いて興味語を抽出した[8]。更に、これを基に木構造を持つプロフィールを作成し、クエリに応じて自動的に興味状態を判断する検索システムを開発した[9]。木構造の各ノードはユーザの興味状態を表し、興味語が保存される。ユーザが検索を行った時、システムは検索結果から抽出した特徴語の出現ページ数とプロフィールの各ノードの興味語を基に興味ノードを決定する。この興味ノードとその親ノードの興味語を基に検索結果の各ページの重要度が決定され、Reranking が行われる。ユーザが検索結果からあるページを閲覧した場合、そのページの特徴

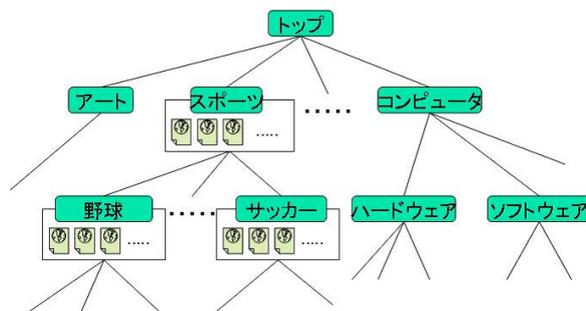


図 1 Open Directory Project

表 1 ユーザプロフィール (例)

ユーザ	アート	スポーツ	コンピュータ
A	0.4	0.1	0.5
B	0.2	0.7	0.1

と最も近い保存ノードを決定、もしくは作成する。そして新たな特徴語を保存し、不要ノードの削除や統合を行ってプロフィールの更新をする。

岩崎らのシステムは、ユーザの細かい興味状況に対応した検索結果を返すことができる。しかし、ユーザが曖昧なクエリを用いて検索を行った場合、正しく興味を判断できるとは限らない。本研究では、ブックマークのフォルダごとにユーザプロフィールを作成する。そして、ユーザが目的に合わせて使用するユーザプロフィールを選択することで、曖昧なクエリにも対応した個人化検索を行う。

3. ODP を利用したユーザプロフィール作成

3.1 Open Directory Project

Open Directory Project(ODP) は、Web ページを階層的なカテゴリ(話題)に分類した世界最大の Web ディレクトリである。図 1 に ODP の概要を示す。

ODP では、人手によって Web ページをその内容に該当するカテゴリに分類する。このことから、ODP の Web ページに出現する単語は、Web ページが属するカテゴリ(話題)に関連する可能性が非常に高い。また、人手によって Web ページが分類されているためカテゴリが細かい。また、原則として 1 つのページは 1 つのカテゴリにしか登録されない^(注2)。

本研究で提案するユーザプロフィール作成法は、ODP のこのような性質を利用する。

3.2 ユーザプロフィール作成

本研究のユーザプロフィールは、ODP の最上位カテゴリ^(注3)をインデックスとし、各カテゴリへの興味を数値で表したベクトルで表現される。

表 1 はカテゴリが「アート」「スポーツ」「コンピュータ」の 3 つであった場合の例である。ユーザ A は「スポーツ」にはあ

(注2): 例外: “地域”に関する内容の場合、“地域”とそれ以外の 2 箇所に登録されることがある

(注3): 「アート」、「オンラインショップ」、「ゲーム」、「コンピュータ」、「スポーツ」、「ニュース」、「ビジネス」、「レクリエーション」、「家庭」、「科学」、「各種資料」、「健康」、「社会」、「地域」の 14 項目

(注1): Open Directory Project: <http://www.dmoz.org/>

まり興味がないが「アート」と「コンピュータ」には同程度の興味を持っている。一方、ユーザ B は「スポーツ」に大きな興味を持っており、他の 2 つにはあまり興味を持っていない。このようなベクトルがユーザプロフィールである。

次に、提案手法におけるユーザプロフィール作成の手順を示す。

【手順 1】 ODP の出現単語分析

・ODP からの単語抽出領域

まず、ODP の各カテゴリから、そのカテゴリに出現する単語を形態素解析ツール MeCab^(注4)を用いて抽出する。この際、単語の抽出領域として 2 通りが考えられる。1 つは、カテゴリに属している Web ページの内容そのものを抽出領域とする。もう 1 つは、ODP の各カテゴリに付与された、カテゴリに属するページを表すタイトルと紹介文を抽出領域とする。前者は出現する単語数が多くなりより詳しくそのページの特徴を捉えられる。しかし、不要な語や一般的な語などのノイズが増える。后者は、出現単語数こそ少ないが、そのページを端的に表す単語が抽出できる。この理由から、本手法では後者の抽出領域を利用している。

