

# 視線情報からの注目語抽出に基づく 検索意図のリアルタイム推定

梅本 和俊<sup>1,2,a)</sup> 山本 岳洋<sup>1,b)</sup> 中村 聡史<sup>3,4,c)</sup> 田中 克己<sup>1,d)</sup>

受付日 2012年12月20日, 採録日 2013年4月7日

**概要:** Web 上の情報量の増加にともない, Web 検索エンジンを利用するユーザの意図は多様化している. 本稿では, こうした多様な検索意図を, ユーザの視線情報を利用することで, 検索時にリアルタイムに推定する手法を提案する. 我々は, Web ページ中でユーザが実際に注目している対象に着目し, 「注目度の高い単語ほど, ユーザの検索意図に適合している」という仮定を置くことで, 検索意図のリアルタイム推定に取り組む. 本稿では, この仮定に基づき 4 種類の検索意図推定手法を提案し, ユーザ実験によって有効な推定手法の評価および考察を行った. さらに実験結果の分析から, 検索意図推定における視線情報の有用性についても確認することができた.

キーワード: 視線情報, 検索意図

## Estimating Real-time Search Intent Based on Attention Term Extraction from Eye Movements

KAZUTOSHI UMEMOTO<sup>1,2,a)</sup> TAKEHIRO YAMAMOTO<sup>1,b)</sup> SATOSHI NAKAMURA<sup>3,4,c)</sup>  
KATSUMI TANAKA<sup>1,d)</sup>

Received: December 20, 2012, Accepted: April 7, 2013

**Abstract:** Search intents of Web search engine users become more diversified along with the rapid growth of information on the Web. This paper addresses the problem of estimating such diversified intents of Web search users from their search behaviors in real-time. In estimating searcher intents, we focus on their eye movements on the browsed Web pages, and assume that “terms that draw a high degree of searcher’s attention are probably relevant to his/her search intent”. Based on this assumption, we proposed four types of search intent estimation methods, and evaluated the estimation accuracy in each method through the experiment. In addition, analysis of experimental result reveals that by using eye movements data we can estimate the unique search intent of each user even if they perform the same search tasks.

**Keywords:** eye tracking, search intent

<sup>1</sup> 京都大学大学院情報学研究科  
Graduate School of Informatics, Kyoto University, Kyoto  
606-8501, Japan

<sup>2</sup> 日本学術振興会特別研究員 (DC1)  
JSPS Research Fellow (DC1), Chiyoda, Tokyo 102-0083,  
Japan

<sup>3</sup> 明治大学総合数理学部  
School of Interdisciplinary Mathematical Sciences, Meiji  
University, Nakano, Tokyo 164-8525, Japan

<sup>4</sup> 科学技術振興機構 CREST  
JST CREST, Chiyoda, Tokyo 102-0076, Japan

a) umemoto@dl.kuis.kyoto-u.ac.jp

b) tyamamot@dl.kuis.kyoto-u.ac.jp

c) satoshi@snakamura.org

d) tanaka@dl.kuis.kyoto-u.ac.jp

### 1. はじめに

Web 上には多種多様かつ膨大な量のコンテンツが日々アップロードされ続けている. それにともない, 人々は「冷蔵庫にある食材を用いたレシピの検索」や「就職活動における企業研究のための情報収集」, 「今年のインフルエンザの特徴および対策に関するニュースの検索」などさまざまな目的で Web 検索エンジンを利用するようになってきている. そういった検索の中で, ある特定の Web サイトに訪れることを目的とするナビゲーション検索 [3] や, 有名人の誕生日のような, 特定の事柄に対する事実を調べ

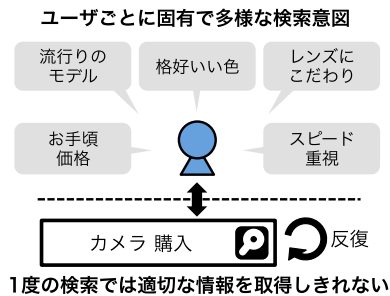


図 1 検索意図とそれに対応する検索クエリ  
Fig. 1 Search intent and search query.

るファクト検索 [22] とよばれる検索タスクについては、正解となる情報が検索を行う前の時点で定まっているため、1度の検索によって目的の情報を手に入れることは容易である。その一方で、検索を始める段階では明確な正解を持っておらず、複数回の検索を繰り返すことで、達成される検索タスクは Web 全体で行われる検索のうち、およそ4分の1を占めており [17]、これは探索的検索と呼ばれている [19]。

ここでユーザが京都への観光旅行を計画するために Web 検索を行う場合を考える。この検索タスクにおいてユーザが、「どんな観光地を訪れるのがいいのか」や「どこのホテルに泊まるべきか」といったことを知らない場合、実際に Web 検索を通してさまざまな情報を閲覧することで、自身の意図に合った情報を探していくことになる。

このような検索タスクにおける大きな特徴として、「たとえ検索クエリが同じであっても、本当に欲しい情報はユーザによって異なる (=固有性)」ということがあげられる [11]。最新のデジタルカメラを購入するために、「デジカメ 最新モデル」というクエリで Web 検索を行う場合を例にとる。この検索タスクにおいて、価格や機能性、評判といった属性のうち、どれを重視するのかは人それぞれであると考えられる (図 1)。そのため、あるユーザがこのクエリを用いた検索において、機能性に関する情報を求めていることが分かったとしても、その機能性に関する情報を別のユーザに提示することが、そのユーザにとって望ましいとは限らない。

このように、検索タスクにおける適合情報の固有性という側面を考慮すると、多種多様な目的で Web 検索を行う各ユーザを適切に支援するためには、「現在の検索において、そのユーザがどのような情報を探そうとしているのか (=検索意図)」を的確に知ることが必要となる。そのため、近年では検索意図の推定に関する研究がさかに行われている [6], [9]。

本稿では、このような特徴を持つ検索意図を、ユーザが現在行っている検索行動からリアルタイムに推定する。ここで、ユーザの検索意図と、そのもとでの検索行動の関係を、デジタルカメラの購入に関する検索タスクを再び例に

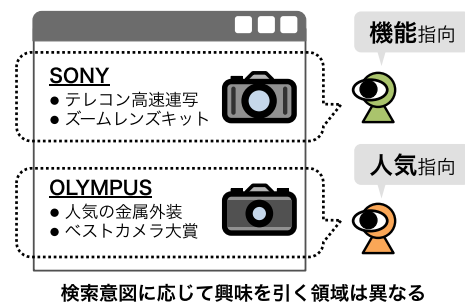


図 2 ユーザの注目領域と検索意図に関する仮定  
Fig. 2 Assumption about relationship between attention area and search intent.

ユーザの注目を集めたWebページ中の語から検索意図を推定

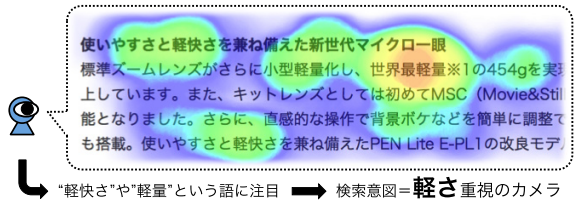


図 3 Web ページ中でユーザが注目した語から検索意図を推定  
Fig. 3 Estimating user's search intent based on his/her attention terms in Web pages.

