

Web 検索での行動履歴データを用いた 検索プロセスの知識化

永野 一馬¹ 荒川 豊^{1,2} 安本 慶一¹

概要: 今日インターネット上の情報量が爆発的に増加し、Web 検索における情報検索スキルはこれまで以上に重要となった。しかし、実際に検索結果だけでなく、検索時のプロセスを自ら振り返ることや、他人と共有されることは少ない。本研究では、ユーザの検索時のブラウザ上での行動をロギングする拡張アプリケーションを開発し、ユーザの情報検索時の思考プロセスの収集と収集された行動ログを知識化する手法を提案した。提案システムでは、閲覧時間や表示領域閲覧率（Viewport 時間）からページの重要度を算出し、行動ログの中から知識となりうる思考プロセスを抽出するシステムを検討する。

キーワード：ブラウザ検索

Converting Web Search Skills to “Knowledge” by Observing the Behavior and History at Information Retrieval

KAZUMA NAGANO¹ YUTAKA ARAKAWA^{1,2} KEIICHI YASUMOTO¹

1. はじめに

今日、人々は多くの情報に晒されており、インターネット上に溢れる多種多様なコンテンツの中から、目的に適した情報を見つけ出す能力がより重要となってきている。ウェブ環境の情報検索におけるユーザ特徴を調査した先行研究 [1] では、高い情報検索能力を持つユーザ群に対して、高学歴、批判的思考能力が高いといった特徴が見られており、情報の検索効率と学習能力、労働生産性の関連が報告されている。一方で、ユーザの情報検索能力が低い場合、情報過多により探している情報を見つけ出せない場合や、確度の低い誤った情報がソーシャルメディアなどで拡散共有されてしまうといった問題がある。

また、これらの理由より、より高い情報検索能力を持つ

キュレータと呼ばれるユーザが様々なコンテンツを特定の目的のもとに編纂したキュレーションメディアが近年注目されている。こういったメディアを利用することで、ユーザは自身の能力に依らず、情報過多の状態及びそれに伴う負荷を軽減しつつ、目的の情報を得ることができる。しかし、キュレータが集めた情報をただ利用するユーザは、提供されるコンテンツがどういった思考プロセスを経て得られたものなのかを知ることができないため、自身の情報検索能力の向上を図ることができない。また、情報検索に関する先行研究では主に、1) クエリに対するコンテンツの適合性、2) ユーザの情報要求の推定、3) 検索システムの性能評価といったトピックに着目しており [2]、検索時のユーザの思考プロセスそのものの形式化に着目した研究は少ない。

情報検索と言っても様々な形がある。文献 [3] では、“単語の意味”や“名前がわかっている店の位置”といった検索対象に関する知識が十分にあり、明確な情報要求がある場合をあげている Look-up Search と、「～の知識を身につけたい」、「新しい家電を購入したい」といった、より抽

