

対話的に文書ランキングを調整できる WWW 検索支援手法

木下 敦史 仲川こころ 高田喜朗 関 浩之

奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

現在 AltaVista, Google などのキーワード型検索サービスが数多く提供されており, ユーザにとって簡便で手早い検索手法として広く受け入れられているが, 未だ問題点も多く, 検索作業におけるユーザの負担は増大しているのが実情である. 従来の検索支援に関する研究が主に検索作業の効率や精度向上を目指しているのに対し, 本研究では, 検索作業におけるユーザの心理的な負担の軽減に着目している. 具体的には, キーワード型検索サービスの結果として表示される文書集合のランキング (抽出した文書をスコアの降順に並べたリスト) をユーザが自由に調整できる手段を提供し, ユーザの調整結果をランキングに反映する 3 通りの方法を提案する. また, 提案手法を実装した試作システムの概要と, 試作システムを用いた現在までの評価実験の結果を報告する.

An Interactive Method for Supporting WWW Retrieval Based on Adjustable Ranking of Documents

Atsufumi Kinoshita Kokoro Nakagawa Yoshiaki Takata and Hiroyuki Seki

Graduate School of Information Science
Nara Institute of Science and Technology

We propose a method for supporting WWW document retrieval which allows a user to adjust a ranking of documents. Many keyword-based search services are available and these services provide a user with a ranked list of documents, arranged in a descending order of relevancy to input keywords. Various scoring methods to rank documents have been proposed; however, a highly-ranked document is not always a desirable one for the user. This difference puts stress on the user because not only is it difficult to find desirable documents, but also no means to adjust the ranking is provided. To overcome the problem, we propose three methods for allowing a user to directly adjust ranking of documents. A retrieval system based on the proposed method has been implemented and experimental results on 6 human subjects are presented.

1 はじめに

WWW (World Wide Web) の普及とそこに流通する文書の増加とともに, 数多くの WWW 検索サービスが提供されるようになった. しかし未だ問題点も多く, 検索作業におけるユーザの負担は増大しているのが実情である. 従来検索の効率や精度 (再現率・適合率) に注目した研究が多くなされているが, 本研究では特に検索作業中に生じる心理的負担に着目し, これを軽減することを最終の目的としている. 具体的には, 文書リストの順位付け (ランキング) をユーザが直接調整できるような手段を提供することによって, 検索作業における心理的負担の軽減を図る.

現在のキーワード検索サービスでは, 検索要求のたびに, データベース中の各文書に対してクエリー (ユーザが入力したキーワードや検索式) との適合度を計算し, その値がしきい値よりも大きい文書だけを適合度の降順に並べたリストをユーザに提示する. ユーザにとって適合度の高い文書がランキングの下位に配置されてしまうような場合もしばしば生じるが, このような場合にユーザはランキングを変更・修正する手段を持たないため, 不適切なランキングに我慢を強いられることになる. 上記

の問題について, ユーザの検索目的や特徴を自動的に推測し, クエリーを適応させていくような研究がある (適合フィードバック [12]). しかし, 著者らの知る限り, ユーザがランキングやスコア計算規則そのものを直接制御・修正できるような手法はほとんど研究されていない.

本研究では, 提示されたランキングをユーザが自分の検索目的に沿うように調整し, システムはその調整結果を基に文書のスコア計算規則を修正する, という手法を提案し, 上記問題の解決を図る.

以下, 2 節で提案手法の概要を述べ, 3 節ではスコア計算規則を修正する (クエリーベクトルを推測する) 3 通りの手法を提案する. 4 節では試作システムと被験者を用いて行った実験の概要と現在までの実験結果を述べる. また他研究との関連について 5 節で述べる.

2 システム設計の方針

2.1 動作手順の概要

提案手法による動作手順は以下のようになる:

- (1) ユーザがキーワードを入力する.

	検索目的との適合度
1. score:99 http://www.aaa.com/	... ✓ yes
2. score:98 http://www.bbb.com/	... no
3. score:96 http://www.ccc.com/	... no
4. score:90 http://www.ddd.com/	... ✓ yes
5. score:89 http://www.eee.com/	... no
⋮	
11. score:68 http://www.kkk.com/	... ✓ yes

図 1: ユーザによるランキングの調整

- (2) システムは、データベース中の各文書ごとにキーワードに対する適合度を計算し、その降順に並べた文書リスト（初期ランキング）を出力する。
- (3) ユーザは、不当に順位が低いと感じる文書を上位に上げるか、または自分にとって不適合と感じる文書を下位に下げる操作を行う（図 1）。
- (4) システムは、ユーザの調整操作（文書順位の上げ/下げ）からユーザの調整意図を推測し、スコア計算規則を変更する（3 節）。
- (5) システムは、手順 (4) で推測した新しい計算規則を用いて、手順 (2) で抽出した各文書のスコアを再計算し、新しいランキングをユーザに提示する。

一回の調整作業ごとにランキング中の全文書のスコアが再計算されるため、ユーザが直接調整しなかった文書も順位が変化することになる。ユーザにとっての適合度を手順 (4) でうまく推測できれば、新しいランキングでは適合文書が（調整前よりも）上位に集まると期待できる。

