

視線情報を利用したユーザの意図推定とそれに基づく情報探索支援

梅本 和俊[†] 山本 岳洋^{††,†††} 中村 聡史^{††} 田中 克己^{††}

[†] 京都大学工学部情報学科 〒606-8501 京都府京都市左京区吉田本町

^{††} 京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻 〒606-8501 京都府京都市左京区吉田本町

^{†††} 日本学術振興会特別研究員

E-mail: [†]tumemoto@dl.kuis.kyoto-u.ac.jp, ^{††}{tyamamot, nakamura, tanaka}@dl.kuis.kyoto-u.ac.jp

あらまし 情報探索はユーザにとって欠かせないものになりつつある。本稿では、ウェブページ閲覧中のユーザの視線情報から意図を推定することで、ユーザの情報探索を効率的に支援する手法を提案する。本手法では、ユーザが頻繁に見ている単語とユーザの意図とは関連があると仮定し、その単語群を用いて、検索結果ページでは検索範囲の絞り込みや再ランキングを、ウェブページでは動的にコンテンツを推定し、その表示を興味度に応じて変更することを行う。

キーワード 視線情報, 検索意図, 検索・閲覧支援

1. はじめに

ウェブ上の情報の爆発的な増加に伴い、情報探索の効率化に関する需要が飛躍的に増している。情報探索は、(1) 検索クエリを生成し、得られた検索結果からふさわしいウェブページを探す「検索プロセス」と、(2) ウェブページ内を見渡して自分の求めている情報がどこにあるかを発見し、それが自分にとって満足できる情報かどうかを調べる「閲覧プロセス」という2つのプロセスに分けることができる。それぞれのプロセスについて、現状の検索エンジンを用いた検索やウェブブラウザによる閲覧では、以下のような問題点がある。

- 検索プロセスにおける問題点
 - － 得られた検索結果が、ユーザが求めている順にランキングされているとは限らない
 - － ユーザにとってよりよい検索結果を得るためのクエリ修正は容易ではない
- 閲覧プロセスにおける問題点
 - － ユーザにとって求める情報がページ内のどこにあるのかを探すのは面倒である
 - － ユーザが閲覧しようとしたページがユーザの求めている情報に適合しているとは限らない

ここで、求める情報は情報探索を行うユーザやその時の状況によって異なると考えられる。そのため、以上のような問題点を解決するためには、それぞれのユーザごとに、その時その時の情報探索に応じて、ユーザがどのような意図で情報探索を行っているのかを知ること、すなわち検索意図の推定が重要になる。

本研究では、情報探索におけるユーザの意図を推定するために、ウェブページ閲覧中のユーザが、ページ中の何を見ていたのかという視線情報を利用する手法を提案する。たとえば、「売れ筋のデジカメ」についての情報を求めているユーザが「デジカメ 人気」というクエリで検索したとする。このユーザがデジカメの価格に興味をもっているならば、ウェブページ中の「〇〇円」や「〇〇%OFF」という箇所をよく見ると考えられ、デジカメの性能に興味をもっているならば、「〇〇画素」や「ズー

ム〇〇倍」といった箇所を重点的に見ると考えられる。このように、ウェブページ中でユーザが注目していた箇所を知ること、そのユーザがどのような意図で情報を探索しているかを推定することができると期待される。

高性能な視線検出装置は現時点では安価に手に入るものではない。しかし近年、ウェブカメラが急速に普及してきており（インターネットコム株式会社と株式会社マーシュが2010年に行ったウェブカメラに関する調査によると、インターネットユーザの約4人に1人がウェブカメラをもっていると回答^(注1)）、ウェブカメラの性能も飛躍的に向上している。こうしたカメラを利用して、ユーザがPC上のどの箇所を見ているかという視線情報を検出する技術も実現されはじめている^(注2)。将来的には、多くのPCに高性能カメラが標準で搭載され、ユーザの視線情報を利用したソフトウェアは一般的なものになると考えられる。

そこで本稿では、まずユーザの視線と検索意図との関係性に着目して、ユーザがウェブページ閲覧中に頻繁に見ている単語から、ユーザの検索意図を推定する手法を提案する。次に、この手法によって推定されたユーザの検索意図を用いて、検索プロセスおよび閲覧プロセスの双方を支援する手法を提案する。検索プロセスの支援としては、ユーザの検索意図に応じた検索結果の再ランキングや再検索を行う。また、閲覧プロセスの支援としては、ウェブページ内においてユーザの検索意図に適合する箇所の強調表示を行う。以上の手法によって、大量にある情報源からの効率的な情報探索の支援を実現する。

2. 関連研究

2.1 従来の情報探索支援

検索を支援する方法としてクエリ推薦 [1] が知られている。クエリ推薦では、ユーザが漠然としたクエリで検索を行った時に、検索結果ページ上に検索結果を絞り込むためのクエリ候補が提示される。一般的にクエリ推薦はクエリログやクリックスルー

(注1) : <http://japan.internet.com/research/20100506/1.html>

(注2) : <http://www.inference.phy.cam.ac.uk/opengazer/>

データをもとに行われ、多くのユーザにとって典型的なクエリを推薦する傾向にあるため、あまり典型的でない情報を調べたい時などには、クエリ推薦は適切な結果を返さない。一方、本研究ではユーザの視線情報を用いることで、そのユーザに特有な検索意図を推定するため、ユーザの求める情報が典型的なものでない場合にも対応できる。

適合性フィードバックは、ユーザからの適合・不適合情報の入力をもとに検索結果をパーソナライズする。そのうち暗黙的適合性フィードバックは、ユーザからの明示的な入力が必要とせず、ユーザの行動履歴をもとにフィードバックを行うものであり、その有効性も示されている [2]。本研究も、ユーザの情報探索行為からユーザの検索意図を自動的に推定するため、その一種として捉えることができる。暗黙的適合性フィードバックの代表的な手法として、クリックスルーデータを用いるもの [3] やスクロールデータを用いるもの [4] が挙げられるが、これらの手法では、スニペットを見るだけでクリックせずに情報要求がみだされる事例 [5] や、長時間表示されていても実際には別の領域を見ているという事例に適切に対応できない。本研究では、ユーザの視線を用いて注目していた情報を検出することで、上記の問題を解決できると考えられる。