¹ 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology

² JST さきがけ
JST Presto

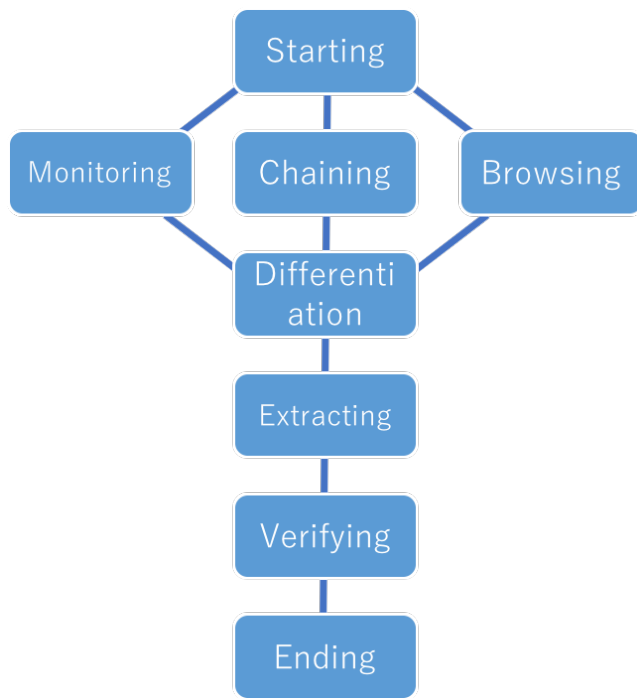


図 1 Ellis モデル概要図

象度の高い、コンテンツと要求の適合判断が困難な、何度も検索を繰り返すタスクである Exploratory Search が挙げられている。今回本研究が対象とするのは、Exploratory Search であり、ユーザの知識獲得における検索時の思考プロセスに着目する。Exploratory Search に関して、先行研究であげられている特徴を文献 [4] がまとめている。またその中であげられた特徴にもっとも合致する既存の情報検索モデルとして Ellis モデル [5] を挙げている。図 1 の Ellis モデルの概要を示す。このモデルの中では、特にユーザの高次な知的判断が要求されるタスクとして、キーワード検索などの検索行動の決定、目的に合致する情報源のフィルタリングと選択、情報の確度の確認といった行動を挙げている。よって、本研究では情報検索時の思考プロセスを、

(1) 情報にたどり着いた手段

どんな検索キーワードを選んだか、どうやって情報にたどり着いたか

(2) 情報の重要度・確度の判断どのページを目的に合致する、確度が高いと判断したか

と定義し、思考プロセスを共有可能な状態に可視化することを知識化と呼ぶ。

また、実際に検索結果だけでなく、検索時のプロセスを自ら振り返ることや、他人と共有されることは少ない。自身のブラウザの検索履歴の編集を試みても、膨大な URL リストの中から自身の思考プロセスを抽出し共有可能な知識に変換することは難しい。そのため、多くのユーザにとって情報検索時の思考プロセスは、後から振り返り、互いに評価することが困難な暗黙知となっている。

本研究では、ユーザの検索時のブラウザ上での行動をロギングする拡張アプリケーションを開発し、ユーザの情報検索時の思考プロセスの収集と収集された行動ログを知識化する手法を提案した。提案システムでは、閲覧時間や表示領域閲覧率 (View-port Time) からページの重要度を算出し、行動ログの中から知識となりうる思考プロセスを抽出するシステムを検討する。

2. 関連研究

2.1 ブラウザの閲覧履歴の可視化に関する研究

ユーザの Web ブラウザの閲覧履歴の可視化を試みた近年の研究として、Matthew らの popHistory と呼ばれるアプリケーションがある [6]。この研究では、アニメーションによりバブルチャートを時系列で表示し、ユーザの訪問回数によりバブルの大きさを変化させることで、自身のブラウジング履歴中の重要度の高いページをより簡単に発見できるようにすることを目指している。また従来のリストビュー形式の履歴と比較して参加者がポジティブな反応を示したことを報告しているが、このアプリケーションでは異なる検索目的のサイトを同一の 1 日のバブルビューとして表示しているため、ユーザのブラウジング回数が増えるにつれて自身の思考プロセスを省みることが難しくなってしまう点や、重要度の高いページでも、1 度しか閲覧していない Web ページはアプリケーション上で発見することが困難になってしまうという問題点がある。

2.2 検索キーワードの可視化・共有に関する研究

一方で、検索キーワード同士の繋がりをネットワークとして可視化しグループ内共有するためのツールとして LogCanvas が Xu ら [7] によって提案されている。この手法では、キーワード同士の関係性がナレッジグラフを用いて表現されており、同グループのユーザの検索キーワードの遷移プロセスを直感的に理解することができる。しかし、この研究では検索キーワードのみに焦点を当てており、ユーザがどのページに目的の情報を見つけたかがわからず、知識化されているとは言えない。

2.3 Web ページのユーザエンゲージメント評価

また、Web ページのユーザの重要度の評価手法として、Legan らが ViewPort 時間を用いたニュース記事閲覧のエンゲージメント評価 [8] を提案している。彼らは yahoo に掲載されている 1,971 のニュース記事への 267,210 のページビューに対するユーザの閲覧パターンを調査した。彼らはユーザの各ニュース記事の評価手法として、従来の滞在時間のみではどの程度までユーザが閲覧したかがわからない点を指摘し、表示領域ごとの表示時間を Viewport 時間として定義し、ユーザの閲覧行動パターンをマルコフモデルを用いて分析した。ユーザがより多く Web ペー