以下、本手法の各要素について説明する。

2.2 ランキングの作成と調整

2 つのベクトル v_1 と v_2 間の類似度 $\text{sim}(v_1, v_2)$ を以下のように 2 種類定義する。

$$\text{sim}(v_1, v_2) = (v_1, v_2) \quad (1)$$

$$\text{sim}(v_1, v_2) = \frac{(v_1, v_2)}{|v_1||v_2|} = \cos \theta \quad (2)$$

ここで、 (v_1, v_2) は v_1 と v_2 の内積、 θ は v_1 と v_2 のなす角、 $|v_1|$ は v_1 の長さを表す。3 節で述べる推測方法毎にこの 2 種類の類似度を使い分ける。

ユーザが手順 (1) で入力したキーワードの集合を $KW = \{kw_1, kw_2, \dots, kw_p\}$ とすると、文書 d の KW に対する縮約特徴ベクトル d は以下で定義される $p+m$ 次元ベクトルである。

$$d = \underbrace{(c_{kw_1, d}, c_{kw_2, d}, \dots, c_{kw_p, d})}_p \underbrace{(c_{f_1, d}, \dots, c_{f_m, d})}_m \quad (3)$$

ここで、 $c_{kw_u, d}$ ($1 \leq u \leq p$) はキーワード kw_u と文書 d の関連度 ($tf * idf[18]$ など)、 $c_{f_v, d}$ ($1 \leq v \leq m$) は単語以外の文書の特徴を示す値である（例えばリンク密度や更新の新しさなど）。

システムが手順 (4) で推測するスコア計算規則とは、縮約特徴ベクトルの各成分に対する重みを成分に持つベクトル $k = (k_1, k_2, \dots, k_{p+m})$ （クエリーベクトルと呼ぶ）である。 k の x 番目の成分 k_x は、 d の x 番目の成分に対する重みを示している。システムが手順 (2) で抽出した文書集合を D 、ユーザの i 回目の調整操作に応じてシステムが作るクエリーベクトルを $k^{(i)}$ とする。 i 回目の調整後の文書 d のスコア $\text{score}(d, i)$ ($i \geq 0$) を、

$$\begin{aligned} \text{score}(d, 0) &= \text{sim}(d, k^{(0)}) \\ \text{score}(d, i) &= \text{sim}(d, k^{(i)}) + \alpha(\text{sim}(d, k^{(i)}) \\ &\quad - \text{sim}(d, k^{(i-1)})) \end{aligned} \quad (4)$$

とする（ α は、今回の調整による変化をどの程度強調するかを決める非負定数。 α が 0 の場合、 $\text{score}(d, i)$ は $\text{sim}(d, k^{(i)})$ と等しい。）ユーザの i 回目の調整後の D のランキングとは、以下の不等式を満たす文書リスト $d_1, d_2, \dots, d_{|D|}$ である。

$$\text{score}(d_1, i) \geq \text{score}(d_2, i) \geq \dots \geq \text{score}(d_{|D|}, i) .$$

ただし、初期ランキングの作成（手順 (2)）には $k^{(0)} = (\underbrace{1, 1, \dots, 1}_p, \underbrace{0, 0, \dots, 0}_m)$ で表される初期クエリーベクトル¹を用いる。 $k^{(i)}$ ($i \geq 1$) の作成方法を 3 節で述べる。

3 クエリーベクトルの推測

2.1 節手順 (3) において、ユーザが文書 d_h を文書 d_l ($1 \leq l < h \leq |D|$) のすぐ上に移動する調整操作を行った場合、ユーザは次のような意図を持っていると仮定する。

- d_h は d_1, d_2, \dots, d_{l-1} よりも検索目的に適していない
- d_h は $d_l, d_{l+1}, \dots, d_{h-1}$ よりも検索目的に適している

上記の条件を満たす新しいクエリーベクトルを作成するために、本研究では、以下に述べる 3 種類のクエリーベクトル推測手法を提案する（3.1 ~ 3.3 節）。ただしこれらの推測手法は、必ずしも文書 d_h をちょうど d_{l-1} と d_l の間に配置するものではない。2.1 節で述べたとおり、ユーザの調整意図に対して適切なクエリーベクトルを推測することができれば、新しいランキングでは適合文書が上位に集まることが期待できる。

¹手順 (1) でユーザがキーワード以外の要素についても指定できるように実装すると、後半の m 成分についても 0 以外の数値を持ちうる初期クエリーベクトルになる。

3.1 成分補正法

文書 d_i の縮約特徴ベクトル第 j 成分 ($1 \leq j \leq p+m$) を $d_{i,j}$ と書く。すなわち $d_{i,1} = c_{kw_1,d_i}, \dots, d_{i,p+m} = c_{f_m,d_i}$ (式 (3) 参照)。また $d_l, d_{l+1}, \dots, d_{h-1}$ の平均ベクトルを d_{lows} とする。すなわち $d_{lows} = \sum_{i=l}^{h-1} d_i / (h-l)$ 。 d_{lows} の第 j 成分も $d_{lows,j}$ と表す。本手法では、新しいクエリベクトルの第 j 成分 $k_j^{(i)}$ を、現在のクエリベクトルの第 j 成分 $k_j^{(i-1)}$ と、2 つの縮約特徴ベクトル d_{lows} 、 d_h の第 j 成分の差 $d_{h,j} - d_{lows,j}$ に基づいて決定する。

