Information Filtering with Extracted Index Words Using ICA

Takeru Yokoi Member (Tokyo Metropolitan College of Industrial Technology, takeru@s.metro-cit.ac.jp)

Hidekazu Yanagimoto Member (Osaka Prefecture University, hidekazu@cs.osakafu-u.ac.jp)

Sigeru Omatu Member (Osaka Prefecture University, omatu@cs.osakafu-u.ac.jp)

Keywords: information filtering, index words selection, independent component analysis, user profile

We propose an information filtering system with extracted index words using Independent Component Analysis (ICA). Elements of a document vector are established as the weights of the index words and their dimensions become larger as the number of documents increase. Therefore, from the viewpoint of efficiency in processing time and memory space, the dimension should be decreased. The proposed method can decrease the dimension by selecting index words based on the topics included in the corpus. We have applied ICA to the documents to obtain the topics. Filtering by the relevance feedback with the document vectors reconstructed by the selected index words is then carried out to confirm the effectiveness of our proposed method.

ICA is a method in finding statistically independent signal sources from only the observed signals. ICA assumes the observed signals are described by linear combinations of statistically independent signals. D denotes the observed signals and, S denotes statistically independent signals. An ICA model is defined as:

$$D = AS \dots\dots\dots (1)$$

where A is the mixing matrix. When ICA is applied to documents, the observed matrix D corresponds to a document-word matrix and the independent signal S corresponds to the topics. D and S are represented as follows:

$$\begin{aligned} D &= [\mathbf{d}_1 \quad \mathbf{d}_2 \quad \dots \quad \mathbf{d}_n]^T \\ S &= [\mathbf{s}_1 \quad \mathbf{s}_2 \quad \dots \quad \mathbf{s}_m]^T \end{aligned} \dots\dots\dots (2)$$

where $\mathbf{d}_i$ is the document vector and $\mathbf{s}_j$ is the topic. To estimate the independent components, Fast ICA algorithm was adopted. As an independent measure, negentropy was applied. In addition, words which carry maximum or minimum weight in each topic are extracted as the key words. Here, each key word is denoted by g and a set of those key words by G .

Next, to select the co-occurring words based on the key words, the χ^2 -measure value is used. In this paper, the χ^2 -measure evaluates the difference between the actual frequency and expected frequency of the co-occurrence of a word and the key words. Words whose χ^2 -measure value are

high as co-occurring words are selected. That is, since the high χ^2 value identifies the co-occurrence of specialized key words, those words are considered to be important. Here, t denotes the words excluding the key words in a corpus. The expected probability p_g denotes an unconditional probability of a key word g while n_t denotes the frequency of the co-occurrence of the word t and the set of the key words G . The frequency of the co-occurrence of the word t and the key word g is denoted as $freq(t, g)$. $\chi^2(t)$ which identifies the χ^2 -measure value of the word t is defined as follows:

$$\chi^2(t) = \sum_{g \in G} \frac{(freq(t, g) - n_t p_g)^2}{n_t p_g} \dots\dots\dots (3)$$

The document vector is reconstructed with the key words and the co-occurring words whose χ^2 values are high as the index words, and construct an user profile.

When we construct the user profile $\mathbf{u}$, Relevance Feedback is adopted, as follows:

$$\mathbf{u} = \sum_{\mathbf{d}_i \in D_I} \mathbf{d}_i - N_I/N_U \sum_{\mathbf{d}_j \in D_U} \mathbf{d}_j \dots\dots\dots (4)$$

where D_I denotes the set of interesting documents, D_U denotes the set of uninteresting documents, N_I and N_U denote the numbers of interesting documents and uninteresting documents, respectively.

As experimental data, 9 tasks in NTCIR2 are used. In experiments, the numbers of key words and index words are then changed. The number of index words is established as 10%, 30% and 50% of all words included in a corpus. Table 1 shows the best 11-point average precision of the proposed method (PROP) in each task and the original (ORIG) for comparison.

As can be seen by these results, our proposed method is useful since the precisions are the same or better even when the dimension of the document vector is decreased.

Table 1. 11-points average precision

Task	109	110	111	114	115	119	121	147	148
ORIG	0.60	0.25	0.72	0.38	0.61	0.63	0.72	0.82	0.05
PROP	0.61	0.25	0.71	0.41	0.60	0.56	0.71	0.82	0.13

ICAによる索引語抽出を用いた情報フィルタリング

正員 横井 健* 正員 柳本 豪一**
正員 大松 繁**

Information Filtering with Extracted Index Words Using ICA

Takeru Yokoi*, Member, Hidekazu Yanagimoto**, Member, Sigeru Omatu**, Member

We propose an information filtering system with extracted index words using by Independent Component Analysis(ICA). Elements of a document vector are established as the weights of index words and their dimensions become larger as the number of documents is increased. Therefore, from the view point of processing time and memory space, the dimension must be decreased. The proposed method decreases the dimension by selecting the index words based on the topics included in the corpus. We have applied ICA to the documents to obtain the topics. Then filtering by the relevance feedback with the document vectors reconstructed by the selected index words, was carried out to confirm the effectiveness of the proposed method.