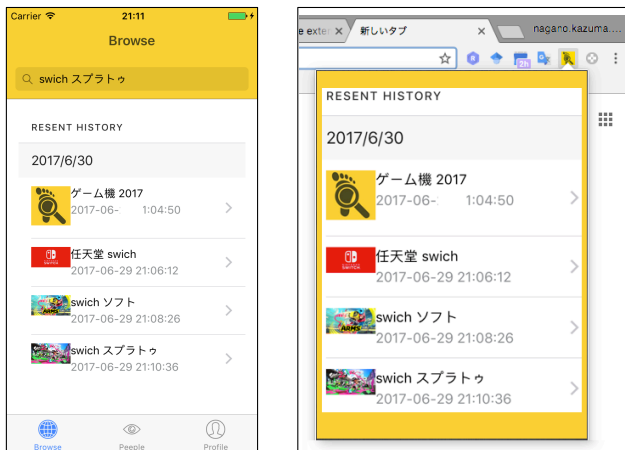


図 2 TrackThink 画面。

ジを読むほどエンゲージメントが高いという仮説を立て、ViewPort 時間をもとにユーザが“すぐにページを離れる”，“すべての記事を見た上でトップ位置までスクロールで戻る”等の記事に対する行動パターンをマルコフモデルを用いて定義し，ユーザの ViewPort 時間より下記の4つのエンゲージメントレベルを用いた評価手法を提案した．この研究ではエンゲージメントの最も高いユーザとしてニュース記事にコメントしたユーザとして定義しており，他の種類の Web ページを想定していない．

2.4 本研究の位置付け

本研究ではユーザの情報検索のプロセスそのものに着目し，ユーザの情報検索プロセスを自身で振り返り，他者と共有可能な知識に変換することを目指した．そのための手法として，ユーザの各ページにおけるエンゲージメントを，前述の評価し手法を元に新たに Viewport 時間を利用した Web 検索におけるエンゲージメント評価手法を提案する．

3. 検索行動の計測システム

本研究において，ユーザの情報検索時のブラウジング行動を調査するため，ユーザの閲覧ページ，「戻る」，「リンククリック」といったページ遷移イベント，スクロール量・速度，検索キーワード，ページ内容の全てを記録する Google Chrome 拡張機能「Track Think」(図 2)を開発した [9], [10]．初めにシステム構成について述べ，次にシステムが収集するデータについて説明する．

3.1 システム構成

図 3 にシステム構成図を示す．本システムはユーザが閲覧する Web ページに読み込ませるロガーシステム，ブラウザの挙動を監視しているバックグラウンドシステム，データを収集するサーバシステムからなる．まず，GoogleChrome 拡張機能を用いて検索エンジンを含むユーザの閲覧する全ての Web ページにロガープログラムを読み込ませる．そ

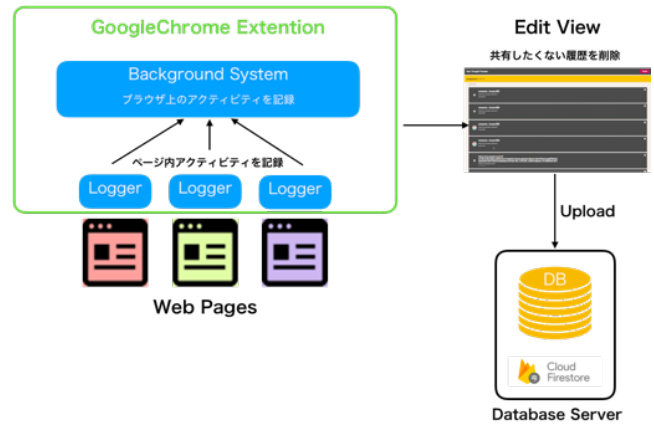


図 3 システムの構成図。

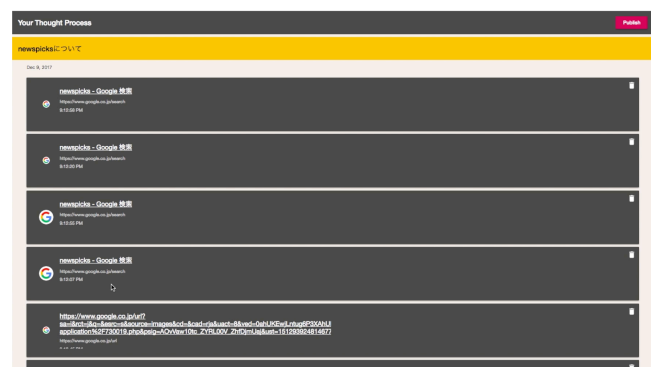


図 4 TrackThink 編集画面。

してそのロガープログラムからのユーザの操作イベントをバックグラウンドシステムにメッセージングし，バックグラウンドシステムが取得するブラウザから取得されるページ遷移，タブ切替といったイベントとロガープログラムからのイベントを合わせて処理することでユーザのイベントを特定している．また，プライバシーを考慮し，ロギングデータをサーバに送信する前に，ユーザ自ら閲覧履歴を編集するための画面として図 4 に示すものを用意した．

