論文要旨

Web検索エンジンが返すヒットリストは，必ずしも適合ページが検索結果の上位にランクされるとは限らないため，適合フィードバックなどによる再検索支援技術が必要となる．しかし，従来型の適合フィードバックでは既存の検索エンジンに適用することができないため，本論文では，役に立たないページを取り除き，精度良く適合ページを選択することのできるフィルタを適合フィードバックの枠組みで生成することにより，既存の検索エンジンに適用可能な方法を提案する．このフィルタは，Webページに出現する単語間の共起，近接関係，出現領域を考慮した論理型の条件ルールで構成されており精度のよいフィルタリングを行うことが可能である．また，フィルタの生成はユーザが任意のタイミングで行えるので，検索状況と照らし合わせながら対話的に適用と再生成を繰り返すことが出来る．このフィルタを用いた検索方法の有効性を実験により検証した結果，一定数のページを判定した場合に，検索エンジンの結果と従来型手法による結果よりも多くの適合ページを得られることが分かった．

論　文

フィルタリングルールの逐次的学習による対話的 Web ページ検索*

岡部 正幸† ・山田 誠二‡

Interactive Web Page Retrieval by Iterative Learning of Filtering Rules*

Masayuki Okabe† and Seiji Yamada‡

WWW Search Engines usually return a hit-list including many irrelavant pages because most of the users just input a few words as a query which is not enough to specify their needs. In this paper we propose a system which applies relevance feedback to the interactive process between users and Web Search Engines, and accelerates the effectiveness of the process using query specific filter. This filter is a set of rules which represents the characteristics of Web pages a user marked as relevant, and is used to find new relevant Web pages from unidentified pages in a hit-list. Each of the rules is made of logical and proximity relations among keywords existing in a certain range of a Web page. Through experiments we demonstrate that our proposed system can get average 5 relevant pages more than normal Web search engines.

1. はじめに

インターネット上では日々多様な情報発信が行われているが，検索エンジンはこれら WWW 上に散在する膨大な量の情報へのアクセスを可能としており，WWW を情報源として活用する上で欠かせないツールとなっている．検索エンジンは通常，ユーザから与えられる検索条件を用いて対象ページを絞り込み，それらをランキングしたものをヒットリストとして返す．しかし，ユーザが検索エンジンに入力する単語は一般的に平均 2〜3 語と少ないため [1]，検索目的とは関係のない多くのページとともに数千もの Web ページがヒットしてしまうことなどがよくある．また，ヒットリストの上位にユーザの要求を満たす Web ページ（適合ページと呼ぶ）が集中しているとは限らず，順位が低くても，適合ページがたくさん見つかる場合も多い．効率的な検索を行うには，ユーザの検索意図を反映したランキングを行うことが必要であるが，ランキング方法はそれぞれの検索エンジンが独自に行っており，多くの場合その設定をユーザが調節することはできない．そこで，本研究では，検索エンジンが返すヒットリストから適合ページのみを自動的に選別するフィルタリング処理を行うことによって検索を効率化する．

しかし，一般にユーザは検索を始める際に，目的とする情報を含む Web ページがどのような特徴を持っているかを明確には知らない．また，ある Web ページの内容が目的に沿うものであるかどうか，つまり適合ページであるか否かを判断することはできても，その理由を判別条件として提示することは負担のかかる作業であり，ユーザが適切な条件設定（フィルタ生成）を行うことは難しい．本研究では，このフィルタ生成をユーザにできるだけ負担をかけることなく行うために，適合フィードバック [2] を用いた対話型の検索システムを提案する．適合フィードバックは，文書検索の分野で提案された，ユーザの検索要求表現（クエリ）を自動的に修正するための枠組みで，ユーザによる文書判定とその情報を利用した再検索を繰り返しながら，徐々に適合文書を集めていくという対話的アプローチを提供する．この方法を用いることで，ユーザが適合文書の判定さえすれば，適宜判別条件を自動修正していくことが可能となる．

我々はこれまで，再検索時に新たな適合文書を獲得するために有効な単語間の関係を学習する方法を提案

* 原稿受付　？年？月？日
† 科学技術振興事業団 Academic center for Computing and Media studies, Kyoto University; Yoshida-Nihonmatsu, Sakyo-ku, Kyoto city, Kyoto 606-8501, JAPAN
‡ 国立情報学研究所 National Institute of Informatics; 2-1-2 Hitotsubashi, Chiyoda-ku, Tokyo 101-8430, JAPAN
Key Words: Web page filtering, Relevance feedback, Rule learning

し，新聞記事を使った検索実験を通して，その効果を確認している [3,4]．本研究では，この方法を Web 検索エンジンが返すヒットリストから，適合ページのみを選びだすフィルタの自動生成へ適用する．なお，このフィルタは複数のルール集合で構成され，各ルールは，キーワード，論理演算子，近接演算子，タグ情報の組み合わせによって表現される．一般に，Web ページはタグ付けがなされており，タグの種類によってページ内のテキストの重要度が異なる [5]．よって，検索範囲としてタグを指定することで，Web ページの特徴を活用することができ，より効率的な絞り込みが行えると考えられる．