キーワード：情報フィルタリング，索引語選別，独立成分分析，ユーザープロファイル

Keywords: information filtering, index words selection, independent component analysis, user profile

1. はじめに

近年，急速に情報化が進み，数多くの情報がインターネットに代表されるネットワークを通じて公開されるようになった。その流れの中で，ユーザが求める情報を探すために，データベース検索を利用した検索システムが数多く開発されてきた。しかし，従来のシステムでは，ユーザにとって必要な情報を取得することが困難になってきた。例えば，ユーザにとって必要な情報が，膨大な情報の中に埋もれてしまう情報洪水⁽¹⁾という現象が発生してきたことがあげられる。この情報洪水の現象を解決するために，ユーザの興味に応じてドキュメントの表示順序をソーティングするランキング手法や，必要な情報のみを選択する情報フィルタリングが提案されている。

ドキュメントを対象とした情報フィルタリングにおいて，ベクトル空間法⁽²⁾によるドキュメントのベクトル表現がしばしば用いられる。ドキュメントベクトルは，ドキュメ

ント中に含まれる語（索引語）に対する重みを要素とするベクトルとしてドキュメントを表現するものである。一般に，扱うドキュメント数が多くなるにつれて索引語は増加していくため，ドキュメントベクトルの次元数も大きくなり，処理に必要なメモリや時間も増加する。そこで，索引語を選別することにより，ドキュメントベクトルを低次元化することを考える。

文献(3)，(4)では，単語間の共起関係に着目して，ドキュメント中から重要な語を抽出する手法が提案されている。これらの手法では，ドキュメントないしドキュメント集合中における高頻度語とその単語を基準として頻繁に共起している単語を重要語としている。本論文では，このような重要語をドキュメントベクトルの索引語として用いることを考える。索引語選別の過程において，基準となる語によって索引語が異なってくるので，その基準となる語の選別は重要である。そこで，出現頻度という基準ではなく，ドキュメント集合に含まれるトピックという概念に基づいて，それらの基準となる語を選別することを提案する。基準となる語をトピックという概念から捉えることにより，ドキュメント集合中のトピックを漏らすことなく索引語として選別できると考えられる。

ドキュメントのトピックを求める手法として，独立成分分析(ICA; Independent Component Analysis)⁽⁵⁾がある。ドキュメントベクトルを入力信号に見立ててICAを適用すると，その得られる独立成分がドキュメント中のトピックであると報告されている⁽⁶⁾⁽⁷⁾。著者らは文献(8)におい

* 東京都立産業技術高等専門学校 ものづくり工学科 電子情報工学コース

〒140-0011 品川区東大井 1-10-40

Tokyo Metropolitan College of Industrial Technology Monozukuri
Department Electronics and Information Engineering Course
1-10-40, Higashi-Oi, Shinagawa-ku, 140-0011

** 大阪府立大学 工学部 知能情報工学科

〒599-8531 堺市中区学園町 1 番 1 号

Osaka Prefecture University Engineer Department Computer
Science and Intelligent Systems

1-1, Gakuen-cho, Naka-ku, Sakai, 599-8531

て、ICA をドキュメントに適用して得られるトピックの一部が、コーパス中の特定のトピックを細分化したものであることを確認している。したがって、そのような細分化された小さなトピックを捉えることで、抽出すべきドキュメントの特徴をよりの確に把握でき、フィルタリングの精度改善につながると考えられる。

本論文では、ICA によりドキュメント中からトピックを求め、そのトピック中の重要語を基準として文献 (3) と同様に、 χ^2 値により共起語を選別する。得られた基準語と共起語を合わせて索引語とし、それらを用いてドキュメントベクトルを再構築し、関連フィードバック⁽⁹⁾ によるフィルタリングを行い、提案手法の有効性を確認する。このとき、従来のベクトル低次元化手法の一つである LSA⁽¹⁰⁾ との比較を行う。

2. 関連研究

ドキュメントベクトルの低次元化の方法としては、従来、潜在的意味解析 (LSA; Latent Semantic Analysis)⁽¹⁰⁾ がしばしば用いられている。LSA は、特異値分解により特異ベクトルを求め、小さな特異値に対応する特異ベクトルを削除することで、ドキュメントベクトルを低次元化する。この特異ベクトルを潜在的意味と呼ぶ。

