

Web 閲覧履歴を利用した記憶モデルとユーザのインタラクション

Interaction between Users and Memory Models with Web Browsing History

岸江秀斗^{1*} 森田純哉¹
Kishie Shuto¹ Morita Junya¹

¹ 静岡大学情報学部

¹ Faculty of Informatics, Shizuoka University

Abstract: Web 上でのユーザの行動は多様化している。この多様化している行動は明確な目的を持たないブラウジングと明確な目的を持ったサーチングに分けることができる。本研究では、この2つの行動形態を支援する方法として、ユーザの Web 閲覧履歴に着目し、ACT-R を用いて閲覧履歴の情報を保持する記憶モデルを構築した。この記憶モデルのパラメータを操作することによる、行動形態をインタラクティブに支援する方法について検討する。

1 はじめに

情報技術の発展によって、Web 環境は人々にとってより身近なものとなり、様々な分野で活用されている。その一方で、Web 空間には膨大な情報が氾濫しており、ユーザの目的に合った有益なページにたどりつくことは容易ではない。

ユーザが精度の高い検索を行い、目的に合った質の高い情報にアクセスするためには、(1) 既存の検索システムやブラウザといったインターネットの改善（工学的アプローチ）、(2) ユーザ自身の検索スキルの向上（教育的アプローチ）が必要であると考えられる [1]。工学的アプローチでは、閲覧行動が類似するユーザの履歴情報から Web ページを推薦する協調フィルタリングのような様々な技術に関する研究が行われている。それに対して、教育的アプローチでは効果的な教授方法やメタ認知などに着目した研究が行われている。本研究ではこれらのアプローチを踏まえつつユーザとインタラクションするシステムの開発に着目した研究を実施する。

また一方で、Web が頻繁に利用されることにより、Web 空間上でのユーザの行動が多様化している。この多様化している行動は大きく2つに分けることができる。1つ目は、明確な目的を持った行動である。例えば、飲食店の予約や特定の問題に対する解決方法の調査などが挙げられる。このような明確な目的を持った行動はサーチングとも言われ、支援システムを構築する際には、ユーザをいかに早く正確に目的の情報にア

クセスさせるかということに主眼が置かれる。ユーザによるこの行動に焦点を当てた研究として、メタ認知を支援することにより、自律的なサーチスキルを身に付けさせるシステムの開発が行われている [2]。2つ目は明確な目的を持たない行動である。このような興味の赴くままに Web を閲覧する行動はブラウジングと言われる。ユーザのブラウジングに対する動機は Web の利用そのものに向けられる。支援システムの開発においてはサーチングとは対照的に、ユーザの行動の持続性や多くの情報に触れる機会を与えることに主眼が置かれる [3]。

このように、それぞれの探索形態を支援する研究が行われている。しかし、これらの研究はサーチングとブラウジングどちらか一方のみの行動を対象としており、双方の行動形態をインタラクティブに支援する研究はあまり行われていない。著者らは、ユーザによるサーチングとブラウジングのそれぞれの行動にインタラクティブに対応する支援が必要ではないかと考える。

それぞれの形態に応じた支援を行うためには計算機上に行動形態に対応したユーザモデルを構築し、そのモデルを Web 環境に統合することが有効であると考えられる。古くから、このような計算機上に人間の認知処理を表現する認知モデルに関する研究がされており、様々な認知特性を再現するモデルが構築されている。その中には個人のデータを使った個人化認知モデルに関する研究 [4] も存在し、これらの研究は様々な認知的課題の解決に貢献することができるのではないかと考えられる。

これらを踏まえて、本研究の目的は、ユーザの Web 行動を行動形態に合わせてインタラクティブに支援す

*連絡先：(静岡大学)

〒432 - 8011 静岡県浜松市中区城北3丁目5-1

E-mail: kishie.shuto.17@shizuoka.ac.jp

るためのフレームワークを構築することとする。本研究では、そのフレームワークの中で、ユーザモデルを搭載した Web ナビゲーションシステムを提案する。このシステムを評価するに先立ち、構築したモデルのシミュレーションを行うことで、ユーザモデルとユーザのインタラクションによるサーチング、ブラウジングの支援について検討する。