3.2 計測データ

本システムが計測するデータは下記である．

- (1) 各ページ閲覧時のスクロール速度・時間
ロガープログラムが Web API より取得するスクロール位置の時系列データより算出される．
- (2) 閲覧ページのコンテンツ
バックグラウンドシステムが Google Chrome API より取得する．
- (3) 検索キーワード
バックグラウンドシステムが検索 URL のヘッダーより取得する．
- (4) ユーザのキー入力値ロガープログラムが DOM API より取得する．
- (5) 各ページへの入出経路バックグラウンドシステムによるページ読み込みイベント，Bookmark Access，タブ切

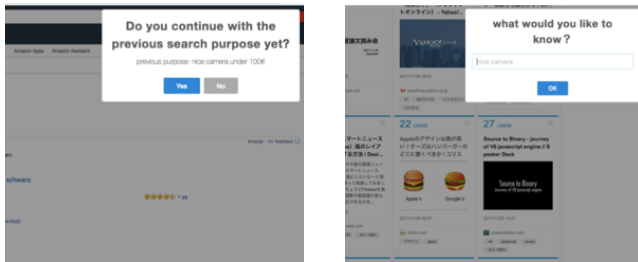


図 5 システムからの明示的なアンケート。

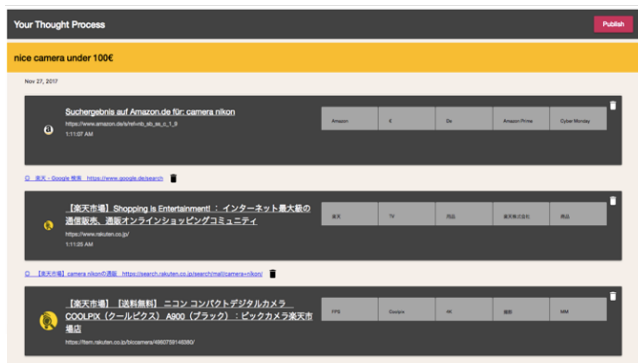


図 6 編纂された知識。

替イベントと、ログシステムの Web API の History Interface からの戻る・進むイベント、リンククリックを組み合わせて判別している。

また、閲覧データに関して、閲覧履歴を編纂ページにてユーザが不本意に閲覧したページは削除してもらい、必要なデータのみを利用している。

3.3 検索履歴の知識化

さらに、システムはユーザに明示的に重要なページや前回までの検索から目的の変更がないかどうかを尋ねる機能図 5 を持っている。これにより、ユーザは図 6 のような検索履歴を作成することができる。この画面ではユーザの入力する重要度をアイコンのサイズによって表しており、ページ内容の特徴後を TF-IDF を用いて抽出している。なお Document Frequency は日本語の Wikipedia の記事を文書とみなして求めている。しかし、検索行動の度にユーザにアンケートを取るシステムは実用性が低く、重要ページの自動的な抽出が課題となっている。

3.4 本研究での提案手法

本研究ではユーザの情報検索プロセスを自身で振り返り、他者と共有可能な知識に変換することを可能にするため、Viewport 時間を利用した Web 検索におけるエンゲージメント評価手法を提案する。

3.5 Web 検索におけるエンゲージメント評価手法

本研究では、Web サイトのユーザの重要度の評価手法として、Legan らの提案する ViewPort 時間を用いた評価手

法 [8] を用いる。彼らはユーザのニュース記事閲覧における ViewPort 時間より下記の 4 つのエンゲージメントレベルを用いた評価手法を提案した。

(1) Bounce :

ページを訪問後すぐに離脱 (滞在時間が 10 秒以内)

(2) Shallow engagement:

記事本体の閲覧*1 が 50%以下。

(3) Deep engagement:

記事本体の閲覧が 50%以上

(4) Complete engagement:

記事のコメント欄でコメント記載、または返信

先行研究では Complete Engagement のみ Bi-model の形で定義されているが、本研究では対象がニュース記事にとまらないため、別の評価手法を定義する必要がある。そこで、本研究では、ユーザの Exploratory Search の目的を有用な情報を探し出すこととし、最も高いエンゲージメントを示した行動を、