2.2 視線情報の情報探索への利用

近年、カメラの精度向上や視線検出装置の登場によってディスプレイ上のユーザの視線検出が容易化したことで、ユーザの視線情報を利用した研究が盛んになっている。

Xu ら [6] は、ウェブ上の文書・画像・動画に関する検索の際に、検索結果に対してユーザの視線情報を用いた暗黙的フィードバックを行う手法を提案し、評価実験によって検索プロセスにおける視線情報の有用性を示した。この手法は情報探索の内、検索プロセスのみを支援するものであり、検索・閲覧の双方を支援する本研究とは異なる。また、本研究が後述する単語の意図度の計算において、ページの閲覧順序や単語の出現頻度を考慮しているのに対し、この手法ではそういった情報を考慮せずに意図度を計算しているという点でも異なる。

大野ら [7] は、ユーザが以前に閲覧した文書を再び閲覧しようとして検索を行う際に、以前に注目した領域の情報を用いることでユーザの既読文書の再検索を支援する手法を提案した。この手法は、検索対象がユーザが今までに閲覧したことのある文書のみであり、未読の文書についてもユーザの検索意図に適合する箇所を推定する本研究とは異なる。

3. 視線情報からの検索意図の推定

本章では、視線情報を用いたユーザの検索意図の推定手法について述べる。「意図」とは「何かをしようとする事柄」や「何かをしようと考えている事柄」である。特に情報探索における「検索意図」とは、「ユーザがある検索クエリを入力した際に、求めようとしている情報」のことである。

本研究では、検索意図が「背景語」、「クエリ語」、「具体語」の3種類からなると考える。図1に示すように背景語とは、情報探索を行うユーザが調べたい事柄についてもっている抽象的なイメージであり、クエリ語とはそのイメージをキーワードに

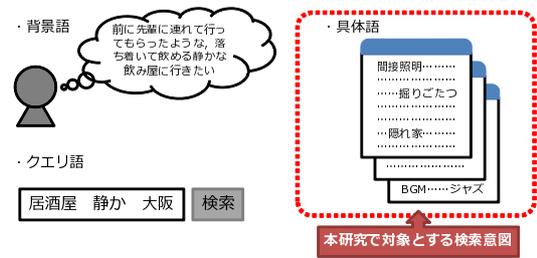


図1 検索意図の種類

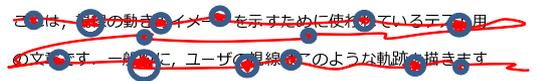


図2 視線の動きのイメージ

変換したものである。そして具体語とは、ユーザのもつ抽象的なイメージが具体的に表現されているウェブページ内での記述のことである。本来の「検索意図」とはここで列挙した3つの内の背景語にあたると思われるが、この「検索意図」はユーザが思い浮かべる抽象的なイメージであるため、それを言語化したり数値化したりすることは困難である。そこで本稿では、「検索意図」を具体語という観点で捉え、それを「単語とその単語に対する重みの組の集合」として表現する。たとえば、「デジカメ 人気」というクエリで情報探索を行う2人のユーザA、Bがいる時、ユーザAは安くて人気なデジカメを、ユーザBは高性能で人気なデジカメを購入したいと考えているとする。この時、いくつかの具体語に対する各ユーザの検索意図との適合度を1から5の5段階で表すと、ユーザAの検索意図は{(デジカメ, 5), (人気, 4), (価格, 3), (値下げ, 3), (OFF, 2)}, ユーザBの検索意図は{(デジカメ, 5), (人気, 4), (手ぶれ補正, 2), (ズーム, 2), (画素, 2), (撮影可能枚数, 2)}といった形に表現できる。この検索意図の推定のため、本研究では「ウェブページ内の各情報に対して、ユーザが求めている情報の付近にはそのユーザの視線がよく集まり、そうでない情報にはユーザはあまり目を向けない」という仮説を立て、視線からユーザの検索意図を推定する。

以下では、初めに視線情報についての説明を行い、その後、上記の仮説に基づいてユーザの検索意図を推定する手法についてその構成と流れを述べる。さらに手法を構成する各モジュールについて、その詳細を述べる。

3.1 視線情報

人間の目は、たとえ本人が一点を凝視しているつもりでも、絶えず上下左右に動きまわっている。この時の目が捉えている対象点（これを視点という）の軌跡を視線という。ここで、文章を読んでいる時の視線の動きのイメージを図2に示す。この図からもわかるように、視線（図中の赤の線）はある対象物付近に視点が集まる“fixation”（図中の青の円）と、fixationから別のfixationへの急速な移動“saccade”という2つのパターンからなっている。これらを交互に繰り返すことで視線は構成されている。本稿では、ウェブページを閲覧しているユーザのfixationとその対象先との対応を視線情報と呼び、これを利用