・単語の重み計算

次に、抽出した単語 t_i の各カテゴリ c_j に対する重み $W(t_i, c_j)$ を計算する。重みとは、単語の各カテゴリに対する関連度のことである。例えば、単語「野球」を考える。「野球」はカテゴリ「スポーツ」への関連が高く、 $W(\text{「野球」}, \text{「スポーツ」})$ は高い値をとる。しかし、カテゴリ「アート」に対しては関連が低いため、 $W(\text{「野球」}, \text{「アート」})$ は低い値となる。本手法では、ODP の最上位カテゴリの Web ページ群から抽出した単語の出現頻度を基に各カテゴリへの重みを算出する。

あるカテゴリに偏って多く出現する単語はそのカテゴリへの関連性が高く、カテゴリを特徴付ける単語として有用である。一方、様々なカテゴリに同頻度で出現する単語は各カテゴリへの関連性が低く、特定のカテゴリを特徴付ける単語としては有用でない。

そこで、カテゴリでの単語 t_i の出現の偏りをエントロピーを用いて求め、各単語 t_i がカテゴリを特徴付けるために有用かどうかを評価した基本評価値 w_{t_i} を算出する。式 (1) に単語 t_i のエントロピー H_{t_i} を表す。

$$H_{t_i} = - \sum_j P_{t_i}(c_j) \times \log(P_{t_i}(c_j)) \quad (1)$$

- $n(t_i, c_j)$: カテゴリ c_j 内の単語 t_i の出現頻度
- $N_{t_i} = \sum_j n(t_i, c_j)$: 全カテゴリにおける単語 t_i の総出現頻度
- $P_{t_i}(c_j) = n(t_i, c_j)/N_{t_i}$: 全カテゴリにおけるカテゴリ c_j 内の単語 t_i の出現割合

単語 t_i が全カテゴリで等しく出現するとき、即ち $P_{t_i}(c_j) = 1/N_c$ ($j = 1 \dots N_c, N_c$: カテゴリの総数) のとき、エントロピー H_{t_i} は最大値 $\log(N_c)$ をとる。また、単語 t_i がある 1 つのカテ

表 2 単語の出現例

単語	アート	スポーツ	コンピュータ
t_1 サッカー	2	34	1
t_2 本	15	8	13

表 3 エントロピー H_{t_i} と基本評価値 w_{t_i}

単語	H_{t_i}	w_{t_i}
t_1 サッカー	0.48	1.11
t_2 本	1.54	0.05

表 4 単語の重み

単語	アート	スポーツ	コンピュータ
t_1 サッカー	0.06	1.02	0.03
t_2 本	0.02	0.01	0.02

ゴリにのみ出現するとき、このエントロピー H_{t_i} は最小値 0 をとる。エントロピー H_{t_i} を用いて以下の式 (2) の通り基本評価値 w_{t_i} を定義する。

$$w_{t_i} = \log(N_c) - H_{t_i} \quad (2)$$

基本評価値 w_{t_i} は単語 t_i が特定のカテゴリ内で偏って出現するほど大きな値をとる。このことにより、偏りが大きい単語はそのカテゴリを特徴付ける単語として有用である。

以上で求められた基本評価値 w_{t_i} と出現割合 $P_{t_i}(c_j)$ を基に、カテゴリ c_j に対する単語 t_i の重み $W(t_i, c_j)$ を以下の式 (3) で定義する。

$$W(t_i, c_j) = P_{t_i}(c_j) \times w_{t_i} \quad (3)$$

この式を ODP 内の全ての出現単語 t_i に用いて重みを算出する。

表 2 に単語の出現例を、表 3 に算出したエントロピーと基本評価値を示す。カテゴリ「スポーツ」に偏った単語 t_1 のエントロピー H_{t_1} は 0.48 と小さい値をとり、基本評価値 w_{t_1} は式 (2) より 1.11 となる。一方、単語 t_2 (本) は各カテゴリに似通った頻度で出現している。この場合、エントロピー H_{t_2} は 1.54 と最大値 $\log(3) = 1.59$ に近い値となり、基本評価値 w_{t_2} は 0.05 と小さい値になる。