このように，教師付き学習を行うことによって，より精度の高い Web ページ収集を行うことを目的としたシステムは，これまでにいくつか提案されている．Syskill & Webert[6] は，情報利得を使ったキーワード抽出とベイズ分類器によるフィルタリング機能を持った Web ページ収集システムである．現在見ているページが持つリンクページの中から，もしくは検索エンジンに直接クエリを与えることにより，ユーザが興味を持つと思われるものを推薦する．このシステムはキーワードのみを特徴として用いており，本研究のようにキーワード間の関係やタグ情報などは考慮していない．また，検索エンジンが返すヒットリストのフィルタリングは行わず，そのまま用いている．Focused Crawler[7] は，フィルタリング機能を持った Web ページ収集ロボットである．このシステムは，通常の検索ロボットのように任意のページを収集するのではなく，特定の検索要求に見合う Web ページのみを選択的に収集する．辿るべきリンクを決定するために，ユーザより与えられる訓練例を使ったベイズ分類学習を行う．学習はページ内に現れる単語の頻度に基づいて行われるため，キーワード間の関係やタグ情報は考慮されない．また，予め与えられた抽象的な分類クラスをターゲットとしており，本研究のように任意の検索要求には対応しないシステムといえる．

以下の章では，まず 2 章でフィルタリングを伴う検索過程について説明する．次に 3 章でシステムの中心的な機能となる Web ページの構造を利用したフィルタリングルールの表現と生成方法について述べ，4 章で検索実験を行いシステムの能力を調べる．5 章ではシステムの効果をより詳しく考察し，最後に 6 章で本研究をまとめる．

2. 適合フィードバックによる対話的 Web 検索

Fig. 1 は，本研究で提案するシステムを使った場合の検索処理の概要である．以下，各ステップで行われる手続きについて述べる．各手続きは，図中の番号の付いた矢印における処理と対応しており，ユーザ側で行う操作とシステム側で行う操作の両方を記述している．

(1) 初期検索　初期条件として，検索エンジンに与える単語集合（以下クエリと呼ぶ）と言語設定，日付指定等の入力をユーザに促し，入力された情報を検索エンジンに与え，検索結果を得る．

(2) ユーザによる検索結果の判定　検索結果で上位にランクされた Web ページ（通常上位 10 ページ程）をユーザに判定してもらい，適合ページ（正例ページ）と非適合ページ（負例ページ）に分けて，訓練ページとして保存する．

(3) 訓練ページの解析　フィルタを生成する際に必要な情報を訓練ページの解析により得る．具体的には，各キーワードのページ中における出現場所（タイトルやアンカーテキストなど）と近接しているキーワードの組み合せを各訓練ページ毎に調べ，リテラルを生成して，フィルタを構成する条件候補集合を作る．

(4) フィルタの生成　(3) で得られた条件候補集合を使って，学習を行い，正例ページを含み負例ページを排除するフィルタを生成する．

(5) クエリの修正と再検索　ページの判定や解析を行う中で，クエリに付け加えるべき単語などが見つかった場合，また適合ページが全く見つからない場合などに，クエリを修正して検索エンジンに与え，新たな検索結果を受け取る．

(6) フィルタリング処理　検索結果で上位にランクされた Web ページからフィルタリングを行い，フィルタを通過したページが必要数集まった時点で，その結果をユーザに提示する．ただし，既にユーザによって判定が行われたページは除く．

検索は以上の手順で進み，(6) から (2) へ戻ることによりフィードバックが繰り返される．フィードバックを更に繰り返すかどうかは，そのときの検索結果を評価するユーザ側の判断で行うことができ，最終的に十分な情報が得られれば検索は終了となる．

以上の手続きの内，提示されるページの順位に直接影響する操作は，(5) と (6) である．検索エンジンでは，これら 2 つの操作を支援するための機能を提供している場合が多い．(5) のクエリの修正については，関連単語を選ぶための方法が，情報検索の分野においてこれまでに数多く研究されている [8,9]．検索エンジンの中には，MetaCrawler[1] のように実際にクエリの単語に関連した語をいくつか提示してくれるものもある．(6) のフィルタリングについては，オプションで複雑な論理式を指定することができるものなどはあるが，どのような設定をしたらいいのかを支援してくれる機能を提供するものは，今のところ存在しない．次章では，