具体的には、まず、スカラー y を未知数とする次のような 1 次不等式を考える。

$$\frac{\text{sim}(\mathbf{md}_h, \mathbf{k}^{(i-1)} + y(\mathbf{md}_h - \mathbf{md}_{lows}))}{\text{sim}(\mathbf{md}_{lows}, \mathbf{k}^{(i-1)} + y(\mathbf{md}_h - \mathbf{md}_{lows}))} \geq 1 \quad (5)$$

ここでは類似度として式 (1) を用いる。また、 \mathbf{md}_h 、 \mathbf{md}_{lows} はそれぞれ d_h 、 d_{lows} に対して後で述べる補正を行ったベクトルである。式 (5) は、補正後のベクトル $\mathbf{md}_h, \mathbf{md}_{lows}$ において、 \mathbf{md}_h と $\mathbf{k}^{(i-1)} + y(\mathbf{md}_h - \mathbf{md}_{lows})$ の類似度が \mathbf{md}_{lows} と $\mathbf{k}^{(i-1)} + y(\mathbf{md}_h - \mathbf{md}_{lows})$ の類似度以上になることを意味している。

そして、式 (5) を満たす最小の y に対して、

$$\mathbf{k}^{(i)} = \mathbf{k}^{(i-1)} + y(\mathbf{md}_h - \mathbf{md}_{lows})$$

を新しいクエリベクトルとする。

補正について $d_i = (d_{i,1}, d_{i,2}, \dots, d_{i,p+m})$ に対し、ベクトル \mathbf{md}_i を以下のように定義する。

$$\mathbf{md}_i = (\eta_1 d_{i,1}, \eta_2 d_{i,2}, \dots, \eta_{p+m} d_{i,p+m})$$

すなわち \mathbf{md}_i は、 d_i の第 j 成分に補正係数 η_j (後述) を掛けたものである。 d_{lows} に対しても同様に、 \mathbf{md}_{lows} を定義する。 η_j ($1 \leq j \leq p+m$) は次のように定義される²。

$$\eta_j = \begin{cases} 0 & d_{h,j} > d_{lows,j} \wedge d_{l-1,j} < d_{lows,j}, \text{ or} \\ & d_{h,j} < d_{lows,j} \wedge d_{l-1,j} > d_{lows,j} \\ 0.5 & d_{h,j} > d_{lows,j} \wedge d_{l-1,j} < \frac{d_{lows,j} + d_{h,j}}{2}, \text{ or} \\ & d_{h,j} < d_{lows,j} \wedge d_{l-1,j} > \frac{d_{lows,j} + d_{h,j}}{2} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

この補正は、クエリベクトルを作成する際に、ユーザが変更を希望していないと思われる成分をシステムが誤って大幅に変更してしまうことを避けるために行う。すなわち：

- $\eta_j = 0$ となるのは、第 j 成分に関して、上位に移動した d_h が d_{lows} より値が大きいかにも関わらず、 d_{l-1}

²以下、特別な場合として $l=1$ の時は $d_{l-1} = d_h$ とみなす。

が d_{lows} よりも小さい場合、もしくは d_h が d_{lows} より値が小さいにも関わらず、 d_{l-1} が d_{lows} よりも大きい場合である。この場合、ユーザの調整意図は第 j 成分とは無関係であると考え、補正係数 η_j を 0 とする。

- $\eta_j = 0.5$ となるのは、第 j 成分に関して、 d_{l-1} が d_h よりも d_{lows} に近い場合である。この場合、ユーザの調整意図と第 j 成分の関係は、 d_{l-1} が d_{lows} よりも d_h に近い場合 ($\eta_j = 1$ の場合) に比べて薄いと考え、補正係数を $\eta_j = 0.5$ とする。

3.2 E 尺度に基づく推測手法

3 節の冒頭で述べた通り、ユーザが i 回目の調整で文書 d_h を文書 d_l ($1 \leq l < h \leq |D|$) のすぐ上に移動した場合について考える。本手法では次の 2 つのベクトル g (good) と b (bad) を用いる。

$$g = (d_{l-1} + d_h) / 2$$

$$b = d_{lows} = \sum_{i=1}^{h-1} d_i / (h-l) \quad (3.1 \text{ 節})$$

ユーザの調整意図を反映した新しいクエリベクトル $k^{(i)}$ を求めるため、本手法では E 尺度 [17] の概念を用いる。 E 尺度は検索結果を評価するための指標の 1 つで、検索結果の適合率 P と再現率 R の重み付き調和平均から求められる。また、値が小さいほど良い検索結果であることを意味する。

$$E = 1 - \frac{(\beta^2 + 1)PR}{\beta^2 P + R} \quad \beta \text{ は非負定数} \quad (6)$$

β は適合率と再現率のどちらを重視するかを設定するための非負定数で、両者を同等に見る場合は $\beta = 1$ である。直感的に、新しいクエリベクトル k は、出来るだけ g に類似し、かつ、出来るだけ b に類似していない事が求められる。本手法はこの関係を再現率と適合率のトレード・オフに見立てることで、 k の最適化問題を E 尺度の最小化問題と定式化する。本手法では類似度として式 (2) を用いる。また、ベクトル間の非類似度 $\text{dsim}(v_1, v_2)$ を以下のように定義する。

$$\text{dsim}(v_1, v_2) = \sqrt{1 - \left(\frac{(v_1, v_2)}{|v_1| |v_2|} \right)^2} = \sin \theta \quad (7)$$