得られた基本評価値 w_{t_i} を基に式 (3) を用いて計算した重みを表 4 に示す。表 4 から、特定のカテゴリで偏って出現する単語「サッカー」は、それ自身が多く出現するカテゴリに対して重みが大きくなり、そのカテゴリへの関連度が大きくなる。また、どのカテゴリにも均等に出現する単語「本」はどのカテゴリに対しても重みは小さくなる。

【手順 2】 Personal Document の出現単語抽出

本手法ではユーザプロフィールを作成するために、ユーザの興味が見れる文書 (Personal Document) を用いる。ここでは、ODP での単語抽出と同様に、Personal Document に出現した単語 (User Term: ut) が抽出される。

【手順 3】 ユーザプロフィール作成

手順 1 で計算した重み $W(t_i, c_j)$ と手順 2 で抽出した User Term を用いて、以下の式 (4) でユーザプロフィールのカテゴリ

(注4): MeCab: <http://mecab.sourceforge.net/>

表 5 Personal Document の単語出現頻度 (例)

	サッカー	本
出現頻度	4	13

り値 U_{c_j} を定義する．本手法では，この値をユーザのカテゴリ c_j への興味の度合いとする．

$$U_{c_j} = \sum_i N_{ut_i} \times W(ut_i, c_j) \quad (4)$$

- ut_i : User Term
 - N_{ut_i} : 単語 ut_i の Personal Document 内での出現頻度
- カテゴリ値 U_{c_j} は ut_i のカテゴリ c_j への重みと ut_i の Personal Documents 内での出現頻度の積を全ての ut_i で足し合わせたものである．

全てのカテゴリに関して式 (4) を適用すると，最終的にユーザプロファイルは以下のベクトル UP で表現される．尚，ユーザプロファイルは $|\text{UP}| = 1$ となるように正規化して用いる．

$$\text{UP} = [U_{c_1}, U_{c_2}, \dots, U_{c_{N_c}}] \quad (5)$$

手順 1 で利用した例におけるユーザプロファイルの計算例として，Personal Document で「サッカー」と「本」の 2 つの単語のみが抽出された場合を考える．Personal Document での単語の出現頻度は表 5 の通りである．この場合のユーザプロファイルを式 (4) を用いて求めると $\text{UP} = [0.12, 0.99, 0.08]$ となる．カテゴリ「スポーツ」の値が他に比べて大きいので，このユーザプロファイルを持つユーザは「スポーツ」への興味が大きいことになる．

4. ユーザプロファイルの自動選択手法

4.1 背景

従来の我々のシステム [10] は，上記の提案手法を使用し，ユーザのブックマークにおける各フォルダごとにユーザプロファイルを作成する．ここで，作成したユーザプロファイルを BMUP_k ($k = 1, \dots, n, n$: ブックマーク内の未分類を含むフォルダ数) とする．検索の際にユーザがユーザプロファイルを選択することにより，検索結果の精度を向上させていた．

しかし，この作業はユーザの負担になる上，ユーザがクエリと目的に沿ったユーザプロファイルを選択できるとも限らない．例えば，検索クエリが「Google」などの明確なクエリである場合は，選ばれるべきユーザプロファイルは 1 つにしぼられるだろう．だが「マック」という検索クエリは「マクドナルド」と「マッキントッシュ」の 2 つの意味が考えられる．このように複数の意味が考えられる曖昧なクエリであった場合は，ユーザプロファイルを一意に選択することは難しくなる．このことから，ユーザがより簡単に精度の高い検索を利用できるように，ユーザプロファイルの自動選択手法を考えた．

4.2 ユーザプロファイル自動選択手法

以下に，本手法の流れを示す．

- 【1】 検索クエリから特徴を抽出する
まず，検索結果の各ページのページベクトルを計算する．ペー

ジベクトルの作成手法は 3.2 節のユーザプロファイル作成手法と同様だが，抽出領域として SNIPPET (検索結果に表示される各ページの説明文) を利用する．そして，これらのページベクトルの平均をとることで，検索クエリの特徴を表すクエリベクトル QV を作成する．