[1] http://www.metacrawler.com

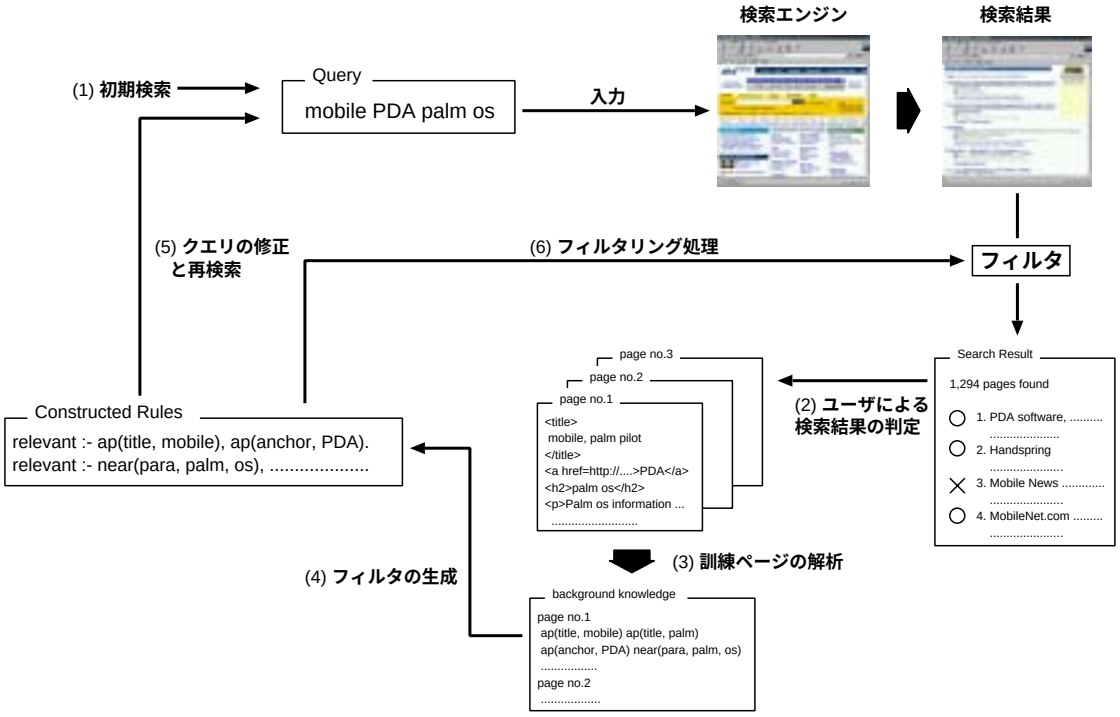


Fig. 1　フィルタリングを伴う検索処理

この (6) の操作を行うための Web ページの特徴を生かしたフィルタの表現と生成方法について詳しく述べる．

3. フィルタの表現と生成アルゴリズム

フィルタは複数のルールから構成され，各ルールはユーザから提示された正例ページと負例ページを訓練例とする分類学習を行うことにより得られる．本章では，まずルールの表現形式について述べ，次にその生成方法を示す．

3.1 ルールの表現

学習により獲得するルールは，キーワード，演算子，検索範囲の指定がなされたホーン節で表現する．ルールの条件部を構成するリテラルには，次のものを用いる．

- $ap(region\_type, word)$ ：ページ内の $region\_type$ 部分に $word$ が現れる．
- $near(region\_type, word1, word2)$ ：ページ内の $region\_type$ 部分で $word1$ と $word2$ が 10 単語以内に順不同で近接して現れる．

演算子は，単語間の基本的な位置関係を表現する．近接関係は以前からその有効性が確認されており [10]，近年この関係を指定，または自動的に考慮する検索エンジンが増えている．また，Web 検索では，同じ単語でもページ内における出現場所によってその重要度が異なると考えられる．例えば，タイトルタグ内のテキストはそのページの主題を表現していることが多く，重要な手かがりとなる．よって ap，$near$ リテラルともに $region\_type$ を加えることによって，より詳しい位置関係を指定している．$region\_type$ の種類は，以下のものである．

- $title$ ：<TITLE>タグで囲まれたテキスト．
- $anchor$ ：<A>タグで囲まれたテキスト．
- $heading$ ：<Hn>（$n = 1$〜4）タグで囲まれたテキスト．
- $para$ ：<P>タグで囲まれた 20 語以上からなるテキスト．

これらのリテラルにより，例えば次のようなルール集合が生成される．

$$\begin{cases} relevant \text{ :- } ap(title, \mathrm{mobile}), ap(anchor, \mathrm{PDA}). \\ relevant \text{ :- } near(para, \mathrm{palm}, \mathrm{os}). \end{cases}$$

各ルールは OR 関係にあり，複数のルールの内一つでも満たせば適合ページと判定する．上のルール集合は，ページのタイトルに “mobile” が現れ，かつページ内に “PDA” が現れるアンカーテキストが存在するページ，またはページ内の同一段落で “palm” と “os” が近接して現れているページを表している．

3.2 ルール集合の生成

フィルタとなるルール集合 R を生成するための手続きを Fig. 2 に示す．

3.2.1 Separate-and-Conquer 戦略

この手続きは，Separate-and-Conquer 戦略 [11] を用いており，ルール（Fig. 2 の $rule$）を一つずつ生成し，R に追加する作業を繰り返す．$rule$ が一つ生成されると，それによって被覆される文書が正例文書集合 E^+ から取り除かれるので，$rule$ が生成される度に E^+ は