次に、(6) 式の P, R を $\text{sim}(g, k), \text{dsim}(b, k)$ で置き換えた式

$$E = 1 - \frac{(\beta^2 + 1) \text{sim}(g, k) \text{dsim}(b, k)}{\beta^2 \text{sim}(g, k) + \text{dsim}(b, k)}$$

を最小にする k を求め、 $k^{(i)}$ とする。簡単のため $\beta = 1$ とすると、与えられたベクトル g と b に対して、以下

の r が最大になるような k を求めれば良い。

$$r = \frac{\text{sim}(\mathbf{g}, \mathbf{k}) \text{dsim}(\mathbf{b}, \mathbf{k})}{\text{sim}(\mathbf{g}, \mathbf{k}) + \text{dsim}(\mathbf{b}, \mathbf{k})} \quad (8)$$

(8) 式 r を最大にする長さ 1 のベクトル k は、次式 (9) で求めることができる (導出過程は付録参照) 。

$$\mathbf{k} = \frac{c\mathbf{g} - \mathbf{b}}{|c\mathbf{g} - \mathbf{b}|} \quad \text{ただし} \quad c = \frac{1 + \sin\theta}{\cos\theta} \quad (9)$$

3.3 類似度順に基づく推測手法

同様に、ユーザが i 回目の調整で文書 d_h を文書 d_l ($1 \leq l < h \leq |D|$) のすぐ上に移動した場合について考える。3 節冒頭で述べた条件を満たすランキングを生成するために、下記の不等式を満たすクエリベクトル $k = (k_1, \dots, k_{p+m})$ を求める。ただし、本手法では類似度として式 (1) を用いる。

$$\text{sim}(d_h, \mathbf{k}) \leq \text{sim}(d_j, \mathbf{k}) \quad \text{for } 1 \leq j \leq l-1 \quad (10)$$

$$\text{sim}(d_h, \mathbf{k}) \geq \text{sim}(d_j, \mathbf{k}) \quad \text{for } l \leq j \leq h-1 \quad (11)$$

式 (10)、式 (11) を満たす解は一般に複数存在するため、 k_1, \dots, k_{p+m} に対する別の線形制約式として

$$k_1 + \dots + k_{p+m} = k_1^{(i-1)} + \dots + k_{p+m}^{(i-1)} \quad (12)$$

を考える。ここで $k^{(i-1)} = (k_1^{(i-1)}, \dots, k_{p+m}^{(i-1)})$ は前回のクエリベクトルである。以上の制約式 (10)、(11)、(12) を満たし、かつ、 $k^{(i-1)}$ と k の類似度が最大になるようなベクトル k を線形計画法 [10] によって求め、新しいクエリベクトル $k^{(i)}$ とする。ただし、そのような解 k が存在しない場合は $k^{(i)} = k^{(i-1)}$ とする。

4 評価実験

提案手法を実装した試作システムを用いて被験者にランキングの調整作業を行ってもらい、

- ユーザの調整意図 (任意の成分に対する重みの上げ / 下げ) をうまく推測し、適切なランキング (適切なクエリベクトル) を作成できたか。また、より多くの適合文書を上位に配置することができたか。
- ユーザの調整意図を正しく推測できた場合とそうでない場合で、検索の精度が影響を受けたか

などの評価を行った。

4.1 試作システムの実装

システムは、データベース構築部、検索エンジン、フロントエンドプロセッサからなる (図 2)。データベース構築部と検索エンジンは、従来のキーワード型システムのものと同等である。これらはユーザから指定されたキーワードを入力として、

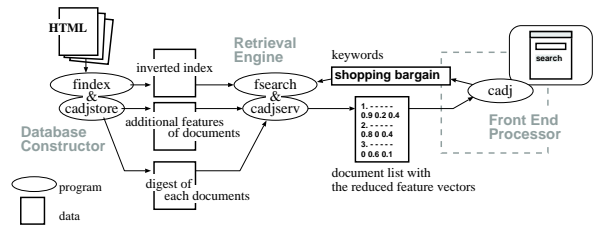


図 2: システム概要

表 1: 検索課題とキーワード

検索課題 1	マックのソフトウェアリンク集
キーワード	マック, ソフト, ダウンロード, リンク
検索課題 2	今年度に行われる国内の国際会議
キーワード	国際, 会議, 2001
検索課題 3	国際会議が開催される大阪府内の会場
キーワード	国際会議, 大阪, 会場
検索課題 4	奈良先端大周辺のラーメン屋
キーワード	ラーメン, 大阪, 奈良
検索課題 5	禁煙を成功させるための工夫
キーワード	禁煙, 工夫