とって考える。図 2 に示すように、ユーザの意図が機能性重視である場合には、ユーザは機能に関する情報に注目するため、Web 検索中に「高感度」や「高精細液晶」、「フルハイビジョン動画撮影」といった機能性に関する語を多く注目するであろう。一方で、「人気度の高いカメラを買いたい」とユーザが考えている場合には、売上や評判に関する情報を重点的に調べるため、「ベストセラー」や「売れ筋」、「高評価」などの語を注目すると予想される。そこで本稿では、「Web ページ中でユーザがよく見ている語は、ユーザの検索意図に対する適合度が高い」と仮定し、図 3 に示すように、Web 検索時におけるユーザの注目語からの検索意図のリアルタイム推定を試みる。

本稿では、視線検出技術により得られるユーザの視線位置から、ユーザが注目している語を抽出する手法を提案する。提案手法は、ユーザが Web ページを閲覧している間に、そのページにおけるユーザの注目語抽出を繰り返し行い、得られた結果をこれまでの閲覧ページ全体で集約することによって、ユーザの検索意図を注目語集合として表現する。この提案手法に対して、ユーザ実験による評価を行うことで、検索意図推定の有用性を検証する。

- 本研究の貢献として、大きく以下の2点があげられる。
- Web 検索を行う際のユーザの検索意図と、そのもとでの検索行動の関係性において、Web ページ閲覧時のユーザの視線の動きに着目することで、ユーザの検索意図をリアルタイムに推定する手法を提案した点
  - 提案手法の有用性を、検索意図の推定精度、および、ユーザごとの検索意図の固有性、という2つの観点か

ら、評価実験を通して定量的に明らかにした点

## 2. 関連研究

### 2.1 大規模ログデータからの検索ユーザの行動分析

検索エンジンに入力されたクエリログや、検索結果に対するクリックスルーといった大規模なデータを分析することで、ユーザの Web 検索時における行動を調査するという研究はこれまで数多くなされてきた。Boldi ら [2] は、ログデータ中の連続して入力されたクエリ間の関係に着目し、ユーザが検索タスクにおいてクエリをどのように修正するかを分析している。Chilton ら [7] は、天気予報や地図のように検索意図を直接満たす可能性のある検索結果中の情報が、実際にどのように使われているかをクエリログとクリックスルーデータを用いて調査している。

大規模ログデータの分析から、検索ユーザの典型的な行動に関する知見を得ることはできる。実際に既存の検索エンジンでは、これらのデータを機械学習に適用することが広く行われており、現在のクエリに関連する検索クエリの推薦や、Web ページのクリック情報に基づく検索結果のランキングを通して、ユーザの検索を支援している [1], [13]。しかし、こうした研究で用いられるデータは、基本的にサーバ側で取得することが可能なものに限定されており、そこからは多くのユーザに共通する一般的な意図が抽出されがちである。そのため、検索結果ページから別のページへの移動を続けることによって少しずつ変化するユーザの検索意図のような、個々のユーザに対してより踏み込んだ内容の分析を行うことはできない。本研究では、閲覧ページ中でのユーザの視線の動きを考慮することで、それぞれのユーザに特有の検索意図の推定に取り組む。

### 2.2 検索時におけるユーザの精細な検索行動の利用

前節で述べたように、サーバ側で得られる検索ログデータの種類や粒度には限界があるため、近年ではクライアント側でユーザの検索行動を記録することで、よりきめ細かな行動情報を用いて分析するという研究が増えてきている。たとえば、Web 検索時のユーザのマウス操作を記録し続けることで、Web ページ中でクリックされたリンクや、ページ中のスクロール領域を知ることができる。そのためユーザのマウス操作は、検索行動を分析するための新たな情報源として注目を集めている。実際に Guo らは、既存の分析で用いられていたログデータに加えてこれらのデータを用いることで、ユーザの購買意欲の推定 [9] や、検索タスクが成功したかの判定 [10] といった問題に取り組んでおり、マウス操作データの有用性を主張している。

マウス操作データがあれば、クエリログなどから知ることができなかった、検索結果ページ以外の Web ページにおけるユーザの振舞いを推定することが可能となる。しかし依然として、そのようなページ中において、ユーザがど

のようなトピックに興味を持っているかを知ることは容易ではない。その理由の 1 つに、各人でのマウスの使い方の違いというものがある。読んでいる文章をなぞるようにマウスカーソルを動かすユーザもいれば、リンクのクリック以外では、ほとんど動かさないというユーザもいると考えられるため [16]、そうした多様な操作パターンからの意図推定は容易にはできないであろう。別の要因として、マウス操作がユーザの意識的なものであるということもあげられる。検索タスク中にふと目に入った情報が気になって、そのことに関する情報を検索するといった場合には、ユーザの検索意図は半意識的に別の対象に遷移する。こうした遷移を、意識的なマウス操作から検出することは難しいと考えられる。

### 2.3 視線情報の情報検索分野での利用

視線検出装置によって得られるユーザの視線情報は、これまでは Web サイトのデザイン分析に使われることが多かった。しかし、この情報からは、クリックスルーデータに基づく Web ページ単位での分析に比べて、より細かい粒度でのユーザの振舞いを知ることができるため [5]、ユーザの検索戦略の詳細な調査 [8] や、画像検索における適合性フィードバック [23]、文書要約 [21] といったように、情報検索分野においてさまざまな目的で利用されるようになってきている。

Buscher ら [4] は、ユーザの視線情報を用いてクエリ拡張のためのキーワードを抽出する手法を提案している。視線情報から抽出した語を検索クエリに利用することは、各ユーザに固有な検索意図に対する検索支援として有用であると考えられる。彼らのキーワード抽出手法は、Web ページ中における段落などの文書構造をあらかじめ知っておく必要がある。評価実験において彼らは、対象ページを Wikipedia に限定することでその問題を回避している。しかし、Web 全体を対象とした場合、彼らの手法で視線情報からのキーワード抽出をリアルタイムで行うことは困難である。それに対して、本稿で提案する手法は、Web ページの構造によらず検索意図のリアルタイム推定が可能であるため、Buscher らの手法に比べて汎用性が高いといえる。

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、高性能な Web カメラが急速に普及してきており、こうしたカメラを利用して、視線情報を検出する技術も開発されている\*1。また、2011 年 3 月には、視線検出機能を搭載したノート PC のプロトタイプが Tobii Technology 社と Lenovo 社によって公開されている\*2。こうした背景をふまえると、将来的には多くの PC に、ユーザの視線位置の追跡機能が搭載されることが期待できる。

\*1 <http://www.inference.phy.cam.ac.uk/opengazer/>

\*2 <http://www.tobii.com/en/group/news-and-events/press-releases/the-worlds-first-eye-controlled-laptop/>

### 3. 注目語抽出に基づく検索意図の推定手法

本稿冒頭で述べたように、本研究ではユーザの固有な検索意図を検索時にリアルタイム推定するという問題に取り組む。検索意図とは本来、調べようとしている事柄に対してユーザが頭の中で思い描いているものである。明示的にそれを直接表現することは難しいが、今回は、そうしたユーザの検索意図を「単語とその単語に対する重みの組の集合」で表現し、その推定を行う。これは既存の情報検索分野において、Web ページ集合を計算機で処理可能とするために広く用いられてきたベクトル空間モデル [14] と同様の考え方であり、自然な表現方法といえる。

たとえば、“デジカメ 人気”というクエリで Web 検索を行っている 2 人のユーザ  $u_1$  と  $u_2$  がいて、 $u_1$  は安く人気なデジカメを、 $u_2$  は高性能で人気なデジカメを購入したいという意図を持っているとする。本稿で提案するモデルでは、 $u_1$  の検索意図を  $\{(デジカメ, 0.5), (人気, 0.4), (低価格, 0.3), (値下げ, 0.3), (激安, 0.2), \dots\}$ ,  $u_2$  の検索意図を  $\{(デジカメ, 0.5), (人気, 0.4), (手ぶれ補正, 0.2), (ズーム, 0.2), (画素, 0.2), (一眼レフ, 0.2), \dots\}$  といった形で表現する。

