

Web ページ閲覧における時間と共に変化するユーザの心理段階推定 Estimation of the user's psychological stage changing over time while browsing web pages

佐々木 優太[†]
Yuta Sasaki

原田 史子[‡]
Fumiko Harada

島川 博光[†]
Hiromitsu Shimakawa

1. はじめに

情報検索は日常生活の中でもっとも実行するタスクのひとつである。これまで、情報検索の成功はシステムの有効性で評価されてきた。システムの有効性を評価する方法として、ユーザテストがある。ユーザテストは、インタビューアーに依存する思考発話法や回顧法、量的データを取集するパフォーマンス測定がある。システムの有効性を量的データで評価できれば、解釈が一意となり、望ましい。パフォーマンス測定は効果、効率、満足度の3点で評価する。効果や効率はユーザエンゲージメントの測定によって導き出されるタスク達成率やタスク達成時間で表すことができる。ユーザエンゲージメントとは、ユーザーがWebサイト、アプリ、またはその他の製品でタスクを実行するさいのアクティビティのことである。しかし、満足度だけはアンケートなどの主観的評価で表すことになる。そのため、満足度を主観的評価ではなく、ユーザエンゲージメントから客観的評価で表すことが課題である。

現状、システムの有効性はタスク全体で総括した形でしか評価できていない。特定のタスクでの不快なユーザ体験 (UX) のために、ユーザは、そのシステムの利用を継続せず、別のシステムに移ることが分かっている [1]。そのため、システムの有効性を各タスクにおいて評価することが必要である。

そこで本論文では、時間と共に変化するユーザの心理段階を推定する手法を提案することで、満足度を客観的評価する。本論文は以下のように構成されている。第2節では、満足度やエンゲージメントに関する研究について論じる。第3節では、心理段階を推定する手法について述べる。第4節では、今後の研究について述べる。

2. エンゲージメントによりユーザ理解

2.1 エンゲージメントの測定方法

エンゲージメントを測るのに2つの方法が存在する。まず、言語的手段により表現されたユーザの知覚を基にエンゲージメントを測る方法がある。ユーザの知覚は、インタビューやアンケートでユーザに自己申告させる。この方法は、昔から心理測定尺度として議論されてきた [2][3]。しかし、ユーザの知覚によるエンゲージメント測定はユーザの自然なインタラクションを妨げる。また、ユーザの自発的な回答に依存する。

次に、行動特性によってエンゲージメントを測る方法がある。行動特性とは、ユーザの行動の数量的評価のために観測する特性のことである。行動特性には、クリックから眼球運動 [4] までさまざまなものがある。眼球運動などの行動特性はエンゲージメント測定では有

用であるが、導入のハードルが高い。そのため、行動特性は比較的簡単に測れるものを用いるべきである。

2.2 状態遷移を無視したエンゲージメント推定

Ioannis らはダイレクトディスプレイにおけるカーソルのからのエンゲージメント測定を行った。 [5] Ioannis らの研究はマウスカーソル位置が既存の行動特性より注目度や有用性を予測するのに有用であることを示した。Mengdie らは情報検索において、行動特性を37個の特徴とし、エンゲージメントを測定した [6]。知覚のしやすさや新規性などの次元で分類することで、異なる行動特徴が特定の次元をより良く反映していることを示した。また、加藤ら [7] は、タッチ操作ログとアンケート回答から相関係数の有無を検証した。この研究では、スワイプ平均速度と注視時間の比率が、アンケートによるエンゲージメント評価と強い相関を示した。これらの研究は行動特性によるエンゲージメント測定が満足度を評価するのに有用であることを示している。しかし、満足度を一連のタスクの結果から評価しているため、各タスクを通じて評価していない。タスクを通じて評価するために、ユーザの状態を考える必要がある。

3. 行動特性による AIDMA の心理段階推定

3.1 手法概要

本研究では、ユーザの行動特性を時系列データとして取得し、マルコフ連鎖モンテカルロ法 (以下、MCMC) を用いて状態推定をすることで、AIDMA に基づく心理段階を推定する手法を提案する。AIDMA とは、消費者の購買プロセスを可視化するフレームワークである。AIDMA では、購買プロセスを認知、関心、欲求、記憶、購買という5段階に分かれている。本論文では、時間と共に変化するユーザー満足度を、AIDMA の購買プロセスの段階に照らしたユーザの心理段階として定義する。手法の全体像を図1に示す。

まず本手法では、ブラウザとマウスからの行動特性の時系列を観測値として取得する。取得された観測値から状態空間モデルを作成する。状態空間モデルでは、行動特性から得られる観測値はユーザの状態ベクトル

