

ユーザの記憶モデルを組み入れた Web 環境の提案: Exploration 条件と Exploitation 条件の比較 Proposal of Web Environment Incorporating User's Memory Model: Stimulus Presentation Contrasting between Exploration and Exploitation

岸江 秀斗[†], 森田 純哉[†]

Shuto Kishie, Junya Morita

[†] 静岡大学情報学部

Faculty of Informatics, Shizuoka University

kishie.shuto.17@shizuoka.ac.jp, j-morita@inf.shizuoka.ac.jp

概要

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、強化学習における探索と搾取がブラウジングとサーチングに対応すると考え、ACT-R を用いてそれらを再現する記憶モデルを構築した。この記憶モデルを Web 環境に統合することにより、ユーザの行動に応じた支援を行うための枠組みを提案する。

キーワード：探索と搾取，記憶モデル，ACT-R

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。

また、近年では 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つけさせるシステムの開発が行われている [1]。2 つ目は明確な目的を持たない行動である。明確な目的を持たないため、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。このような明確な目的を持たない行動はブラウジングとも言われ、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 [2]。

このように、それぞれの支援に関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、双方の行動形態を適応的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動的に対応する支援が必要ではないかと考える。

ブラウジングとサーチングは強化学習における探索 (Exploration) と搾取 (Exploitation) に当てはめることができる [3]。探索とは未知の状態を経験するために行動することであり、搾取は過去に試みた行動の中で、多くの報酬を得るような行動をとることである。探索と搾取はどちらか一方を重視してしまうと目的の達成から遠ざかってしまうため、バランスを保つことが重要である。すなわち、ブラウジングとサーチングにおいてもそれぞれのバランスが重要であり、双方の行動形態を支援する必要があると考えられる。

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記憶モデルを構築し、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える。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、本研究では、行動形態に応じた支援を行うためのフレームワークを構築することを目的とする。このシステムは個人化された記憶モデルを搭載しており、モデルは ACT-R (Adaptive Control of Thought-Rational) [5] を用いて設計した。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]。

2. 関連研究

ACT-R において、Web のナビゲーションに関するモデルは Pirolli らによって過去に構築されている [7]。このモデルは Web 探索者が探索の手がかりにしているテキストやリンクなどから活性値が伝搬する。探索の手がかりになるテキストやリンクは情報の香り (information scent) と呼ばれる。この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、ランキング付けをした結果と実際に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していることを示した。

さらに上の研究は、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、Thanakit らは、Web 行動のモデルを搭載し、適切なタイミングで刺激提示による介入を狙うシステムの研究を行っている [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。

ユーザがブラウザを立ち上げると、まず活性値が最も高いチャンクを検索した後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。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適切なタイミングで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。

3. モデルと Web 環境の統合

認知アーキテクチャ ACT-R によって実装される Web 行動のナビゲーションシステムを構築した。本節では、まず、ユーザの現在の文脈 (現在閲覧しているページ=ターゲットページ) に影響された過去の記憶 (過去に観察した Web ページ=ソースページ) の検索モデルを示す。その後にそのモデルを組み入れた Web 行動のナビゲーションシステムを説明する。

3.1 モデル

ACT-R では知識はチャンクと呼ばれる要素で構成されている。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, visitcount 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。

```
{ "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
}
```

¹<https://bit.ly/2YN1Hp6>

これらのうち、title を用いることでチャンクを構築する。また、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、チャンクのベースレベル (活性値を定めるパラメータ) を設定する。ここまでの操作は Thanakit らのシステムと基本的に同様である。

このモデルの特徴は、ターゲットページのタイトル情報をリアルタイムにゴールバッファに組み入れる点にある。ACT-R においてゴールバッファは課題の状態や課題に関連する情報などを保持する。さらに、ACT-R にはバッファに保持しているチャンクが宣言的知識の活性値に伝搬する活性化拡散という仕組みがある。つまり、このゴールバッファに現在のページの情報を入れることでターゲットページからの活性化拡散が引き起こされ、結果として現在閲覧中のページに関連する情報が検索されると考えられる。後述するシミュレーションでは、ターゲットページからの活性化拡散あり条件とターゲットページからの活性化拡散なし条件でのモデルの動作を比較して分析する。