入力：正例ページ集合 E^+，負例ページ集合 E^-，
　　条件候補リテラル集合 C，キーワード集合 K.
出力：ルール集合 R
変数：ルール $rule$,，除外リテラル l_1,
　　除外リテラル集合 S.
初期化：
　$K \leftarrow$ 検索式内の単語集合
　$R,\ S,\ l_1 \leftarrow empty$
　$rule \leftarrow relevant$:-
Repeat
　· $rule$ を満たす正例ページ数 p と負例ページ数 n
　　を調べる.
　if $n=0$ **then**
　　· $rule$ を R に加える.
　　· $rule$ を満たす正例を E^+ から取り除く.
　　if E^+が空集合 **then** 終了
　　else $rule$，S，l_1 を初期化.
　else
　　· S 中のリテラルを除く C 中の全てのリテラル
　　について，重み付け情報利得 G を計算する.
　　if $G>0$ となるリテラルがない **then**
　　　if $rule$ のボディ部が空 **then**
　　　　· K にキーワードを一つ加える.
　　　　· C を新しく生成する.
　　　else
　　　　· S と $rule$ を初期化する.
　　　　· l_1 を S に加え，l_1 を初期化.
　　else
　　　· G が最大となるリテラルを l_{max} とする.
　　　if $rule$ のボディ部が空 **then** $l_1 := l_{max}$
　　　· l_{max} を $rule$ と S に加える.

Fig. 2　ルール集合生成手続き

減少していき，最終的に空集合となれば手続きが終了となる．同じ正例ページであっても文書中で使われる単語や，近接して現れる単語の組合わせが違うこともあり，そのページを識別するために有効な特徴は正例ページによって異なる．

3.2.2　重み付き情報利得を用いたルール生成

各ルールは空のボディ部にリテラルを一つずつ追加していき，負例を一つも含まなくなると完成となる．追加するリテラルは，条件候補リテラル集合 C の中から選ばれる．ここで C は，キーワード集合 K と $region\_type$ を引数に代入することにより作られる全てのリテラルの内，訓練ページで実際に成り立つものの集合を指す．具体的には次のようなリテラルである．

- K のすべての要素を引数 $word$ に代入した ap リテラルを各 $region\_type$ ごとに生成したものの中で，少なくとも 1 つの正例ページで成り立つもの.
- K の要素のすべてのペアを引数 $word1$, $word2$ に代入した $near$ リテラルを各 $region\_type$ ごとに生成したものの中で，少なくとも 1 つの正例ページで成り立つもの.

また，追加するリテラルを選択する際の評価基準には，以下の式から計算される重み付き情報利得 G を用いる [12].

$$G = e^{\oplus}_{new}\{I(e^{\oplus}_{old}, e^{\ominus}_{old}) - I(e^{\oplus}_{new}, e^{\ominus}_{new})\}$$

$$I(e^{\oplus}, e^{\ominus}) = -log_2 \frac{e^{\oplus}}{e^{\oplus}+e^{\ominus}}$$

$e^{\oplus}_{old}$, $e^{\ominus}_{old}$, $e^{\oplus}_{new}$, $e^{\ominus}_{new}$ はそれぞれ，リテラル追加前と追加後に満たす正例ページと負例ページの数である．これにより，正例ページ 1 つあたりの情報利得が大きく，かつ正例ページをより多く満たすリテラルが選ばれ，追加される．なお，G が最大となるリテラルが複数存在する場合，ランダムに選択する．

3.2.3　バックトラックとキーワードの追加

ルール生成途中では，全ての正例を満たすルール集合が生成されないまま，リテラルの選択候補がなくなり，探索が止まることがある．この時，$rule$ のボディ部にリテラルが 1 つ以上追加された状態であれば，その時点で $rule$ に追加されているリテラルを全て破棄し，$rule$ の生成をやり直す．その際，同じ探索を繰り返さないため，生成をやり直す前の $rule$ に追加されたリテラルのうち，最初に追加されたもの（Fig. 2 中の変数 l_1）を予め除外しておく．そうでない場合，つまり $rule$ のボディ部が空の状態である場合，K にキーワードを新たに加え，C を新しく生成することによって選択可能なリテラルを作る．

追加するキーワードは，正例ページ集合 E^+ から選ぶ．まず各ページ中の<P>タグで囲まれた 20 単語以上からなる段落の内，クエリ内の単語を少なくとも 1 つ含むもののみを集め，これを T とする．次に T に出現する全単語集合 W の各要素 w_i に対して，以下の式から重要度を計算する．

（w_i の重要度）＝
　（T 中における w_i 平均出現頻度）×
　（w_i が現れる T 中の段落数）

この重要度が最も高いもので，クエリに使われておらず，まだ追加されてないものを新しく追加する．

4.　実験

提案手法の有効性を調べるために，2 章で説明した手順に従った検索実験を行った．

4.1　実験方法

提案手法を検索エンジンに適用するメリットとこれまでの典型的な適合フィードバック手法に対する性能比を調べるため，次の 3 つのタイプの検索についてそれぞれ 50 ページを判定し，得られた適合ページ数を比較した．

(1) 検索エンジンのみを使った検索（検索エンジンまたは engine と表記）
(2) ベクトル空間モデルを用いた適合フィードバックを行った検索（ベクトル空間モデルまたは vector と表記）
(3) フィルタリングルールを用いた適合フィードバックを行った検索（フィルタリングルールまたは rule と表記）