ユーザの検索意図の表現として、こうした汎用的な形式を採用することによって、推定した意図をさまざまなアプリケーションに利用できる。たとえば、通常の検索結果を、推定した検索意図表現中に多く含まれる順に並べ替えることで、ユーザの検索意図に応じたランキングが可能となる。また、推定した意図に沿う検索クエリの推薦や、意図に基づいた関連情報の提示といったことも可能になる。

このような検索意図を構成する単語とその語に対する重みを計算するにあたって、本研究では「Web ページ中でユーザが注目した語ほど、検索意図への適合度が高い」という仮定を置き、ユーザの視線情報から注目語を計算することで、検索意図の推定を試みる。

#### 3.1 手法の概要

提案手法によるユーザの検索意図推定の概要を図 4 に示す。提案手法では、ユーザがあるページに訪れてからそのページを離れるまでの間、そのページ上でのユーザの視線情報をもとに、実際に注目されている語の同定を繰り返し行うことで、ページ中の各語に対する注目頻度を計算する。このようにして得られる各閲覧ページにおける注目語集合を 1 つに集約することで、ユーザの検索意図のリアルタイム推定を実現する。以降では、それぞれの処理について詳しく述べる。

#### 3.2 視線情報を用いた単語の注目度の計算

ユーザがそのページを閲覧している間は、ユーザの視線情報から実際に注目されている語の特定を行う。ただし、

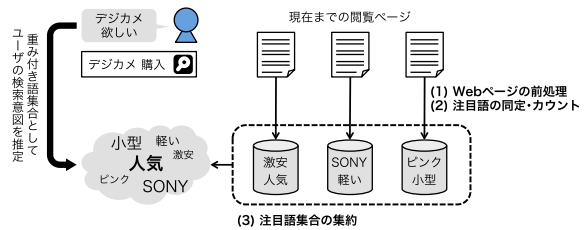


図 4 検索意図推定手法の概要

Fig. 4 Overview of search intent estimation method.

視線情報からの語の特定方法は、検索意図の推定手法に依存しないものである。本稿では、4 章に示すアルゴリズムによって、注目語の特定を実現した。次に、このようにして特定されたページ中の語に対して、その語に対するユーザの注目度を計算し続ける。ここで、ページ中に頻繁に出現する単語は、そうでない単語に比べてユーザの目に入りやすくなるため、ある単語に対するユーザの注目頻度と、その単語の出現頻度には何らかの関係性があると考えられる。そこで本稿では、単語の注目度の計算にあたって、その出現頻度と注目頻度に対して、次の 2 種類の関係性を仮定する。

- 出現頻度と注目頻度が正の相関

tf-idf に代表されるベクトル空間モデル [14] では、Web ページ中で何度も出現している単語を、そのページの特徴を構成する重要な語として扱っている。そのため、出現頻度の高い単語をユーザが頻繁に注目している場合は、出現頻度および注目頻度の両者の値が低い他の単語に比べて、ユーザの検索意図に対するその語の適合度が高いと考える。

- 出現頻度と注目頻度が負の相関

ページ中での出現頻度がそこまで高くないにもかかわらず、ユーザがある単語を何度も注目している場合、同程度の注目頻度であり出現頻度も高いような他の単語に比べて、その語の方がユーザの興味をひきつけていると考えることもできる。「人気のあるデジタルカメラが欲しい」と思い、通販サイトで複数の商品を比較するというケースでは、“デジカメ”と“売れ筋”という 2 つの語は、どちらもユーザの注目頻度が高くなると考えられる。しかし、前者と比べて出現頻度が低いことが予想される後者の語の方が、同サイトを閲覧する他者と比較した際に、ユーザ固有の検索意図をよく表現しているといえる。そこで、ページ中での出現頻度が多い単語については、注目度の計算においてペナルティを与える。

我々はこれらの仮定をもとに、Web ページ  $p$  内の単語  $t$  に対するユーザの注目度の計算手法として、次の 4 つのモデル  $\text{TermScore}_m(t, p)$  を提案する。

$$\text{Score}_{\text{MGT}}(t, p) = \text{gf}(t, p) \cdot \text{tf}(t, p) \quad (1)$$

$$\text{Score}_{\text{DGT}}(t, p) = \frac{\text{gf}(t, p)}{\text{tf}(t, p)} \quad (2)$$

$$\text{Score}_{\text{nMGT}}(t, p) = \frac{\text{gf}(t, p)}{\max_{t_i \in p} \text{gf}(t_i, p)} \cdot \frac{\text{tf}(t, p)}{\max_{t_i \in p} \text{tf}(t_i, p)} \quad (3)$$

$$\text{Score}_{\text{nDGT}}(t, p) = \frac{\text{gf}(t, p)}{\max_{t_i \in p} \text{gf}(t_i, p)} / \frac{\text{tf}(t, p)}{\max_{t_i \in p} \text{tf}(t_i, p)} \quad (4)$$

gf(t, p) は、前節で述べた手続きによって計算可能な、p 中での t に対するユーザの注目頻度であり、tf(t, p) は t の p 内での出現頻度である。

MGT (Multiply Gaze by Tf) は上述の正の相関を考慮したモデルであり、Web ページ中に何度も出現している、なおかつ、ユーザの注目頻度が多い単語に対して、高い注目度の値を与える。対照的に、負の相関を考慮したものが DGT (Divide Gaze by Tf) モデルであり、これは Web ページ内にあまり出現していないにもかかわらず、ユーザに何度も注目されたような単語に対して、その注目度が高くなるように計算される。ここで注目頻度や出現頻度は、閲覧ページ間でとりうる範囲が異なることが考えられる。そこで、それらの違いを吸収するモデルとして、nMGT (normalized MGT) と nDGT (normalized DGT) の 2 つも考える。両者はそれぞれ、MGT モデルと DGT モデルにおける注目度の計算において、単語の注目頻度や出現頻度の値域をすべてのページ間で均一に扱う。

### 3.3 抽出された注目語集合の集約

語に対する注目度を計算することで、これまでにユーザが閲覧した各 Web ページにおいて、どのような語が多く注目されていたかを知ることができる。こうして得られる注目語集合を、検索タスク中におけるすべての閲覧ページに対して集約することで、ユーザの検索意図の推定を行う。本稿では、検索タスクにおけるユーザの意図は大きく変化しないものとして扱う。たとえば、デジタルカメラの情報を調べているユーザは、そのタスク中にまったく別の対象に興味を遷移することはないものとする。この仮定のもとで、ある検索タスクにおいてユーザ u が現在までに閲覧したページ集合を、時系列順に  $P_u = \{p_u^{(1)}, p_u^{(2)}, \dots\}$  としたとき、このタスクでの u の検索意図に対する単語 t の適合度  $\text{Intent}_m(t, P_u)$  を以下で定義する。

$$\text{Intent}_m(t, P_u) = \sum_{p_u^{(i)} \in P_u} \text{TermScore}_m(t, p_u^{(i)}) \quad (5)$$

ここで、m は前節で述べた注目語の計算モデルである。上式に示すように、各閲覧ページでの注目語集合を同じ重みで足し合わせることで、推定したユーザの検索意図を表現する。この計算法では、現在のタスクにおいてユーザの興味をコンスタントに集めるような語に対して高い値を与えるといえる。