この際，比較のため 3 つの領域から平均をとった．

QV1 検索結果の上位 10 件

QV2 検索結果の上位 5 件と 20 位～25 位

QV3 検索結果の上位 10 件と 40 位～50 位

【2】 ブックマークからユーザの特徴を反映する

ブックマークの特徴を反映させるためのブックマークベクトル BV を作成する．ブックマークベクトル BV は 2 種の手法により作成した．

BV1 各ユーザプロファイルの高い値を考慮

BV2 BV1 に加え，各フォルダのページ登録数を考慮

(6) にブックマークベクトルの計算式を示す．

$$bv_j = \sum_k a_j \quad (6)$$

$$a_j = \begin{cases} 0 & (bmup_{k_j} < 0.5) \\ 1 & (bmup_j \geq 0.5 \text{ かつ BV1 のとき}) \\ x_k & (bmup_{k_j} \geq 0.5 \text{ かつ BV2 のとき}) \end{cases}$$

$$x_k = \frac{\text{BMUP}_k \text{ のページ登録数}}{\text{BMUP}_k \text{ の平均ページ登録数}}$$

【3】 ユーザプロファイルの自動選択を行う

【1】で算出されたクエリベクトル QV と【2】で算出された BV をそれぞれ大きさ 1 で正規化する．そして，これらを各要素ごとに掛け合わせることで特徴ベクトルを作る．

最後に，ユーザのブックマークの各フォルダから作成したユーザプロファイル BMUP_k と，上記の手法で作成した特徴ベクトルのコサイン類似度を算出する．この類似度が高いユーザプロファイル BMUP_k を Reranking の際に用いる．ただし，類似度 (0~1) が 0.6 未満の場合は「該当なし」と判断する．この場合，永田が提案した手法 [7] (ユーザが検索結果で最初にクリックしたページからユーザプロファイルを作成する) により Reranking を行う．

5. 評価実験

5.1 目的

4. 節で提案したユーザプロファイル自動選択手法を評価する．ユーザの検索目的と合致したユーザプロファイルが選択されているか，システムを利用した Reranking の結果が良いかの 2 点に着目し検証を行う．

5.2 実験手順

実験を行うにあたり，数名の協力者からブックマーク，クエリ，クエリの目的，ユーザが手動で選択する場合のユーザプロファイルのデータを頂いた．これらを用いて 10 件のクエリに対して実験を行う．

表 6 各 UP 選択手法における評価値の平均

UP 選択手法	上位 10 位		上位 20 位	
	MAP	向上率	MAP	向上率
初期検索	0.702	-	0.660	-
手動	0.822	1.17	0.792	1.20
QV1(1)	0.578	0.82	0.559	0.85
QV1(2)	0.769	1.10	0.687	1.04
QV1BV1(1)	0.652	0.93	0.614	0.93
QV1BV1(2)	0.769	1.10	0.687	1.04
QV1BV2(1)	0.578	0.82	0.551	0.83
QV1BV2(2)	0.621	0.88	0.592	0.90
QV2(1)	0.621	0.88	0.592	0.90
QV2(2)	0.592	0.84	0.587	0.89
QV2BV1(1)	0.623	0.89	0.609	0.92
QV2BV1(2)	0.740	1.05	0.682	1.03
QV2BV2(1)	0.621	0.88	0.592	0.90
QV2BV2(2)	0.592	0.84	0.587	0.89
QV3(1)	0.578	0.82	0.551	0.83
QV3(2)	0.641	0.91	0.605	0.92
QV3BV1(1)	0.640	0.91	0.610	0.92
QV3BV1(2)	0.592	0.84	0.587	0.89
QV3BV2(1)	0.578	0.82	0.551	0.83
QV3BV2(2)	0.621	0.88	0.592	0.90

まず、3.2 節の手法に基づきブックマークから各ユーザプロフィールを作成しておく。次に、クエリを入力し、初期検索を行う。そして、4. 節で提案した手法に基づきシステムで使用するユーザプロフィールを決定し、Reranking を行う。検索結果は提案手法のクエリベクトル QV とブックマークベクトル BV の組み合わせによる 18 パターンに加え、ユーザが手動でユーザプロフィールを選択する場合、初期検索の 20 パターンが存在する。これらの検索結果における上位 10 位と上位 20 位の Mean Average Precision (MAP) とそれらの向上率を計算することで評価を行う。検索結果の各ページの評価は、クエリの目的に沿うか沿わないかの 2 値で判断する。