3.1.1 活性値の計算

前節で述べた活性化拡散、ベースライン活性値がどのように求められるのかについて述べる。宣言的知識の検索では、検索リクエストに合致した全てのチャンクに対して活性値が計算され、その中で最も活性値が高いチャンクが提示される。活性値 A_i は式 1 のように、ベースレベル活性値 B_i 、活性化拡散 S_i 、ノイズ ϵ の合計で求められる。

$$A_i = B_i + S_i + \epsilon \quad (1)$$

式 1 の第一項、ベースレベル活性値の計算には式 2 を用いる。 n はチャンク i の出現回数、 t_j は j 番目の出現回数からの経過時間、 d は ACT-R のパラメータ (:bll) によって指定される減衰率を示し、 β_i はパラメータ (:blc) によって指定されるオフセット値を示す。

$$B_i = \ln\left(\sum_{j=1}^n t_j^{-d}\right) + \beta_i \quad (2)$$

式 2 の第二項、活性化拡散の計算には式 3 を用いる。活性化拡散は現在のコンテキスト C に対するチャンク i の連想強度 S_i として計算される。コンテキスト C はゴールバッファに含まれる属性値 j の集合を表す。 W_j は属性値 j に付与される注意の重みを表し、 S_{ji} は属性値 j と宣言的記憶のチャンク i の連想強度

を示す。

$$S_i = \sum_{j \in C} W_j S_{ji} \quad (3)$$

連想強度は式 4 で計算される。MAS (Maximum Associative Strength) は、連想強度の最大値であり、fan は、要素 j と連想関係にあるチャンクの宣言的知識における総数を示す。式 4 で示すように MAS から fan を引くことで、宣言的知識の中で多くのチャンクと結合する中心性の高い要素の連想強度が低くなる。つまり、活性化拡散の計算は、検索にコンテキストの効果を含めるだけでなく、宣言的知識のネットワークにおいて、中心性の高い要素への検索の集中を防ぐ効果も有している。

$$S_{ji} = MAS - \ln(\text{fan}_j) \quad (4)$$

3.2 ナビゲーションシステム

本研究では、モデルと Web 環境を統合することによって、ユーザの Web 行動をナビゲートするインターフェイスを構築した (図 1)。このインターフェイスは自分の記憶モデルの動きをサムネイル画像の提示といった形で確認することができる。システムの流れを図 2 に示す。まず、History export で得られた JSON 形式のデータをもとに、WordPress mshots API² を用いて過去にユーザが訪れた Web ページのサムネイル画像を生成する。そして、ページの意味情報をモデルに与えるために、Web ページのタイトルを Janome³ を利用して形態素解析し、抽出された単語とページの id を対応付けたチャンクを作成する。そのデータを ACT-R モデルが読み込み、読み込まれたチャンクに基づいて宣言的モジュールに含まれる他の Web ページが検索される。検索された Web ページは Chrome 拡張機能を利用してブラウザ上にサムネイル画像として表示される。同時に、Chrome 拡張機能からターゲットページのタイトル情報がユーザの PC に存在する Python スクリプトに送信される。送信されたタイトル情報はテキストデータから重要なキーワードを抽出することを目的とした termextract モジュール⁴ を利用して重要度を順位を付け、上位 3 つの単語を ACT-R のデータとして変換し、リアルタイムにゴールバッファのスロットに格納する。こうした流れを設計することでユーザの検索行動に合わせてモデルの挙動を変えるようなシステムを構築した。