## 4. プロトタイプ

前章で提案した手法を評価するために、ユーザの検索時における視線情報から、リアルタイムに検索意図を推定するプロトタイプを C# を用いて実装した。プロトタイプはデスクトップアプリケーションとして実装しており、表向きは通常の Web ブラウザと変わらない。しかし、バックグラウンドではユーザの視線情報をもとにつねに注目語を抽出し続ける。なお、ブラウザ機能については、Internet Explorer の Web コンポーネントを利用した。

プロトタイプのページデザインは、ユーザ行動に与える影響が大きいことが予想される。そこで、検索結果ページに関しては、既存の Web 検索エンジンの結果ページのデザインと可能な限り類似するようにデザインした。具体的には、ブラウザのデフォルトフォントサイズを 16 px としたときに、検索結果ページ全体のフォントサイズを 14.4 px とした。また、検索結果タイトルに関しては、フォントサイズを 17.3 px、行の高さを 20.7 px とした。検索結果スニペットならびに検索結果 URL におけるフォントサイズおよび行の高さについては、14.4 px および 17.3 px、ならびに、13.0 px および 15.6 px、とした。また、検索結果要素間に 10 px、検索結果タイトルと検索結果スニペット間に 9 px、検索結果スニペットと検索結果 URL 間に 4 px の間隔をとり、各検索結果要素の最大幅が 500 px となるように指定した。実際に“京都 観光 清水寺”というクエリで検索を行った場合の、プロトタイプの検索結果画面を図 5 に示す。なお、検索結果以外の Web ページに関しては、使用した Web コンポーネントのデフォルトのスタイルで描画されるように配慮した。

### 4.1 視線情報の取得および処理

提案手法では、Web 検索時におけるユーザの視線情報

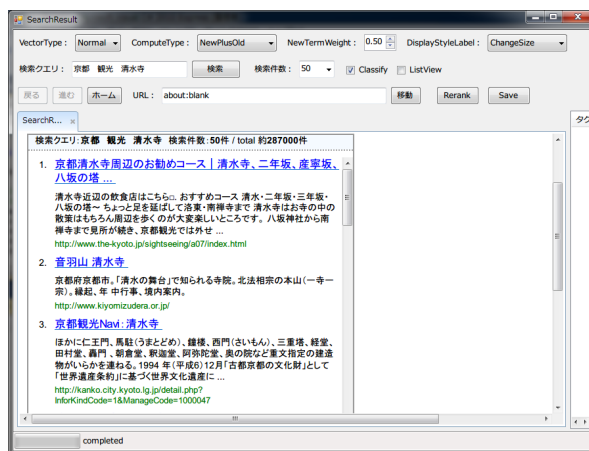


図 5 提案手法に基づき検索意図を推定するプロトタイプ  
Fig. 5 Prototype system that estimates user's search intent based on the proposed method.



図 6 視線の動きの 2 つのパターン. 図中の塗りつぶしの小円は一定時間ごとの視線位置を表している. 視線位置が短時間で一定範囲に集中しているパターンは停留と呼ばれ, 破線の大円部に相当する. 一方, 対象物の変更時に生じる停留点の急速な移動は, サッカードと呼ばれる

Fig. 6 Two patterns of eye movements. A fixation (denoted as a dotted circle) is maintained gaze points on a certain area for a short time. A saccade is a rapid eye movement from one point to another.

が得られることが前提となっている. 今回は検索意図推定のプロトタイプ実装に際して, ディスプレー一体型の高性能な視線検出装置である Tobii T60<sup>\*3</sup> (横 1280px および縦 1024px の解像度を持つ 17 インチモニタ) およびリアルタイムな視線情報の処理が可能なソフトウェア開発キット Tobii SDK<sup>\*4</sup> を利用することで, ユーザの視線情報の取得を実現した. 両者を用いることで, Web ページ閲覧時のユーザの視線位置を 60 Hz の間隔 (約 16 ms に 1 回) で取得することが可能となる.

図 6 に示すように, 人間の視線の動きには, 停留とサッカードという 2 つのパターンが存在するといわれている [15]. 停留は短時間 (200 ms 程度) での視線位置が一定範囲内に集中するパターンであり, サッカードはある停留点から別の停留点への視線位置の急速な移動である. ここで, 停留点以外の視線位置は, ユーザがその位置上の内容を必ずしも注視しているとはいえない. そのため, 視線情報からの検索意図の推定のためには, 停留点上の情報を利用することが望ましいと考えられる. しかし, そのためには視線検出装置から得られる視線データの位置関係を解析し, 停留点に関するものだけを事前に抽出する処理が必要となるため, 検索意図推定に要する時間に影響を与えるおそれがある. そこで今回は, 検索意図のリアルタイム推定という本研究の目的を優先し, 計算量の増加を抑えるために, あえて停留点の抽出は行わず, 視線検出装置によって計測されたすべての視線位置をそのまま注目語抽出に利用する.

#### 4.2 注目語同定のための Web ページの前処理

提案手法では, ユーザの視線位置から実際に注目している語を特定する必要がある. しかし, 現在利用可能な通常の Web ブラウザでは, ある座標上にどのような文字が表示されているかを直接取得するための手段が提供されておら

<sup>\*3</sup> <http://www.tobii.com/ja-JP/analysis-and-research/japan/products/hardware/tobii-t60-t120-eye-tracker/>

<sup>\*4</sup> <http://www.tobii.com/ja-JP/analysis-and-research/japan/products/software/tobii-software-development-kit/>

#### Algorithm 1 TagEmbedding( $n, l_{cls}$ )

```

Input: DOM ノード  $n$ , ラベル  $l_{cls}$ 
1: for all  $n$  の子ノードである  $n_c$  do
2:   if  $n_c$  がテキストノード then
3:      $M \leftarrow n_c$  のテキスト値の形態素集合
4:     for all  $M$  の要素  $m$  do
5:        $n'_c \leftarrow m$  をテキスト値とする font 要素のノード
6:       if not  $m$  がストップワード then
7:          $n'_c$  のクラス名に  $l_{cls}$  を設定 // 注目語同定時に利用
8:       end if
9:        $n'_c$  を  $n_c$  の直前に挿入
10:    end for
11:     $n_c$  を DOM ツリー上から削除
12:  else
13:    if not ( $n_c$  が script 要素 or  $n_c$  が style 要素) then
14:      TagEmbedding( $n_c, l_{cls}$ ) // 再帰的に実行
15:    end if
16:  end if
17: end for
    
```

ず, 与えられた座標上にどのような HTML 要素があるかしか取得できない. ここで HTML 要素を構成するタグは, 多くの場合において文や段落単位でしか設定されないため, ユーザが見ている内容を語単位で取得することができない. この問題に対して, 今回は Web ページの各単語へのタグの埋め込みを前処理として行うことで, 解決する. 具体的には, Web ページ中の body 要素  $n_{body}$  と適当なラベル  $l_{cls}$  に対して, Algorithm 1 に示す TagEmbedding( $n_{body}, l_{cls}$ ) を実行することで, それを実現した<sup>\*5</sup>. ここで, テキストの形態素解析には MeCab<sup>\*6</sup> を利用した. これによって, 図 7 に示すように, Web ページ中の各単語についてタグが埋め込まれ, さらに単語がストップワードでない場合は, そのタグにクラス名が付与される.

#### 4.3 視線情報からの注目語の同定

Web ページ中の各語に対して, 前節で述べた方法によってタグを埋め込むことによって, 視線検出装置から得られる視線位置に対して, その座標上に語が存在しているかどうかを知ることができる. 具体的には, 視線の位置座標に対して, その位置に存在する HTML 要素を取得し, その要素のクラス名と  $l_{cls}$  を比較することで, ユーザの各単語への注目を同定可能となる. 今回は, 推定手法を C# を用いてプロトタイプを実装したため, ある位置上の要素の取得については, その言語で提供されている GetElementFromPoint メソッドを用いることで実現した.