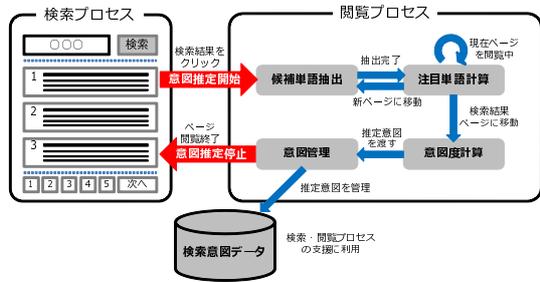


図3 検索意図推定手法の流れ

してユーザの検索意図の推定を行う。

3.2 手法の構成と流れ

提案手法は「候補単語抽出」、「注目単語計算」、「意図度計算」、「意図管理」の4つのモジュールからなる。ユーザが情報探索を行っている際の、システムの処理の様子を図3に示す。ユーザが検索プロセスにおいてある検索結果をクリックして新たなウェブページに移動すると、情報探索は閲覧プロセスに移る。この時システムは候補単語抽出モジュールでユーザの検索意図の推定を開始し、ユーザが閲覧を始めるウェブページからユーザの検索意図の候補となる単語を抽出する。候補単語の抽出が終わるとシステムは注目単語計算モジュールに移行し、以後ユーザがそのウェブページを閲覧している間は、注目単語の検出およびその単語に対する注目値の計算を繰り返す。ユーザが、現在見ているウェブページから別のウェブページへと移動すると、システムは再び候補単語抽出モジュールに処理を渡す。また、ユーザが検索結果ページに移動することで、情報探索が閲覧プロセスから検索プロセスに移ると、システムは意図度計算モジュールでユーザの検索意図を推定し、意図管理モジュールに推定結果を渡す。その後システムは、情報探索が再び閲覧プロセスに移るまでユーザの検索意図の推定を停止する。

3.3 手法の詳細

3.3.1 候補単語抽出モジュール

本モジュールでは、ユーザが閲覧を始めるウェブページから検索意図の候補となり得る単語の抽出を行う。抽出の際には、(1)助詞や数字など単体では意味のないもの、(2)「あなた」や「一方」など一般的すぎるものといった条件を満たす単語は、候補とならないように処理する必要がある。さらに、抽出された各候補単語について、注目単語計算モジュールで注目値の計算を行うため、その単語のページ中での出現位置を記録し、候補単語であることを示す印をつける。

3.3.2 注目単語計算モジュール

本モジュールでは、ユーザがウェブページ閲覧中にどの候補単語にどれだけ注目しているかを表す注目値の計算を行う。注目値としては、ユーザがその単語にどれだけ注目していたかが正確にわかる情報を使うことが望ましい。本稿では取得と計算の容易さという観点から、候補単語に対する注目回数を用いる。

3.3.3 意図度計算モジュール

本モジュールでは、候補単語とその注目値の組の集合を用いて、各単語がどの程度ユーザの検索意図を表しているかを意図度として計算し、検索意図の推定を行う。まず、ユーザが閲覧し終

えたウェブページ p における単語 w の注目度 $WordScore(w, p)$ を次式で定義する。

$$WordScore(w, p) = \frac{LookValue(w, p)}{MaxLookValue(p)} \cdot \frac{TermFreq(w, p)}{MaxTermFreq(p)} \quad (1)$$

ここで、 $LookValue(w, p)$ は注目単語計算モジュールで求めた p における w の注目値であり、 $MaxLookValue(p)$ は p に出現する各単語 w_i の $LookValue(w_i, p)$ の最大値である。また、 $TermFreq(w, p)$ は w の p 内での出現頻度であり、 $MaxTermFreq(p)$ は p に出現する各単語 w_i の $TermFreq(w_i, p)$ の最大値である。単語の注目度は、その単語を見た回数が多いほど、またページ中での出現回数が多いほど高くなる。各ページにおいて単語の注目値や出現頻度が取り得る範囲は異なるため、各値の最大値で除算することで正規化を行い、単語の注目度が0から1の間の値を取るようになっている。

この注目度を用いて、ユーザが閲覧した全ウェブページ中の全候補単語に対して、以下に述べる計算を行い、意図度の高い単語 n 個をユーザの検索意図として表す。ユーザが閲覧したウェブページを閲覧順に p_1, p_2, \dots とする時、 j 番目のページ p_j を見た後のユーザの単語 w に対する意図度 $Intent_j(w)$ の計算方法として、本稿では次の2種類を提案する。

均一法

$$Intent_j(w) = \sum_{k=1}^j WordScore(w, p_k) \quad (2)$$

減衰法

$$Intent_j(w) = \alpha \cdot WordScore(w, p_j) + \sum_{k=1}^{j-1} (1 - \alpha)^{j-k} \cdot WordScore(w, p_k) \quad (3)$$

ここで、 α ($0 \leq \alpha \leq 1$) はユーザが最後に閲覧したページ内で注目した単語に対する重み定数である。均一法ではユーザが今までに閲覧したウェブページ内の各単語についてすべて同じ重みで意図度の計算を行うのに対し、減衰法ではユーザが最近見た単語により大きな重みをかけることで、新たに閲覧したウェブページの方が、以前に閲覧したものよりも検索意図に関連しているとみなして意図度の計算を行う。

3.3.4 意図管理モジュール

このモジュールでは、意図度計算モジュールにおいて推定された検索意図データを管理する。ここで管理されている検索意図データは、次章で述べる情報探索における検索・閲覧プロセスの支援手法で利用される。

4. 推定した検索意図を用いた情報探索支援

ユーザが、ウェブ上に存在する膨大な数のウェブページの中から自分の求める情報を効率的に探すためには、大きく以下の2つが必要となる。

- 検索意図に適合するウェブページの集合を早く集める
- ウェブページ内で自分の求める情報が書かれている箇所を早く見つける

前者は情報探索の検索プロセス、後者は閲覧プロセスにおける要件である。以下では、前章で述べた手法に基づいて推定したユーザの検索意図を用いて、上記の要件を満たしユーザの効率的な情報探索を支援するための手法を各プロセスごとに述べる。

4.1 推定した検索意図を用いた検索プロセス支援

現状のウェブ検索では以下のような問題点がある。

- 検索結果のランキングがユーザの検索意図を反映しているとは限らない
- よりよい検索結果を得るためのクエリ修正は容易ではないその結果、検索結果ページとウェブページ間の横断回数や検索クエリの再入力回数が増え、検索の効率が低下する。