本論文では、潜在的意味空間上の軸を求めるのではなく、索引語の選別によりベクトルの低次元化を実現する。提案する索引語選別の方法は、文献 (3) にヒントを得たものである。文献 (3) では、単一ドキュメントから、重要語を選別する手法を報告している。具体的には、ドキュメント中の高頻度語を基準にし、ある語の実際の共起頻度とその予測値が大きく異なるものをドキュメント中における重要語としている。また、その予測値とのずれを判定するために χ^2 値を用いている。一方、文献 (4) では、Web 上のページから重要語を抽出する手法を提案している。ここでは、高頻度語を基準とし、Key Graph を用いて関連性の高い単語を抽出している。

文献 (3) では、単一ドキュメント中から重要語を選別するため、高頻度語=その文書の特徴語と考えることができた。しかし、それをドキュメント集合に適用する場合、単一のドキュメントと異なり、コーパス中には大小さまざまなトピックを持ったドキュメントが含まれているので、それらの中で小さなトピックを表す基準語が高頻度語では抽出できないと考えられる。そこで、本論文では、上述の基準となる語の選別に ICA によって得られるトピックを利用する。我々は、文献 (8) において、ICA によってコーパス内に含まれる細分化されたトピックを取得できることを確認している。トピックを細分化して解析することにより、ドキュメントの特徴をよりの確に捉えることができ、フィルタリング精度の改善に寄与すると考えられる。

3. 提案手法

本論文では、ICA によって得られるトピックを用いて索

引語を決定する。そこで、得られた索引語を用いて、ドキュメントベクトルを作成する。最後に、関連フィードバック法により作成したユーザプロファイルを用いて推薦を行い、提案した索引語選別の有効性を検討する。本章では、ドキュメントベクトルとユーザープロファイル、ICA を利用したトピックの基準語を抽出する方法、および、ICA によって得られた基準語から索引語を選別する方法について説明する。

〈3・1〉 ユーザープロファイル ベクトル空間法⁽²⁾ においてドキュメントは、索引語に対する重みを要素とする列ベクトルで表現される。以下では、これをドキュメントベクトルという。ある i 番目のドキュメントに対して、索引語数を V とし、 j 番目の索引語に対する重みを w_{ij} とすると、ドキュメントベクトル $\mathbf{d}_i$ は、

$$\mathbf{d}_i = [w_{i1} \ w_{i2} \ \cdots \ w_{iV}]^T \cdots \cdots \cdots (1)$$

で表される。 $[\cdot]^T$ は転置を示し、 w_{ij} は、tf-idf 法⁽¹⁴⁾ により求める。tf-idf 法による w_{ij} の求め方を (2) 式に示す。

$$w_{ij} = tf_{ij} \log \left(\frac{n}{df_j} \right) \cdots \cdots \cdots (2)$$

ここで、 tf_{ij} は i 番目のドキュメント中の j 番目の索引語の出現頻度、 df_j は、 j 番目の索引語を含むドキュメント数を表している。また、 n は全ドキュメント数を表す。

ユーザーの興味を表現したユーザープロファイル $\mathbf{u}$ は、(3) 式に示すように、索引語に対する重みを要素とした列ベクトルとする。

$$\mathbf{u} = [u_1 \ u_2 \ \cdots \ u_V]^T \cdots \cdots \cdots (3)$$

ユーザープロファイルの要素としては、興味のある索引語には大きな重みを付け、興味のない索引語には小さな重みを付けるようにする。それゆえ、ドキュメントを用いて作成される場合、興味のあるドキュメントに含まれる索引語が大きな重みを持つことになる。ここでは、情報検索ではよく知られた、関連フィードバック法を用いて以下のユーザープロファイルを構成する。

$$\mathbf{u} = \alpha \sum_{\mathbf{d}_k \in D_I} \mathbf{d}_k - \beta \sum_{\mathbf{d}_l \in D_U} \mathbf{d}_l \cdots \cdots \cdots (4)$$

ここで、 $\mathbf{u}$ はユーザープロファイル、 $\mathbf{d}_k$ 、 $\mathbf{d}_l$ はドキュメントベクトル、 α 、 β はドキュメントごとに設定した重み係数である。 D_I は興味のあるドキュメントの集合、 D_U は興味のないドキュメントの集合である。

〈3・2〉 ドキュメントに対する ICA と基準語抽出 ICA は複数の観測された混合信号を統計的に独立な信号に分離する手法である。ICA をドキュメントに適用する場合、ICA の観測信号系列をドキュメントベクトルとする。そのとき、独立変数はそのドキュメント中に含まれるトピックを表すと仮定する。ここでトピックとはそのドキュメントに関連のある分野を表すものであり、ドキュメントベクトルと同じく、索引語に対する重みで表されるとする。各トピック