#### 5. 評価実験

3 章で提案した検索意図推定手法の有用性を検証するために評価実験を行った. 1 章で述べたように, ユーザの検

<sup>\*5</sup> 埋め込むタグ要素としていくつかの種類を試し, スタイルの崩れが最も少なかった font 要素を採用した.

<sup>\*6</sup> <http://mecab.sourceforge.net/>

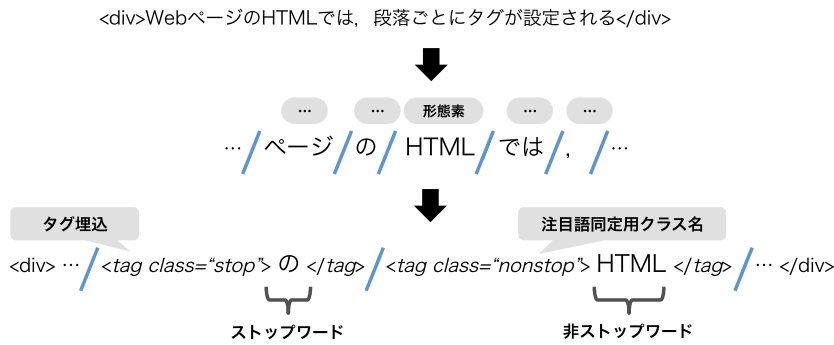


図 7 Web ページ中の各語に対するタグの埋め込みイメージ

Fig. 7 Image of tag embedding for every terms in Web page.

索意図は「固有性」という大きな特徴を備えている。そこで、推定された検索意図に対して、その推定精度だけでなく、「ユーザ固有の検索意図が推定できるか」という観点からも評価を行う必要がある。我々は、実際に Web 上で探索的に行うタスクを設定し、ユーザ実験を実施することで、これらの観点に基づいて提案手法の評価を行った。

### 5.1 ベースラインおよび比較手法

3 章で提案した 4 種類の計算式 (1)–(4) に基づいて推定された検索意図の適合性を相対的に評価するために、ベースラインとして TF モデルを設定した。TF モデルは、ユーザが閲覧した Web ページ集合中で多く出現していた語ほど検索意図への適合度が高いと見なすモデルであり、Web ページ  $p$  内の単語  $t$  に対するスコア  $\text{Score}_{\text{TF}}(t, p)$  を  $\text{tf}(t, p)$  によって算出する。このモデルは、語の出現頻度のみを用いて、検索意図推定のための特徴量を計算する。TF モデルとの比較を行うことで、既存の出現頻度ベースでの特徴量抽出に対する、提案手法の有用性の検証が可能となる。さらに、出現頻度と視線情報の 2 種類から検索意図を推定する提案手法に対して、視線情報のみによる意図推定がどの程度可能なのかを知るために、比較手法として GAZE モデルも用意した。GAZE モデルは、 $\text{Score}_{\text{GAZE}}(t, p) = \text{gf}(t, p)$  によって、語のスコアを計算するモデルであり、閲覧ページ中で視線が多く集まった語をもとに検索意図の推定を行う。今回のユーザ実験では、以上に掲げた、(提案手法 4 種類) + (ベースライン 1 種類) + (比較手法 1 種類) の計 6 種類の手法間で、検索意図の推定精度の比較を行った。

### 5.2 実験方法

ユーザ実験を実施するにあたって、我々は表 1 に示すように、「商品の購入」と「旅行の計画」という 2 種類の検索タスクを設定した。なお、これらのタスクの選択理由としては、

- 実際の検索ユーザによって行われている一般的なものであること
- ナビゲーション検索 [3] やファクト検索 [22] のよう

表 1 評価実験で用いたタスクの一覧

Table 1 All tasks used in experiment.

タスク	被験者に指示した検索のコンテキスト
Task 1	スマートフォンを購入したいと考えており、どのような製品があるのかなどについて、Web から情報収集を行う。
Task 2	休暇を利用して、沖縄に旅行に行くことになった。その計画を立てるために、Web 検索を通して情報を調べる。

に、単一の検索クエリによってタスクが終了するものではなく、さまざまな観点から情報を調べる必要があること

- たとえ似たような Web サイトを閲覧していても、必ずしも同じ検索意図を持っているとは限らず、ユーザによって適合となる情報が異なる可能性があること
- といった基準を用いた。

Web 検索を日常的に利用している 20 代の男子大学生および男子大学院生の計 8 名に評価実験の被験者となってもらった。各被験者には実験実施前に、視線検出装置や評価用のプロトタイプに関する基本的な説明を行うとともに、各タスクの概要および、そのタスクにおける検索のコンテキストを指示した。表 1 中の 2 つのタスクそれぞれについて、以下の流れでユーザ実験を行った。

- (1) 被験者：タスク開始前に、視線計測装置 Tobii T60 を用いて視線のキャリブレーションを行う (10 秒程度)。これによって、被験者ごとに視線位置に関する微調整を行う。
- (2) 被験者：指示した検索タスクについて、プロトタイプを用いて Web 検索を 10 分間自由に行う。
- (3) システム：被験者の検索行動に合わせて、6 種類の手法それぞれについて検索意図推定をバックグラウンドで行う。
- (4) システム：検索が終了した時点で、手法ごとに注目語集合の集約を行い、式 (5) の値が高い単語上位 15 個を各手法による検索結果の推定結果とする。次にそれらの結果をマージし、図 8 に示すインターフェースで、ラ

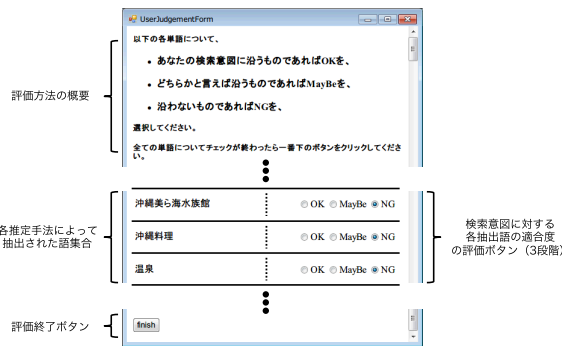


図 8 推定された検索意図の評価用プログラムのインタフェース  
 Fig. 8 Interface used for evaluation of estimated search intent.

ンダムな語順でユーザに提示する。

- (5) 被験者：提示された各単語について、その語が被験者自身の検索意図に適合しているかどうかを、0（適合しない）、1（やや適合する）、2（適合する）の3段階のリッカート尺度で評価する。

なお、評価用のプロトタイプでは、Web 検索結果の取得のために、Yahoo! JAPAN の検索 API<sup>\*7</sup>を使った。

### 5.3 実験結果

#### 5.3.1 検索意図の推定精度

検索タスク時におけるユーザのリアルタイムな検索意図の推定可能性を検証するために、各手法の推定結果である検索意図適合度に関する語集合のランキングに対して、前節で述べた手続きにより得られた被験者の評価データをもとに、nDCG@15 (normalized Discounted Cumulative Gain) [12]、および MAP@15 (Mean Average Precision) [14] を計算した結果を表 2 に示す。ここで、MAP@15 の計算の際には、ユーザが 2（適合する）と評価した単語のみを正解として扱い、それ以外の単語は不正解として扱うことで、スコアの算出を行った。