2 関連研究

2.1 認知アーキテクチャ

認知科学の領域において、古くから認知アーキテクチャによる研究が活発に行われてきた。認知アーキテクチャとは、個別の認知課題において生起する認知プロセスをモデル化するためのプラットフォームである。様々な認知アーキテクチャが開発されているが、本研究では、John. R. Anderson らによって開発された ACT-R (Adaptive Control of Thought-Rational)[5] を用いて Web ナビゲーションシステムを設計した。ACT-R は世界中で広く使われているアーキテクチャであり、先行研究も豊富である [6]。また、ACT-R は複数のモジュールを持つプロダクションシステムであり、モジュールの動作を指定する様々なパラメータが存在する。本研究では、このパラメータを操作することによって、ユーザの行動形態に応じて、ユーザの行動に介入するインタラクティブな支援を目指す。

2.2 ACT-R と Web との統合

ACT-R を用いた Web の研究も広く行われており、Web のナビゲーションに関するモデルを ACT-R で構築した研究も存在する [7]。この Pirolli らによって設計されたモデルは情報の香り (information scent) の概念をベースに構築された。情報の香りとは Web 上を行動するユーザが探索の手がかりにしているテキストやリンクのことを指す。ユーザはある Web ページがどの程度有用であるかを情報の香りから判断し、リンクを選択する。Pirolli らは情報の香りに基づいたモデルで Web ページ上のリンクを順番に評価した。そしてこのランキング付けした結果と実際の被験者が選んだリンクを比べ、情報の香りがユーザのリンクの選択に大きく関連することを示した。このことから、ユーザにとって有用であると考えられる刺激を提示することで、Web 上での行動が変容する可能性があると考えられる。

さらに Pirolli らは、Web のような情報システムの中を探索しているうちに、ユーザは自分の外部にある利用可能なコンテンツに関する概念的構造や情報自体の構造を理解するという情報狩猟理論 (information foraging

theory) を提唱した。つまり、この理論では、Web 探索においては、探索対象となる情報に関する理解と Web 上での情報の構造化に関する理解が同時に進行すると考える。この理論にもとづけば、探索の手がかりとなるような情報が提示されることにより、ユーザはその情報が蓄えられる Web 上の直接的な場所を教示されなくても、探索すべき情報をうまく発見することが可能になると考えられる。

また、ACT-R によって設計された Web 行動に関する記憶のモデルをブラウザに組み込み、心拍からユーザの状態を推定し、刺激提示を行う先行研究も存在する [8]。このモデルは、ユーザが日常において閲覧した商品画像に関わるチャンク¹をモデルの宣言的知識として保持する。チャンクの作成においては、商用の画像認識器 (Google Cloud Vision) によって出力されるラベルを利用する。商品画像に対して得られたラベルをチャンクとすることで、意味的に類似した画像を連続的に検索できるシステムを構築している。また、ACT-R によるチャンク検索のパラメータをユーザからリアルタイムに取得される心拍データによって調整することで、ユーザのストレスレベルを反映した商品画像の提示がなされるようになっている。

このシステムは、ユーザがブラウザを立ち上げると、まず最も思い出されやすいチャンクを検索する。思い出されやすさはチャンクが生成された時間やチャンクが使われた回数から求められる。次に、ラベルを共有する他のチャンクを一定時間検索する。そして、チャンクを検索できなくなるか所定の時間が経過した後に、最後に検索されたチャンクを出力する。このシステムを作成した Thanakit らはこのモデルを利用し、ユーザが閲覧したことのある商品画像を ACT-R の記憶検索のメカニズムに従って提示することによって抑うつなどに起因する反芻的な検索を妨げることができる可能性を示唆している。しかし、このモデルはユーザの置かれた文脈 (ユーザが現在観察しているページ) を考慮した検索を行っていないという限界も有している。

本研究では、先行研究の上記の限界や可能性を踏まえつつ、ユーザが現在観察しているページ情報が反映された Web 行動のナビゲーションシステムを構築する。さらに、システムによる情報提示のシミュレーション結果を示す。