に含まれる単語はトピック毎に偏りがあるので、この仮定は妥当であると考えられる。

いま、 n 個のドキュメントベクトルを $\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_n$ とし、このドキュメントベクトルが未知の m 個のトピックのベクトル $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_m$ の線形結合で与えられると仮定する。なお、トピックベクトル $\mathbf{s}_i$ は互いに統計的に独立であり、その平均値はゼロとする。ドキュメントベクトル数よりトピック数の次元が多いと、解が一意に定まらないので、 $n \geq m$ とする。いま、ドキュメントベクトルとトピックベクトルを並べた行列は、(5) 式のようになる。

$$\begin{aligned} D &= [\mathbf{d}_1 \ \mathbf{d}_2 \ \dots \ \mathbf{d}_n]^T \\ &= [\mathbf{t}_{d1} \ \mathbf{t}_{d2} \ \dots \ \mathbf{t}_{dV}] \dots\dots\dots (5) \\ S &= [\mathbf{s}_1 \ \mathbf{s}_2 \ \dots \ \mathbf{s}_m]^T \\ &= [\mathbf{t}_{s1} \ \mathbf{t}_{s2} \ \dots \ \mathbf{t}_{sV}] \end{aligned}$$

なお、本研究では、 m を D のランク数とする。ここで、 $\mathbf{t}_{dj}$ は、次式のように定義する。

$$\mathbf{t}_{dj} = [w_{1j} \ w_{2j} \ \dots \ w_{nj}]^T \dots\dots\dots (6)$$

$\mathbf{t}_{dj}$ は各ドキュメントを単語の重みによりベクトル化したものである。一方、 $\mathbf{t}_{sj}$ も単語の重みを用いて、(6) 式の d を s に置換したもので定義する。

ここで、 $\mathbf{t}_{dj}$ の各単語の重みは、各トピックに含まれる単語の重み $\mathbf{t}_{sj}$ の混合であると考ええる。つまり、 $\mathbf{t}_{dj}$ を (7) 式のモデルで表現する。

$$\mathbf{t}_{dj} = A\mathbf{t}_{sj} \dots\dots\dots (7)$$

A は未知の $n \times m$ フルランク混合行列である。

(7) 式は、すべての $\mathbf{t}_{dj}$ で成立するので、行列を用いて (8) 式のように記述できる。

$$D = AS \dots\dots\dots (8)$$

ICA は、混合行列 A が未知の場合に、ドキュメントベクトル行列 D だけを用いて、トピック行列 S を推定する手法である。ICA の実際の処理においては、 S を推定するために、ドキュメントベクトル行列 D のみから、混合行列 A の一般化逆行列 W を推定する、

$$WD = [\mathbf{y}_1 \ \mathbf{y}_2 \ \dots \ \mathbf{y}_m]^T = Y \dots\dots\dots (9)$$

ただし、復元信号 Y はその列ベクトル $\mathbf{y}_i$ が互いに統計的独立となるように求める。評価規範の性質から Y の成分の大きさと順序には任意性が残る⁽⁵⁾。

ICA における復元行列 W を高速に推定する手法として、Fast ICA⁽⁵⁾ が提案されている。本論文ではこの Fast ICA を用いて、独立成分を求める。Fast ICA で利用される更新式は、Negentropy による (10) 式を用いる。

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{new} &= E[Yg(\mathbf{w}_{old}^T Y)] - E[g'(\mathbf{w}_{old}^T Y)]\mathbf{w}_{old} \\ &\dots\dots\dots (10) \end{aligned}$$

$$g(\mathbf{v}) = [\tanh(v_1) \ \tanh(v_2) \ \dots \ \tanh(v_V)]^T$$

$$g'(\mathbf{v}) \triangleq \frac{\partial g(\mathbf{v})}{\partial \mathbf{v}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial g(v_1)}{\partial v_1} & \dots & \frac{\partial g(v_1)}{\partial v_V} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial g(v_V)}{\partial v_1} & \dots & \frac{\partial g(v_V)}{\partial v_V} \end{bmatrix}$$

ここで、 $E[\cdot]$ は期待値を表す。ICA によって求められた Y の成分は、互いに統計的独立で S と同等である。したがって、 Y が入力ドキュメント中に含まれるトピックを表現している。

さらに、上述の手法によって得られた独立成分（トピック）から、本論文では、そのトピックをもっとも特徴づける単語を抽出する。ICA によって得られるトピックは、単語に対する重みで表現されているので、その重みのもっとも大きい単語が、そのトピックをもっとも象徴する単語であると考えられる。それらの単語をここでは基準語 g と呼ぶ。具体的には、各成分の最大もしくは最小の重みを持つ単語を基準語とする。最大もしくは最小をとるのは、ICA によって得られる独立成分には符号の任意性が存在するためである。また、そのようにして各成分から得られた基準語の集合を G で表記する。