全 6 モデル (TF, GAZE, MGT, nMGT, DGT, nDGT) の結果に対して、1 要因 6 水準の分散分析を行ったところ、nDCG@15 を評価尺度とした際のタスク全体の結果 ( $F(5, 35) = 3.307, p < 0.05$ ) および MAP@15 を評価尺度とした際のタスク全体の結果 ( $F(5, 35) = 5.266, p < 0.01$ ) に対して、有意な主効果が確認された。そこで、Bonferroni 法による多重比較を行ったが、どちらの結果に対しても、5%水準では手法間に有意な差が見られなかった。

有意差は確認されなかったものの、どのタスクにおいても nMGT モデルによる推定結果の精度が最も高いという結果になった。MAP@15 の値に関しては、nMGT モデルの推定結果は、ベースラインである TF モデルの結果に比べて約 11%、比較手法である GAZE モデルと比較すると約 10%精度が上昇していることが分かる。nDCG@15 に関しては、nMGT モデルとベースラインや比較手法との精

表 2 ベースライン (TF)、比較手法 (GAZE)、および提案手法 (MGT, nMGT, DGT, nDGT) において検索意図に適合するとして推定された語集合のランキングに対する nDCG@15 および MAP@15。太字は手法間での最大値を表す。手法間の推定精度に有意な差は見られなかった

Table 2 Results of nDCG@15 and MAP@15 for the ranking of terms estimated as search intent through baseline (TF), comparative method (GAZE), and proposed methods (MGT, nMGT, DGT and nDGT). For each task, the best result is indicated by boldface. There is no significant difference of accuracy among methods.

	nDCG@15			MAP@15
	Task 1	Task 2	Ave.	Ave.
TF	0.758	0.747	0.753	0.586
GAZE	0.806	0.763	0.784	0.594
MGT	0.823	0.752	0.788	0.583
nMGT	<b>0.826</b>	<b>0.805</b>	<b>0.816</b>	<b>0.652</b>
DGT	0.683	0.722	0.702	0.394
nDGT	0.700	0.656	0.678	0.393

度比は、MAP@15 に比べると大きくはなかったが、それでもそれぞれ約 8%と約 4%の割合で精度が上昇していた。これらの結果から、tf-idf のように単語の出現頻度のみを考慮するモデルに比べて、視線情報に基づいて計算される語の注目頻度を用いるモデルの方が、検索意図推定において有用であるといえる。また、GAZE モデルと nMGT モデルとの比較結果から、語に対する注目頻度と語の出現頻度を組み合わせることで、それらを単体で利用するよりも高精度な意図推定が可能になることが分かった。この結果は、ユーザの視線情報と、Web ページ中の単語分布情報とが、ユーザの検索意図に対して相補的な関係にあることを示唆しているといえる。

今回の実験では、MGT および nMGT モデルは比較的高い精度での意図推定が可能だったのに対して、DGT および nDGT モデルの推定精度はベースラインや比較手法よりも低かった。これらのモデルは、それぞれの定義式 (2) および (4) から分かるように、出現頻度が低いにもかかわらず、ユーザの注目を多く集めている語に対して高いスコアを与えるという特徴がある。そのためこれらの手法では、検索意図とはまったく関係がなく Web ページ中にほとんど出現していないような単語であっても、たまたまユーザがその単語を見てしまうと、検索意図の推定結果にその単語が含まれやすくなってしまふ。このようなノイズに対する弱さが、今回の実験における DGT および nDGT 手法の推定精度の低さの主要な要因であると我々は考える。

また本稿では、ページ間で頻度情報を正規化するモデル (nMGT, nDGT) と正規化しないモデル (MGT および DGT) の 2 種類を提案した。タスク全体での MAP 値を見てみると、正の相関を仮定するモデルでは正規化によって精度が上昇したのに対し、負の相関モデルでは、わずかな

\*7 <http://developer.yahoo.co.jp/webapi/search/>



表 3 推定された検索意図の平均固有度と標準偏差. Bonferroni 法による多重比較によって, TF モデルの精度との間に 5%水準で有意差が見られたものは “\*” を, 1%水準で有意差が見られたものは “\*\*” を付与している

**Table 3** Mean unique rate (with standard deviation) of estimated search intents among subjects. Results that improved significantly from TF model (through pairwise comparison with Bonferroni correction) are marked with “\*” ( $p < 0.05$ ) and “\*\*” ( $p < 0.01$ ).

	Task 1	Task 2	Ave.
TF	0.35 (0.32)	0.54 (0.24)	0.44 (0.23)
GAZE	0.57 (0.26)	0.75 (0.22)	0.66** (0.22)
nMGT	<b>0.65</b> (0.15)	<b>0.79</b> (0.08)	<b>0.72*</b> (0.10)

が正規化することで精度は下がっていた. 今回は, その結果に対する原因を突き止めることはできなかった. それを明らかにするためには, さらなる評価実験を行う必要があると考える.

### 5.3.2 推定した検索意図の固有性の検証

次に, 提案手法が各ユーザに固有な意図を正確に推定できていたかを検証した. 検索意図の固有性に関する評価方法として, 我々は「検索意図として推定された語集合の, 被験者間での重複度合い」に着目した. この考えに基づき, 推定されたユーザ  $u$  の検索意図の固有度  $\text{Unique}_m(u, U)$  を考える. ここで,  $U$  は  $u$  と同じ検索タスクを行った他のユーザの集合であり,  $m$  は検索意図推定に用いたモデルを表す.  $\text{Unique}_m(u, U)$  は,  $U$  のどのユーザ  $u_i$  にも存在しない  $u$  だけの固有な検索意図を推定手法が推定できている割合を示すものである. 今回はその具体的な定義を, 「 $m$  によって推定された  $u$  の検索意図を表す語集合の中で, どのユーザ  $u_i \in U$  の検索意図の語集合にも含まれないものの割合」と定める. これを用いて被験者集合  $U_s$  全体での平均固有度  $\text{MeanUnique}_m(U_s)$  を以下で計算する.

$$\text{MeanUnique}_m(U_s) = \frac{\sum_{u_i \in U_s} \text{Unique}_m(u_i, U_s - \{u_i\})}{|U_s|} \quad (6)$$

$\text{MeanUnique}(U_s)$  が高い値をとる手法は, 同じタスクを行っていても被験者ごとに異なる語集合を検索意図として推定できているといえる. そこで, この値を手法間で比較することによって, 推定された検索意図の固有性の評価を行う. ベースライン, 比較手法, および, 提案手法の中で最も推定精度の高かった nMGT モデルに対する  $\text{MeanUnique}(U_s)$  の計算結果を表 3 に示す.

これらの 3 モデルの結果に対し, 1 要因 3 水準の分散分析を行ったところ, Task 1 の結果 ( $F(2, 14) = 5.835, p < 0.05$ ), Task 2 の結果 ( $F(2, 14) = 5.242, p < 0.05$ ), タスク全体の結果 ( $F(2, 14) = 11.13, p < 0.01$ ) において, 有意な主効果が確認された. そこで, Bonferroni 法による

多重比較を行ったところ, タスク全体の結果において, TF モデルと GAZE モデル間 ( $p = 0.0029 < 0.01$ ), および, TF モデルと nMGT モデル間 ( $p = 0.0197 < 0.05$ ) で, 有意差が見られた.

検定結果および表 3 より, 単語の出現頻度のみを用いて検索意図の推定を行う TF モデルに比べ, 単語に対するユーザの注目頻度を考慮する nMGT モデルや GAZE モデルによって推定された検索意図の固有度が高くなっていることが分かる. また, nMGT と GAZE の 2 モデルの比較から, 単語の注目頻度と出現頻度を組み合わせることで, より高い割合で被験者ごとの固有な意図を推定できていることが示されている. これらの結果から, 同一検索タスクにおいて似たような Web ページを閲覧していても, ユーザごとに注目している情報は異なり, それが各ユーザの固有な検索意図として表れているといえる.