2.3 Web 閲覧履歴の利用

本研究では、ユーザの Web 行動に対する個人化された支援を実現するために、Web 閲覧履歴に焦点を当てた。Web の閲覧履歴にはユーザ個人の検索特性が反映

¹ACT-R の宣言的モジュールに格納される知識の単位を表す語。

されており、個人に最適化された支援を行うことができる。と考える。

Web 閲覧履歴の可視化方法を工夫し、ユーザに提示するといった研究も多く行われている [9, 10, 11]. このように可視化方法を工夫しつつ、ユーザのブラウザ履歴を追跡し、目標を設定したり、不要な Web サイトをブロックする機能を持った RescueTime という商用ツールなども開発されている [12]. また、Web 閲覧履歴を利用したリファインドシステムの研究も進められている [13]. リファインドシステムとは、Web 情報の再アクセスを支援するための仕組みであり、ブックマーク機能などが例として挙げられる。Web ユーザは、以前見たページを繰り返し検索するという傾向があるため、このようなリファインドシステムの重要性も高まっている [14]. これらの研究は Web 閲覧履歴を利用することでユーザを支援することができる可能性を示唆している。本研究では、Web の閲覧履歴を用いて行動形態に応じた記憶モデルを ACT-R を用いて構築する。

3 ナビゲーションシステム

本章では、本研究で提案するナビゲーションシステムの構成要素について述べる。まず、3.1 節において本研究の提案システムの概要を述べる。3.2 節では、提案システムに組み入れたモデルの構成、活性値の計算方法について述べる。3.3 節では、活性値と行動形態との対応づけについて述べる。

3.1 システム概要

本システムは Web ブラウザの拡張機能を通して、ユーザ個人の記憶モデルとユーザがインタラクションするシステム全体の概要図を図 1 に示す。記憶モデルとして ACT-R を用い、そのモデルの挙動を Chrome 拡張機能を介してユーザに提示する。このシステムでは、ユーザが現在見ているページを「ターゲットページ」、モデルが検索してきた過去の閲覧ページを「ソースページ」と定義する。

本研究のモデルは、過去にユーザが閲覧したことのあるページの情報をチャンクとして保持する。このようなチャンクを作成するために、Chrome 拡張機能である History export¹を用いることでブラウザの履歴データを抽出する。抽出するデータには、id, lastVisitTime, lastVisitTimeTimestamp, title, typeCount, url, visit-count などの情報が JSON 形式で記述されている。以下のコードが History export を用いて抽出した履歴データの例である。

¹<https://bit.ly/2YN1Hp6>

```
{
  "id": "672",
  "lastVisitTime": "2020/4/8 13:36:06",
  "lastVisitTimeTimestamp": 1586320566,
  "title": "SHIZUOKA UNIVERSITY TOPPAGE",
  "typedCount": 0,
  "url": "https://www.shizuoka.ac.jp/english/",
  "visitCount": 2
}
```

この抽出した履歴データの url から Web ページをスクレイピングし、ページ本文を取得する。次に、抽出した本文をトピックモデル (LDA: Latent Dirichlet Allocation) を用いて 50 個のトピックに分類する。トピックモデルは gensim ライブラリ¹を用いて実装した。このライブラリにより分類されたトピックを記憶モデルにチャンクとして保持させる。その他に、lastVisitTime (そのページ最後に訪問した時刻) や visitCount (そのページへの訪問回数) を利用することで、システムにユーザの記憶の特性を組み込む。これらの設定を施すことでシステムは、記憶モデルに基づいたソースページの想起プロセスのシミュレーションを実現できる。モデルにおいて、ソースページはページ id とトピックの情報を保持するチャンク構造となっている。id は History export によって付与された id を用いている。検索されたソースページは Chrome 拡張機能を通してユーザに図 2 のように提示される。タイトルやサムネイル画像をクリックすることでページ遷移することができる。

このモデルの最も大きな特徴は、ターゲットページの情報をリアルタイムにモデルに与えることである。ACT-R において課題の状態や課題に関連する情報は、ゴールバッファと呼ばれる一時的な情報の格納場所に保持される。本モデルでは、ターゲットページの情報をトピックに分け、その中の上位 3 つのトピックをゴールバッファに格納する。リアルタイムにゴールバッファに組み入れることで、現在閲覧中のページに関連する情報が検索されやすくなる。つまり、ユーザの置かれている文脈に合わせてシステムがインタラクティブに挙動を変えることができる。次の節でモデルの構成に関する詳細について述べていく。

3.2 モデル構成

前節で述べたゴールバッファにターゲットページの情報を入れることでどのように文脈に合わせた検索が行われるのかについて述べる。ACT-R には宣言的知識の検索されやすさを示す活性値という値がある。本節では、活性値がどのように計算されるのかについて述べていく。