そこで本稿では、このような問題点を解決する手法として以下の2つの手法を提案する。

- 推定した検索意図に基づく検索結果の再ランキング
- 推定した検索意図を用いた再検索

以下では、それぞれの各手法について詳細を述べる。

4.1.1 推定した検索意図に基づく検索結果の再ランキング

この手法は、検索プロセスにおける1つ目の問題点を解決するための手法である。本手法では、前章で述べた意図度の計算によって得られた n 個の単語 (w_1, w_2, \dots, w_n) の意図度からなるベクトル \mathbf{v}_{intent} を用いて、検索結果集合 $R = \{r_1, \dots, r_m\}$ をユーザの検索意図を考慮して再ランキングする。本手法の流れは以下のとおりである。

- (1) あらかじめ、各検索結果 r_i のスニペットに対して形態素解析を行うことで、単語の出現頻度による特徴ベクトル \mathbf{tf}_{r_i} を生成しておく。
- (2) 各 \mathbf{tf}_{r_i} に対して \mathbf{v}_{intent} とのコサイン類似度を計算し、その値を $IntentSim(r_i)$ とする。
- (3) $IntentSim(r_i)$ の降順に、検索結果 r_i を並び替える。

ユーザがいくつかのウェブページを閲覧した後で、上記の手法に基づき検索結果を再ランキングすることで、ページ閲覧中にユーザがよく見ていた単語をスニペットに多く含む検索結果が上位に表示される。これによって、ユーザは数多くある検索結果の中から、自分の検索意図と関連したページを見つけやすくなると期待される。本手法をシステムが勝手に判断して動作させた場合、ユーザが意図しないタイミングで再ランキングが発生し、逆に検索効率が下がる可能性があるため、ユーザが明示的に指定した際に再ランキングを行う。

4.1.2 推定した検索意図を用いた再検索

この手法は、検索プロセスにおける2つ目の問題点を解決するための手法である。本手法では、前章の意図度の計算によって得られた意図度ベクトル \mathbf{v}_{intent} からタグクラウドを生成し、検索結果の上部に表示する。ここで、タグクラウド内の各単語の大きさはその単語に対する意図度の大きさを表しており、検索意図を正確に推定できていた場合、単語が大きいほどユーザはそれに関する情報を求めていると言える。

ユーザは、このタグクラウド内の単語を眺める事で自分の検索意図を俯瞰することができ、また、各単語をクエリに加えて、再検索を行うといったこともできる。これによって本来は困難である、クエリを自分の検索意図を反映したものに修正する行

為をユーザは容易に行うことができるようになると期待される。

4.2 推定した検索意図を用いた閲覧プロセス支援

ウェブページの閲覧では以下のような問題がある。

- 求める情報がページ内のどこにあるのかを探すことは面倒である
- 訪れたページがユーザの求めている情報に適合しているとは限らない

その結果、ユーザがページ内で求める情報に辿り着くまでの時間が長くなり、閲覧の効率が低下する。そこで本稿では上記の問題点の解決のために、ウェブページ内においてユーザの検索意図に適合する箇所の強調を行う。これによってユーザはページ内での求める情報の早期発見が可能になり、閲覧の効率が上がることが期待される。本手法の流れは以下のとおりである。

- (1) ユーザが新たなウェブページに移動する。
- (2) システムはそのウェブページ内のコンテンツ集合を次節で述べる手法により抽出する。
- (3) システムは集合内の各コンテンツに対する興味度を前章で述べた各単語の注目度を用いて計算する。
- (4) システムは各コンテンツに対して、ユーザがそれに興味をもつと判定すれば目立つように、興味をもたないと判定すればあまり目立たなくなるように、表示方法を変更する。

なお、ここでいうコンテンツとは、ニュースサイトのトップページであれば各ニュース記事、ニュースサイトのあるニュース記事のページであればニュースの内容の各段落、というようにそのページを構成する要素の中で、中心となる事柄である。以下では、それぞれの手法について詳しく述べる。

4.2.1 ウェブページ内のコンテンツ集合の抽出

ここでは、ウェブページ中のコンテンツ集合の抽出手法について述べる。コンテンツは次のような特徴をもつと考えられる。

- ページ上に同じ構造の要素が複数並んでいる
- ページ内で占める表示サイズの割合が大きい

これらの特徴をもとに、以下のアルゴリズムでウェブページ p 内のコンテンツ集合 C を求める。ただし、以下で n_{parent} は候補コンテンツ集合の親要素、 $C_{candidates}$ は候補コンテンツ集合とその要素数およびその平均サイズの組を要素とする集合である。

- (1) ウェブページ p の DOM ツリーを構成し、BODY 要素 n_{body} に対して、 $n_{parent} \leftarrow n_{body}$ とする。また、 $C_{candidates} \leftarrow \phi$ とする。
- (2) n_{parent} の子要素集合 $N_{children}$ に対して、以下の操作を行う。
 - (a) $N_{children}$ を要素名ごとにグループ化して、それらの集合を $\{G_1, G_2, \dots, G_n\}$ とする。 ($N_{children} = \bigcup_{i=1}^n G_i$)
 - (b) 各 G_i ($i = 1, 2, \dots, n$) に対して、子要素の数を $count_i$ 、子要素の平均サイズ $size_i$ として、 $C_{candidates} \leftarrow C_{candidates} \cup \{(G_i, count_i, size_i)\}$ と変更する。
- (3) 各 $n_{child} \in N_{children}$ に対して、 $n_{parent} \leftarrow n_{child}$ として、2. に戻る。
- (4) 全要素に対して、以上の操作を終えた後で、各 $candidate = (G_i, count_i, size_i) \in C_{candidates}$ に対して、次式に従い $ContentSetScore(count_i, size_i)$ を計算し、その値が最も