検索実験を行うために必要なユーザの検索要求として，コンテスト形式による検索システムの性能評価を目的とした会議である TREC[1] の Small Web Track において利用された検索課題（トピック）から初めの 20 個 (No.401〜420) を選んで用いた．このトピックの選択に意味はなくランダムな選択と等しい．またトピック数 20 は検索性能を調べるには妥当な数である．Fig. 2 は実験で用いたトピックの例で，要求内容や適合ページと判断する際の判定基準などが記述されている．

適合ページの判定は，著者を含む 4 人の被験者が行った（日本人男性 1 人，ロシア人男性 2 人，ブルガリア人男性 1 人，内 3 人は大学勤務，1 人は博士課程学生で全員，十分な英語の読解能力を持つ）．各トピックに対して初期クエリ（各トピックの<title>タグに記された 1〜3 個の単語）を検索エンジンに入力することによって得られたヒットリストの上位 500 ページをダウンロードしておき，各ページに対してその内容がトピックの要求に適合するかどうかを予め各被験者に判定しておいてもらった．よって 3 つの検索はこの共通する 500 ページに対して行われた．また，被験者には特定の手法の検索結果という情報が与えられないため，判定を恣意的に行うことはできない．以下 (1)〜(3) での具体的な検索方法と判定手続きについて説明する．

(1) の検索では，検索エンジンに，検索精度が良いとされる Google[2]（英語版）を用い，初期検索で得られたヒットリストの上位 50 ページを調べた．

(2) の検索のベクトル空間モデルを用いた適合フィードバックは，2 章で述べた手続き 5 のように検索エンジンに与えるクエリを直接修正する方法ではないが，クエリベクトルに含まれる単語の重みを修正することがクエリの修正と対応しており 2 章の手続き 5 の代替方法と見なすことができる．一般的に用いられるクエリベクトルの修正式を次式に示す．

$$Q^{new} = \alpha Q^{old} + \beta \frac{1}{N^+} \sum_{rel}^{N^+} D^+ - \gamma \frac{1}{N^-} \sum_{non\ rel}^{N^-} D^-$$

D^+，D^- はそれぞれユーザによって示された適合ページと非適合ページから作られる単語ベクトル，N^+，N^- はそれらの数を表す．α,β,γ のパラメータはそれぞれ 8,16,4 の組み合わせで使われることが多くこの実験でもこの組み合わせを用いた [13]．ページ内の単語の重み付けは TREC コンテストで高い性能を示した okapi システムが採用している方法を用いた [14]．重み v_i の計算式を次式に示す．

$$v_i = \frac{tf}{tf + 0.5 + 1.5\frac{doclen}{avgdoclen}} \cdot \frac{\log(\frac{colsize + 0.5}{docf})}{\log(colsize + 1)}$$

tf はページ内での単語の頻度，$docf$ は単語が現れるページ数，$doclen$ はページ内に現れる単語数，$avgdoclen$ は 500 ページでの $doclen$ の平均値，$colsize$ は総ページ数（この実験では 500）を表している．ヒットリストの上位 10 ページを判定する毎にクエリベクトルの更新を行い，この更新されたクエリベクトルを使って 500 ページを適合度の高い順にソートし新しいヒットリストを作る．この作業を 4 回繰り返すことによって合計 50 ページの判定を行った．

(3) の検索は初期検索で得られたヒットリストの上位から 10 ページ判定する毎にフィルタを新しく生成し，ヒットリストはそのままでフィルタのルールを満たすかどうかのチェックを 1 位にランクされたページからやり直す．これによりフィードバック前にフィルタを通過しなかったページが新たに適合ページとなることもある．実験ではこの作業を 4 回繰り返し，合計 50 ページ調べた．

実験に先立ち，2 章で説明した検索を実際の検索エンジンを使って行うことの出来るインタフェースを作成した．Fig. 3 は，そのインタフェースの概観である．クエリ入力に加え，適合性判定のマーキング，ルール生成などを行うことができる．

Fig. 3　システムインタフェース

4.2　実験結果

Fig. 4 は，前節で説明した 3 つの検索結果から得られた判定ページ数と獲得適合ページ数の関係を示したものである．各値は 4 人の被験者と 20 個のトピックについての平均値であり，1 人が 1 トピックについて