¹<https://radimrehurek.com/gensim/>

1. 活性化拡散の有無によってモデルの振る舞いなどのような違いが起こるか検証すること
2. 人工的な履歴データと自然な履歴データを比較することによって記憶特性の有無がモデルの振る舞いなどのような違いを及ぼすのか検証すること

4.1 シミュレーション条件

4.1.1 データセット

本シミュレーションでは、3つの自然な履歴データと1つの人工的な履歴データを利用した。自然履歴データは日常的に行われる実際の Web 閲覧行動のデータを指す。自然履歴データの内2つは2名の著者の履歴データであり、残り1つのデータは日常的に Chrome を利用している情報系の学部生に依頼し、提供を受けた。提供された段階で LDA による処理は完了しており、データは匿名化されていた。これらの履歴データは Chrome の履歴に残っている全ての期間を対象として収集した。自然履歴データに対して、人工履歴データは、複数のニュースサイトから短期間（1日）のうちに人工的に収集したデータである。この人工履歴データは短期間のうちに網羅的に集められたため、ページの再訪問に関する記憶の特性を保持していない。これらの履歴データは History export を用いて収集した。システムの実行時間の都合上、自然履歴データは1000件をランダムにサンプリングし、シミュレーションに利用した。人工履歴データのデータ数は200件であった。

それぞれのデータのトピック分布を図3に示す。グラフの横軸は分類された各トピックが含まれる順位を示し、縦軸はチャンクとして保持される各トピックの数を対数グラフとして示している。この図からデータによって、トピックの集中度合いが違ってくる。

4.1.2 パラメータ

本シミュレーションでは、活性化拡散の有無によるモデルの挙動を分析するために、:MAS パラメータを操作した。前章で述べたように:MAS は最大連想強度を表す。このパラメータを nil に設定することで、活性化拡散を無効にすることができ、nil 以外の正の値を設定することで、活性化拡散を有効にすることができる。本シミュレーションでは、:MAS を nil に設定した「活性化拡散なし条件」と:MAS を 15 に設定した「活性化拡散あり条件」をそれぞれのデータで比較する。

活性化拡散あり条件では、さらに2つのパラメータを操作した。操作したパラメータは:ga と:nsji である。:ga はゴールバッファからの活性化拡散に係数をかけることで活性化拡散の強弱を設定できるパラメータである。

本シミュレーションでは10に設定した。:nsji は t に設定することで連想強度のマイナス値を許容するように設定できる。つまり:nsji を有効にすることで、fan 効果の影響を高めることができる。本シミュレーションでは、:nsji を t に設定した。

4.1.3 ターゲットページ

それぞれの履歴データにおいて10個のページをターゲットページとして設定した。ターゲットページの選定方法としては、ゴールバッファに含まれる可能性のある3つのトピックの全ての組み合わせ（19600通り）を求め、この組み合わせの出現頻度が上位のトピックの組み合わせ5つと下位の組み合わせ5つを選ぶ方法を用いた。

4.2 シミュレーション結果と考察

4.2.1 検索されたページの頻度

図4は「活性化拡散あり条件」と「活性化拡散なし条件」のそれぞれの条件において、検索されたページの頻度を表す。縦軸は各ページが検索された回数の対数であり、横軸は検索されたページの順位を対数として表示している。自然履歴データにおいて、頻度の多いグラフの左側をみると活性化拡散あり条件が活性化拡散なし条件に比べて低いことがわかる。これは活性化拡散あり条件では単一のページに集中しない発散的な記憶検索が行われ、活性化拡散なし条件では単一のページを集中的に検索する収束的な記憶検索が行われていることを示す。それに対して、人工履歴データでは、条件間であまり差が見られなかった。これは、ページの再訪問に関する記憶の特性がないため、ベースレベル活性値の効果が弱いことが原因だと考えられる。

図5は活性化拡散あり条件において、出現頻度が上位と下位のデータで分け、頻度を確認する。このグラフでは、自然履歴データ内でもデータによって違いが見られた。これはデータによってトピックサイズや記憶に関するベースレベル活性値が違ってくる原因の一因として考えられる。

4.2.2 ターゲットページとソースページの類似度

ゴールバッファに含まれるターゲットページの上位3つのトピックとモデルが検索したソースページの上位3つのトピックからコサイン類似度（式5）求めた。分母は A, B それぞれのトピックのベクトル長を表し、分子は A と B の内積を表す。この類似度は2つのページ間のトピックの重複度を表す。例を挙げると、ターゲッ