高いものについて、 $C = G_i$ とする。

$$\text{ContentSetScore}(\text{count}, \text{size}) = \log_2(\text{count}) \cdot \log_2(\text{size}) \quad (4)$$

4.2.2 各コンテンツに対するユーザの興味の有無の判定

ここでは、上で述べた手法により抽出したウェブサイトの各コンテンツに対して、ユーザが興味をもつか否かを推定する手法について述べる。システムは各コンテンツに対して、ナイーブベイズを用いた以下のアルゴリズムで興味度を計算し、その値に応じて、ユーザが興味をもつクラス *Interest* に属するか、興味をもたないクラス *Not* に属するかの判定を行う ($CLASS = \{“Interest”, “Not”\}$ とする)。なお、システムは学習データとして、各クラスに属するコンテンツの数、そのクラス内のコンテンツ中で現れた単語およびその出現頻度をもつ。

- (1) コンテンツ c のテキスト部分に対して形態素解析を行い、コンテンツ内に現れる検索意図の候補単語とその出現頻度の組の集合を求め、それを $Data(c) = \{(w_1, Occur(w_1)), \dots, (w_n, Occur(w_n))\}$ と表す。
- (2) コンテンツ c が各クラス $class \in CLASS$ に属する確率 $\Pr(class|c)$ を、前ステップで求めた $Data(c)$ を用いて次式に従って計算し、式 (5) によって c の属するクラスの判定を行う。

$$\begin{aligned} \Pr(class|c) &= \frac{\Pr(class) \cdot \Pr(c|class)}{\Pr(c)} \\ &\propto \Pr(class) \cdot \Pr(c|class) \\ &= \Pr(class) \prod_{(w_i, o_i) \in Data(c)} \Pr(w_i|class)^{o_i} \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、 $\Pr(class)$ は、学習データのコンテンツの内、 $class$ に属しているものの割合、 $\Pr(w_i|class)$ は、 $class$ に属している学習データの全コンテンツ内で、 w_i の出現する割合である。

ユーザがウェブページ p を閲覧し終えたら、 p 内の各コンテンツ c_i に対して、次式で $\text{ContentScore}(c_i)$ を計算し、その値が閾値 $\sigma_{content}$ よりも大きければ *Interest* クラスに、そうでなければ *Not* クラスの学習データにそのコンテンツを加える。

$$\text{ContentScore}(c, p) = \frac{\sum_{(w_i, o_i) \in Data(c)} o_i \cdot \text{WordScore}(w_i, p)}{\sum_{(w_i, o_i) \in Data(c)} o_i} \quad (6)$$

4.2.3 興味の有無に応じたコンテンツの表示の変更

ここでは、上記の手法に基づいて推定したユーザの興味の有無に応じて、コンテンツの表示を変更する方法について述べる。本稿では、コンテンツの表示の変更方法として、次の3つを提案する。

サイズ変更

コンテンツが *Interest* クラスに属するならサイズを大きくして目立たせ、*Not* に属するならサイズを小さくすることであり目立たなくなるようにする。

色変更

コンテンツが *Not* に属する場合に、表示色を背景色に近いものに変更し、あまり目立たなくなるようにする。

折り畳み

コンテンツが *Not* に属する場合に、コンテンツの一部分のみを表示し、あまり目立たなくなるようにする。

5. 実装

本稿では、ユーザの検索意図の推定手法と、検索プロセス支援手法および、閲覧プロセス支援手法を提案した。これらの提案手法の有用性を確かめるために、システムのプロトタイプを実装した。今回の実装では、検索結果の取得には Yahoo! JAPAN のウェブ検索用 API^(注3) を、形態素解析には MeCab^(注4) を利用した。以下で実装についての細かな点を述べる。

5.1 ユーザの視線の検出

近年、ウェブカメラを用いて視線情報を検出する技術が登場している^(注5)。このような技術は、将来的には高速で高精度なものになるであろうが、現状では提案手法をこの技術を用いて実現するのは困難である。そこで今回の実装では、高精度なユーザの視線を得るためにディスプレイ一体型の高性能な視線検出装置である Tobii T60 を利用し、また、リアルタイムな視線情報の利用のために Tobii SDK を利用した^(注6)。

5.2 注目単語の取得および注目値の計算

提案手法では検索意図の推定のために、ユーザがウェブページ閲覧中に注目した単語を取得する必要がある。今回の実装では、単語ごとにタグを埋め込むことで注目単語を取得するようにした。注目単語の取得および注目値の計算の流れを以下に示す。

- 3.3.1 節で述べた候補単語抽出フェーズにおいて、ウェブページ p の HTML から DOM ツリーを構成し、ツリー内の各テキストノードに対して次の処理を行う。
 - (1) ノード値に対して形態素解析を行い、単語に分解する。
 - (2) 分解された各単語に対して、次の操作を行う。
 - (a) 分解された単語がストップワードであれば、その単語を値とするテキストノードを作り、元のテキストノードの直前に挿入する。
 - (b) 分解された単語がストップワードでなければ、その単語を内容とする新たな FONT 要素を作り、候補単語用のクラス名を設定した後にノード化して元のテキストノードの直前に挿入する。
 - (3) 元のテキストノードをツリー上から削除する。
- 3.3.2 項で述べた注目単語計算モジュールにおいて、一定時間 $\delta_{interval}$ ($= 10$ ms) ごとにウェブページ p 上での視線位置を検出し、その位置にある要素について以下の操作を行う。
 - (1) 要素が候補単語抽出フェーズで設定したクラス名を

(注3) : <http://developer.yahoo.co.jp/webapi/search/>

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

(注5) : <http://www.inference.phy.cam.ac.uk/opengazer/>

(注6) : <http://www.tobii.com/>

表 1 評価実験で用いたタスクの一覧

タスク	検索意図
タスク 1	スマートフォンを購入しようと考えており、それについての情報を探す.
タスク 2	沖縄に旅行に行くことになった. 計画を立てるため、情報を調べる.