[1] http://trec.nist.gov
[2] http://www.google.com

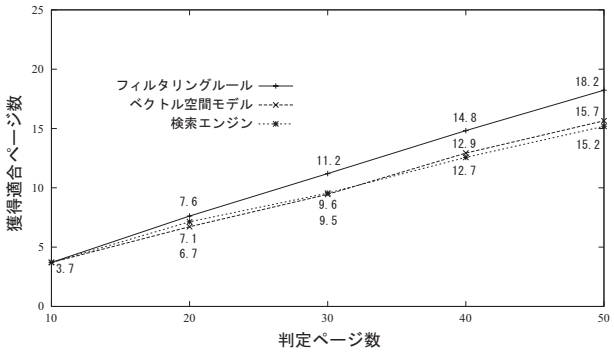


Fig. 4 獲得適合ページ数

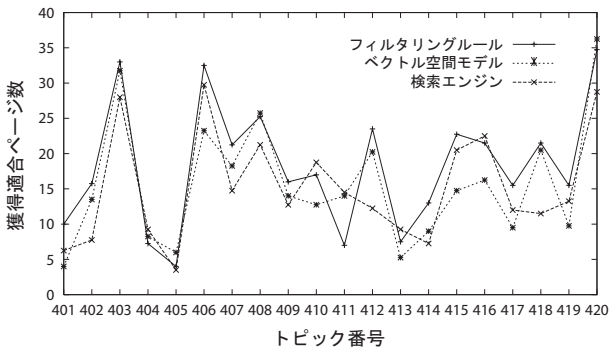


Fig. 5 トピック別獲得適合ページ数

Table 1 検定結果

	engine *vs*. rule	vector *vs*. rule	engine *vs*. vector
被験者 A	$15.9 < 19.6$（有意）	$19.7 > 19.6$（有意でない）	$15.9 < 19.7$（有意）
被験者 B	$12.5 < 14.6$（有意でない）	$10.2 < 14.6$（有意）	$12.5 > 10.2$（有意でない）
被験者 C	$16.3 < 19.0$（有意）	$16.2 < 19.0$（有意）	$16.3 > 16.2$ （有意でない）
被験者 D	$16.1 < 19.8$（有意）	$16.5 < 19.8$（有意）	$16.1 < 16.5$ （有意でない）
合計	$60.8 < 73.0$（有意）	$62.6 < 73.0$（有意）	$60.8 < 62.6$（有意でない）

50 ページの判定を行った場合に得られる適合ページ数の期待値を表している．最初の 10 ページはどの検索でも同じものを評価するので差はないが，それ以降判定ページが増えるにつれて提案手法による検索と他の 2 つの検索との差が開いている．50 ページを判定した段階で平均 3 ページ前後多く適合ページが得られている．この差が有意なものであるかどうかを調べるため，50 ページの判定後に，各被験者の各トピックで得られた適合ページ数の分布の平均値の差を検定した．検定方法には student の t 検定を用いた．また被験者全員の合計値（各トピックにつき被験者全員の適合ページ数を合計したもの）の分布についても検定を行った．Fig. 1 にその結果を示す．各被験者ごとに 3 つの検索間での平均値の大小の比較とその検定結果が示されている．被験者個別で違いはあるものの，フィルタリングを用いた検索は他の 2 つの検索と比べて概ね有意な差が得られていると見ることが出来る．以上のように平均的に見てフィルタリングの効果が現れていると言えるが，トピックによってその効果は大きく異なる．

Fig. 5 は 50 ページ判定後の獲得適合ページ数をトピック別に示したものである．各値は 4 人の被験者の平均値であり，効果が得られているものとそうでないものとの差がはっきりと現れている．全体的に見て，フィルタリングの効果が現れているといえるが，効果の現れ方はトピックによって様々である．次章で効果が現れたトピックとそうでないものについていくつか取り上げ考察する．

5. 考察

実験結果から，提案手法による検索結果が全体的に優位であることがわかったが，Fig. 5 に見られるようにトピックによってその効果にはばらつきがある．ここでは提案手法と他の 2 つの方法による検索結果を比較しながら，提案手法の特徴を考察する．

5.1 検索エンジンとの比較

まず検索エンジンとの比較では，12 番と 18 番のトピックに提案手法によるフィルタリングの効果が良く現れている．Fig. 2 はトピック番号 12 番の検索要求である．この検索要求に対して検索エンジンが返すヒットリストの中には，適合ページの他に，「旅行者が心得ておくべき注意点」を紹介しているページが多く含まれていた．フィルタリングを使った検索では，このような非適合ページを多く排除できたため効果が大きく現れた．Table 3 は，このトピックに関する検索過程で生成されたルールの内，適合ページを多く獲得したものの一部である（各ルールともボディ部のみを示してある）．各ルールをみてわかるように，“airport” と “security” を基本に，“faa”(The federal Aviation Administration の略称) や “screening” といった具体的な機関名やシステム名を意味する単語が組み合わされることにより，精度の高いフィルタリングが行われていた．また，Fig. 4 は 18 番の検索要求である．この検索要求に対しては，キルトについて書かれた本，キルト教室等を紹介したものが適合ページとなるが，フィルタリングを使った検索では，これらのページの特徴をうまく捕らえて効果を上げており，特にキルト製品をオンライン販売しているページが多く検索されて

Table 2　トピック 12 番

<num> Number: 412
<title> airport security
<desc> Description: What security measures are in effect or are proposed to go into effect in airports?
<narr> Narrative: A relevant document could identify a specific airport and describe the security measures already in effect or proposed for use at that airport. Relevant items could also describe a failure of security that was cited as a contributing cause of a tragedy which came to pass or which was later averted. Comparisons between and among airports based on the effectiveness of the security of each are also relevant.