トページのトピックが [topic1, topic4, topic8], ソースページのトピックが [topic1, topic3, topic6] だった場合, 類似度は 0.333... になる.

$$\cos(A, B) = \frac{AB}{|A||B|} \quad (5)$$

結果を図 6 に示す. 縦軸は類似度の平均を表し, 横軸はゴールバッファにいれられたトピックのトピックサイズで順位付けしたものである. 人工履歴データを見てみると, トピックサイズ順にターゲットとの類似度が変化している傾向があることがわかる. この傾向は, 人工履歴データではトピックサイズが大きいほど検索されたページの内容が重複するためだと考えられる. また, 自然履歴データ 1 においても若干ではあるが, 同様の傾向があるように見える. 自然履歴データ 1 と人工履歴データはトピックサイズのグラフを見てみるとトピックの偏りが比較的小さいように見える. すなわち, トピックサイズの分布に大きな偏りが無い場合は, トピックサイズ順にターゲットとの類似度が変化していく可能性がある. 一方でトピックサイズの偏りが強かった自然データ 2 と 3 は不規則な結果となった.

条件間で差を見てみると, 自然履歴データ 1 においては, 類似度が比較的大きいページでは活性化拡散なし条件の方が類似度が高い. これは活性化拡散あり条件では中心性の高い要素への検索の集中を防ぐ fan 効果が効いたことが原因だと考えられる. 自然データ 2 や人工履歴データにおいても同様の傾向が少し見られるが, 傾向からそれているデータも多くみられる. 自然履歴データ 3 に関しては, 条件間で差はあるものの傾向は見られなかった. これは, トピックが小さいもののベースレベル活性値が高いことや, 大きいトピックが含まれるページに小さいトピックが含まれないなどのトピックの繋がり悪さが影響している可能性がある.

5 まとめと今後

本研究では, ユーザの行動形態をインタラクティブに支援するためのフレームワークを構築した. 実際に, ユーザを支援するための Web ナビゲーションシステムを開発し, その評価に先立ち, 構築したモデルのシミュレーションを行った. その結果をもとに, 記憶モデルとユーザのインタラクションによるサーチング, ブラウジングに対応した異なる支援ができるのかについて検討した.

シミュレーションの結果, ターゲットページのトピック情報をチャンクとして保持することで活性化拡散が起り, モデルの振る舞いに違いが表れることがわかった. この活性化拡散はモデルの検索傾向を変えること