この結果をより詳細に分析するために, 実際に nMGT モデルと TF モデルによって推定された語集合の比較を行った. 例として, ある 3 人の被験者に対する各モデルの推定結果を表 4 に示す. この表から, TF モデルによって検索意図として推定された語集合は, “アプリ” や “旅行”, “観光” といったように, 概念的に広い一般語が多いことが分かる. 一方で nMGT モデルの推定結果としては, “REGZA” や “BlackBerry” といった具体的な機種名が含まれていたり, “沖縄美ら海水族館” や “沖縄首里城公園”, “国際通り県庁前商店街” のような特定の施設名や地域名が抽出されている. そのうえ, TF モデルでは多くの被験者に対して似たような語が抽出されていたが, nMGT モデルでは, それぞれ被験者で推定される検索意図が大きく異なっていた.

## 5.4 考察

ユーザ実験による評価の結果, 視線情報と単語の出現情報を組み合わせることで, ベースラインや比較手法に比べて高い精度でユーザの検索意図を推定可能なことを確認できた. また, 実際に抽出された語集合の分析によって, 提案手法ではユーザごとに固有な検索意図を適切に推定していることも明らかになった. しかし, 実験中にユーザが訪れた Web ページと, 抽出された単語を照らし合わせることで, いくつかの課題点も浮かび上がってきた.

### 5.4.1 テキスト情報以外への注目

今回の実験で設定したタスクでは, 沖縄の観光マップやスマートフォンの製品イメージなど, Adobe Flash \*8 を用いて作成されたコンテンツが中心の Web ページや, 画像が多く含まれる Web ページを被験者が閲覧する機会は多かった. このようなページでは, テキストが読まれる時間よりも, Flash コンテンツに対するインタラクションや画像に対する注目の方が長くなる傾向にあった. 本稿で提案した

\*8 <http://www.adobe.com/jp/products/flash/>

表 4 被験者が実際の意図に適合すると評価した語集合. ユーザ固有な語は太字で示している  
 Table 4 Relevant term sets judged by subjects. Unique terms are listed in boldface.

Task 1		
u <sub>1</sub>	TF	スマートフォン, iPhone, アプリ
	nMGT	スマートフォン, <b>Openroid</b> , おサイフケータイ, <b>Android</b> アプリマーケット, アプリケーション, <b>REGZA</b>
u <sub>2</sub>	TF	スマートフォン, iPhone, 買う, Android
	nMGT	スマートフォン, <b>iPhone</b> , 買う, スマートフォン遊び, <b>DesireHD</b> , <b>Android</b> , モバイルインターネット, おすすめスマートフォンレビュー
u <sub>8</sub>	TF	スマートフォン, 携帯電話, <b>Xperia</b> , 機能, NTT ドコモ, ドコモ
	nMGT	スマートフォン, <b>Xperia</b> , <b>XPERIA</b> , 購入, <b>BlackBerryRCurve</b> , <b>BlackBerry</b> , 機能
Task 2		
u <sub>6</sub>	TF	沖縄, 本部, 沖縄県, 地図, 海, 旅行, クチコミ, 自然, 観光, 旅行記
	nMGT	沖縄美ら海水族館, 沖縄, 旧海軍司令部壕, 古宇利島, 体験工房, 沖縄首里城公園, 水族館, コメント
u <sub>7</sub>	TF	沖縄, 旅行
	nMGT	ホテル, 沖縄, 沖縄旅行, ビーチ, お得
u <sub>8</sub>	TF	沖縄, 国際通り, 海, 深海, 観光, 沖縄料理, 居酒屋, 那覇
	nMGT	コマカ無人島, 深海, マリンスポーツ, 沖縄料理, 国際通り県庁前商店街, 石焼ステーキ, 魚, 水族館エリアガイド, 沖縄美ら海水族館, 国際通り

手法は、テキスト情報に対する注目から検索意図の推定を行うため、こうしたケースではページ中からユーザの検索意図の候補となる単語をほとんど抽出できないという問題がある。このことは、提案手法の推定精度がベースラインや比較手法の推定精度に比べて大きな差が生じなかった原因の1つと考えられる。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。

#### 5.4.2 注目語以外の視線情報の利用

提案手法は、視線検出装置を通して一定間隔で得られる視線情報をもとに、ユーザの注目語を同定することで、検索意図を重み付きの語集合として推定する。しかし、各語に対する注目情報からだけでは推定できない意図もあると考えられる。たとえば、ユーザが安いデジタルカメラを求めてWeb検索を行う際には、“5,000円”や“10,000円”という単語がよく注目され、“50,000円”や“10万円”といった単語が注目されることは少なくなる。この場合に提案手法では、“5,000円”や“10,000円”のような語に対しては、検索意図に適合していることを推定可能である。その一方で、“7,500円”や“120,000円”のような、閲覧ページに出現しなかった語に対する検索意図との適合性を推定することはできない。

また、ユーザの検索意図には、本研究で焦点を当てた「何を探しているか」ということ以外にも、「どのように探しているか」という側面も存在する。たとえば、安いデジタルカメラを探すという検索タスクであっても、以前に目をつけていた製品の価格を再度調べる場合と、複数の製品を比較して最適なものを見つける場合とでは、ユーザがタスク中で行う検索は大きく異なるものと考えられる。そのため、検索対象の種類だけでなく、ユーザの検索の仕方に応じて、適切な検索支援のあり方は異なるはずである。

このような、より複雑な検索意図の推定の手がかりとして、ページ中の注目領域や、注目語間の関係性、ユーザの視線位置の動きのパターンといった情報の利用が考えられ

る。たとえば、ユーザが注目した価格に関する情報を集約し、それらを比較することで、適切な価格帯の推定が可能になる。ほかにも、視線の軌跡や移動速度といった特徴量には、ページ中の文章の読まれ方が反映されるため、ユーザの情報の探し方の推定に使えるかもしれない。今後は、こうした特徴量の利用によって、検索意図の推定精度の改善に努めたい。

#### 5.4.3 検索中に変化する意図への対処

今回行ったユーザ実験では、事前に設定された検索のコンテキストのもとで、被験者に検索タスクを実行してもらったため、タスクとは関係のない検索が行われるということはなかった。

しかし、実際のWeb検索においては、タスク中にユーザの意図が変化することもあると考えられる。たとえば、Webページ中の広告に目を奪われ、いつの間にか別の事柄について検索していた、というケースでは、検索意図の大きな変化がタスク中で起こりうる。リアルタイムな検索支援のためには、こうした検索意図の大きな変化を機敏に察知する必要がある。

提案手法による意図推定が、こうしたタスク中での検索意図の大きな変化に対して頑健性を持つかを検証するためには、さらなる評価実験が必要である。その際には、検索のコンテキストを明確に定めるのではなく、「特定のニュースサイトの中から気になるニュースを探す」といったような、制約の少ない検索タスクを準備する必要がある。適合性評価についても、検索意図の変化の即時的な検知のために、今回の実験のようにタスク完了後に行うのではなく、各ページの閲覧後に行うなどの工夫を施す必要がある。今後は、こうした実験設定のもとで追加の評価を行うことで、意図の変化に対する提案手法の有効範囲の検証に努めたい。

## 6. まとめ

本稿では、Web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を提案した。また、提案手法に基づ

いて実装したプロトタイプを用いて評価実験を行うことにより、nMGT手法が最も精度良くユーザの検索意図を推定できるということ、提案手法を用いると各ユーザに対して独自性の高い、かつ、具体的な単語が多く抽出できるということが明らかになった。