Table 3　トピック 12 番で生成されたルールの例

```
:- ap(anchor,screening).
:- near(para,security,system),ap(title,airport).
:- near(para,security,airports),near(para,security,access).
:- near(para,security,airports),near(para,faa,system).
```

Table 4　トピック 18 番

<num> Number: 418
<title> quilts, income
<desc> Description: In what ways have quilts been used to generate income?
<narr> Narrative: Documents mentioning quilting books, quilting classes, quilted objects, and museum exhibits of quilts are all relevant. Documents that discuss AIDs quilts are irrelevant, unless there is specific mention that the quilts are being used for fundraising.

Table 5　トピック 18 番で生成されたルールの例

```
:- ap(para,online), ap(title,quilts).
:- ap(anchor,online), ap(title,quilting), ap(anchor,quilting).
:- ap(para,block), near(para,quilt,block), ap(anchor,fabric).
:- ap(title,quilting), ap(anchor,fabric).
```

いた．Table 5 に，同じく適合ページを多く獲得したルールの一部を示す．この中で，“online” と “quilt” の 2 つの単語が用いられているルールにより，オンラインショップ関連のページが選び出されていた．また，“fabric” と “quilt” が用いられているルールで得られたページでは，織物コレクションの一部としてキルトが紹介されていた．

上の 2 つのトピックは，より多くの適合ページを見つけ出すという効果は同じものの，得られた適合ページは必ずしも検索エンジンが返すヒットリストの上位から順に選ばれているわけではない．これは次のような（擬似的な）再現率を計算することによって示される．つまり，フィルタを使って 50 ページ調べた場合に得られる適合ページ集合を R_1，検索エンジンが返すヒットリストの上位 50 ページに含まれる適合ページ集合を R_2 とした場合に $\frac{R_1 \cap R_2}{R_1}$ で示される値はヒットリストに元々含まれる適合ページをフィルタが残している割合を示している．12 番のトピックではこの値が 0.71 と数値が高く，上位 50 ページに含まれる適合ページの多くが検索されているのに対し，18 番のトピックでは 0.47 と低い数値となっており，50 位よりも下位にランクされている適合ページも多く検索されていることを示している．18 番のトピックに関しては，先に述べたように同種の適合ページ（この場合オンラインショッピングサイト）に特化されたフィルタが生成されていることによると考えられるが，一般に生成されるフィルタの質は生成時に用いる訓練ページの質に依存する．本実験では適合ページの再現性に関しては特に制約を設けていない（トピックごとに記述された客観的基準以外に適合ページの質を問わない）ため調べたページ全てを訓練ページとして与えているが，実際の検索ではユーザは検索過程を通して要求する適合ページの質を決めていくことも多いため，そのような場合には求める適合ページの質を考慮した訓練ページの与え方が必要となる．

5.2　ベクトル空間モデルとの比較

次にベクトル空間モデルによる適合フィードバックを用いた検索と比較すると，6 番のトピックにフィルタリングの効果がよく現れている．このトピックは，Fig. 6 の検索要求に見られるようにパーキンソン病の治療方法を探すものであるが，この病気の治療法は薬による処方が主であるため，クエリベクトル中では，“agonist”，“levodopamin”，“selegiline” など具体的な薬を示す単語が高い重みを持つ．しかし，肝心の “parkinson” や “treatment” などの単語の重みがそれほど高くないため，アルツハイマーについて書かれたページや単に薬の説明がなされたページなどパーキンソン病との関連について少し触れられた程度のページが検索されていた．一方，提案手法の方は Fig. 7 に見られるように薬の名前を表す単語はほとんど使われておらず，“parkinson”，“treatment” などの数語の出現位置や組み合わせによってフィルタを構成することで適合ページの選別を行っていた．

Table 6　トピック 6 番

<num> Number: 406
<title> Parkinson's disease
<desc> Description: What is being done to treat the symptoms of Parkinson's disease and keep the patient functional as long as possible?
<narr> Narrative: A relevant document identifies a drug or treatment program utilized in patient care and provides an indication of success or failure.

Table 7　トピック 6 番で生成されたルールの例

```
:- near(head, parkinson, disease).
:- near(para, disease, patients), near(para, parkinson, treatment), ap(head, parkinson).
:- near(para, disease, patients), near(anchor, parkinson, treatment).
:- ap(anchor, disease), ap(para, patients), ap(title, parkinson), near(anchor, parkinson, disease).
:- near(para, patients, levodopa).
```

5.3　効果が現れない例

多くのトピックに関して良好な結果を残す半面，11 番のトピックなど，他の 2 つの手法に対して，効果が全く見られなかったトピックもあった．Fig. 8 はこのトピックの検索要求である．このトピックに適合する

Table 8 トピック 11 番

<num> Number: 411
<title> salvaging, shipwreck, treasure
<desc> Description: Find information on shipwreck salvaging: the recovery or attempted recovery of treasure from sunken ships.
<narr> Narrative: A relevant document will provide information on the actual locating and recovery of treasure; on the technology which makes possible the discovery, location and investigation of wreckages which contain or are suspected of containing treasure; or on the disposition of the recovered treasure.

Table 9 トピック 11 番で生成されたルールの例

:- ap(anchor,shipwreck).
:- ap(anchor,shipwreck),ap(anchor,salvaging).