- 指定されたキーワードに関連する文書のリスト
- リスト中の各文書に対する縮約特徴ベクトル

を出力する。

データベース構築部と検索エンジンは、キーワード型検索システムである Freya[4] を拡張して実装した。Freya のデータベース構築部である findex は、各文書 d の単語 w_i に対する関連度 $c_{w_i, d}$ を与えるような逆索引 (inverted index) を構築する。各文書 d の単語に対する関連度以外の成分 $c_{f_1, d}, \dots, c_{f_m, d}$ は findex に対する拡張部分 (cadjstore) を用いて求め、逆索引とは別のデータ構造として保持する。これらを用いて、検索エンジン (Freya の fsearch と拡張部分である cadjserv) は、ユーザが指定したキーワードに関連する文書集合を決定し、それらに対する縮約特徴ベクトルをフロントエンドプロセッサに返す。フロントエンドプロセッサは検索エンジンから返された情報を一連の操作中保持しており、再度検索エンジン側と通信することなく新しいランキングの計算を行うことができる。フロントエンドプロセッサには、3.1、3.2、3.3 節で述べた各推測手法をそれぞれ手法 A、B、C として実装した。また今回の実験では、単語以外の文書の特徴を示す成分 (縮約特徴ベクトルの $c_{f_v, d}$) として、“文書中のリンク数”、“更新日の新しさ”の 2 成分を用いた。式 (4) 中の α は 0.25 に設定した。

4.2 実験環境

被験者は表 1 に示す 5 つの検索課題に対して実験を行う。このとき、2.1 節手順 (1) で入力するキーワードは、

予め実験者が指定したもの（表 1）を用いる。各検索課題は次のような意図で決定した。

- 課題 1 クエリーベクトルの各成分の中で、特に“文書中のリンク数”に対する重みがランキングの適切さに影響すると思われる課題
- 課題 2 クエリーベクトルの各成分の中で、特に“更新日の新しさ”に対する重みが、ランキングの適切さに影響すると思われる課題
- その他の課題 クエリーベクトルの各成分の中で、各キーワードに対する重みがランキングの適切さに影響すると思われる課題

文書データベースとして、表 1 の入力キーワードに対して、既存の WWW 検索サービスが上位にランキングした文書を、1 課題につき 1000 文書収集したものを用いた。実験においては、各課題について、本システムの検索エンジン³が上位にランキングした文書 100 件のみを操作対象とした。また、実験者が予め各課題の操作対象文書（100 文書）全てについて、課題に適合する（○）か、不適合（×）かを決めておく。

被験者は 6 名で、いずれも情報科学研究科に属する大学院生であり、既存の WWW 検索サービスを日常的に使用している。

4.3 実験の手順

事前説明 今回の実験に関する書類を被験者に渡す。

- 実験前日 この日までに、被験者に実験目的やシステムの操作方法をまとめた書類に目を通してもらう。
- 実験当日 被験者に実験の目的と概要を説明する。また、練習用の課題を用意し、実際に数回操作をしてもらう。

実験 被験者は各検索課題毎に、次の (1)–(3) を行う。

- (1) 被験者は検索作業を始める前に、クエリーベクトルの各成分について、課題に対する適合・不適合を決める自分なりの基準を記述する（例えば、課題 1 に対してはマックとソフトという単語と“文書中のリンク数”の 3 成分を重要視し、他の成分についてはどうでもよい、など）。もし、縮約特徴ベクトルの成分以外に判断基準として考えていること（例えばキーワード以外の単語や文書レイアウトなど）があればそれも書く。
- (2) 被験者は以下の作業を 10 分間繰り返す。ただし、被験者が現在のランキングまたはクエリーベクトルに満足した場合は、10 分未満であっても作業を終了する。
 - (a) 現在のランキングにおいて調整を行いたい（順位を上げ / 下げたい）と感じる文書を探し、調

³*tf * idf* を用いたキーワードと文書の関連度に基づく。

整によってどのような変化を望むのかを記述する。すなわち、クエリーベクトルの各成分に対して、その成分の重要度を上げたいのか下げたいのか、もしくはその成分は今回の操作意図には関係ないのかを記述する。

- (b) 被験者は、検索課題に適合していると思う文書を不適合だと思う文書の上位に移動する操作を行う。
- (c) あまりにも意図から離れたランキングやクエリーベクトルが示された場合、被験者はランキングを (b) を行う前の状態に戻すことが出来る。この後再び (a) から繰り返す。

- (3) 手順 (2) の終了後、(1) と同じ問いに答える。(1) のときと異なる答でも良い。

実験終了後 被験者は、システムは使い易かったか、実験手順 (2) において明確な意図を持って操作出来たか、またどの程度の操作で疲れてきたか、などについての事後アンケートに答える。実験に関するその他の条件は下記の通りである。

- 実験者が常に待機しており、被験者は実験中に分からないことがあれば実験者に質問をすることが出来る。また、希望があれば休憩を取る。
- 被験者の特性による影響をできるだけ避けるため、（課題、クエリーベクトルの推測手法）の組み合わせ系列は被験者毎に全員異なるように決める。

4.4 実験結果と考察

4.4.1 実験結果

適合率 調整によってランキングがより適切なものへと変化したかどうかを調べるため、新しく上位に配置された文書が適合文書である割合を考える。すなわち、文書集合全体の適合率に対し、調整によって新しく上位に配置された文書の適合率が高ければ、下位に埋もれていた適合文書を選択的に上昇させたより良いランキングを提供できたと考えられる。

表 1 中の各課題につき、

- D : 全文書集合 ($|D| = 100$)
- D_{rel} : 課題に適合する文書の集合 ($\subseteq D$)
- D_{new} : 初期ランキングで 20 位より下位、かつ、後天的ランキングで 20 位以内の文書集合