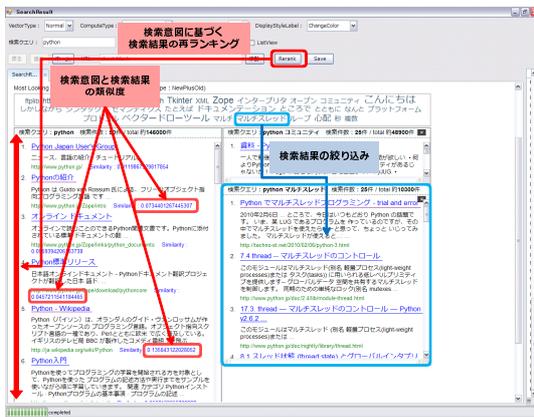


図 4 検索プロセスにおけるシステムの振る舞い

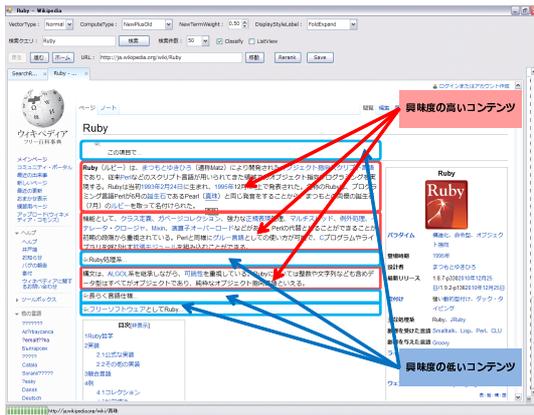


図 5 閲覧プロセスにおけるシステムの振る舞い

もっていれば、その要素の内容 w を注目単語とし、 $LookValue(w, p)$ の値を 1 増やす。

5.3 各手法におけるパラメータの決定

提案手法には 3 つのパラメータ n , α , $\sigma_{content}$ が存在する。 n は検索意図の推定として出力する単語数、 α は減衰法を用いた意図推定において、ユーザが最も間近に閲覧したウェブページ内での注目単語に対する重み定数、 $\sigma_{content}$ はユーザが閲覧を終えたページ中の各コンテンツに対して、ユーザが興味をもったか否かのどちらに属するかの分類を行うための閾値である。

検索意図を表現する単語数が少なすぎると実際の検索意図に対する再現率が低下し、反対に多すぎると適合率が低下すると考えられるため、今回実装したシステムでは $n = 15$ とした。また $\sigma_{content}$ については、ユーザがその時間閲覧していたウェブページ内の全注目単語の注目度の中央値を用いることにした。最後に α については、情報探索の状況やそれを行うユーザによって最適となる重みの値は異なる可能性がある。そのため、 α の最適な値については次章で実験の結果とともに考察する。

5.4 実行例

今回実装したシステムの実行例を図 4 および図 5 に示す。これらの図はユーザがいくつかのウェブページを閲覧した後の検索・閲覧プロセスをそれぞれ示している。図 4 の検索プロセスでは、推定した検索意図の上位 $n (= 15)$ 個からなるタグクラウドが表示されており、ユーザはこれを用いて検索結果の絞り込みや再ランキングを行うことができる。図 5 の閲覧プロセス

では、推定した検索意図に基づいてウェブページのコンテンツに対するユーザの興味度を計算し、それに基づいて表示を変更している。図 5 は、4.2.3 項で述べたコンテンツの表示の変更手法の折り畳みを適用したものである。

6. 評価実験および考察

情報探索中のユーザの検索意図が視線に現れるという仮説の妥当性、並びにその検索意図を提案手法によってどの程度推定することができるかを明らかにするために、評価実験を実施し、検索意図の推定手法の評価を行った。また、提案手法を利用して情報探索を行った際の効率性の変化に関する分析も行った。以下ではそれぞれの詳細とその結果および考察を述べる。

6.1 検索意図の推定手法の評価

まず、仮説の妥当性および提案手法によって推定した検索意図の精度を実験により調べた。実験の流れは以下のとおりである。

- (1) Tobii T60 によりユーザの視線のキャリブレーションを行う。
- (2) 表 1 のような検索意図を設定したタスクをユーザに説明し、情報探索を 10 分間行ってもらう
- (3) ユーザが閲覧したウェブページを対象としてユーザの検索意図を提案手法および比較手法を用いて推定する
- (4) 前ステップで得られた各単語について、どの手法によって推定されたものかを隠したうえでラジオボタン付きのリスト形式でユーザに提示し、その単語が与えられた検索意図に沿っているかどうかを 3 段階 (0: 不適, 1: どちらともいえない, 2: 適) で判定してもらう。

我々は、普段からウェブ上での情報探索に慣れている 5 人の被験者に対して上記の評価実験を行った。なお、この実験は視線情報から検索意図を推定できるのかを評価することが目的であるため、実験中はその検索意図を用いた情報探索支援は行わないようにシステムを設定した。提案手法 (Prop) に対するベースライン (Base) には単語の出現頻度を用い、さらに単語の注目値のみを用いて検索意図を推定する手法 (式 (1) において、 $WordScore(w, p) = LookValue(w, p)$ としたもの) も比較手法 (Cmpr) として用意した。以下では、ベースライン手法を Base で、提案手法および比較手法を “Method.suffix” の形式で表す。ただし、Method は手法名であり、suffix は均一法の場合は “unif”，減衰法の場合は重み α の値である。また、減衰法の結果については最も精度の良かったもののみを図表に掲載する。