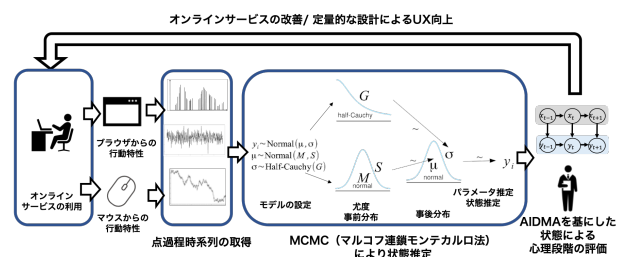


図 1: 手法概要図

[†]立命館大学

[‡]コネクトドット

と状態遷移行列から計算される。作成した状態空間モデルの推定をするためにMCMCを使用する。MCMCで近似推論するために、事前分布、尤度をそれぞれ設定する。設定した事前分布、尤度を基にサンプリングすることで事後分布を得る。サンプリング過程を診断することで事後分布の算出結果が合理的な近似であるかを判断する。得られた事後分布から状態空間モデルのパラメータおよび状態を推定する。推定された状態とAIDMAに基づく満足度を照らし合わせることで心理段階推定をする。

3.2 Web ページ閲覧の行動特性

本手法では、ブラウザおよびマウスの2つから行動特性を時系列で取得する。

まず、ブラウザからWebサイトの操作に関する行動特性が取得できる。取得できる行動特性には、カーソルの座標、クリック数、ページ遷移などがある。時系列で取得しているため、クリック累積数や各ページのアクセス回数などの新たな特徴量を作成することが可能である。

次に、マウスからユーザの動きに関する行動特性が取得できる。マウスから取得できる行動特性は、マウスの速度、加速度、スクロールの速度、加速度である。

3.3 MCMC により状態推定

本手法では、MCMCを用いて、状態空間モデルを推定する。MCMCとは、マルコフ連鎖を作成することをもとに多変量の確率分布からサンプルを得る手法である。MCMCの手順は以下の通りである。1) モデルの設計。2) 尤度の選択。3) 事前分布の選択。4) 事後分布の計算。MCMCは、離散・連続を問わず、さまざまな分布に適用可能であることや非常に多変量でも適用が可能であることが特徴である。また、必ずしもすべてのパラメータの組み合わせについて計算する必要がない。状態空間モデルを推定するさいには、バッチ処理で状態とパラメータを同時に推定する。

本手法では、MCMCの一手法で、勾配情報を用いるハミルトニアンモンテカルロ法(以下、HMC)を用いる。HMCは勾配情報を使用するので各ステップの計算負荷は大きい、各ステップで受容される確率が高い。そのため、良いサンプリング結果が得られる。サンプリング過程を診断することで、事後分布の算出結果が合理的な近似であるかを判断する。

3.4 AIDMA に基づく心理段階推定

MCMCによってサンプリングすることで事後分布が求められ、状態は推定される。推定された状態はMCMCによって求められたものなので、AIDMAに基づく満足度とは異なる。そのため、推定された状態とAIDMAに基づく満足度を照らし合わせ、教師あり学習モデルとして心理段階を推定する。

4. おわりに

情報検索の成功はシステムの有効性で評価されてきた。システムの有効性はユーザエンゲージメントを測定することによって評価できるものと満足度のような主観的評価で評価されるものがある。評価の一意性を得るため、満足度を、主観的評価ではなくユーザエンゲージメント時の行動特性から客観的に評価すること

が課題である。また、システムの有効性は、それぞれのタスク実行に対する、定量表現された満足度の総和として評価すべきである。本論文では、ユーザーの行動特性を時系列データとして取得し、MCMCを用いて状態を推定することで、AIDMAに基づく心理段階を推定する手法を提案した。今後、本論文で提案した手法が有用であるかを実験で検証する。

参考文献

- [1] J. Lehmann, M. Lalmas, E. Yom-Tov, and G. Dupret, "Models of user engagement," in *International conference on user modeling, adaptation, and personalization*. Springer, 2012, pp. 164–175.
- [2] H. L. O'Brien and E. G. Toms, "The development and evaluation of a survey to measure user engagement," *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, vol. 61, no. 1, pp. 50–69, 2010.
- [3] J. Webster and H. Ho, "Audience engagement in multimedia presentations," *ACM SIGMIS Database: the DATABASE for Advances in Information Systems*, vol. 28, no. 2, pp. 63–77, 1997.
- [4] I. Arapakis, M. Lalmas, B. B. Cambazoglu, M.-C. Marcos, and J. M. Jose, "User engagement in online news: Under the scope of sentiment, interest, affect, and gaze," *Journal of the Association for Information Science and Technology*, vol. 65, no. 10, pp. 1988–2005, 2014.
- [5] I. Arapakis and L. A. Leiva, "Predicting user engagement with direct displays using mouse cursor information," in *Proceedings of the 39th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, ser. SIGIR '16. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2016, p. 599–608. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/2911451.2911505>
- [6] M. Zhuang, G. Demartini, and E. G. Toms, "Understanding engagement through search behaviour," in *Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management*, ser. CIKM '17. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2017, p. 1957–1966. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/3132847.3132978>
- [7] 加藤勇太, 岩本健嗣, 松本三千人 *et al.*, "タッチ操作ログを用いたwebコンテンツ閲覧時における興味度合い推定の研究," *情報処理学会論文誌*, vol. 59, no. 2, pp. 508–518, 2018.