(4) Complete engagement:

記事本体の閲覧が 50%以上、且つユーザがタブ切替により再びページを訪れた、または Bookmark に登録した。

として再定義し、Web ページの重要度の評価手法として用いる。

4. 実験内容

本実験では、開発したツールを用いて収集した検索行動データに対して、提案手法を用いることによって、ユーザが重要だと判別したページの抽出がどの程度可能かを検証することを目的とする。

4.1 実験条件

本実験では、日本人 10 人、ドイツ人 10 人の計 20 人を対象に収集実験を行なった。表 1 に被験者の属性を示す。被験者には TrackThink を有効にし、検索履歴、キャッシュ、Cookie を削除した Google Chrome を用いて、30 分間で後述する 4 つの情報検索課題を行ってもらった。また、各課題の回答後に以下のアンケートを行った。

(1) 課題の難易度はどうだったか (10 段階)

(2) 回答する上で参考にした Web サイトはどこか (上位 3 つまで)

また、どの被験者も検索は英語で行ってもらった。

4.2 実験課題

提案手法が被験者の前提知識の偏りに寄らないことを示すため、日本人・ドイツ人のそれぞれの国の「人気のお土産」、「歴史的価値のある地所」を最大 7 分で検索させた。

*1 5 秒以上の Viewport 時間を閲覧と定義する。

表 1 被験者属性

			人数
被験者の属性内訳	性別	男性	17
		女性	3
	人種	日本人	10
		ドイツ人	10
被験者数計			20

表 2 検索課題の順序と詳細

国	順序	トピック	前提知識	難易度
自国	Q 1	お土産	有	低
	Q 2	歴史的地所	有	低
外国	Q 3	お土産	無	低
	Q 4	歴史的地所	無	高

「人気のお土産」は比較的検索難易度の低い課題、「歴史的価値のある地所」は歴史の知識を要するため難易度の高い課題として想定している。課題の順序と、想定される属性を表 2 に示す。

5. 結果と考察

5.1 課題の難易度

Q1 Q4 の各質問におけるユーザが感じた難易度の結果を図 7 に示す。実験設計時の仮説の通り、Q4 の難易度が高いと感じたユーザが多く、同トピックである Q2, Q4 間でも t 検定の結果有意差を見ることができた ($t < 0.05$)。また、各タスクにおけるユーザのページ閲覧数を図 8 に示す。閲覧数においても Q2, Q4 間で大きな差が見られており、検索難易度が変化していることがわかる。また、日本人・ドイツ人間での難易度の結果に有意差は見られなかった。このことより、本実験では Web 上のコンテンツの充実度やユーザセグメントの偏りに依存しない難易度を設定することができていたと言える。

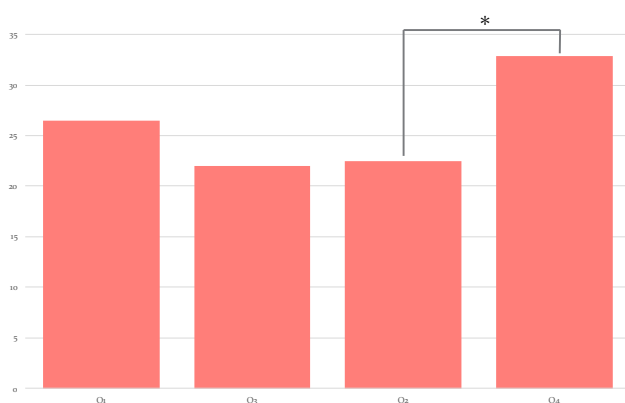


図 7 各課題の難易度。

5.2 ページ重要度の評価

本実験では提案手法に加え、閲覧回数のみでの評価と

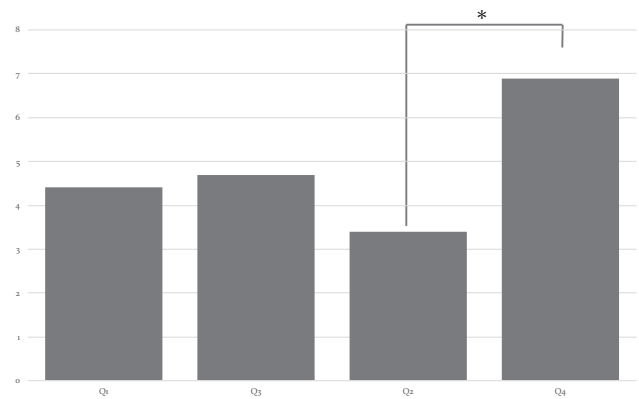


図 8 各課題の難易度。

表 3 ページ重要度の評価

手法	正答率 [%]	重要ページ [%]
Viewport50%以上	89.2	49.2
Viewport 50%以上+閲覧 2 回以上	86.4	20.6
閲覧 2 回以上	65.5	39.4