〈3・3〉 χ^2 値を用いた索引語の選別 〈3・2〉節で得た基準語のうち、ある特定の基準語とのみ頻繁に共起する単語は、その基準語同様、トピックを特徴づける単語であると考えられる。したがって、トピックから得られた基準語とそれら共起する特徴的な単語を合わせて索引語として用いれば、ドキュメント集合中に含まれるトピックに関連した単語のみで索引語を構成でき、ノイズと考えられる一般的な単語を除去し、索引語の選別が行えると考えられる。

それらのトピックを特徴づける共起語を選別するために、本論文では、各単語が基準語 g と共起する頻度と、その共起頻度の予測値とのずれに着目する。このずれは χ^2 値を用いて評価する。ここで、基準語以外の単語を t とする。もし、単語 t がある限られた基準語 g と多く共起していれば、 χ^2 値は大きくなる。逆に、単語 t がどの基準語ともまんべんなく共起していたならば、 χ^2 値は小さいものとなる。それゆえ、 χ^2 値の高い単語を選べば、トピックを表す基準語に関連深い特徴的な単語を抽出できる。

p_g を基準語集合 G 中の g の出現確率とすると、次のように表せる。

$$p_g = \frac{g \text{ を含むドキュメント数}}{G \text{ を含む全ドキュメント数}} \dots\dots\dots (11)$$

また、 n_t を単語 t と基準語集合 G の共起頻度、 $\text{freq}(t, g)$ を単語 t と基準語 g との共起頻度とすると、単語 t の χ^2 値は次のようになる。

$$\chi^2(t) = \sum_{g \in G} \frac{(\text{freq}(t, g) - n_t p_g)^2}{n_t p_g} \dots\dots\dots (12)$$

なお、本論文では、 t と g が共起するとは、同一ドキュメント中にそれら両方が含まれていると定義する。

4. 実験と結果

本章では、提案手法によって得られる索引語を用いて作

成したユーザープロファイルの有効性を確認するために行った評価実験について説明する。

〈4・1〉 実験方法 まず、本手法の有効性を確認するために、小規模なデータにおいて実験を行った。その実験では、4件の興味ありドキュメントを含む100件のドキュメントを、それぞれ、興味ありドキュメントを2件ずつ含む80件の学習データと20件の評価データに分割した。その後、さらなる有効性の検討のため、テストコレクションNTCIR2⁽¹²⁾から、表1に示す9つのタスクに含まれるデータを用いてそれぞれ実験を行った。NTCIR2のドキュメントにはあらかじめタスクとの関連度合いとして、SからCまでのランク付けがされている。本論文では、C評価が付いているドキュメントを興味のないドキュメントとし、残りのドキュメントを興味のあるドキュメントとした。

ドキュメントベクトルを作成するために、まず、茶筌⁽¹³⁾を用いてすべてのドキュメントに対して形態素解析を行い、名詞を抽出した。その後、得られた単語に対してtf-idf法⁽¹⁴⁾を用いて重み付けを行い、ドキュメントベクトルを作成した。

これらのドキュメントベクトルに対して、ICAを適用し、各独立成分から一つずつ基準語を抽出した。このとき得られた基準語の数を全基準語数(ALL)とする。また、上記の手順で得られた全基準語から、基準語数割合 R_b に応じて基準語を削減した場合の実験を行った。基準語数割合 R_b は次式で定義する。

$$R_b = \frac{\text{使用基準語数}}{\text{全基準語数 (ALL)}} \times 100(\%) \dots \dots \dots (13)$$

本論文では、 $R_b = 30\%$ 、 $R_b = 10\%$ の場合について実験を行った。なお、基準語を削減する場合については、独立成分の出現順序には任意性があるので、ドキュメント集合中における出現頻度の多い単語を選んだ。表2に、NTCIR2を用いた各実験におけるデータごとの基準語数を示す。

表1 実験データ

Table 1. The experimental data.

Task No.	Doc.#	Interest Doc.#	Index words #
109	453	21	6,537
110	625	34	5,448
111	540	40	8,257
114	612	20	8,709
115	930	94	12,055
119	380	20	8,388
121	500	63	6,258
147	550	80	9,018
148	480	14	6,990

表2 各実験における基準語数

Table 2. The number of the basic words in each experiment.