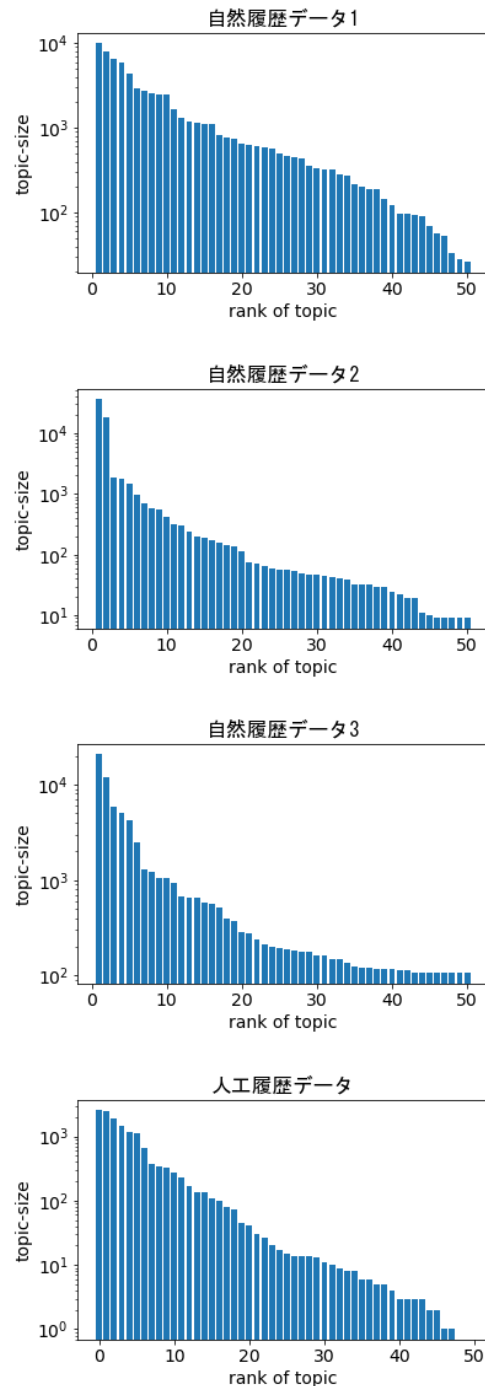


図 3: トピックサイズ

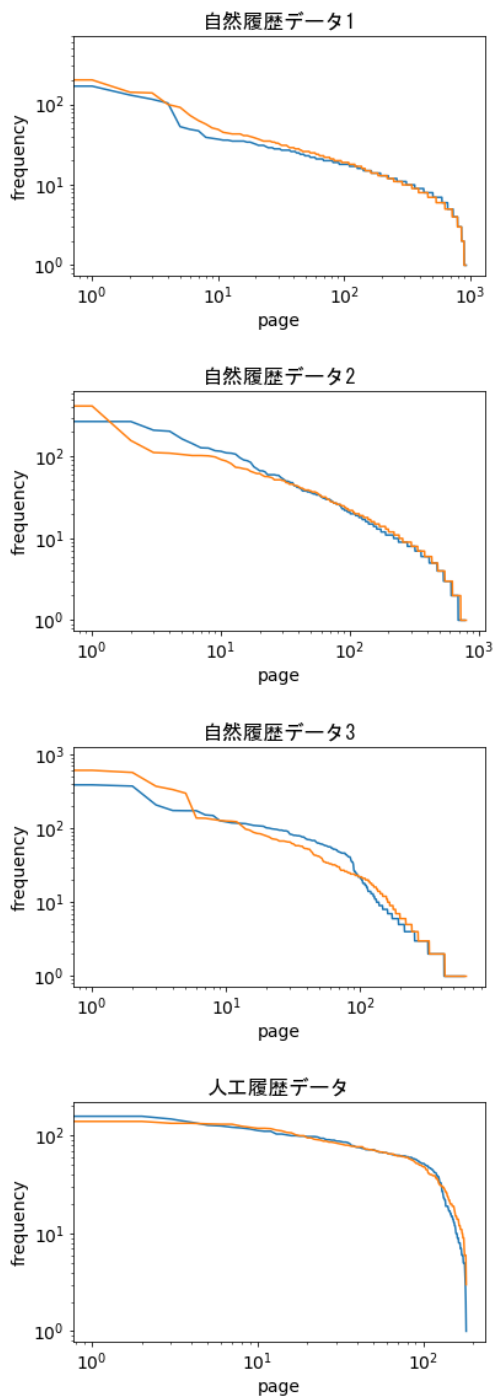


図 4: 頻度 (青: 活性化拡散あり, 橙: 活性化拡散なし)