ページとしては，リンク集，掲示板，ニュース，宝探しのグループのホームページなどが挙げられるが，それぞれの適合ページは少しずつしかないため，本稿で説明したルール生成アルゴリズムでは，個々のページに特化された特徴が生成されてしまうことから，類似ページの選別が十分行えず，効果が出なかったと考えられる．Table 9 には，生成されたルールの中で適合ページが得られたものを示してある．これらを見てわかるように，生成されたルール数が少なく，条件部も Web ページを絞り込むには不十分であるため，フィルタリングの効果が現れなかった．

6. まとめ

本研究では，検索エンジンが返すヒットリストを逐次的にフィルタリングすることによって，適合ページを効率よく選別する対話的な検索方法とフィルタを構成するルールの生成アルゴリズムについて説明した．提案手法は，Web ページ中のキーワードの位置関係と構造的条件を加味してフィルタを自動生成し，複雑な絞り込みを行うことができる．本研究では，これを実験を通して確認することができた．

現行の検索エンジンでは，このようにユーザからのフィードバック情報を処理し，ユーザが持つ情報要求の具体化を支援する枠組みはまだ提供されておらず，検索エンジンをより有効に活用するために本研究で述べたアプローチは十分有効であると考えられる．

今後の課題としては，ユーザがページの判定をスムーズに行うためのインタフェースの工夫や視覚化機能を追加することなどが挙げられる．また，適合フィードバックを行う際にユーザの負担となる判定ページの必要数をできるだけ減らすことは重要であり，クラスタリング機能の追加なども必要である．

参 考 文 献

[1] M.B. Jansen, A. Spink, J. Bateman and T. Saracevic “Real life information retrieval: A study of user queries on the web,” SIGIR Forum, Vol.32, No.1, pp.5-17, 1998.

[2] G. Salton and C. Buckley, “Improving Retrieval Performance by Relevance Feedback,” Journal of the American Society for Information Science, Vol.41, No.4, pp.288-297, 1990.

[3] 岡部正幸，山田誠二，“関係学習を用いた対話的文書検索，” 人工知能学会誌，Vol.16, No.1P, 2001.

[4] M. Okabe and S. Yamada, “Interactive Document Retrieval with Relational Learning,” Proc. 16th ACM Symposium on Applied Computing, pp.27-31, 2001.

[5] D. Zhang and D. Yisheng, “An efficient algorithm to rank Web resources”, Proc 9th Int. World Wide Web Conf, pp.449-455, 2000.

[6] M. Pazzani, J. Muramatsu and D. Billsus, “Syskill & Webert: Identifying interesting web sites,” Proc. AAAI, 1996.

[7] S. Chakrabarti, M. Berg and B, Dom, “Focused Crawling: A New Approach to Topic-Specific Web Resource Discovery,” Proc 8th Int. World Wide Web Conf, 1999.

[8] M. Mitra, A. Singhal and C. Buckley, “Improving automatic query expansion,” Proc. 21st annual international ACM SIGIR, pp.206-214, 1998.

[9] J. Xu and W.B. Croft, “Query expansion using local and global document analysis,” Proc. 19th annual international ACM SIGIR, pp.4-11, 1996.

[10] E.M. Keen, “Some aspects of proximity searching in text retrieval system”, Journal of Information Science, Vol.18, No.2, pp.89-98, 1992.

[11] J. Furnkranz, “Separate-and-Conquer Rule Learning,” Artificial Intelligence Review, Vol.13, No.1, 1999.

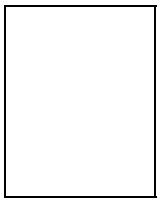
[12] J.R. Quinlan and R.M. Cameron-Jones, “Induction of Logic Programs: FOIL and Related Systems,” New Generation Computing, Vol.13, Nos.3,4, pp.287-312, 1995.

[13] M. Iwayama, “Relevance Feedback with a Small Number of Relevance Judgements: Incremental Relevance Feedback vs. Document Clestering,” Proc. 20th annual international ACM SIGIR, pp.10-16, 2000.

[14] A. Leuski and J. Allan, “Improving Realism of Topic Tracking Evaluation,” Proc. 22th annual international ACM SIGIR, pp.89-96, 2002.

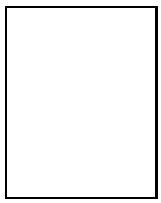
著 者 略 歴

岡部 正幸 (非会員)



2001 年 3 月東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻博士課程修了．同年 4 月科学技術振興事業団研究員となり現在に至る．知的情報検索の研究に従事．人工知能学会会員．

山田　誠二 (非会員)



1989 年大阪大学大学院博士課程修了．同年同大学基礎工学部助手．1991 年同大学産業科学研究所講師．1996 年東京工業大学大学院総合理工学研究科助教授．2002 年 4 月国立情報学研究所教授となり現在に至る．人工知能，特に，Web での情報検索，ロボット学習の研究に従事．情報処理学会，日本ロボット学会，電子情報通信学会，AAAI，IEEE 各会員．