Task No.	109	110	111	114	115	119	121	147	148
10%	45	60	55	62	95	38	50	55	46
30%	146	205	163	185	273	107	158	170	140
ALL	441	608	518	597	889	368	484	532	462

そのようにして得られた基準語を用いて、 χ^2 値により共起語を選別し、基準語と合わせて索引語とした。なお、選別する索引語数は選別索引語数割合 R_i に基づいて決定した。 R_i は次式で定義する。

$$R_i = \frac{\text{選別後の索引語数}}{\text{選別前の索引語数}} \times 100(\%) \dots \dots \dots (14)$$

本論文では、 $R_i = 50\%$ 、 $R_i = 30\%$ 、 $R_i = 10\%$ について実験を行った。

最後に、得られた索引語を用いてドキュメントベクトルを作成し直し、関連フィードバックによりユーザープロファイル $\mathbf{u}$ を作成した。ユーザープロファイルの作成には、(4)式を利用した。また、(4)式中の係数 α と β によって、作成されるユーザープロファイルの推薦精度は変化すると考えられるが、ここでは、Roccioの式において用いられている係数をもとに、興味のあるドキュメントと興味のないドキュメントの影響の比率が1:1になるように次のように α と β を設定した。

$$\begin{aligned} \alpha &= +1 \\ \beta &= N_I/N_U \end{aligned} \dots \dots \dots (15)$$

N_I は興味のあるドキュメントの総数、 N_U は興味のないドキュメントの総数を表す。また、そのユーザープロファイルを用いて(16)式で求められる類似度 Sim に基づいて推薦を行い、11点平均適合率によりそのユーザープロファイルの評価を行った。

$$Sim = \mathbf{u}^T \mathbf{d}_i \dots \dots \dots (16)$$

11点平均適合率は、0から1まで0.1刻みで再現率を変化させたときの各再現率における適合率の平均値である。適合率は(17)式、再現率は(18)式で定義される。

$$\text{適合率} = \frac{\text{検索された文書中の該当文書数}}{\text{検索された文書数}} \dots \dots (17)$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{検索された文書中の該当文書数}}{\text{全文書中の該当文書数}} \dots \dots (18)$$

以下に実験の流れをまとめる。

- (1) ベクトル空間法によりドキュメントをベクトル表現する。
- (2) ICAを適用し、基準語を取得する。
- (3) 基準語を元に χ^2 値にしたがって共起語を選別する。
- (4) 基準語と共起語を合わせたものを索引語とし、ドキュメントベクトルを作成する。
- (5) 関連フィードバックを用いてユーザープロファイルを作成する。
- (6) ドキュメントの推薦を行い、11点平均適合率を用いて評価を行う。

また、提案手法の索引語選別による低次元化の有効性を検討するために、索引語選別を行わない場合(ORIG)と、ドキュメントベクトルの低次元化で用いられる潜在的意味解析(LSA)を用いた場合の実験を行った。

〈4・2〉 実験結果 まず、小規模なデータに対して行った実験結果を表3に示す。

つぎに、NTCIR2を用いた実験の結果を示す。まず、 R_b を10%に設定し、その基準語から索引語数を $R_i = 10\%$ 、30%、50%として、選別したときの11点平均適合率を表4に示す。 R_b が30%のときの11点平均適合率を表5に示す。すべての基準語を用いたときの11点平均適合率は表6である。最後に、比較実験の結果として、索引語選別を行わなかった場合(ORIG)と、LSAによる結果を表7に示す。

5. 検討と考察

まず、表3に示されている、小規模なデータにおける実験結果について検討する。独立成分によって得られる全基

表3 小規模実験の結果

Table 3. 11-point average precisions of the small experiment.

$R_i \backslash R_b$	10%	30%	ALL
10%	0.23	0.45	0.63
30%	0.16	0.85	0.85
50%	0.14	0.67	0.85
ORIG	0.63		

表4 $R_b = 10\%$ の11点平均適合率

Table 4. 11-points average precision of $R_b = 10\%$.

Task No.	109	110	111	114	115	119	121	147	148
10%	0.46	0.24	0.65	0.21	0.56	0.34	0.65	0.80	0.06
30%	0.55	0.25	0.71	0.36	0.59	0.47	0.69	0.81	0.05
50%	0.60	0.25	0.69	0.36	0.59	0.51	0.71	0.81	0.05

表5 $R_b = 30\%$ の11点平均適合率

Table 5. 11-points average precision of $R_b = 30\%$.

Task No.	109	110	111	114	115	119	121	147	148
10%	0.34	0.24	0.47	0.27	0.46	0.46	0.61	0.77	0.12
30%	0.49	0.20	0.68	0.40	0.59	0.51	0.66	0.81	0.06
50%	0.61	0.22	0.71	0.41	0.60	0.56	0.70	0.82	0.06

表6 基準語をすべて用いた時の11点平均適合率

Table 6. 11-points average precision using the all basic words.

Task No.	109	110	111	114	115	119	121	147	148
10%	0.38	0.23	0.47	0.20	0.47	0.40	0.61	0.68	0.13
30%	0.39	0.21	0.52	0.29	0.47	0.52	0.63	0.80	0.12
50%	0.52	0.17	0.69	0.37	0.59	0.55	0.69	0.81	0.05

表7 比較実験の11点平均適合率

Table 7. 11-points average precision of the Original and LSA.