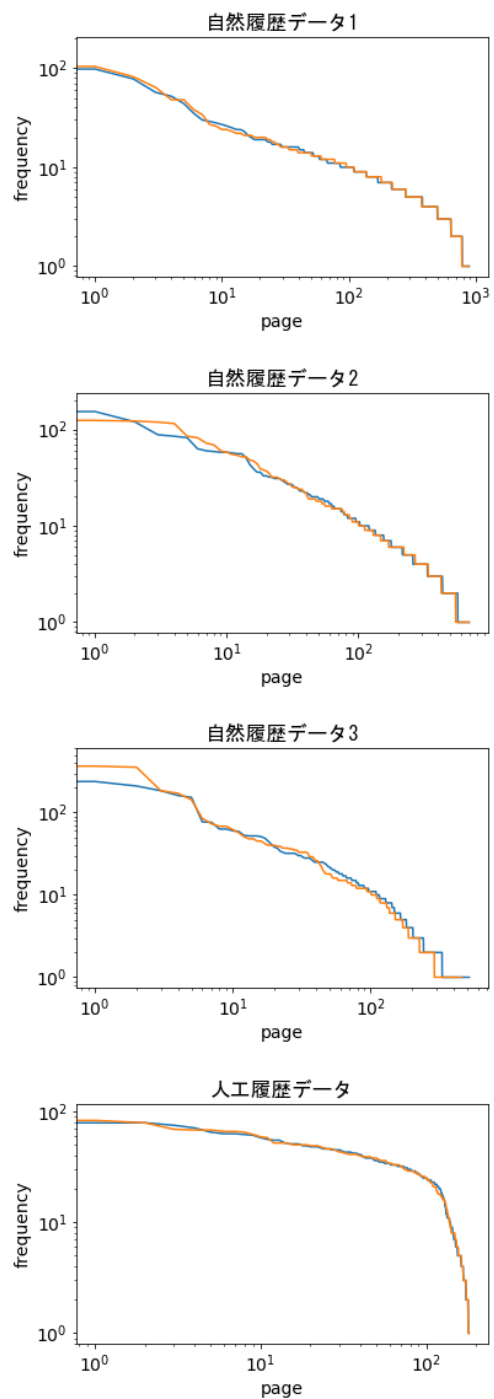


図 5: 頻度 (青: 出現頻度下位群, 橙: 出現頻度上位群)

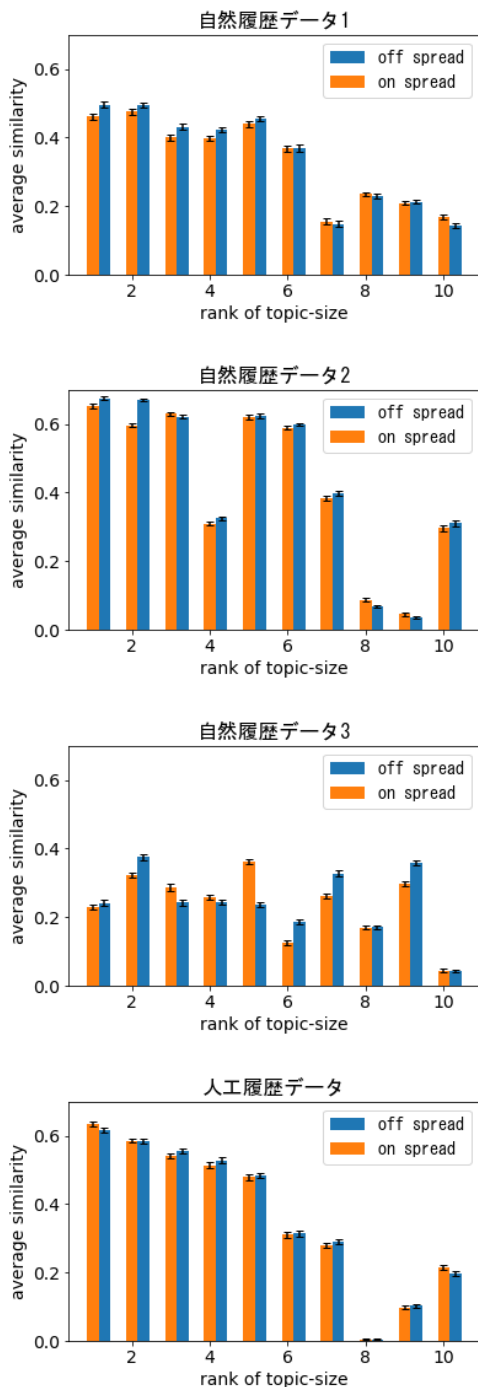


図 6: 平均類似度 (橙:活性化拡散あり, 青:活性化拡散なし)

ができ、本研究では、この傾向をターゲット志向性に対応させた。活性化拡散を有効にし、ターゲットの情報と関連した過去の記憶を提示することでサーチングの支援が可能になると考えられる。また、活性化拡散を無効にした場合は、直近の記憶、あるいはユーザが過去に何度も訪問したページが繰り返し検索された。1節ではターゲットからの活性化拡散のないモデルにおいては、多様なページが検索されるブラウジングを想定したが、そのような結果にならなかった。この結果は、活性化拡散が存在しないモデルにおいてはベースレベルの効果のみが働くことが原因として考えられる。実際、検索された頻度や日時にばらつきがない人工履歴データにおいては、集中的な記憶の検索がなされずに、幅広い検索がなされた。よって、セレンディピティを導くようなブラウジングを実現するためには、ベースレベルの効果の打ち消すモデルのメカニズムが必要ということになる。しかし、ベースレベルによる直近の記憶の検索は、ユーザに対する別の支援を可能にすると考えられる。ベースレベルの高い記憶は、現在の状況において重要度の高い記憶である。よってこれを繰り返し提示することにより、ユーザは行うべきことを忘れずに保持しておくことができる。このような Web 履歴の利用は、2.3 にて述べたリファインディングと呼ばれるシステムと対応する。