6.1.1 推定した検索意図の精度

まず初めに、タスク 1, タスク 2, および全タスクについて、

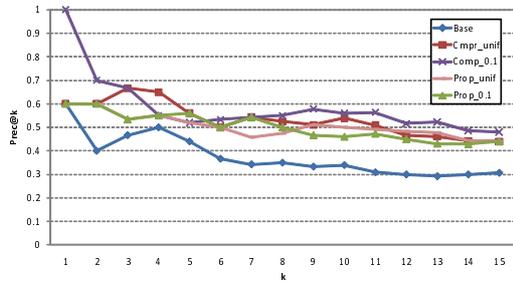


図 6 タスク 1 での各手法における Prec@k の被験者平均

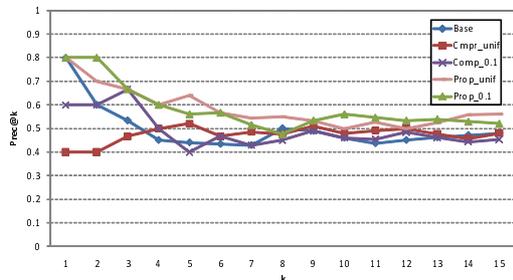


図 7 タスク 2 での各手法における Prec@k の被験者平均

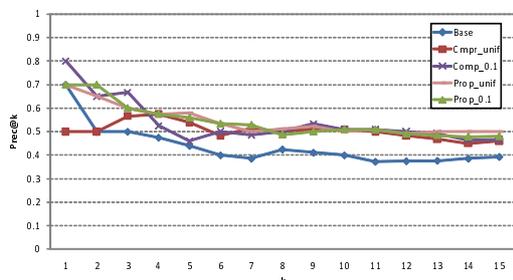


図 8 全タスクでの各手法における Prec@k の被験者平均

表 2 各タスクでの各手法における AP の被験者平均

	Base	Cmpr_unif	Cmpr_0.1	Prop_unif	Prop_0.1
タスク 1	0.52600	0.65130	0.68183	0.59047	0.59711
タスク 2	0.59093	0.56017	0.5781	0.66462	0.67834
全タスク	0.55847	0.60573	0.63000	0.62754	0.63772

各手法において推定した単語のランキングのうち、上位 k 件における適合率 $\text{Prec}@k$ を全被験者で平均した結果をそれぞれ図 6, 7, 8 に、またそれぞれのタスクについて、各手法による推定結果の平均適合率 AP (Average Precision) を全被験者で平均した結果を表 2 に示す。なお、適合率の判定においては、ユーザが 2 (適) と判定した単語を適合として扱い、それ以外は不適合として扱った。

これらの図表からわかるように、タスク 1, タスク 2, および全タスクすべてにおいて、提案手法の精度がベースライン手法の精度を上回っており、全タスクでの AP の値は提案手法 (Prop_0.1) が最も高かった。また、今回の実験では減衰法の重みとして 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9 の 5 つを試したが、どのタスクにおいても最小の重みである 0.1 を用いた時の精度が最も高かった。これは、今回の実験のタスクのように事前に検索意図が 1 つに定まっている際には、新たに閲覧したウェブページよりも今までに閲覧したウェブページに大きな重みをかけることで、ノイズの少ない検索意図の推定が可能になるためであると

表 3 各タスクでの各手法におけるユニーク率の被験者平均 (および標準偏差)

	Base	Cmpr_unif	Prop_unif
タスク 1	0.58666(0.30627)	0.67809(0.20954)	0.79111(0.16223)
タスク 2	0.71666(0.04564)	0.90848(0.09242)	0.77174(0.08892)
全タスク	0.65166(0.16270)	0.79329(0.12830)	0.78142(0.12355)

考えられる。それに対して事前の検索意図が曖昧で情報探索中に変化するような場合には、ユーザが新たに閲覧したウェブページに大きな重みをかけることで、時々刻々と変化するユーザの検索意図に柔軟に対応することができると考えられる。このように、減衰法では重みの値を変化させることで、ユーザの検索意図の粒度に応じた情報探索支援が行えると期待される。

6.1.2 ユーザの視線と検索意図の関係

次に各タスクにおいて、ある被験者の検索意図のユニーク率を「正解集合 (適合すると判定した単語集合) の全単語の内、その他の被験者の正解集合に含まれない単語の割合」として計算することで、各手法間で抽出された単語の差異を調べた。各タスクでの各手法におけるユニーク率の全被験者での平均及び標準偏差を表 3 に示す。なお、先に述べたように今回の実験タスクは検索意図が 1 つに定まっているため、ここでは提案手法の内、均一法のみを扱う。この表から、単語の出現頻度のみを用いるベースライン手法に比べ、単語の注目回数を用いる比較手法および提案手法の方がユニーク率が大きな値となっていることがわかる。この結果は、単語に対する注目度を考慮することでよりユーザにとって特徴的な検索意図を推定できることを示しているといえる。実際に実験結果を眺めてみると、タスク 2 においてベースライン手法では「ショッピング」や「ホテル」、「温泉」といった一般的・抽象的な単語がどのユーザにも多く抽出されたのに対して、提案手法ではあるユーザには史跡名を複数提示し、また別のユーザには「ホエルウォッチング」に関する情報を提示するなど、各ユーザごとに種類の異なり、詳細かつ具体的な単語が推定される傾向にあることがわかった。以上のことから、ユーザの検索意図を具体的に表した単語にはユーザの注目が集まる傾向にあり、検索意図が同じユーザであってもどの単語に注目するかはユーザごとに異なることがあると結論づけられる。

6.1.3 提案手法の課題

最後に、評価実験の結果を通して本研究の提案手法の課題の考察を行った。ユーザが実験タスク中に閲覧したウェブページの内容と適合判定のログを調べたところ、Adobe Flash^(注7) を用いて作成されたコンテンツが中心のウェブページや画像が多く含まれるウェブページにおいて提案手法による検索意図推定が有効に働いていなかった。実験では、こうしたウェブページをユーザが閲覧する場合に、ユーザは Flash コンテンツや画像をより注目する傾向にあった。今回の提案手法では注目しているテキストからユーザの検索意図の推定を行うため、このようなケースではそのページからユーザの検索意図の候補となる単