Task No.	109	110	111	114	115	119	121	147	148
ORIG	0.60	0.25	0.72	0.38	0.61	0.63	0.72	0.82	0.05
LSA	0.60	0.25	0.72	0.38	0.61	0.63	0.72	0.82	0.09

準語を用いた場合に、索引語選別を行わないものに比べて11点平均適合率が改善していることがわかる。したがって、本手法による索引語選別を行うことにより、情報フィルタリングの精度改善を見込めると考えられる。

さらに、一般的な見解を得るために、テストコレクションを用いた実験の結果について検討を行う。表7と表4を見比べると、多くのデータにおいて、 R_i を50%にすれば、ORIGやLSAと同程度の推薦精度を得ることができている。また、 R_i を10%から50%へ大きくするにしたがって、推薦精度が向上することも分かる。これは、索引語の数が増えることで、よりドキュメントの特徴付けが容易になったためと考えられる。一方、No.110, No.147, No.148といったデータにおいては、索引語数を減らしても精度はあまり変わっておらず、これらのデータに対しては、ドキュメントを表現するために必要な索引語を的確に選別できていると考えられ、本手法で索引語選別を行うことが有効であると思われる。また、No.119のデータに関しては、 $R_i = 50\%$ としても、従来手法と同程度の精度を得ることができなかった。No.119のデータの特徴を考えると、全ドキュメント数が380件と少ない割に、ORIGの全索引語数が8,388語と他のデータに比べて多い。そのため、ひとつひとつの文書を表現するために必要な索引語数が多く、削減することでそれらの表現精度が低下したと考えられる。

つぎに、表5に着目する。 $R_b = 30\%$ の場合も、先ほどの10%の場合の結果と同様の傾向が見られる。つまり、索引語数を増やしていくことで、推薦精度は向上し、 $R_i = 50\%$ とすると、多くのデータにおいて従来手法と同程度の推薦精度を得ることができる。また、No.119のデータにおいても表4の結果に比べると、全体的に精度向上が見られるが従来手法よりは低い精度となっている。一方、No.114とNo.148のデータにおいては、精度改善が図れていることが分かる。とくに、No.148の索引語数を10%にした場合の結果においては、ORIGに比べて改善が見られる。

表6について見てみると、この場合においても、No.148において改善が見られる。一方、基準語数を増やすことで、No.110のように、索引語数を増やしても推薦精度が従来手法に比べて低下しているものも見受けられる。これは、ICAによって得られる独立成分の表すトピックに含まれるノイズの影響を受けたと考えられる。

最後に、表4～表6を比較する。 $R_b = 10\%$ から $R_b = 30\%$ にすると多くのデータで全体的に推薦精度があがっている。しかし、全基準語を使うようにすると、 $R_b = 30\%$ に比べて推薦精度は低下しているデータが多い。これは、使用する基準語数が少なすぎると特定のトピックに偏りすぎてしまい、すべてのドキュメントを表現する上で必要な索引語が得られない。一方、使用する基準語が多すぎると、トピックとして意味をなさないICAの成分からも基準語を取るため、不必要な索引語が選ばれる可能性がある。したがって、使用する基準語は多すぎても少なすぎても推薦精度という意味では不適切であるといえる。

さらに、低次元化の一般的な手法である LSA に比べると、表 7 から本手法は同程度の推薦精度を得ることができる。また、本手法は、潜在的意味空間上でドキュメントを表現せずに、ドキュメントから直接得ることができる索引語空間上で次元削減を行うことができるので、ドキュメントの追加やクエリーによる検索などにおいて LSA より柔軟に対応できると考えられる。

このように、本手法は同程度以上の推薦精度を維持しつつ、ORIG に比べてメモリの効率化や処理時間の短縮を図ることができる。また、従来の潜在的意味空間を用いる手法とも同等の推薦精度を維持できることが分かった。一方、テストデータによって適切な基準語数、索引語数が異なるため、その決定方法については今後検討する必要がある。

6. まとめ

本論文では、ICA によって得られるトピックに基づいて、索引語を選別し、それらの索引語からドキュメントベクトルを作成し、関連フィードバックによる推薦を行ってその有効性を確認した。その結果、索引語を削減しても、推薦精度はほぼ同程度ないし、場合によっては改善が見込めることが分かった。また、この手法で得られるドキュメントベクトルは索引語によるので、索引語拡張やクエリー検索などの手法への応用も柔軟に対応できる。今後は基準語数や索引語数決定のために、トピックの選別を行う必要があると考えられる。

(平成 18 年 8 月 28 日受付, 平成 19 年 3 月 14 日再受付)