本稿で提案した手法は、注目した単語の出現頻度や Web 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うものである。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、本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。またユーザの検索意図の推定において、本手法では Web ページ中の文章に対する注目のみを用いたが、ページ中の画像や動画といった要素にもユーザは目を向けると考えられる。

そこで今後は、上であげたような今回の手法では利用しなかった特徴量についても適用を試すことで、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していきたい。また、「比較している」、「見続けたから飽きた」などといったよりセマンティックなユーザの意図を、視線の動きから判定することができるのかについても検討したいと考えている。さらには、文献 [18], [20] で述べられているような、ユーザの検索プロセスを支援するための Web ページのスニペットを、本手法で推定したユーザの検索意図に基づいて生成する手法についての検討も行っていく予定である。

また今回は、提案手法の実装の際にデスクトップアプリケーションとしてブラウザを実装したが、HTML と Javascript を用いて視線検出装置間との視線データのやりとりが可能なフレームワークも存在している\*9。そこで、これを利用して提案手法をブラウザ拡張機能として実装することで、ふだんの Web 検索と同じ環境下での意図推定に関する実験についても行っていきたい。

**謝辞** 本研究の一部は、文科省科研費基盤研究 (A) 「ウェブ検索の意図検出と多元的検索意図指標にもとづく検索方式の研究」(研究代表者: 田中克己, 課題番号: 24240013), 若手研究 (A) 「インタラクティブな再ランキング・再サーチを可能とする次世代検索に関する研究」(研究代表者: 中村聡史, 課題番号: 23680006), 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します。

## 参考文献

- [1] Boldi, P., Bonchi, F., Castillo, C., Donato, D., Gionis, A. and Vigna, S.: The query-flow graph: Model and applications, *Proc. 17th ACM conference on Information and knowledge management*, pp.609-618 (2008).
- [2] Boldi, P., Bonchi, F., Castillo, C. and Vigna, S.: From “Dango” to “Japanese Cakes”: Query Reformulation Models and Patterns, *Proc. 2009 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence*, pp.183-190 (2009).
- [3] Broder, A.: A taxonomy of web search, *SIGIR Forum*, Vol.36, No.2, pp.3-10 (2002).
- [4] Buscher, G., Dengel, A. and van Elst, L.: Query expansion using gaze-based feedback on the subdocument level, *Proc. 31st annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp.387-394 (2008).
- [5] Buscher, G., van Elst, L. and Dengel, A.: Segment-level display time as implicit feedback: A comparison to eye tracking, *Proc. 32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp.67-74 (2009).
- [6] Cheng, Z., Gao, B. and Liu, T.-Y.: Actively predicting diverse search intent from user browsing behaviors, *Proc. 19th international conference on World wide web*, pp.221-230 (2010).
- [7] Chilton, L.B. and Teevan, J.: Addressing people’s information needs directly in a web search result page, *Proc. 20th international conference on World wide web*, pp.27-36 (2011).
- [8] Cutrell, E. and Guan, Z.: What are you looking for?: An eye-tracking study of information usage in web search, *Proc. SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pp.407-416 (2007).
- [9] Guo, Q. and Agichtein, E.: Ready to buy or just browsing?: Detecting web searcher goals from interaction data, *Proc. 33rd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp.130-137 (2010).
- [10] Guo, Q., Lagun, D. and Agichtein, E.: Predicting web search success with fine-grained interaction data, *Proc. 21st ACM international conference on Information and knowledge management*, pp.2050-2054 (2012).
- [11] Hu, B., Zhang, Y., Chen, W., Wang, G. and Yang, Q.: Characterizing search intent diversity into click models, *Proc. 20th international conference on World wide web*, pp.17-26 (2011).
- [12] Järvelin, K. and Kekäläinen, J.: Cumulated gain-based evaluation of IR techniques, *ACM Trans. Information Systems*, Vol.20, pp.422-446 (2002).
- [13] Joachims, T.: Optimizing search engines using click-through data, *Proc. 8th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp.133-142 (2002).
- [14] Manning, C.D., Raghavan, P. and Schütze, H.: *Introduction to Information Retrieval*, Cambridge University Press (2008).
- [15] Rayner, K.: Eye movements in reading and information processing: 20 years of research, *Psychological Bulletin*, Vol.124, No.3, pp.372-422 (1998).
- [16] Rodden, K. and Fu, X.: Exploring How Mouse Movements Relate to Eye Movements on Web Search Results Pages, *ACM SIGIR 2007 Workshop on Web Information Seeking and Interaction*, pp.29-32 (2007).
- [17] Rose, D.E. and Levinson, D.: Understanding user goals in web search, *Proc. 13th international conference on World wide web*, pp.13-19 (2004).
- [18] Teevan, J., Cutrell, E., Fisher, D., Drucker, S.M., Ramos, G., André, P. and Hu, C.: Visual snippets: Summarizing web pages for search and revisitation, *Proc.*

\*9 <http://code.google.com/p/text20/>

*27th international conference on Human factors in computing systems*, pp.2023-2032 (2009).

- [19] White, R.W. and Roth, R.A.: Exploratory Search: Beyond the Query-Response Paradigm, *Synthesis Lectures on Information Concepts, Retrieval, and Services*, Vol.1, No.1, pp.1-98 (2009).
- [20] Woodruff, A., Faulring, A., Rosenholtz, R., Morrison, J. and Pirolli, P.: Using thumbnails to search the Web, *Proc. SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pp.198-205 (2001).
- [21] Xu, S., Jiang, H. and Lau, F.C.: User-oriented document summarization through vision-based eye-tracking, *Proc. 14th international conference on Intelligent user interfaces*, pp.7-16 (2009).
- [22] Yin, X., Tan, W. and Liu, C.: FACTO: A fact lookup engine based on web tables, *Proc. 20th international conference on World wide web*, pp.507-516 (2011).
- [23] Zhang, Y., Fu, H., Liang, Z., Chi, Z. and Feng, D.: Eye movement as an interaction mechanism for relevance feedback in a content-based image retrieval system, *Proc. 2010 Symposium on Eye-Tracking Research & Applications*, pp.37-40 (2010).



梅本 和俊

京都大学大学院情報学研究科博士後期課程在学中。日本学術振興会特別研究員 (DC1)。2013年京都大学大学院情報学研究科修士課程修了。主に情報検索におけるユーザ行動の分析と応用に関する研究に従事。日本データベース

学会学生会員。



山本 岳洋 (正会員)

1984年生。2011年京都大学大学院情報学研究科博士後期課程修了。同年日本学術振興会特別研究員 (PD)、2012年京都大学大学院情報学研究科特定研究員、現在に至る。博士 (情報学)。主に情報検索、特に情報検索における

ユーザインタラクションに関する研究に従事。日本データベース学会会員。



中村 聡史 (正会員)

1976年生。2004年大阪大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年独立行政法人情報通信研究機構専攻研究員。2006年京都大学大学院情報学研究科特任助手、2009年同特定准教授、2013年明治大学総合数理学部准教授、

現在に至る。博士 (工学)。サーチとインタラクションや、情報曖昧化技術、ソーシャルアノテーション分析等の研究活動に従事。ヒューマンインタフェース学会等各会員。



田中 克己 (フェロー)

京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻教授。1976年京都大学大学院修士課程修了。博士 (工学)。主にデータベース、マルチメディアコンテンツ処理、ウェブ検索の研究に従事。IEEE Computer Society, ACM, 人工知能

学会, 日本ソフトウェア科学会, 日本データベース学会各会員。

(担当編集委員 石田 栄美)