とおく。後天的ランキングとは、4.3 節手順 (2) が終了した時点でのランキングを表す。4.2 節で述べた通り、 D_{rel} は予め実験者が決定する。 D における適合率および D_{new} における適合率をそれぞれ全体適合率、後天的適合率と

表 2: 全体適合率と後天的適合率

	全体適合率	後天的適合率 *1
被験者 1	0.388	0.475
被験者 2	"	0.472
被験者 3	"	0.357
被験者 4	"	0.311
被験者 5	"	0.523
被験者 6	"	0.681
課題 1	0.360	0.662
課題 2	0.350	0.231
課題 3	0.310	0.325
課題 4	0.450	0.571
課題 5	0.470	0.610
手法 A	0.388	0.377
手法 B	"	0.494
手法 C	"	0.559

*1 後天的適合率の値は、各被験者・課題・手法ごとの平均値を示す。

*2 手法 A は成分補正法 (3.1 節)、手法 B は E 尺度に基づく手法 (3.2 節)、手法 C は類似度順に基づく手法 (3.3 節) を示す。

呼ぶ。すなわち、

$$\text{全体適合率} = \frac{|D_{rel}|}{|D|} = \frac{|D_{rel}|}{100},$$

$$\text{後天的適合率} = \frac{|D_{new} \cap D_{rel}|}{|D_{new}|}.$$

表 2 に、各課題の全体適合率と、被験者・課題・推測手法ごとに平均をとった後天的適合率の結果を示す。

意図通りの調整ができたか 3 節で提案した推測手法によって、被験者が実験手順 (2-a) において記述した通りにクエリーベクトルを変更することができたかどうかを調べるために、以下で定義する F (Follow), A (Against) を考える。被験者 1 人の全操作 (5 つの課題に対する調整操作) において、

F (Follow): $P_F(i, j)$ が真となる組 (i, j) の総数

A (Against): $P_A(i, j)$ が真となる組 (i, j) の総数

と定義する。ここで $P_F(i, j)$ は、被験者が第 i 回目の操作において、実験手順 (2-a) でクエリーベクトルの第 j 成分の値を大きく (小さく) したいと回答し、かつ $k_j^{(i)} > k_j^{(i-1)}$ ($k_j^{(i)} < k_j^{(i-1)}$) であった場合に真となる述語である。すなわち、 F とは、1 人の被験者が行う調整操作全体を通じて、被験者の意図通りにクエリーベクトルが変更された回数を意味する。一方 $P_A(i, j)$ は、被験者が第 i 回目の操作において、実験手順 (2-a) でクエリーベクトルの第 j 成分の値を大きく (小さく) したいと回答し、かつ $k_j^{(i)} \leq k_j^{(i-1)}$ ($k_j^{(i)} \geq k_j^{(i-1)}$) であった場合に真となる述語である。すなわち、 A とは、1 人の被験者が行う調整操作全体を通じて、被験者の意図と逆方向にクエリーベクトルが変更された回数である。

表 3: 意図通りの調整ができたか

	F	A
被験者 1	19	10
被験者 2	8	13
被験者 3	7	6
被験者 4	8	27
被験者 5	14	16
被験者 6	15	5

表 3 に各被験者の F, A の値を示す。

4.4.2 考察と今後の課題

◇全被験者 (6 名) に対する結果

分散分析の結果、全適合率と後天的適合率との間に有意差はなく、推測手法、被験者間においても有意差は認められなかった。各課題間には有意差が認められ、課題 2 と課題 3 は他と比べて全体的に値が低かった (危険率 $< 1\%$)。ただし推測手法 B, C の結果のみで分散分析を行った結果、全適合率と後天的適合率との間に有意差が認められ、後天的適合率は全体適合率よりも値が高かった (危険率 $< 5\%$)。

◇ F の値が大きい被験者 3 名に対する結果

全適合率と後天的適合率との間に有意差が認められ、後天的適合率は全適合率に比べて高い値になっていた (危険率 $< 5\%$)。課題間についても同じく有意差が認められた (危険率 $< 5\%$)。また、推測手法、被験者間に有意差はなかった。

以上の結果から、以下のことが考えられる。

- (1) 全被験者に対する結果では、後天的適合率は全体適合率に比べて有意に高くはならなかった。ただし、推測手法 B, C では後天的適合率が全体適合率に比べて有意に高い値になっており、適合文書をランキング上位に移動することができたと考えられる。
- (2) F の値が大きい 3 名に対する結果より、ユーザの意図をシステムが適切に推測することができた場合は、適合文書をランキング上位に移動することができたと考えられる。

今回の実験では、縮約特徴ベクトルの成分として用いたのは、入力キーワードとの関連度、文書中のリンク数、最終更新日の新しさのみであり、成分数が少な過ぎた可能性がある。今後は、キーワードの類義語やキーワードと共起性の高い語なども縮約特徴ベクトルの成分に加えることにより、この問題を解決してゆきたい。また、今回クエリーベクトルは 3 節で述べた各推測方法のみで変更したが、今後はユーザが手動でクエリーベクトルの成分値を直接変更できるようにし、3 節の推測法と組み合わせる新しいクエリーベクトルを作成するようなインタフェースについても検討したい。