文 献

- (1) M. Morita and H. Hayami: "Information Filtering System -Prescriptions for Information Flood-", *Journal of Information Processing Society of Japan*, Vol.37, No.8, pp.751-758 (1996) (in Japanese)
森田昌弘・速見治夫:「情報フィルタリングシステム—情報洪水への処方箋—」, 情報処理学会会誌, Vol.37, No.8, pp.751-758 (1996)
- (2) G. Salton and M.J. McGill: "Introduction to Modern Information Retrieval", McGraw-Hill Book Company (1983)
- (3) Y. Matsuo and M. Ishizuka: "Keywords Extraction from a Document using Word Co-occurrence Statistical Information", *Transactions of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, Vol.17, No.3, pp.213-227 (2002) (in Japanese)
松尾 豊・石塚 満:「語の共起の統計情報に基づくドキュメントからのキーワード抽出アルゴリズム」, 人工知能学会誌, Vol.17, No.3, pp.213-227 (2002)
- (4) Y. Ohsawa, N. Benson, and M. Yachida: "KeyGraph: Automatic Indexing by Segmenting and Unifying Co-occurrence Graphs", *Transaction of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers*, D, Vol.J82-D, No.2, pp.391-400 (1999) (in Japanese)
大澤幸生・ネルス E. ベンソン・谷内田正彦:「KeyGraph: 語の共起グラフの分割・統合によるキーワード抽出」, 信学論 D, J82-D, 2, pp.391-400 (1999)
- (5) A. Hyvärinen and E. Oja: "Independent component analysis: A tutorial", *Neural Network*, Vol.13, pp.411-430 (2000)
- (6) E. Bingham, A. Kaban, and M. Girolami: "Topic Identification in Dynamical Text by Complexity Pursuit", *Neural Processing Letters*, Vol.17, No.1, pp.69-83 (2003)
- (7) T. Kolenda and L.K. Hansen: "Independent Components in Text", *Advances in Independent Component Analysis*, Springer-Verlag (2000)

- (8) T. Yokoi, H. Yanagimoto, and S. Omatu: "Improvement of Information Filtering by Independent Component Analysis", *Trans.IEE of Japan*, Vol.126-C, No.4, pp.492-497 (2006-4) (in Japanese)
横井 健・柳本豪一・大松 繁:「独立成分の選択による情報推薦の改良」, 電学論, 126-C, 4, pp.492-497 (2006-4)
- (9) J. Rocchio: "Relevance feedback in information retrieval", *The SMART Retrieval System Experiments in Automatic Document Processing*, pp.313-323 (1971)
- (10) S. Deerwester, T. Dumais, T. Landauer, W. Furnas, and A. Harshman: "Indexing by Latent Semantic Analysis", *Journal of the Society for Information Science* Vol.41, No.6, pp.391-497
- (11) A. Hyvärinen and E. Oja: "A fast fixed-point algorithm for independent Component Analysis", *Neural Computation*, Vol.9, No.7, pp.1483-1492 (1997)
- (12) "NTCIR2", NII-NACSIS Test Collection for IR System, <http://research.nii.ac.jp/ntcir/index-en.html>
- (13) Y. Matsumoto: "Japanese Morphological Analysis System: CHASEN", *Information Science Technical Report NAIST-IS-TR97007*, Nara Institute of Science Technology (1997)
- (14) 長尾 真:「自然言語処理」, 11 章, 岩波書店 (1996)

横井 健 (正員) 1980 年生。2007 年 3 月大阪府立大学大学院工学研究科博士後期課程修了。2007 年 4 月より東京都立産業技術高等専門学校ものづくり工学科電子情報工学コース助教となり現在に至る。2005 年度電気学会電子・情報・システム部門大会奨励賞, 2006 年度電気関係学会関西支部連合大会奨励賞受賞。主として情報検索に関する研究に従事。IEEE 会員。博士 (工学)。

柳本 豪一 (正員) 1972 年生。1996 年大阪府立大学大学院工学研究科博士前期課程修了。同年日本電気 (株) 入社。2000 年より大阪府立大学工学部助手となり現在に至る。情報検索, 進化型計算手法に関する研究に従事。博士 (工学)。情報処理学会, 計測自動制御学会, システム制御情報学会会員。

大松 繁 (正員) 1946 年生。1974 年大阪府立大学大学院博士課程修了。同年徳島大学工学部情報工学科助手。1988 年同知能情報工学科教授。1995 年大阪府立大学工学部情報工学科教授となり, 現在に至る。1991 年電気学会学術振興賞・論文賞, 1995 年計測自動制御学会論文賞, 1996 年市村賞, 2005 年電気学会業績賞受賞。ニューラルネットワークの研究に従事。IEEE Trans. on Neural Network の Associate Editor (1992-2004)。システム制御学会, 計測自動制御学会, IEEE 会員。工学博士。