(注7) : <http://www.adobe.com/jp/products/flash/>

語をほとんど抽出できないという問題がある。そこで今後は、提案手法をテキスト部だけでなく画像などへのユーザの注目からも検索意図の推定を行う手法へと拡張することが必要と考えられる。

6.2 提案手法における情報探索の有用性

本節では、4章で述べた情報探索支援のための提案手法について、著者自身がシステムを使ってみたうえでの考察を述べる。

初めに検索プロセスについて述べる。検索プロセス支援については以下の2つを提案した。

- 推定した検索意図に基づく検索結果の再ランキング
- 推定した検索意図を用いた再検索

一般的に、検索結果ページのスニペットに書かれている内容からそのウェブページに内容をすべて知ることはできない。そのため、前者の再ランキング手法でランクが上昇した検索結果であっても、そのページがユーザの検索意図に沿うとは限らない。このことから、前者の手法は効率的な情報探索支援という観点ではあまり有用とはいえない。一方、前節で述べたように本稿の検索意図推定手法を用いると、情報探索を行っているユーザに特徴的なキーワードが抽出できる。これによって、一般のクエリ推薦では行えない、ユーザが今までに閲覧したウェブページを考慮したうえでの再検索支援が可能になる。

次に閲覧プロセスの支援手法について述べる。閲覧プロセス支援については以下を提案した。

- ウェブページ内における推定した検索意図に適合する箇所の強調

この手法についてはウェブページによって有効に働く場合とそうでない場合とがあった。ニュース記事の一覧が掲載されているようなページにおいては、動作例として図5にも示したように興味度の高いコンテンツに対して強調がなされ、それにより求める情報にたどり着きやすくなった。一方でページの構造が複雑すぎる、あるいは単純すぎるようなページにおいては、コンテンツの推定が失敗してしまうことが多かった。また表示の変更方法については、サイズ変更や色変更はスタイルシートの優先順位などの問題から上手く動作しないことが多い一方、折り畳みについては多くの場合で成功した。しかしユーザの検索意図に沿うコンテンツを誤って折り畳んでしまった場合、その情報はユーザに気付かれなくなるかもしれない。そのため、表示の変更方法については改善が必要になると考えられる。

7. まとめ

本稿では、ウェブページ閲覧中のユーザの視線情報から検索意図を推定する手法と、それを用いた、情報探索の検索・閲覧の各プロセスにおける効率的な情報発見の支援手法を提案した。

実験によって、提案手法を用いると単語の出現頻度のみを考慮する場合に比べて検索意図推定の精度が向上することが明らかになった。また、出現頻度のみを考慮した検索意図の推定手法ではどのユーザにも似たような一般的な単語が多く抽出されたのに対して、提案手法による推定では各ユーザごとに独自性の高く具体的な単語が多く抽出されることがわかり、抽出する単語の内容についても既存手法とは差異があることが評価実験

の結果から判明した。

今回の手法では、注目した単語の出現頻度やウェブページの閲覧順序を利用してユーザの検索意図の推定を行った。しかし、単語を注目した順番やページ内における単語の位置など、今回の手法では利用していないものの、視線情報の補助として検索意図の推定に利用可能であると考えられる特徴量が他にも数多く存在する。また、ウェブページは文章だけでなく画像や動画なども含めて構成されており、それらにもユーザは目を向けると考えられるが、今回の手法では文章以外のものに対する注目は検索意図推定に利用できていない。

そこで今後は、上記のような今回の手法で利用した特徴量以外のものについても適用を試し、文章だけでなく画像や動画も扱えるように手法を拡張することで、視線情報によって言語化困難なユーザの検索意図をどの程度推定できるのかを明らかにする。さらには、「比較している」、「見続けたから飽きた」などといったことをユーザの視線から判定し、それらに応じた情報探索の支援を行うことについても考えていく予定である。

謝辞 本研究の一部は、科学研究費補助金計画研究「情報爆発時代に対応するコンテンツ融合と操作環境融合に関する研究」(研究代表者: 田中克己, A01-00-02, 課題番号 18049041), グローバル COE 拠点形成プログラム「知識循環社会のための情報学教育研究拠点」, 文部科学省科学研究費補助金 挑戦的萌芽研究「モバイル協調検索に関する研究」(研究代表者: 中村聡史, 課題番号 22650018) によるものです。ここに記して謝意を表すものとします。

文 献

- [1] Silviu Cucerzan and Ryan W. White: “Query Suggestion Based on User Landing Pages”, Proceedings of the 30th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, pp.875-876 (2007).
- [2] Eugene Agichtein, Eric Brill and Susan Dumais: “Improving Web Search Ranking by Incorporating User Behavior Information”, Proceedings of the 29th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, pp.19-26 (2006).
- [3] Thorsten Joachims: “Optimizing Search Engines using Clickthrough Data”, Proceedings of the eighth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pp.133-142 (2002).
- [4] Georg Busher, Ludger van Elst and Andreas Dengel: “Segment-Level Display Time as Implicit Feedback: A Comparison to Eye Tracking”, Proceedings of the 32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, pp.67-74 (2009).
- [5] Jane Li, Scott B. Huffman and Akihito Tokuda: “Good Abandonment in Mobile and PC Internet Search”, Proceedings of the 32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, pp.43-50 (2009).
- [6] Songhua Xu, Hao Jiang and Francis C.M. Lau: “Personalized Online Document, Image and Video Recommendation via Commodity Eye-tracking”, Proceedings of the 2008 ACM conference on Recommender systems, pp.83-90 (2008).
- [7] 大野健彦: “IMPACT: 視線情報の再利用に基づくブラウジング支援法”, Proceedings of the 8th Workshop on Interactive Systems and Software, pp.137-146 (2000).