5 関連研究

ユーザの検索目的を推測し、それに適応することによって文書検索を支援しようという研究は従来より多くなされている。ユーザの感じる心理的ストレスを軽減し使いやすさの向上をはかるといった観点から、従来の WWW 検索支援手法と提案手法を比較する。

A) 文書集合の改良

(a) 2 次キーワードの提示

初期検索の結果を絞り込むのに有用な 2 次キーワードを提供するシステムとして、RCAAU[5]、Anickらのシステム [1]、HiB[2] などがある。検索システム RCAAU は、初期文書集合に対してデータマイニング技術を応用することで、検索結果を絞り込むのに有用と思われる 2 次のキーワードを抽出する。

(b) 分類による絞り込み

初期文書集合を分類することで、より精度の高い部分集合を得ることを目的とする。

統計的分類 (クラスタリング): 文書集合の統計的性質を利用して分割を行う手法が数多く研究されている。例えば Scatter/Gather[8] はクラスタリングによって文書集合の階層構造を構築する。

先験的知識を用いる分類: HIBROWSE[9] は、先験的知識として *view* と呼ばれる部分的なシソーラスを用いてデータベースの全文書を分類する。検索システム CATE[15, 6] は、“分類観点”と呼ばれる先験的知識を用いて初期文書集合を再帰的に分類し、階層的なカテゴリ構造を構築する。

これらの研究は、精度の悪い初期検索の結果を絞り込んでより精度の良い文書集合を得ることを目的としており、文書集合の提示段階においてユーザの負担を軽減しようとする本研究とは異なるアプローチである。しかし、不適切な文書がほとんどなくなるまでユーザが検索式を精錬することは難しいため、絞り込みによる検索支援手法においても適切なランキングを提示するための技術は必要である。この点から提案手法と上記検索支援手法との統合が期待される。

B) 適合フィードバック

適合フィードバック [12] では、現在の検索式で得た文書集合中の各文書に対し、ユーザが適合・不適合の判定を行い、システムはユーザの判定を基に検索式を洗練する。

本研究の提案手法では、調整作業によってスコアが再計算されるだけで文書集合は変更されない。一方適合フィードバックでは、検索式が変更されるたびに文書集合とスコアの両方が変更されるのが一般的であるが、文

書集合はそのままスコアだけを変更するように実装することも可能である。この場合、ユーザの検索目的に適応した新しいスコア付けを目指すという点で、提案手法と適合フィードバックは似たアプローチになる。

AIQEC[3] ではユーザが判定作業をクラスタ単位で行えるようにすることで負担の軽減を目指しているが、各クラスタの内容を簡潔に表現するラベルを付けることは難しいため、判定作業の難しさが増すことも考えられる。提案手法では、ユーザは文書の順位上げ/下げという単純な操作を行うだけでよい。更に、「この文書はあの文書よりも上位の方が良い」という直観的な判断でランキングを直接操作することができる。

C) スコア計算方法の改良

基本的に文書のスコアとは、入力されたキーワード (検索式) とその文書との類似度であるが、検索サービスの多くは、単純な類似度だけでなく *tf*idf*[18] や文書の構造解析、PageRankTM[7] 技術などを用いてスコアの改良を図っている。これらのスコア改良技術は、本研究の提案手法や上記 (A), (B) で述べた検索支援手法との組合せが可能である。

D) 情報視覚化

(a) WWW 文書の視覚化 [11, 14, 13]

視覚化技術は、特に巨大な文書集合を一度に表示したり、文書間の関係などをユーザに理解させる際に効力を発揮するが、1 節で述べたキーワード検索サービスと同様に、ユーザ自身がその提示方法や表示規則を変更できないという問題点を持つ。

(b) 適合型視覚化 [16]

寺岡らのシステム [16] では、ユーザの指定した多次元空間中の位置である“視点”に基づいて関連のある情報を適宜取舍選択し、その結果を Relationship Focused Cone (RF-Cone) tree の形で提示する。適合型視覚化の目的は、ユーザが視点を次々と変化させながら情報間の関連を把握し、より適切な検索や閲覧を行うことである。ユーザからのフィードバックを用いてより満足度の高い情報提示を目指す、という点は提案手法と共通している。

6 おわりに

キーワード検索サービスが提供する文書集合のランキングを、ユーザからのフィードバックを用いて調整する手法を提案した。また、提案手法を実装した試作システムの概要と、それを用いた評価実験の結果を報告した。実験結果をふまえた提案手法およびシステムの改良、それに伴う再評価実験等を現在計画之中である。またキーワード検索以外の既存の検索手法、例えば、統計的分類手法などに

についても提案手法を適用できると考えており，ユーザがある文書を別のクラスタに移動させた場合にそのフィードバック情報を用いてより適切なクラスタリングを行うことなどについても今後検討したい。