このように ACT-R における記憶のパラメータに応じて情報を提示することで、ユーザの行動形態に応じたナビゲーションが実現できると考える。つまり、ユーザがサーチを行っている時にはターゲットと関連した情報を提示し、ユーザがブラウジングを行っている時にはユーザの現在の関心とは関連しない過去のページを提示することでユーザの Web 行動を支援することができると考えられる。さらにユーザが直近のタスクを忘れそうな状況においては、ベースレベルが強く働く検索を提示することも有効であると考えられる。本研究では、このような支援のための基礎を構築できたと考える。

5.1 今後の課題

一方で、今回のシミュレーションで顕著な差は得られなかったが、この差がユーザにとって認識可能であるものかを調査する必要があると考える。認識可能であれば、ユーザの行動に変容を及ぼす可能性が高いと考えられる。しかし、認識可能でなくとも、ユーザの行動に変容を及ぼす可能性も考慮しなければならない。したがって、モデルの振る舞いの違いによってユーザの行動に変容するかについても調査する必要がある。また、過去の記憶を提示することによるリファインドを促す効果についても検討する必要があると考える。そ

の他にもサーチングとブラウジングの支援の切り替えに関する問題も存在する。今回のシミュレーションで活性化拡散を組み入れることで、サーチングとブラウジングに対応するモデルの振る舞いを確認したが、この振る舞いを切り替えるためにはユーザの現在の行動形態を知る必要がある。ACT-R では生理指標を使った研究も多くされているので、生理指標を使いユーザの現在の行動形態を知る方法などが考えることができる。今後はユーザの記憶モデルが Web 閲覧行動に及ぼす影響について、実証的に検討されていく必要がある。

参考文献

- [1] 齋藤ひとみ, 三輪和久. Web 情報検索におけるリフレクションの支援. 人工知能学会論文誌, Vol. 19, No. 4, pp. 214–224, 2004.
- [2] 長谷川忍, 柏原昭博. ハイパー空間における適応的ナビゲーションプランニング支援. 人工知能学会論文誌, Vol. 21, No. 4, pp. 406–416, 2006.
- [3] 中西美和, 高橋元哉. 非目的的情報探索に関する生理心理学的アプローチ. ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 21, No. 3, pp. 257–268, 2019.
- [4] 板橋和希, 森田純哉, 平山高嗣, 間瀬健二, 山田和範. モデルベース回想法における個人差の検討. 日本認知科学会第 36 回大会発表論文集, pp. 1012–1018, 2019.
- [5] John R Anderson. *How can the human mind occur in the physical universe?* Oxford University Press, 2009.
- [6] Iuliia Kotseruba and John K Tsotsos. 40 years of cognitive architectures: core cognitive abilities and practical applications. *Artificial Intelligence Review*, Vol. 53, No. 1, pp. 17–94, 2020.
- [7] Peter Pirolli. Rational analyses of information foraging on the web. *Cognitive science*, Vol. 29, No. 3, pp. 343–373, 2005.
- [8] Thanakit Pitakchokchai, Junya Morita, Yusuke Yamamoto, Hiroyasu Yuhashi, and Teppei Koguchi. Proposal of a system based on cognitive architecture to distract rumination while web browsing.
- [9] 佐藤千尋, 高久雅生. Web ページ閲覧履歴を用いた情報収集行動の振り返り支援. 情報知識学会誌, Vol. 30, No. 2, pp. 220–229, 2020.
- [10] Matthew Carrasco, Eunyee 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, 2017.
- [11] Steve Whittaker, Vaiva Kalnikaite, Victoria Hollis, and Andrew Guydish. 'don't waste my time' use of time information improves focus. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1729–1738, 2016.
- [12] Rescuetime. 2016. rescuetime. 2016. <https://www.rescuetime.com/>.
- [13] Harry Bruce, William Jones, and Susan Dumais. Keeping and re-finding information on the web: What do people do and what do they need? *Proceedings of the American Society for Information Science and Technology*, Vol. 41, No. 1, pp. 129–137, 2004.
- [14] Jaime Teevan, Eytan Adar, Rosie Jones, and Michael AS Potts. Information re-retrieval: Repeat queries in yahoo's logs. In *Proceedings of the 30th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp. 151–158, 2007.