²<https://github.com/wp-api-libraries/wp-mshots-api>

³<https://github.com/mocobeta/janome>

⁴<http://gensen.dl.itc.u-tokyo.ac.jp/pytermextract/>

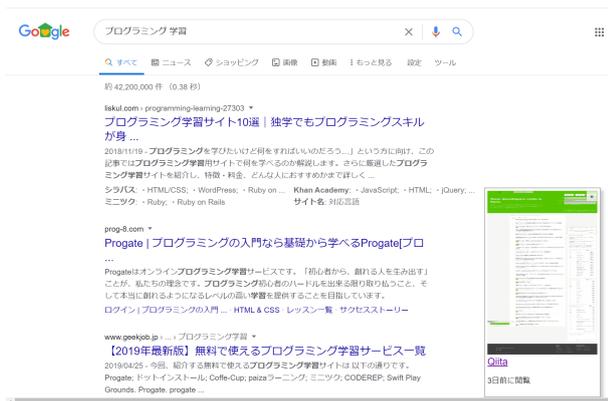


図 1 ユーザをナビゲートするインターフェイス

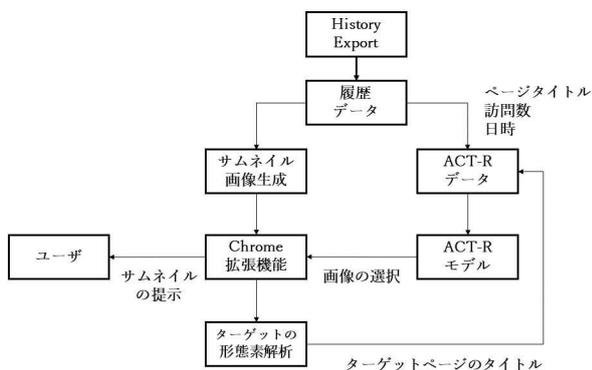


図 2 システム概要図

3.3 シミュレーション

シミュレーションではターゲットページからの活性化拡散の有無がモデルの検索パターンに影響を及ぼすのかを検証する。

3.3.1 シミュレーション条件

History Export から抽出した第一著者自身の履歴データ 1114 件をデータとした。データから任意にサンプリングされた 10 のページをターゲットページとして、それぞれに対して 1000 ページを連続に検索するシミュレーションを行った。つまり、検索された前のページの情報と共通するページをリクエストする。その際、ターゲットページのタイトル情報をゴールバッファに格納する「活性化拡散あり条件 (Exploitation 条件)」とそのような操作を行わない「活性化拡散なし条件 (Exploration 条件)」を設定した。各検索試行において、現在設定されているターゲットページを履歴データから削除した。ターゲットページからの活性化拡散がどのようにモデルの検索パターンに影響を与えるのかを分析するため、ターゲットページとモデル

が検索したソースページのタイトルのそれぞれについて単語頻度ベクトルを作成し、そのコサイン類似度を求めた。

3.3.2 シミュレーション結果

各条件でターゲットページとモデルが検索したソースページとのタイトルの類似度ごとの平均頻度 (n=10) を図 3 に示す。横軸の類似度はターゲットページとの類似に基づいて 0.0 から 1.0 の 11 の階級に分けた。縦軸はその階級ごとに 10 個のターゲットページによって平均を計算した。どちらの条件でもグラフは右肩下がりになっており、全く類似性のないページ (similarity=0.0) が最も多く提示されたことがわかる。条件間でグラフの差を見てみると、顕著な差ではないものの、類似度が 0.3 から 0.4 の区間に注目すれば活性化拡散あり条件が活性化拡散なし条件に比べ有意に平均頻度が高いことがわかる。

また、各ターゲットページごとの平均類似度を図 4 に示す。横軸は各ターゲットページの平均類似度の順位を示している。縦軸は各ターゲットページごとに行われた 1000 回の検索における類似度の平均を示す。このグラフからも、ほぼ全てのターゲットページにおいて、活性化拡散あり条件が活性化拡散なし条件よりも類似度が有意に高いことがわかった。

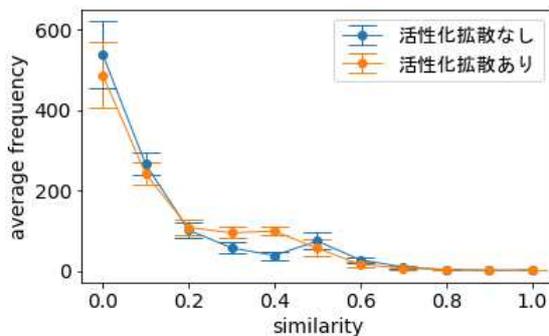


図 3 類似度ごとの平均頻度

4. まとめと今後

本研究では、ユーザの行動形態に応じた支援を行うためのフレームワークを構築した。シミュレーションの結果、ターゲットページのタイトル情報をチャンクとして保持することによって、微細な差ではあるものの現在のユーザの関心を反映した情報が提示されることがわかった。このようにターゲットとの関連に応じ

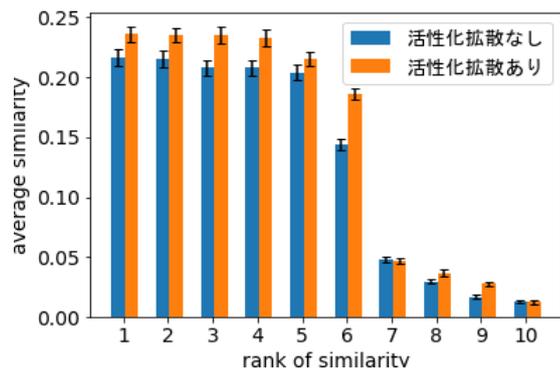


図4 各ターゲットページの平均類似度

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思われる。

一方で、今回はタイトル情報をページの情報としてモデルに与えたため、ページの本文に関する情報は記憶検索において考慮されていない。また、タイトルの情報は形態素解析を行った結果をチャンクに保持させたため、意味解析などは行っていないなどの問題がある。

そこで今後は、ページ本文を含めた意味解析を行い、その情報をチャンクとして保持するようにシステムを拡張する必要があると考える。さらに、本研究で提案したフレームワークを基に、モデルの検索パターンをユーザの振る舞いに応じて動的に変更することで、それぞれの行動形態に応じた記憶モデルを作ることができるのではないかと考えている。将来的には、このシステムが実際にユーザをどの程度ナビゲートできるのかを検証する必要がある。

文献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] Stephan Ten Hagen, Maarten Van Someren, Vera Hollink, et al. Exploration/exploitation in adaptive recommender systems. In *Proceedings of the European Symposium on Intelligent Technologies, Hybrid Systems and their implementation on Smart Adaptive Systems*. Citeseer, 2003.

- [4] 平山高嗣, 間瀬健二, 山田和範, 板橋和希. 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.