参考文献

- [1] Anick, P. G. and Tipirneni, S.: The Paraphrase Search Assistant: Terminological Feedback for Iterative Information Seeking, in *Proc. SIGIR 99*, pp.153-159, 1999.
- [2] Bruza, P., McArthur, R. and Dennis, S.: Interactive Internet Search: Keyword, Directory and Query Reformulation Mechanisms Compared, in *Proc. SIGIR 2000*, pp.280-287, 2000.
- [3] 江口, 伊藤, 隈元, 金田: 漸次的に拡張されたクエリを用いた適応的文書クラスタリング法, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J82-D-I, No. 1, pp.140-149, 1999.
- [4] 原田: *Freya version 0.92*, 1998, <http://odin.ingrid.org/freya/>.
- [5] 河野, 長谷川: WWW データ資源に対する重み付き相関ルール導出アルゴリズムの適用, 重点領域研究「高度データベース」松江ワークショップ 講演論文集, 第 1 巻, pp.90-99, 1996.
- [6] 仲川, 高田, 関: 可変なカテゴリ構造を用いた文書検索支援手法, 情報処理学会論文誌, Vol. 42, No. 10, 2001, (印刷中).
- [7] Page, L., Brin, S., Motwani, R. and Winograd, T.: The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web, 1998, <http://citeseer.nj.nec.com/345917.html>.
- [8] Pirolli, P., Shank, P., Hearst, M. and Diehl, C.: Scatter/Gather Browsing Communicates the Topic Structure of a Very Large Text Collection, in *Proc. CHI 96*, pp.213-220, 1996.
- [9] Pollitt, A. S.: The Key Role of Classification and Indexing in View-based Searching, in *Proc. 63rd IFLA General Conf.*, 1997, <http://www.ifla.org/IV/ifla63/63cp.htm>.
- [10] Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T. and Flannery, B. P.: *Numerical Recipes in C*, pp.430-444, Cambridge University Press, 2nd edition, 1992.
- [11] Robertson, G. G., Card, S. K. and Mackinlay, J. D.: Information Visualization using 3D Interactive Animation, *Comm. ACM*, Vol. 36, No. 4, pp.57-71, 1993.
- [12] Rocchio, J.: Relevance Feedback in Information Retrieval, in Salton, G. ed., *The SMART Retrieval System: Experiments in Automatic Document Processing*, pp.313-323, Prentice Hall, 1971.
- [13] Sebrecths, M. M., Vasilakis, J., Miller, M. S., Cugini, J. V. and Laskowski, S. J.: Visualization of Search Results: A Comparative Evaluation of Text, 2D, and 3D Interfaces, in *Proc. SIGIR 99*, pp.3-10, 1999.
- [14] Shiozawa, H., Soma, T., Noda, J. and Matsushita, Y.: WWW Visualization Supporting Flexible Information Selection with the Cutting Operation, in *IPSJ SIG Notes*, Vol. 97-HI-72, pp.61-66, 1997.
- [15] Takata, Y., Nakagawa, K. and Seki, H.: Flexible Category Structure for Supporting WWW Retrieval, in *Proc. ER2000 Conference Workshop on the World Wide Web and Conceptual Modeling (WCM2000)*, LNCS1921, pp.165-177, 2000.

- [16] Teraoka, T. and Maruyama, M.: Adaptive Information Visualization Based on the User's Multiple Viewpoints - Interactive 3D Visualization of the WWW, in *Proc. IEEE Symposium on Information Visualization (Info Vis 97)*, pp.25-28, 1997.
- [17] Rijsbergen, van C.: *Information Retrieval*, Butterworths, 2nd edition, 1979.
- [18] Witten, I. H., Moffat, A. and Bell, T. C.: *Managing Gigabytes: Compressing and Indexing Documents and Images*, Von Nostrand Reinhold, New York, 1994.

付録

3.2 節の式 (8) から式 (9) を導出する手順を説明する。一般性を失うことなく、ベクトル g, b, k は正規化されているものと仮定する (すなわち $|g| = |b| = |k| = 1$)。 g と b のなす角を θ , g と k のなす角を x とすると、式 (8) を満たす k が g と b が作る平面上に存在することは明らかである。従って、 b と k のなす角は $x + \theta$ となる (図 3)。式 (2), (7) より、式 (8) の r は以下のような x の関数として表される。

$$f(x) = \frac{\cos x \sin(x + \theta)}{\cos x + \sin(x + \theta)} \quad (13)$$

(13) 式の $f(x)$ を最小にする x を求めるため $df/dx = 0$ とすると、以下の関係が成り立ち

$$(\cos(x + \theta) - \sin x)(1 + \sin x \cos(x + \theta)) = 0 \quad (14)$$

(14) 式を満たす解は以下の通りである：

$$\cos x = \sqrt{\frac{\sin \theta + 1}{2}} \quad \text{or} \quad x = \frac{1}{2}(\pi - \theta) \quad (15)$$

今、ある正の実数 c と d を用いてベクトル k を式 (16) のように表すと、式 (17), (18) が成り立つ (図 4)。

$$dk = cg - b \quad (16)$$

$$c \sin \theta = d \sin(x + \theta) \quad (17)$$

$$c \cos \theta = 1 + d \cos(x + \theta) \quad (18)$$

(15), (17), (18) 式より、

$$c = \frac{1 + \sin \theta}{\cos \theta} \quad (19)$$

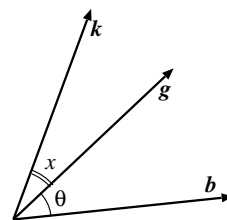


図 3: g, b, k の関係

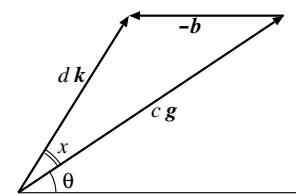


図 4: $dk = cg - b$