ViewPort 時間のみでの評価を行い、比較した。ユーザが重要だとみなしたページの結果を表 3 に示す。Viewport 時間のみでの評価を行った場合を重要だと評価した割合を正答率とし、閲覧ページ全体の中でシステムが重要ページだと判断した割合を重要ページ [%] としている。従来研究 [6] で用いられていた閲覧回数による評価よりいずれも Viewport 時間を用いた評価手法がより高い正答率を示している。最も正答率の高い結果は Viewport 時間のみでの評価を行った場合だが、この場合重要ページが約 5 割含まれることになり、重要なページを抽出することができているとは言い難い。これはこの実験のタスクでは、ユーザが比較的多くのコンテンツを慎重に深く読み込んでいたことを表しており、母国語でないためコンテンツの一部から内容を推測することが難しかった可能性が考えられる。一方で提案手法では、重要ページが 2 割程度と抑えることができていることから最も重要ページを抽出することに成功したと言える。

6. おわりに

本研究では、ユーザの検索時のブラウザ上での行動を包括的にロギングすることのできる拡張アプリケーションを開発し、Viewport 時間と行動履歴を組み合わせることで閲覧履歴からユーザにとって重要なページを抽出することのできる手法を提案した。また、本実験により提案手法が従来手法より高い効果を得ることができた。今後は、本稿での提案手法をもとに、抽出される重要ページを含め、そのページを見つけるまでのプロセスを他のユーザと共有することでより定性的な知識の獲得及び情報検索能力の向上を目指す。

謝辞

本研究は、JST CREST (JPMJCR16E1) の助成によって行われたものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] Emi Ishita, Yosuke Miyata, Shuichi Ueda, and Keiko Kurata. A structural equation model of information retrieval skills. In *Proceedings of the 2017 Conference on Conference Human Information Interaction and Retrieval*, pp. 317–320. ACM, 2017.
- [2] W Bruce Croft, Donald Metzler, and Trevor Strohman. *Search engines: Information retrieval in practice*, Vol. 283. Addison-Wesley Reading, 2010.
- [3] Ryen W White and Resa A Roth. Exploratory search: Beyond the query-response paradigm. *Synthesis lectures on information concepts, retrieval, and services*, Vol. 1, No. 1, pp. 1–98, 2009.
- [4] Emilie Palagi, Fabien Gandon, Alain Giboin, and Raphaël Troncy. A survey of definitions and models of exploratory search. In *Proceedings of the 2017 ACM Workshop on Exploratory Search and Interactive Data Analytics*, pp. 3–8. ACM, 2017.
- [5] David Ellis, Deborah Cox, and Katherine Hall. A comparison of the information seeking patterns of researchers in the physical and social sciences. *Journal of documentation*, Vol. 49, No. 4, pp. 356–369, 1993.
- [6] Matthew Carrasco, Eunye Koh, and Sana Malik. pophistory: Animated visualization of personal web browsing history. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp. 2429–2436. ACM, 2017.
- [7] Luyan Xu, Zeon Trevor Fernando, Xuan Zhou, and Wolfgang Nejdl. Logcanvas: Visualizing search history using knowledge graphs. In *The 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval*, pp. 1289–1292. ACM, 2018.
- [8] Dmitry Lagun and Mounia Lalmas. Understanding user attention and engagement in online news reading. In *Proceedings of the Ninth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, pp. 113–122. ACM, 2016.
- [9] 永野一馬, 荒川豊, 安本慶一ほか. Web 検索時の思考プロセスの形式化に向けた解析手法の検討. 2017 年度 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, Vol. 2017, , 2017.
- [10] Kazuma Nagano, Yutaka Arakawa, and Keiich Yasumoto. Trackthink: a tool for tracking a thought process on web search. In *Proceedings of the 2017 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 681–687. ACM, 2017.