5.3 結果・考察

表 6 に各評価値の平均を示す。UP 選択手法における括弧内の数字は特徴ベクトルとの類似度が高いユーザプロフィール 1 位 2 位を表している。

この結果を見ると、提案手法では QV1(2)、QV1BV1(2)、QV2BV1(2) が MAP 向上率が高い。これは、初期検索と比べると結果が良くなってはいるが、手動で選択したユーザプロフィールを用いた結果には劣っている。このことから、よりユーザの意図やクエリの意味を抽出し、手動で選択するユーザプロフィールを自動で選べるようにする必要性が確認できた。

提案手法のそれぞれのパターンを細かく検証すると、クエリベクトル QV においては検索結果の上位の情報のみを利用した QV1 の精度が良い。ブックマークベクトル BV においては、ユーザのブックマーク内にある Web ページの傾向を利用した BV1 (Web ページ登録数は利用しない) が良い結果を示していた。

更に実験結果を細かく見ていくと、自動で選択されたユー

ザプロフィールの中には手動で選択したユーザプロフィールより結果が良くなるものもあった。ユーザが持つブックマークのフォルダへのイメージと実際に登録されている Web ページ、検索の目的のページの特徴が噛み合っていない場合にこのような現象が起こると考えられる。今後、このようなユーザプロフィールがどんな特徴を持つクエリに存在し、どのように対処できるのかを考察する必要がある。

今回は、クエリベクトルを作成する際に検索結果をそのまま利用していた。今後は、検索結果の各ページの特徴を算出し、各カテゴリに偏ったページの数などを利用することにより、クエリの特徴をより明確して、ユーザプロフィールの自動選択の精度を上げていく。

6. おわりに

本稿では、ODP を利用したユーザプロフィールの作成手法の紹介と、ブックマークから作成したユーザプロフィールの自動選択手法の提案を行った。

実験の結果、初期検索結果より良い結果を出すユーザプロフィールの選択はできるものの、ユーザが手動で選択するユーザプロフィールが最も良い結果を示していた。しかし、ユーザが手動で選択したユーザプロフィールより結果が良くなるユーザプロフィールも存在した。今後は、システムが抽出するクエリの特徴とユーザが意図するクエリの目的が一致するように、ユーザプロフィール自動選択手法を改善していく必要がある。

また、今回の実験はデータ数が少ないため、個人化検索システムとして多くのユーザに利用してもらい、明確な指標に基づいてシステムの改善に取り組んでいきたい。

謝辞 本研究は科研費 (20240003) の助成を受けたものである。

文 献

- [1] A.Sieg, B.Mobasher, R.Burke. Web Search Personalization with Onotological User Profiles. In Proc. of CIKM '07, 2007.
- [2] L.Page, S.Brin, R.Motwani, and T.Winograd. The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web. <http://google.stanford.edu/~backrub/pageranksub.ps>, 1998.
- [3] P.A.Chirita, C.Firan, and W.Nejdl. Summarizing local context to personalize global web search. In Proc. of CIKM '06, 2006.
- [4] P.A.Chirita, W.Nejdl, R.Paiu, and C.Kohlschütter. Using odp metadata to personalize search. In Proc. of SIGIR '05, 2005.
- [5] Z.Dou, R.Song, and J.Wen. A Largescale Evaluation and Analysis of Personalized Search Strategies. WWW 2007, 2007.
- [6] F.Qiu, and J.Cho. Automatic identification of user interest for personalized search. WWW 2006, 2006.
- [7] 永田 廣人 他. ODP を利用したユーザプロフィール作成と個人化検索システムの提案. JAWS2007, 2007.
- [8] 岩崎 周造 他. 興味単語を用いた個人化 Web 検索. 情報システムソサイエティ誌, 2007 年総合大会特別号, p.76, 2007.
- [9] 岩崎 周造 他. 構造化プロフィールを用いた個人化 Web 検索システム. DEWS2008 B2-6, 2008.
- [10] 神原 義明 他. ODP とブックマークを利用した個人化検索システム. JAWS2008, 2008.